



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Ingeniería Biomédica

“Sistema para la detección de arritmias cardiacas empleando medidas de
textura”

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el título de Ingeniero Biomédico
de línea terminal en Bioinstrumentación.

Presenta:

Juan Carlos Pérez Covarrubias.

Dirigido por:

Dr. Carlos Andrés Pérez Ramírez.

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Dr. Carlos Andrés Pérez Ramírez

Presidente

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Secretario

Ing. José de Jesús Santana Ramírez

Vocal

Ing. Eduardo Martínez Segoviano

Suplente

Firma

Firma

Firma

Firma

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Fecha: Febrero de 2021

RESUMEN

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) resulta una de las principales causas de muerte a nivel mundial. De acuerdo con datos de la Organización Mundial de la Salud (OMS), en el año 2012 murieron alrededor del 17.5 millones de personas en el mundo, por lo que los avances en tratamiento y, sobre todo, en detección de las ECV han sido relevantes para el desarrollo de sistemas capaces de predecir un evento cardiaco. En el caso de la muerte súbita cardiaca SCD, por sus siglas en inglés, representan una de las principales ECV. En México, representa entre 33 y 53 mil muertes anuales, la cual se caracteriza como una ECV que se presenta una hora antes de los síntomas, por ello resulta importante su tratamiento oportuno.

Diferentes metodologías han sido implementadas para predecir eventos relacionados con la señal cardiaca analizando su comportamiento incluso antes de presentar síntomas, con la finalidad de predecir conductas distintivas para la caracterización de eventos cardiacos. En particular, recientemente se ha comenzado a explorar el uso de la medición de la regularidad de una señal para detectar variaciones en los patrones que ésta pudiera tener. Un ejemplo de esto es la homogeneidad, la cual ha sido aplicada en el Procesamiento Digital de Señales para medir cambios en la irregularidad de una señal para detectar fallas mecánicas o eléctricas. Una característica que comparten estas señales es que tienen patrones que cambian con la severidad de la falla, lo que permite suponer que al aplicarse a una señal que tenga características similares se puedan obtener resultados aceptables.

Por tal motivo, el presente trabajo describe el desarrollo e implementación de una metodología específica para la detección anticipada de un evento de SCD usando la homogeneidad para realizar un sistema capaz de cuantificar y clasificar entre una persona sana y una con SCD en una plataforma como un microcontrolador.

(Palabras clave: ECV, SCD, homogeneidad, MLP, clasificador, microcontrolador.)

AGRADECIMIENTOS

Como principal reconocimiento, agradezco a mis padres José Luis Pérez y Rosa María Covarrubias por su apoyo incondicional en mi trayecto académico y como persona. A mis hermanos Luis Adrián, Alexis y Cristian Pérez por su apoyo en cada momento.

Agradezco a todos mis maestros en la carrera por no solo por brindarme su conocimiento a lo largo de la universidad, si no por formarnos como personas socialmente responsables. Un especial agradecimiento a mis profesores que me acompañaron en este proyecto, al Dr. Carlos Andrés, Dr. Juan Pablo Amezcua, Ing. José de Jesús Santana y al Ing. Eduardo Martínez por siempre apoyarme en este proceso.

A mi novia Daniela Velázquez por siempre estar apoyándome a lo largo de este proceso tanto académica como personalmente brindándome comprensión y ánimos.

A mis compañeros de carrera que siempre estuvieron a lo largo del proceso académico y fuera de, para hacer toda una etapa inolvidable para mi formación personal y profesional.

Gracias.

Tabla de contenidos

1. Introducción.....	9
1.1 Antecedentes	10
1.2 Descripción del problema	12
1.3 Justificación	13
1.4 Hipótesis y objetivos	13
1.4.1 Hipótesis.....	13
1.4.2 Objetivo General	13
1.4.3 Objetivos particulares	14
1.5 Planteamiento general.....	14
2. Revisión de literatura	16
2.1 Señales cardiacas.....	16
2.1.1 Origen y cuantificación.....	16
2.1.2 Enfermedades cardiacas	18
2.2 Adquisición de señales cardiacas	19
2.2.1 Electrodo.....	20
2.2.2 Electrocardiograma.....	22
2.3 Procesamiento digital de señales.....	22
2.3.1 Descripción y características del procesamiento digital de señales	22
2.3.2 Técnicas de procesamiento digital de señales	23
2.3.3 Redes neuronales.....	35
2.4 Procesadores de señales.....	37
2.4.1 Tiva TM4C23Gx.....	37
3. Metodología	39
3.1 Metodología propuesta.....	39
3.2 Desarrollo de la tarjeta de acondicionamiento de señales ECG	40
3.3 Base de datos empleada	45
3.4 Validación de los algoritmos	46
4. Resultados obtenidos	51
4.1 Validación de los algoritmos	51
4.2 Discusión de resultados.....	55
4.3 Implementación de la metodología propuesta en la plataforma Code Composer Studio. 55	
4.3.1 Desarrollo del programa en microcontrolador Tiva TM4C123G.....	56

5. Conclusiones y perspectivas	58
5.1 Conclusiones.....	58
5.2 Prospectivas.	58
6. Bibliografía	59

Dirección General de Bibliotecas UAQ

Índice de tablas

Tabla 2-1 Referencias unipolares	19
Tabla 2-2 Principales ventajas y desventajas de los filtros tipo FIR e IIR.....	27
Tabla 2-3 Principales características de la TIVA TM4C123x	38
Tabla 3-1 Información Clínica de pacientes con SCD extraída de la base de datos.	45
Tabla 3-2 Frecuencias de corte y paso para método de mínimos cuadrados.....	47
Tabla 3-3 Valores de la homogeneidad de una señal antes y después filtrada.....	49
Tabla 3-4 Frecuencias utilizadas y homogeneidad resultante	50
Tabla 4-1 Valores de homogeneidad obtenidos (I)	51
Tabla 4-2 Valores de homogeneidad obtenidos (II)	51
Tabla 4-3 Valores de homogeneidad obtenidos (III).....	52
Tabla 4-4 Exactitud del clasificador minuto por minuto.....	54
Tabla 4-5 Análisis de memoria en CCS	56

Índice de figuras

Figura 1-1 Planteamiento general del problema.....	14
Figura 2-1 Anatomía y sistema eléctrico del corazón	17
Figura 2-2 Complejo P, QRS y T del corazón.....	18
Figura 2-3 Triángulo de Einthoven	20
Figura 2-4 a) Electrodo de plata, usados en las extremidades. b) Electrodo de metal aplicadas con cinta quirúrgica. c) Electrodo de espuma desechables usados con monitores electrocardiográficos.	21
Figura 2-5 Procesamiento digital de señales	23
Figura 2-6 Filtro pasa bajas	24
Figura 2-7 Filtro pasa altas	25
Figura 2-8 Filtro pasa bandas	25
Figura 2-9 Filtro rechaza bandas	26
Figura 2-10 Ventanas rectangulares de diferente duración en dominio de frecuencia y tiempo.	29
Figura 2-11 Filtrado por muestreo en frecuencias con un número de muestras $M=14$	30
Figura 2-12 Interpretación geométrica de la proyección ortogonal del vector d en el espacio de columna de A	32
Figura 2-13 Implementación de la homogeneidad	35
Figura 2-14 Arquitectura de un nodo o neurona en redes neuronales.	36
Figura 2-15 Estructura de un perceptrón multicapa con dos capas ocultas.	36
Figura 3-1. Metodología propuesta	39
Figura 3-2. Diseño de la tarjeta de acondicionamiento de señales ECG.....	41
Figura 3-3. Circuito de instrumentación para la adquisición de una señal ECG.....	41
Figura 3-4. Etapa de adquisición de la señal de ECG	42
Figura 3-5. Filtro pasa bajas 150 Hz	43
Figura 3-6. Filtro pasa altas 0.5 Hz	43
Figura 3-7. Filtro Notch 60 Hz	44
Figura 3-8. Amplificación de la señal analógica	44
Figura 3-9 Señal de SCD un minuto anterior y posterior al evento	46

Figura 3-10. Respuesta en magnitud de los coeficientes del diseño del filtro por mínimos cuadrados.....	48
Figura 3-11. Filtrado de la señal sintética y FFT.....	49
Figura 4-1 Comparativa de la distribución de datos 20 minutos antes de un evento cardiaco a un ritmo sinusal normal	53
Figura 4-4 Implementación del código en la plataforma de CCS	56

Dirección General de Bibliotecas UAQ

1. Introducción

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) representan una de las principales causas de muerte en todo el mundo (Salud, 2019). Según la Organización Mundial de la Salud (OMS) en el 2015, del total del número de las ECV, cerca de un 31% de las muertes registradas en todo el mundo se debieron a enfermedades de este tipo. Evidentemente, para las personas con ECV es importante una detección oportuna y temprana para la prevención de estas enfermedades (Salud, 2019). Dentro de las ECV, uno de los principales padecimientos es la arritmia o disritmia cardiaca, definida como una alteración de la frecuencia cardiaca o del ritmo de los latidos del corazón, por lo que el corazón puede latir demasiado rápido (taquicardia) o demasiado lento (bradicardia) (U.S. National Library of Medicine, 2020). Durante una arritmia, el corazón no bombea la suficiente cantidad de sangre lo que puede provocar daños en órganos y cerebro e incluso desencadenar en una fibrilación ventricular (FV), o en el peor de los escenarios, en la Sudden Cardiac Death (SCD), muerte súbita cardiaca por sus siglas en inglés. La SCD es una enfermedad la cual el corazón deja de bombear sangre irregularmente y sin advertencia. La “Heart Rhythm Society” describe que la SCD ocurre cuando el sistema eléctrico del corazón no funciona bien, pero no se clasifica como un ataque cardiaco. Estas características constituyen una poderosa razón para desarrollar sistemas que permitan detectar la SCD de manera oportuna, pues su pronta detección permitiría salvar vidas humanas, así como disminuir el costo de atención médica (Luqman, Sung, Wang, & Kuo, 2007).

El comportamiento eléctrico del corazón tiene eventos mioeléctricos cuantificables que pueden capturar a través de la piel. Esta actividad mioeléctrica se traslada para favorecer la irrigación sanguínea, en donde el parámetro varía en un rango entre 0.5-4 mV (Webster, 1978) en la cual el ritmo cardiaco presenta una frecuencia de 128 Hz (Li, Hu, & Zhang, 2017). Teniendo en cuenta estas características, es posible determinar el comportamiento del ritmo cardiaco mediante sistemas como lo es el electrocardiógrafo (ECG), el cual permite obtener y amplificar los pulsos eléctricos del corazón a través del cuerpo los cuales dan lugar al diagnóstico y detección de una gran variedad de patologías cardiacas. Por lo tanto, el análisis de la señal ECG permitiría hacer la identificación de anomalías para poder alertar al usuario que está en peligro de sufrir un evento, lo que le permitiría acudir al hospital más

próximo para recibir la asistencia requerida; de esta manera, se evitaría el tener complicaciones que puedan poner en riesgo la vida.

1.1 Antecedentes

En esta sección se presentan los trabajos más relevantes tanto a nivel internacional como a nivel local del tema que trata este trabajo.

En los últimos años, diversas investigaciones han sido realizadas para la creación de sistemas capaces de estimar, vía monitorización remota, algunas características de la señal de electrocardiografía (ECG). Por ejemplo, Mondésert et al. (2014) desarrollaron una metodología que consiste en emplear señales ECG promediadas (SAECG) para producir un ECG de alta resolución, capaz de resaltar señales en el orden de micro volts de forma no invasiva. De esta manera, se puede determinar alguna señal espuria o “ruido” la cual no pertenece al complejo QRS, misma que se considerada como potenciales tardíos lo que indicaría una alteración electrofísica capaz de provocar eventos no deseados (Mondésert et al., 2014). En este sentido, Mondésert et al. (2014) identificaron un 62% de potenciales tardíos en 242 pacientes en donde 66 pacientes informaron una duración QRS de más de 170 ms la cual está asociada con taquicardia ventricular sostenida (TVS), logrando una 91% de sensibilidad y 70% de especificidad en predecir una TVS. Por otra parte, Teixeira et al. (2015) desarrollaron un prototipo de un sistema de monitorización cardíaca ambulatoria, que digitaliza la señal ECG mediante un convertidor analógico-digital (ADC) de 10 bits; posteriormente, la señal se despliega en una pantalla LCD. Adicionalmente, toda la información es guardada en una memoria SD para posteriormente ser descargada en una computadora. Es importante mencionar que los autores determinaron que una frecuencia de muestreo de 200 Hz para señales ECG es un compromiso apropiado entre la calidad de la digitalización y la capacidad de almacenamiento requerido (Teixeira & Ferreira, 2015). Como conclusión, los autores indican que para futuras investigaciones sería deseable contar con un sistema de comunicación inalámbrico, para poder realizar una monitorización remota.

Por otra parte, Azucena et al. (2015) desarrollaron un sistema portátil para la detección de arritmias. El sistema está compuesto por tres partes: un electrocardiógrafo, un sistema para comunicación de datos y un software para el diagnóstico. El diagnóstico se realiza extrayendo características del ECG que se comparan con una base de datos. En el

trabajo utilizaron una base de datos con 120 electrocardiogramas de personas con un rango de edades entre 18 y 90 años, donde identificaron diferentes tipos de arritmias como: bradicardia sinusal, taquicardia sinusal, bloqueo de rama derecha y ritmo acelerado. De manera global, el sistema tiene una exactitud de más del 80% (Azucena et al., 2015). Otro estudio similar fue realizado por Lin et al. (2016), quienes presentaron un sistema de bajo costo y portable para la medición de la señal ECG de 12 canales. El sistema está dividido en dos partes: una etapa de “pre-adquisición” analógica y otra de procesamiento digital, donde se usa una placa Arduino nano v3.0. Los autores validaron su sistema empleando señales tanto sintéticas como reales, donde observaron que las señales sintéticas, a pesar de tener la forma geométrica esperada, tenían más ruido de lo esperado (Lin & Sriyudthsak, 2016).

A nivel local, el desarrollo de metodologías y sistemas que procesen señales del cuerpo humano ha empezado a desarrollarse recientemente. Por ejemplo, Gonzaga (2018) desarrollo un sistema de adquisición y procesamiento basado en la transformada de Fourier y LabVIEW para señales eléctricas del corazón, el cual se divide en 5 pasos: (1) la adquisición de la señal por medio de electrodos, (2) filtrado de señales por medio de filtros analógicos, (3) amplificación de la señal cardiaca, (4) adquisición de la señal previamente amplificada mediante una tarjeta NI USB 6002 y (5) el procesamiento de la señal por LabVIEW. Los métodos de validación del sistema consistieron en dos etapas donde la primera fue la visualización de las formas de onda usando un osciloscopio y en segunda, la adquisición de la señal ECG usando una tarjeta NI USB 6002, donde se observa que el sistema propuesto puede adquirir la señal ECG de manera eficiente (Gonzaga, 2018). Amezcua-Sanchez et al. (2018) desarrollaron un sistema que consiste en extraer de la señal ECG, las diferentes bandas de frecuencia que la componen e identificar características relevantes que permitan hacer el diagnóstico, en este trabajo se utilizó una base de datos de libre acceso proporcionada por el Hospital de Boston. Las bases de datos contienen las señales ECG de 18 personas sanas (NSR) y 23 personas que sufrieron infarto (SCD), con la que se desarrolló una metodología para la predicción de la SCD basada en señales de ECG empleando la transformada Wavelet Packet (WPT), una técnica de procesamiento de señales, que permite descomponer la señal en sus diferentes bandas de frecuencia; a cada banda de frecuencia se le estima el índice de homogeneidad (HI), que es una medida no lineal. La distinción entre las personas que están en riesgo de sufrir una SCD se hace mediante una red

neuronal probabilística. El resultado obtenido indica que la metodología es capaz de predecir el riesgo de desarrollar un evento de SCD hasta 20 minutos antes del inicio de este, con una exactitud del 95.8% (Amezquita-sanchez, Valtierra-rodriguez, & Adeli, 2018). Es evidente resaltar que se utiliza la señal de ECG directamente sin necesidad de transformar la señal electrocardiográfica, ahorrando tiempo de procesamiento. Por otra parte, Vargas (2019) desarrolló una metodología para la detección de SCD empleando la descomposición empírica de modos, a fin de obtener las componentes fundamentales de la señal. Éstas son procesadas usando medidas no lineales. El diagnóstico se realiza empleando un perceptron multicapa, donde se logra una eficiencia en la detección, hasta 25 minutos de un evento SCD, del 94%. Se destaca la necesidad de disminuir el tiempo de procesamiento para poder desarrollar un algoritmo que pueda trabajar en línea.

A partir de los trabajos mencionados anteriormente, se concluye que los sistemas que se deben desarrollar para la detección de eventos cardiacos deben ser capaces de interactuar de forma remota y precisa con los métodos de detección de arritmias pues se han demostrado una gran cantidad de metodologías con resultados significativos para la detección, mismos que deben ser robustos y tener la menor carga computacional posible para poder ser implementados de manera eficiente en el sistema sin sacrificar la exactitud del método desarrollado. Es importante notar que para el desarrollo del sistema es necesario contar con señales de referencia que permitan verificar que los algoritmos que están desarrollados estén correctamente implementados.

1.2 Descripción del problema

Como se ha mencionado, las arritmias generan una alteración en los latidos del corazón, las cuales en la mayoría de las veces suelen ser inofensivas; sin embargo, pueden provocar molestia y en ocasiones provocar daños irreversibles o mortales. Para el diagnóstico clínico de éstas, el medico realiza diferentes pruebas, o bien pregunta acerca de enfermedades que puedan provocar arritmia o incluso provocar la misma mediante una serie de pruebas de esfuerzo y estrés; sin embargo, se vuelven riesgosas para la práctica (Mayo Clinic, 2020). Esto motiva a la utilización de sistemas de monitoreo que pueden estar registrando las señales ECG, donde un ejemplo claro es el monitor Holter, el cual es un sistema portátil que registra el comportamiento electrocardiográfico, posteriormente será evaluado por el médico tratante

(Mayo Clinic, 2020). Sin embargo, este tipo de sistemas solo registra la actividad electrocardiográfica y no realizan algún tipo de procesamiento, siendo su principal beneficio la portabilidad del sistema por el periodo necesario de muestreo (usualmente de 24 a 48 horas). Evidentemente, existe un área de oportunidad de desarrollar un sistema portátil, accesible y de fácil aplicación que sea capaz de procesar la señal ECG para identificar cuando el paciente está en riesgo de sufrir un evento de SCD.

1.3 Justificación

La SCD es un problema de salud a nivel mundial, pues se estima que un 20% de la mortalidad total en los países industrializados se debe a la SCD en donde un 45% de las muertes por esta enfermedad se encuentran en grupos de escasos recursos (Wellens et al., 2014). La principal problemática de la SCD es que en la mayoría de los eventos no suele presenciarse síntomas hasta poco antes del evento, pero para establecer un diagnóstico efectivo de dicha patología se requiere que los síntomas tengan menos de una hora de duración, los cuales en su mayoría ocurren a nivel extrahospitalario (Rodríguez-Reyes et al., 2015). Este periodo puede aprovecharse de mejor manera al desarrollar un sistema de bajo costo el cual sea portátil capaz de detectar eventos de SCD antes de que éstos sucedan, a fin mejorar las posibilidades de supervivencia al evento, pudiendo brindar una oportuna atención hospitalaria, lo que posibilita el recibir el tratamiento oportuno.

1.4 Hipótesis y objetivos

1.4.1 Hipótesis

Al implementar metodologías cuya carga computacional sea moderada, es posible desarrollar un sistema que sea capaz de registrar y procesar señales cardiacas de una manera eficiente.

1.4.2 Objetivo General

Realizar un sistema capaz de monitorear la señal electrocardiográfica para analizarla en línea mediante herramientas de procesamiento, basadas en la textura, y clasificación de señales con la finalidad de detectar eventos de SCD, así como el guardar la señal adquirida.

1.4.3 Objetivos particulares

1. Realizar una búsqueda de los algoritmos empleados para la detección de SCD en el estado del arte, a fin de detectar las áreas de oportunidad que se tienen.
2. Desarrollar un algoritmo que permita obtener segmentos de datos de una señal ECG para ser procesada posteriormente.
3. Implementar un algoritmo de extracción de características basado en la textura para procesar las señales ECG a fin de obtener valores que puedan usarse en un clasificador inteligente.
4. Desarrollar e implementar un clasificador basado en inteligencia artificial para determinar si un paciente es sano o está en riesgo de sufrir un evento de SCD.
5. Implementar los puntos 2 y 3 en una plataforma de procesamiento digital de señales para generar el sistema que permita detectar si el usuario está en riesgo de sufrir un evento de SCD.
6. Validar el sistema desarrollado en el punto anterior usando señales de una base de datos con personas sanas y con SCD para verificar la eficiencia del sistema con señales reales.

1.5 Planteamiento general

La Figura 1-1 muestra de manera gráfica el planteamiento general del problema que se trata en el presente trabajo.

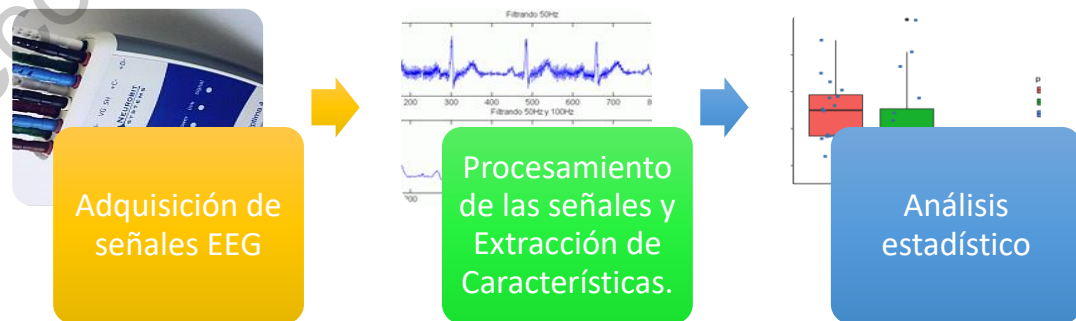


Figura 1-1 Planteamiento general del problema

Como se muestra en la figura anterior, el punto a tratar de este trabajo consiste en 3 pasos fundamentales. El primer paso se refiere a la adquisición de señales de ECG mediante el empleo de una base de datos de dominio público, ya que de esta manera se asegura que la información fue adquirida bajo los mejores protocolos éticos. El segundo paso consiste en el procesamiento de dichas señales obtenidas mediante el uso de técnicas tiempo frecuencia y la extracción de características relevantes. Posteriormente, en el tercer paso se realiza un análisis estadístico para determinar cuáles características de las señales anteriores, permiten mayor distinción, a fin de generar un clasificador robusto y eficiente. Por otra parte, debe recalarse que esta metodología será implementada en un procesador digital de señales que se desarrolla para un microcontrolador, por lo que se debe cuidar la elección de las técnicas empleadas, a fin de no seleccionar aquellas que tengan una carga computacional elevada.

2. Revisión de literatura

En este capítulo se presentan las bases teóricas que se emplearon en el presente trabajo para desarrollar la metodología de diagnóstico de un evento SCD.

2.1 Señales cardiacas

El sistema circulatorio del ser humano consta de corazón, pulmones, arterias y venas las cuales ayudan al transporte de oxígeno, nutrientes y desechos del organismo. Para esto, el sistema realiza un ciclo cardiaco donde se circula la sangre por medio de un conjunto de acciones mecánicas y eléctricas que se repiten en cada latido. Por lo tanto, se puede definir que una señal cardiaca es el conjunto de sucesos fisiológicos que realizan los músculos cardiacos para llevar a cabo un ciclo completo o un latido. Cabe mencionar que dichos ciclos son constantes, donde la periodicidad se le conoce como *ritmicidad cardiaca* (Guyton & Hall, 2011).

2.1.1 Origen y cuantificación

El corazón está formado por músculos y fibras cardiacas especializadas. El músculo cardiaco se divide en auricular y ventricular, mismos que se contraen y expanden; por otra parte, las fibras cardiacas se encargan de la excitación y conducción mediante descargas eléctricas automáticas en forma de **potenciales de acción** (Guyton & Hall, 2011). Anatómicamente, el corazón se encuentra formado por dos sincitios: el sincitio auricular, que forma las dos aurículas y el sincitio ventricular, que forma los ventrículos. Los potenciales de acción son conducidos por un fascículo de fibras que conjunta el denominado **haz His, las fibras de Purkinje y el musculo ventricular**, tal como se muestra en la Figura 2-1. Los potenciales de acción en promedio varían desde un valor negativo, aproximadamente -85 mV, hasta los 105mV (Guyton & Hall, 2011). Por otra parte, durante el ciclo cardiaco se produce una relajación y una contracción denominadas diástole y sístole respectivamente (Rhoades & Bell, 2013).

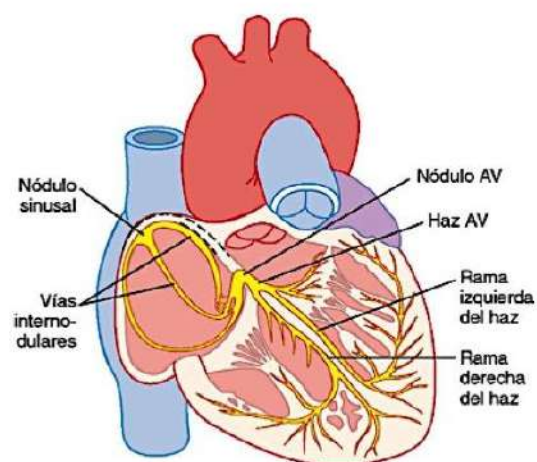


Figura 2-1 Anatomía y sistema eléctrico del corazón

A partir de estas definiciones, es posible determinar el compartimiento eléctrico del corazón, ya que se generan una serie de ondas eléctricas por medio de la polarización y despolarización que se producen en el músculo cardíaco. Estas son las ondas P, QRS y T (Figura 2-2). Cuando se despolariza la masa en las aurículas se genera un estímulo que viaja en dirección a los ventrículos. En este proceso, las aurículas tienen la misma polaridad; por lo tanto, se considera una despolarización ventricular como la onda P. De una forma similar, la diferencia de potencial viaja de forma que se crea una desviación ascendente que pasa por los ventrículos, por esta razón el complejo QRS representa la propagación de la despolarización en dirección a los ventrículos. Finalmente, se genera una repolarización de los ventrículos que produce la onda T (Fox, 2003).

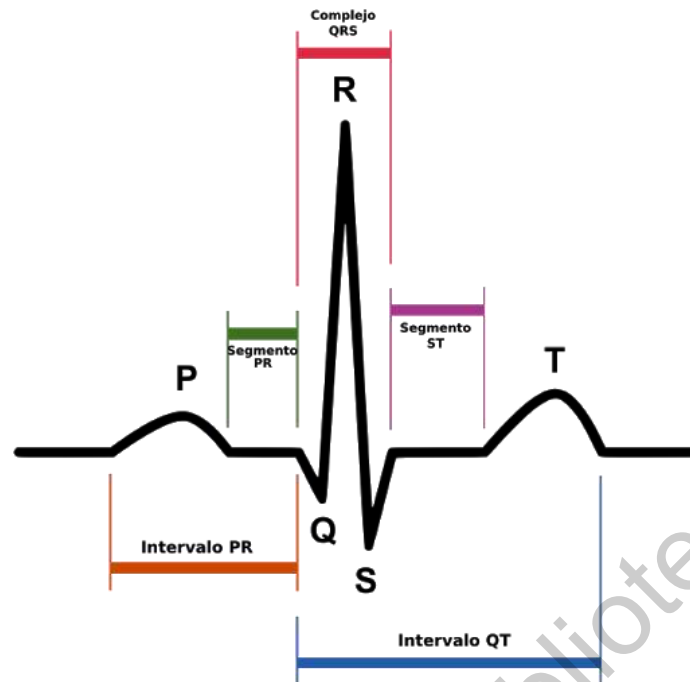


Figura 2-2 Complejo P, QRS y T del corazón

2.1.2 Enfermedades cardiacas

Las enfermedades cardiovasculares (ECV), de acuerdo con la definición de la Organización Mundial de la Salud (OMS), son aquellos trastornos que afectan al corazón y vasos sanguíneos. Las ECV se sitúan dentro de las principales causas de mortalidad y morbilidad a nivel mundial (Castro et al., 2018). En México, la Secretaria de Salud afirma que la cardiopatía isquémica y la diabetes mellitus son dos de las afecciones más comunes en salud pública (Sánchez-Arias et al., 2016). Dentro de las cardiopatías más frecuentes están las que se caracterizan por un ritmo anormal del corazón, como las arritmias. Una arritmia es un trastorno del ritmo cardiaco donde los impulsos eléctricos que generan la dilatación y contracción del musculo cardiaco no funcionan adecuadamente, lo que genera que el corazón lata de manera rápida, lenta o de manera irregular (Wellens et al., 2014). En este sentido, una de las afecciones debido a un trastorno secundario a arritmias cardiacas más prevalentes a nivel mundial las SCD, consideradas uno de los problemas de salud pública a nivel mundial. La SCD se atribuye a un comportamiento “disrritmico” del corazón o secundario a arritmias cardiacas en personas con o sin una enfermedad cardiaca (Rodríguez-Reyes et al., 2015). Una SCD se da principalmente en personas mayores de 35 años, donde las principales causas

reportadas son: miocardiopatía hipertrófica, anomalías congénitas de las arterias coronarias, displasia arritmogénica del ventrículo derecho o enfermedades arrítmicas primarias como síndrome de QT largo, síndrome de QT corto, entre otras (Font & Prat, 1999). Sin embargo, la taquicardia ventricular (TV) y la fibrilación ventricular (FV) presentan un mayor número de casos responsables de SCD (María et al., 2017). Para el tratamiento de la SCD generada por una FV o TV se debe efectuar la desfibrilación ventricular (DV) (Rodríguez-Reyes et al., 2015), por lo que en cuanto más tempranamente se intervenga, mayor será la posibilidad de corregir el ritmo sinusal. Si se aplican las medidas necesarias para revertir la fibrilación ventricular al primer minuto en que sucede evento, la posibilidad de supervivencia es superior al 90%; sin embargo, después de este intervalo, la posibilidad de supervivencia desciende a un ritmo de 7-10% por minuto sin que se efectúen maniobras de reanimación cardiopulmonar (RCP). En este sentido, al realizar todos los pasos adecuadamente dentro de los primeros 5 minutos del colapso, se mejora notablemente la posibilidad de supervivencia de los pacientes (Rodríguez-Reyes et al., 2015). Es por ello por lo que se debe detectar la SCD en su etapa más incipiente posible, para poder tratar o incluso revertir una SCD.

2.2 Adquisición de señales cardíacas

Como se vio anteriormente, las señales cardíacas pueden ser detectables mediante la diferencia de potencial que genera el músculo cardíaco y suele ser perceptible a través de la piel gracias a herramientas que pueden captar dichas diferencias de potencial. Existen dos tipos de registro de ECG o derivaciones: las **derivaciones bipolares** las cuales registran el voltaje entre electrodos que se adhieren a las muñecas y piernas (Figura 2-3) ejemplificado por el triángulo de Einthoven, el cual es un trazado en 360° del sistema eléctrico del corazón; las **derivaciones unipolares** que se componen de las extremidades, de seis espacios ventriculares y una referencia o tierra, como se muestra en la Tabla 2-1. (Fox, 2003).

Tabla 2-1 Referencias unipolares

Derivaciones unipolares	
Nombre de la derivación	Colocación
V1	Cuarto espacio intercostal a la derecha del esternón

V2	Cuarto espacio intercostal a la izquierda del esternón
V3	Quinto espacio intercostal a la izquierda del esternón
V4	Quinto espacio intercostal en la línea medio claviclar
V5	Quinto espacio intercostal a la izquierda de V4
V6	Quinto espacio intercostal en la línea medio axilar

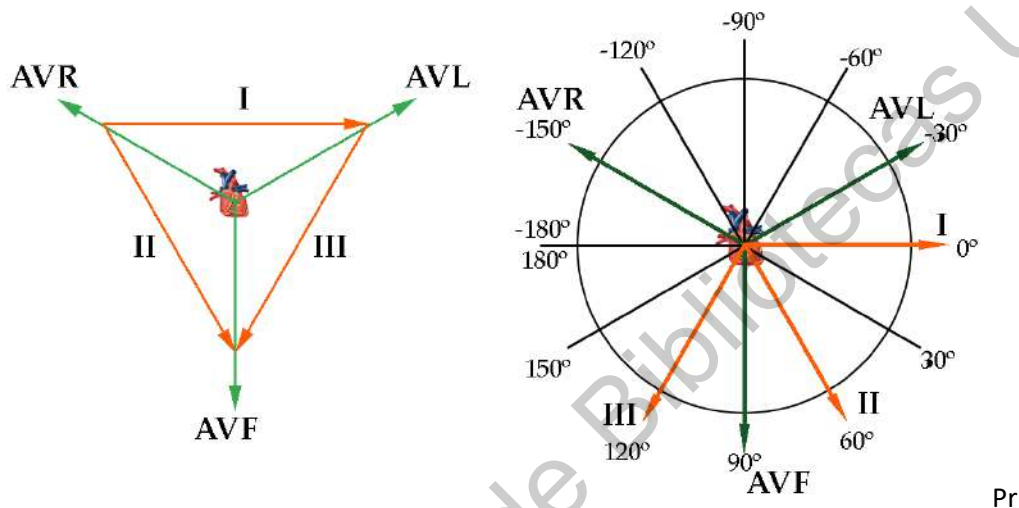


Figura 2-3 Triángulo de Einthoven

2.2.1 Electrodo

Para trazar los diferentes cambios que se generan en el corazón se han empleado a lo largo de la historia diferentes tipos de electrodos. Históricamente, uno de los más frecuentes ha sido los electrodos de plata de forma simple, los cuales consisten en un metal que se vuelve conductor al entrar en contacto con la piel. Algunos de estos electrodos se pueden ver ejemplificados en la Figura 2.4.

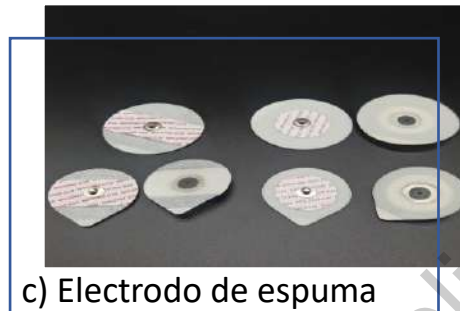


Figura 2-4 a) Electrodo de plata, usados en las extremidades. b) Electrodo de metal aplicadas con cinta quirúrgica. c) Electrodo de espuma desechables usados con monitores electrocardiográficos.

En la actualidad, los electrodos mayormente utilizados en monitores de signos vitales y cualquier variante de electrocardiógrafo, son de espuma desechable. Dichos electrodos están químicamente diseñados de plata (Ag) y cloruro de plata (AgCl). Los electrodos de Ag/AgCl hacen contacto con la capa más externa de la piel, la epidermis, que a su vez contiene glándulas con fluidos electrolíticos que generan iones libres de N^+ , K^+ y Cl^- , estos iones cambian en concentración dependiendo la actividad eléctrica del tejido, en este caso en la actividad eléctrica del corazón (Webster, 1978). De esta manera, se genera un cambio de potencial en los electrodos que a su vez es detectado y amplificado por dispositivos como los electrocardiógrafos (ECG). Por otro lado, esta capa de la piel genera cierta impedancia al contacto con otras superficies, de la cual se sabe que tiene una impedancia que va desde 100Ω hasta $1M\Omega$ (H & R, 2007); por lo tanto, los electrodos de Ag/AgCl contienen un gel conductor que favorece la conductividad eléctrica entre los electrodos y la epidermis.

2.2.2 Electrocardiógrafo

La aplicación del electrocardiograma se remonta desde hace más de 100 años, el cual era un valioso instrumento de diagnóstico, siendo Willem Einthoven el padre de la electrocardiografía, quien creó un dispositivo de cuerda y electrodos capaz de medir la actividad eléctrica del corazón, denominado galvanómetro de cuerda, cerca del año 1900. Sin embargo, fue hasta que un joven médico llamado Thomas Lewis se interesó en el trabajo de Einthoven y de esta forma perfeccionaron el galvanómetro de cuerda para dar origen al electrocardiógrafo entre los años 1908 y 1911 (Cajavilca, Varon, & Herrero, 2008). Actualmente, los electrocardiógrafos se encuentran con modalidades de multi y mono canales, ambos usados para detectar anomalías cardiacas. En la práctica clínica, los electrocardiógrafos multicanales son los más utilizados registrando dos o más derivaciones simultáneamente (Centro Nacional de Excelencia Tecnológica en Salud (CENETEC), 2006).

Dentro de las variantes de los electrocardiógrafos multicanales existen, electrocardiógrafos multicanales con interpretación, dichos equipos tienen integrados algoritmos de reconocimiento de patrones en la señal del corazón. En este trabajo se teoriza que la señal cardiaca sufre de cambios minutos antes de que un evento de SCD se produzca. Por lo tanto, es necesario explorar algoritmos de procesamiento de señales que permitan identificar y extraer las características que indiquen que un evento de SCD puede desencadenarse.

2.3 Procesamiento digital de señales

El procesamiento digital de señales (PDS) es la serie de procesos que modifican y analizan una señal digital para optimizar y/o extraer la información (Parks & Burrus, 2001). Esta serie de procesos implica la implementación de recursos matemáticos y computacionales.

2.3.1 Descripción y características del procesamiento digital de señales

El PDS, como se vio anteriormente, engloba una serie de procesos para modificar y/o extraer características de una señal; sin embargo, en la vida real las señales, que pueden

proceder desde un sensor de temperatura en un ambiente controlado hasta la señal eléctrica que recibe una computadora, son continuas, es decir, existen durante cualquier instante de tiempo. En este sentido, es necesario realizar una serie de pasos para preparar la señal analógica a fin de que pueda ser discretizada de manera correcta, mismos que se describen en la Figura 2.5 (Li Tan & Jean Jiang, 2008). El primer paso consiste en hacer las manipulaciones necesarias de la señal analógica a fin de aprovechar todo el rango de entrada del convertidor analógico-digital, mismas que consisten en el filtrado de frecuencias indeseadas, amplificación, offset por mencionar algunas de las más importantes. El siguiente paso implica el uso de un sistema que permita hacer el muestreo (capturar el valor de la señal en instantes de tiempo específicos y periódicos) e interpretar el valor capturado con una codificación adecuada al sistema que hará el procesamiento de la señal (Proakis & Manolakis, 2007). Finalmente, el procesador digital de señales que puede manejarse desde una computadora hasta un microcontrolador para hacer operaciones deseadas sobre la señal de entrada. Donde dichos procesadores puedan aplicar algoritmos a su conveniencia para extraer, analizar, reconstruir o filtrar la señal de acuerdo con lo necesitado.

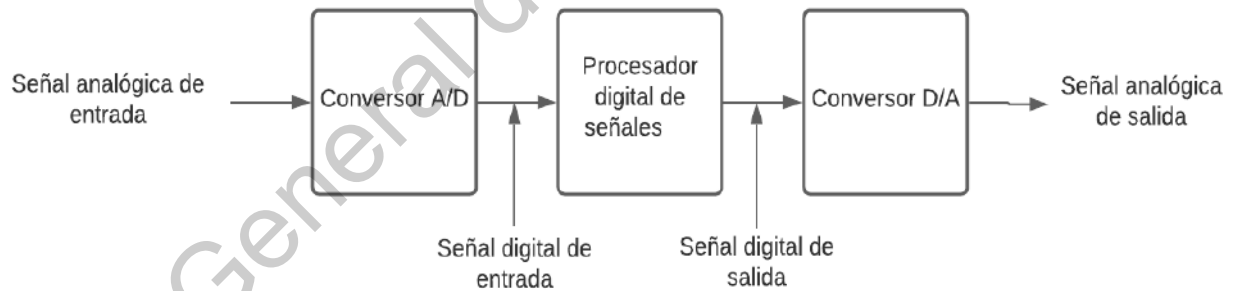


Figura 2-5 Procesamiento digital de señales

2.3.2 Técnicas de procesamiento digital de señales

Muchas de las técnicas de PDS han sido propuestas en base de algoritmos que, en su mayoría incluyen operaciones aritméticas simples pues su objetivo principal está en la aplicación de sistemas de rápida respuesta como lo son en los microcontroladores. Existe una gran cantidad de algoritmos presentes en diferentes plataformas de lenguajes de programación, sin embargo, las operaciones básicas en el PDS se pueden identificar como: convolución, correlación, filtrado, transformadas y modulación (Taylor, 2001), por

mencionar algunas. En particular, dado que una señal cardiaca tiene un contenido frecuencial que puede modificarse, es necesario emplear la herramienta del filtrado.

2.3.2.1 Filtrado digital de señales

El filtrado puede describirse como una discriminación de distintos componentes que entran a un sistema, es decir, una “selección” de elementos que son necesarios o deseados y un desecho de aquellos elementos que no son deseados. En señales se aplica para la selección de aquellos datos de entrada necesarios para extraer, modificar o eliminar información J. G. Proakis et al. (2007) define un filtro como un sistema lineal el cual no varía en el tiempo, para llevar a cabo operaciones de filtrado selectivo o conformación espectral. De acuerdo con el tipo de selección de frecuencia de paso o rechazo se componen cuatro tipos: pasa bajas, pasa altas, pasa bandas y rechazo de bandas (Huircán, 2014).

- **Filtrado pasa bajas:** tienen una respuesta a frecuencias menores a la frecuencia de corte denominada F_C , por lo tanto, su banda de paso se encuentra dada por un espacio determinado entre $[0, F_C]$, descrito gráficamente en la Figura 2.6.

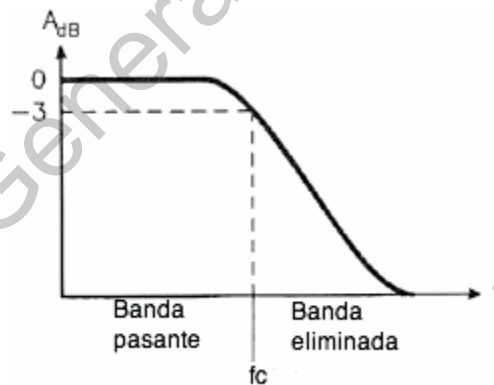


Figura 2-6 Filtro pasa bajas

- **Filtrado pasa altas:** caso contrario el filtro pasa bajas, su respuesta al paso de frecuencias está determinado por un rango superior a F_C , donde su espacio va determinado por $[F_C, F]$ como se muestra en la Figura 2.7.

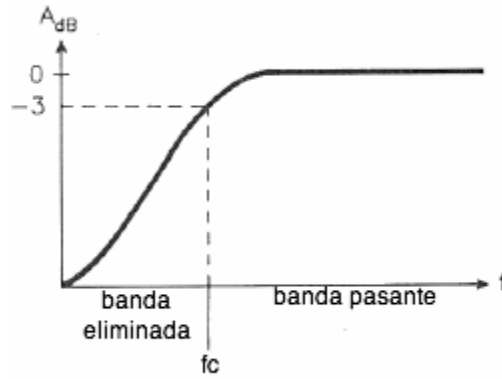


Figura 2-7 Filtro passa altas

- **Filtrado passa banda:** este tipo de filtrado está diseñado para discriminar entre un rango de frecuencias determinado por F_{C1} y F_{C2} los cuales discriminan cualquier frecuencia fuera del rango determinado por $[F_{C1}, F_{C2}]$ tal y como se muestra en la Figura 2.8.

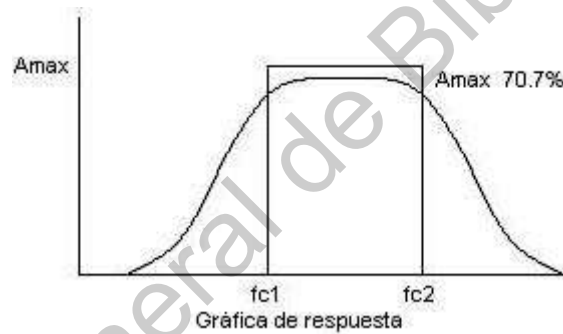


Figura 2-8 Filtro pasa bandas

- **Filtrado de por rechazo de banda:** caso contrario al filtrado por paso de banda, el rechazo de banda discrimina o elimina las frecuencias dentro de un rango específico determinado por F_{C1} y F_{C2} , dejando solo aquellas fuera de estas correspondientemente. Su dominio se encuentra determinado por $[0, F_{C1}] \cup [F_{C2}, F]$ como se muestra en la Figura 2.9.



Figura 2-9 Filtro rechaza bandas

Dentro de los tipos de filtro más comunes están los de tipo “respuesta de impulso finito” (FIR) y los de tipo “respuesta de impulso infinito” (IIR). Los filtros FIR son denominados de repuesta finita debido a que en su definición su salida se puede escribir como una suma convolución finita (Parks & Burrus, 2001)

$$y(n) = \sum_{m=n}^{n-N+1} h(n-m)x(m) \quad (2.1)$$

Donde $x(n)$ es la entrada y $h(n)$ es la respuesta al impulso de longitud N . A su vez, cuenta con una función de transferencia de tipo polinómica, es decir, que tiene polos finitos y ceros. Por otro lado, los filtros tipo IIR también denominado filtro recursivo o filtro de media móvil autorregresivo; a diferencia de los filtros tipo FIR cuentan con una función de transferencia de tipo racional con una salida de una suma de convolución infinita (Parks & Burrus, 2001)

$$y(n) = \sum_{k=0}^{\infty} h(k)x(n-k) \quad (2.2)$$

Por lo tanto, la duración de la respuesta de impulso $h(k)$ es infinita y a su vez el número de términos también.

Una de las características más importantes que tienen estos filtros es que pueden implementarse mediante ecuaciones de diferencia (Ingle, 2013), lo que los hace apropiados para su uso en sistemas de procesamiento de señales portables. Las principales ventajas y desventajas pueden verse descritas en la tabla 2.2 (Singh & Priya, 2013).

Tabla 2-2 Principales ventajas y desventajas de los filtros tipo FIR e IIR

Filtro	Ventajas	Desventajas
IIR	<ul style="list-style-type: none"> • Mejor aproximación a sistemas analógicos. • Gran capacidad de filtrado con un orden pequeño. • Uso de memoria eficiente para la implementación. 	<ul style="list-style-type: none"> • Probabilidad alta de error de desbordamiento. • Dado que son aproximaciones a filtros analógicos, puede generarse problemas de inestabilidad si no se seleccionan los parámetros de diseño de manera apropiada. • Cuantificación de análisis de ruido complicada
FIR	<ul style="list-style-type: none"> • Estabilidad garantizada • Cuantificación de análisis de ruido simple • Fase lineal 	<ul style="list-style-type: none"> • No puede simular prototipos de filtros analógicos • Mayor uso de memoria en la implementación. • Orden del filtro elevado para generar la misma capacidad de filtrado que su equivalente IIR.

Debido a las ventajas que tiene el filtro FIR, descritas anteriormente, este tipo de filtro es el empleado en este trabajo.

2.3.2.1.1 Filtros FIR

La ecuación de diferencias que define a un filtro FIR emplea únicamente valores pasados y el actual de la señal de entrada, $u(n)$, es decir (Proakis & Manolakis, 2007):

$$y(n) = b_1u(n) + b_2u(n - 1) + b_3u(n - 2) + \dots + b_{nb+1}u(n - nb) \quad (2.3)$$

donde n va desde 0 hasta N (el número de muestras disponibles) y b_i son los coeficientes del filtro (Giron-sierra, 2017). La principal característica que presenta un filtro de tipo FIR es que su función de transferencia no emplea un denominador, por lo que son siempre estables; es decir, que la sumatoria de un conjunto de números finitos, determinados por el orden del filtro, resulta en una sumatoria finita. Esto resulta muy resulta conveniente para realizar la implementación del filtro en un sistema de procesamiento digital de señales (Rodríguez, García, Mezher, & Crispi, 2009).

Existen diferentes métodos para determinar los coeficientes del filtro (b_i) mediante el diseño digital de filtros, siendo las principales:

- **Diseño por ventanas espectrales.** El diseño de filtro por el método de ventana se usa cuando se trata de reducir los límites en tiempo de una señal durante la banda de paso del filtro, es decir, que se desea truncar con un tamaño específico aquellos lóbulos fuera de un límite de datos deseado (Proakis & Manolakis, 2007). Por lo tanto, se emplean dichas ventanas con respuestas en frecuencia $H(\omega)$ deseables por ejemplo las ventanas Rectangular, Kaiser o Hamming. Sin embargo, como se ve reflejado en la Figura 2.10, al modificar el tamaño de duración su espectro se ve modificado dependiendo del orden. Por lo tanto, debe hacerse un compromiso entre la capacidad de filtrado y la cantidad de memoria que se puede emplear.

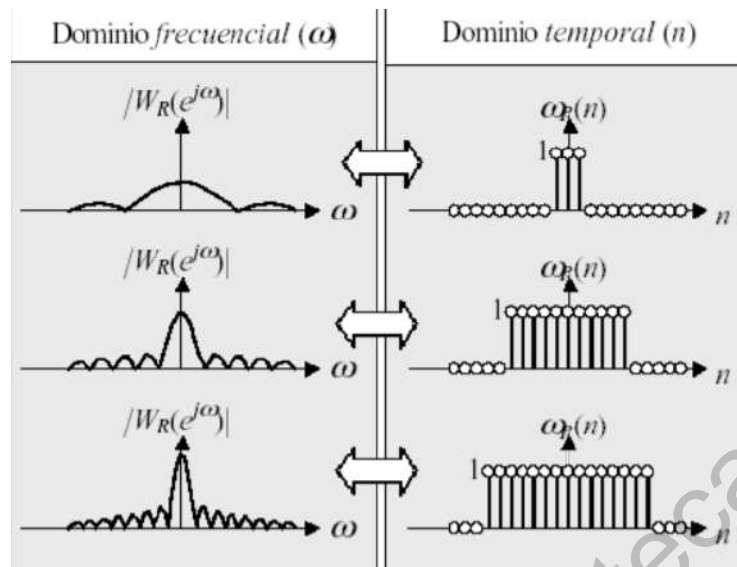


Figura 2-10 Ventanas rectangulares de diferente duración en dominio de frecuencia y tiempo.

- Diseño por el muestreo en frecuencia:** Se basa en una reducción de los lóbulos secundarios en el diseño de un filtrado tipo FIR donde, a diferencia del método de filtrado por ventana, la aproximación del diseño de un filtro va determinado por un número de muestras M tal y como se muestra en la Figura 2.11. En resumen, se puede describir su principal ventaja la eficiente estructura del muestreo en frecuencia (Proakis & Manolakis, 2007), dicha estructura se logra cuando las muestras en frecuencia son cero.

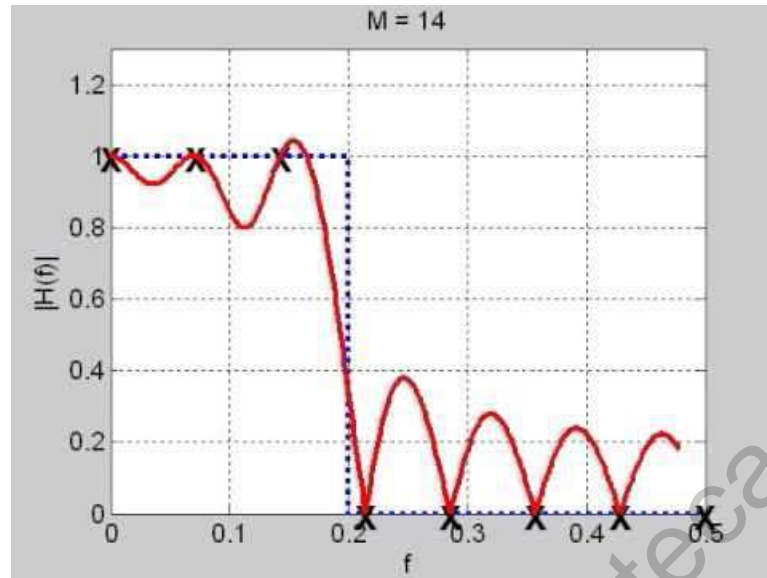


Figura 2-11 Filtrado por muestreo en frecuencias con un número de muestras $M=14$

Sin embargo, ninguno de los dos métodos anteriormente descritos logra tener una gran respuesta en las bandas de transición específicas, es decir, no logran controlar las restricciones en dominio en tiempo y frecuencia. En consecuencia, se ha considerado la aproximación de mínimos cuadrados como un método de diseño de filtros FIR como una potencial solución, ya que se plantea un conjunto de ecuaciones lineales resueltas que contienen las restricciones tanto en tiempo como en frecuencia, logrando así una limitación precisa en el dominio en tiempo y frecuencia (Talavera Diéguez & Karel, 2015).

2.3.2.1.2 Diseño del filtro por el método de mínimos cuadrados

Como se mencionó anteriormente, es importante el diseño de un filtro FIR con bandas de transición específicas, pues de acuerdo con lo documentado en Amezcua Sánchez et al. (2018), varias personas con un trastorno de SCD analizadas, mostraron presencia del trastorno en la señal cardiaca, en un rango de frecuencias entre 20 y 22 Hz. Por lo tanto, delimitar un filtrado con una banda de transición tan estrecha es importante. Por ello, se optó con el diseño de un filtro FIR pasa banda, usando el método de mínimos cuadrados.

El método de mínimos cuadrados consiste en buscar los parámetros que obtengan el mejor ajuste a las restricciones dadas (Proakis & Manolakis, 2007). Para el filtrado digital se sigue el siguiente procedimiento. Para esto, se asume que el filtro FIR tiene un orden (N) de $L+1$ siendo L un número impar.

1. La respuesta en frecuencia del filtro FIR cuyas especificaciones de frecuencia están indicadas en el vector ω_k se calcula como:

$$H(\omega_k) = \sum_{n=-\frac{L}{2}}^{\frac{L}{2}} h_n e^{-j\omega_k n}, k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (2.4)$$

Donde h_n son los coeficientes del filtro que se desea estimar y k es el índice de la sumatoria que va desde 0 hasta $N-1$.

2. Al forzar la respuesta al impulso para que sea simétrica, es decir, $h_n = h_{-n}$, se genera un filtro FIR de fase cero que se puede desplazar a la derecha $L/2$ muestras para forzar a que la fase del filtro sea lineal. Esta condición permite simplificar el cálculo de la respuesta en frecuencia del filtro (Parks & Burrus, 2001):

$$H(\omega_k) = h_0 + 2 \sum_{n=1}^{L/2} h_n \cos(\omega_k n), k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (2.5)$$

Para mejor visualización, se puede expresar la ecuación (2.4) en forma matricial:

$$d \begin{Bmatrix} H(\omega_0) \\ H(\omega_1) \\ \dots \\ H(\omega_{N-1}) \end{Bmatrix} = A \begin{Bmatrix} 1 & 2 \cos(\omega_0) & \dots & 2 \cos\{\omega_0(L/2)\} \\ 1 & 2 \cos(\omega_1) & \dots & 2 \cos\{\omega_1(L/2)\} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 2 \cos(\omega_{N-1}) & \dots & 2 \cos\{\omega_{N-1}(L/2)\} \end{Bmatrix} h \begin{Bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \dots \\ h_{L/2} \end{Bmatrix} \quad (2.5)$$

3. A partir de la ecuación (2.5), se observa que se debe despejar h , para poder estimar los coeficientes del filtro. Sin embargo, dado que el despeje se efectuaría usando la inversa de A , misma que no es simétrica, se debe encontrar una aproximación a los coeficientes (\hat{h}) partiendo de valores aleatorios para h , es decir

$$\hat{h} \triangleq \min_h \|Ah - d\|_2^2 \quad (2.6)$$

4. Como se aprecia, es necesario minimizar el error de la respuesta en frecuencia de los coeficientes deseados con la que está especificada por ω_k . Para esto, se expande la ecuación 2.6.

$$\|A\mathbf{h} - \mathbf{d}\|_2^2 = (A\mathbf{h} - \mathbf{d})^T(A\mathbf{h} - \mathbf{d}) \quad (2.7a)$$

$$\|A\mathbf{h} - \mathbf{d}\|_2^2 = \mathbf{h}^T A^T A \mathbf{h} - \mathbf{h}^T A^T \mathbf{d} - \mathbf{d}^T A \mathbf{h} + \mathbf{d}^T \mathbf{d} \quad (2.7b)$$

5. Para obtener los valores de \mathbf{h} , se debe calcular el gradiente de la ecuación 2.7b, es decir:

$$A^T A \mathbf{h} = A^T \mathbf{d} \quad (2.8)$$

Igualando a 0 y despejando \mathbf{h} , se obtiene la ecuación que obtiene los coeficientes

$$\hat{\mathbf{h}} = [(A^T A)^{-1} A^T] \mathbf{d} \quad (2.9)$$

6. Para resolver la ecuación 2.9 se emplea el algoritmo de Remez, donde para la inversión de A se usa el método de Moore-Penrose (Ahsan & Saramaki, 2012)

A puede ser interpretada mediante una proyección ortogonal (Figura 2.12), proyectado \mathbf{d} en una columna en el espacio de A . Por lo tanto, el vector deseado \mathbf{d} es la suma vectorial de su mejor aproximación de mínimos cuadrados $A\hat{\mathbf{h}}$ más un error ortogonal \mathbf{e}

$$\mathbf{d} = A\hat{\mathbf{h}} + \mathbf{e} \quad (2.10)$$

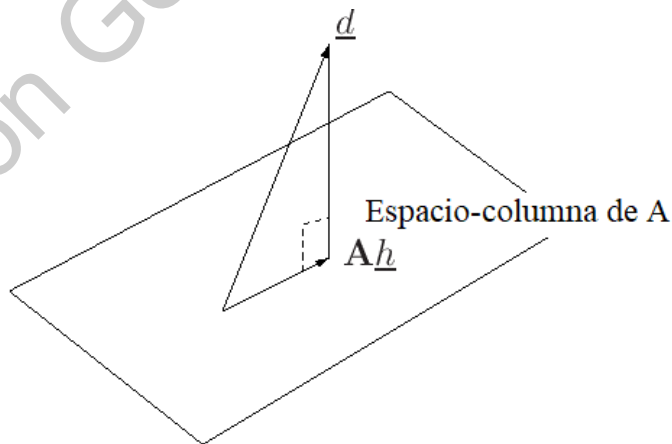


Figura 2-12 Interpretación geométrica de la proyección ortogonal del vector \mathbf{d} en el espacio de columna de A .

2.3.2.2 Medidas de textura: Homogeneidad

Procesar una vasta cantidad de datos resulta contraproducente pues un sistema de procesamiento digital de señales no podría interpretar la señal adquirida en el menor tiempo posible, empleado la menor carga computacional. Una característica importante que tiene las señales fisiológicas, es que en su mayoría cuentan con un patrón periódico o parcialmente periódico (Granero, Ornedo, Provinciale, & Alcañiz, 2014), por lo que es posible cuantificar saber si ese patrón se altera o no. La textura, propuesta originalmente para la estimación de características en imágenes, se define como un patrón que se repite a lo largo de los píxeles adyacentes (Ibarra-Manzano, Almanza-Ojeda, & López-Hernández, 2010)(La Serna Palomino, Contreras, & Ruiz, 2010). Dado que es una propiedad de muestras adyacentes, esta definición puede ser empleada directamente en señales en el tiempo, tales como las fisiológicas. En este sentido, una de las características de la textura es la homogeneidad. Intuitivamente, la homogeneidad se define como la variación de un patrón a lo largo de la superficie (Lizarraga-Morales et al., 2017), donde para una señal en el tiempo, la homogeneidad mediría el grado de complejidad geométrica que tiene la señal: entre mayor complejidad, mayor homogeneidad y viceversa.

Actualmente la homogeneidad fue utilizada por Lizarraga-Morales et al., en 2017 como un índice de diagnóstico de fallas, de bajo peso computacional para señales en el dominio del tiempo. La hipótesis de trabajo del artículo fue que si la textura (patrón de repeticiones) es suave (constante), la homogeneidad toma un valor grande, sin embargo, si la textura es más rugosa los valores de homogeneidad tomarán un valor pequeño. Por otra parte, Amezcua-Sanchez et al. en 2018 utilizó el índice de homogeneidad como la uniformidad de una señal, la cual variaba entre 0 y 1, donde valores cercanos a 0 indicaban una baja homogeneidad de señal, es decir señales que variaban con el tiempo, mientras que valores cercanos a 1 indicaban una gran homogeneidad de la señal, es decir, señales cuasi-estacionarias. De acuerdo con la definición de Unser (1986), la una textura de una señal digital de segundo grado $I(n)$ de dimensiones $K \times L$ denotado por $\{y_k, l\}$, ($k = 1, \dots, K; l = 1, \dots, L$) con n muestras donde $n \in \{0, 1, 2, \dots, K - 1\}$ y asumiendo que hay al menos K diferentes valores cuantificables en $I(n)$ donde $I(n) \in \{0, 1, 2, \dots, K - 1\}$ (Lizarraga-Morales

et al., 2017), se puede estimar la distancia relativa de dos puntos en el espacio y una posición denotada por v , $I(n)$ y $I(n - v)$. La diferencia entre estos dos puntos es definida por:

$$D_{n,v} = I(n) - I(n - v) \quad (2.12)$$

Siendo $D_{n,v}$ el vector de diferencias del histograma $h_v(j)$ descrito por $\{n \in N, D_{n,v} = j\}$, donde $j = -K + 1, \dots, K - 1$. Además, siendo A un número total de diferencias, se puede definir la función de probabilidad conjunta $P_D(j)$ considerando la normalización de $h_v(j)$ como:

$$P_D(j) = \frac{h_v(j)}{A} \quad (2.13)$$

Posteriormente, la homogeneidad H se puede definir por

$$H = \sum_j \frac{1}{1 + j^2} P_D(j) \quad (2.14)$$

Para un procesador digital de señales, la homogeneidad puede implementarse siguiendo los siguientes pasos descritos en la figura 2.13:

- 1) De acuerdo con la ecuación 2.12 se calcula el vector de diferencias $D_{x,v}$ con la señal de entrada x donde v podemos describirla como la longitud de la señal x .
- 2) Para el cálculo del histograma es necesario contemplar la cantidad de bits a trabajar, mientras mayor sea la cantidad mejor la resolución de la señal al hacer la conversión analógica a digital (Ignacio, 2007). De acuerdo a lo descrito en Ignacio et al. (2007) la corriente o tensión se describe como 2^n siendo n el número de bit, en donde la mayoría de los conversores analógicos-digitales (ADC) manejan una resolución de 16 bits. De esta manera se puede calcular la homogeneidad en relación al vector de diferencias $D_{x,v}$, es decir, $j = -K + 1, \dots, K - 1$ donde K es igual a 2^{16}
- 3) Acorde a lo descrito en la ecuación 2.13 se calcula la función de probabilidad $P_D(j)$ normalizando el histograma entre A o la longitud del vector de diferencias.
- 4) Finalmente, se calcula la homogeneidad descrita en la ecuación 2.14 como una sumatoria del producto de la función de probabilidad $P_D(j)$ entre uno mas j^2 donde $j = -2^{16} + 1, \dots, 2^{16} - 1$.

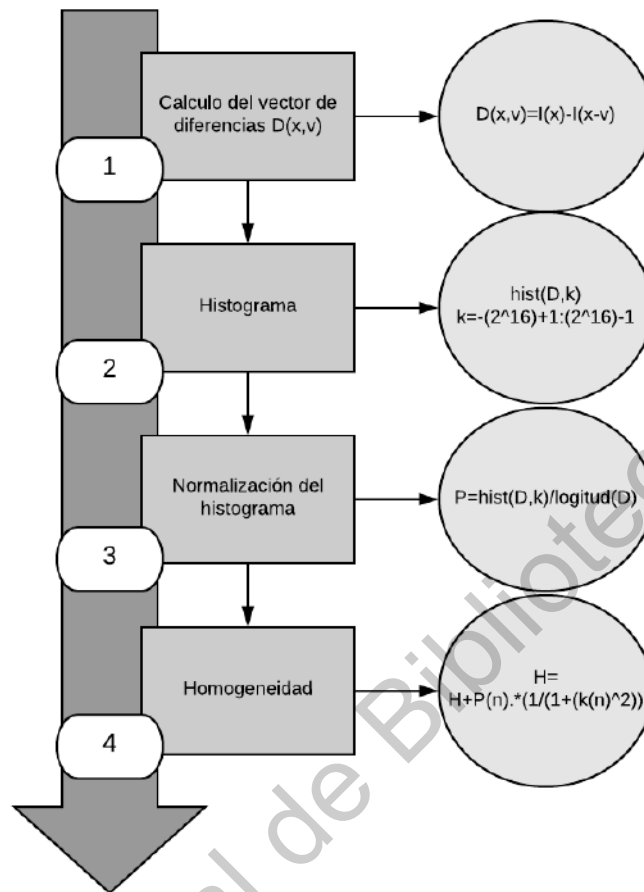


Figura 2-13 Implementación de la homogeneidad

2.3.3 Redes neuronales

Las redes neuronales (Artificial Neural Network o ANN, por sus siglas en inglés) se pueden definir como un sistema el cual puede determinar una simetría entre una entrada y salida de un sistema nervioso, haciendo referencia también a un conjunto de cómputo tradicional (Acevedo, Serna, & Serna, 2017). La estructura de una ANN está conformada por nodos, los cuales simulan las neuronas, y están organizados por capas, que varían en número dependiendo de la aplicación, pero debe estar la capa de entrada y la capa de salida (Figura 2.13) (Lopez-Ramirez et al., 2016). A un nodo, llegan señales de entrada las cuales serán multiplicadas por pesos (coeficientes), los cuales se ajustan con el proceso de aprendizaje, inmediatamente, se suman estas señales nuevas y luego pasan por una función de transferencia para así, producir una señal de salida. La función de activación es la suma ponderada de las entradas de la neurona; la más utilizada es la función sigmoidea

(Agatonovic-Kustrin & Beresford, 2000).

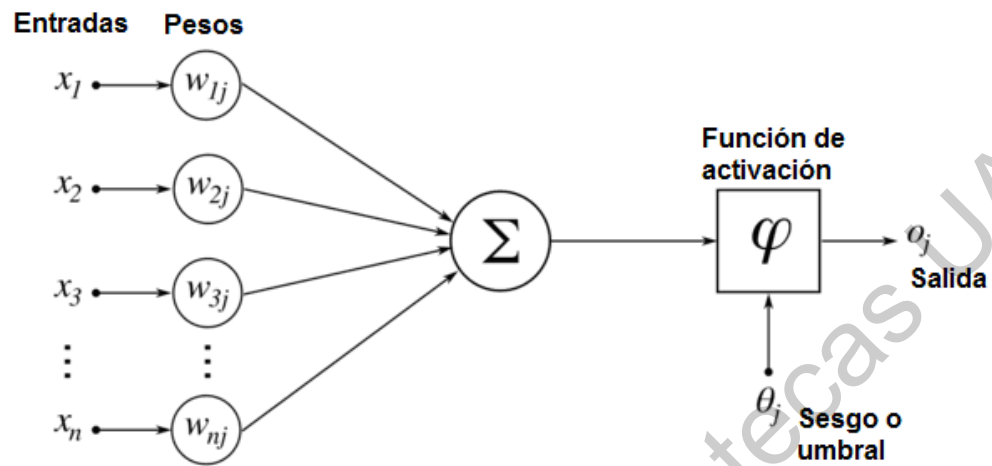


Figura 2-14 Arquitectura de un nodo o neurona en redes neuronales.

Por otro lado, el perceptrón multicapa (MLP, por sus siglas en inglés) es un tipo de red neuronal, consiste en un sistema simple de nodos interconectados (Gardner & Dorling, 1998) como se muestra en la Figura 2.14, donde “x” corresponde a las entradas y “y” a las salidas.

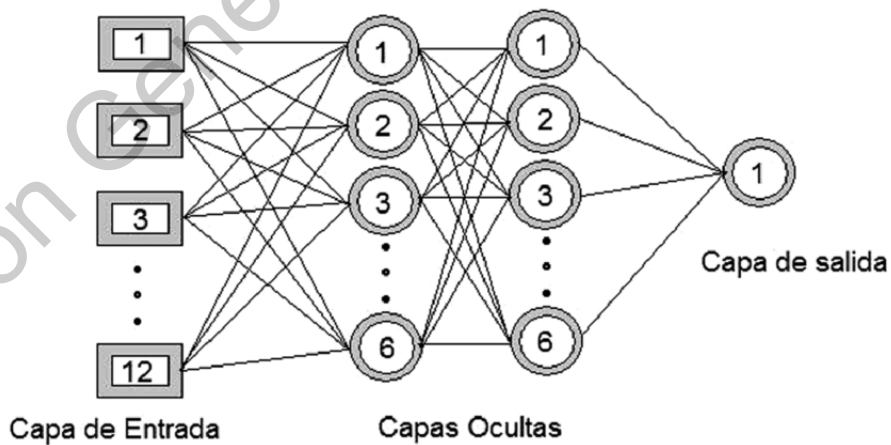


Figura 2-15 Estructura de un perceptrón multicapa con dos capas ocultas.

Un MLP se caracteriza por redes neuronales supervisadas, es decir, que necesitan una respuesta deseada para ser ‘entrenadas’. Los MLP aprenden conforme la información de entrada se va transformando en la señal deseada (Panchal, Ganatra, Kosta, & Panchal, 2011)

por lo tanto son muy útiles para usarse en patrones de clasificación.

Durante el desarrollo de una red neuronal hay dos etapas fundamentales: (1) Etapa de entrenamiento, donde se ingresan las entradas y las salidas, y los pesos se van ajustando con el factor de aprendizaje, así hasta obtener los resultados que el usuario busca. Mientras que la generación de aprendizaje para nuevos casos y el que la red no se quede ciclada con estos datos se buscan en la (2) etapa de validación (Lopez-Ramirez et al., 2016). En este proceso, cada una de las unidades realiza una suma ponderada de sus entradas para pasar a un nivel de implementación gracias a una función denominada de transferencia para generar dicha salida, posteriormente se genera una nueva unidad que se va jerarquizando en una topología de alimentación por capas (Panchal et al., 2011).

2.4 Procesadores de señales

Para poder analizar una señal en tiempo real es necesario utilizar un procesador digital de señales o DSP, el cual es una herramienta capaz de hacer operaciones matemáticas complejas (John, 1998). Algunos DSP tienen la capacidad de realizar múltiples operaciones de un solo ciclo, eficaz para el procesamiento de señales. De igual forma, cuentan con distintas formas de acceder a datos e instrucciones de forma paralela para realizar operaciones simultáneas. Además de incorporar periféricos y mecanismos de manejo de I/O (entrada y salida analógica), lo que resulta útil para fabricar un sistema que pueda proveer en tiempo real un procesamiento simultáneo de señales analógicas. Los DSP también cuentan con ADC y DAC para la conversión analógica-digital y viceversa. Sin embargo, para hacer un sistema pensado para ser portable o libre de una computadora es necesario programar en un DSP instrucciones características en su memoria para adquirir datos y procesarlos simultáneamente es por ello la necesidad de utilizar un microcontrolador.

2.4.1 Tiva TM4C23Gx

Los microcontroladores de Texas Instruments (T.I) se han usado con anterioridad para el procesamiento digital de señales, incluyendo las señales biológicas, tal el caso del microcontrolador MSP430FG439 para el desarrollo de un monitor de señal cardiaca implementado por Marugavel Raju (2005), el cual utilizaba una interfaz simple implementada en una pantalla LCD, aplicando un ADC de 12 canales de entrada para la

adquisición y procesamiento de la señal de entrada (Raju, 2007). El microcontrolador Tiva™ serie C de T.I., es una variante de microcontroladores basados en la arquitectura con una amplia variación de integración de actividades gracias a los periféricos que maneja de tipo I/O (entrada y salida), además proporciona una biblioteca completa de herramientas de software (Incorporated, 2014) además de contar con un ADC de 12 canales ideal para la adquisición y conversión de la señal analógica a digital, el cual es posible modificar su velocidad de adquisición de datos para la obtención de datos desde 125kmps (muestras por segundo) hasta 1Msps (Texas Instruments, 2014), ideal para la adquisición de toda la información necesaria en un determinado tiempo para la adquisición y procesamiento de señales cardiacas. Dentro de las principales características se ven descritas en la Tabla 2.3 (Hernandez Guzmán, Santiago Mejía, & Oliva Moreno, 2015).

Tabla 2-3 Principales características de la TIVA TM4C123x

Características	Descripción
Núcleo	Núcleo de procesador ARM Cortex-M4F
Rendimiento	80-MHZ de operación, 100 DMIPS de rendimiento
Sistema SRAM	32 KB ciclo-simple SRAM
ROM interna	ROM interior
UART	8 UARTs
Circuitos integrados (I^2C)	4 módulos con I^2C con diferentes velocidades de transmisión
Puerto USB	USB 2.0 Host/Dispositivo
Modulación por ancho de pulsos (PWM)	2 módulos PWM con generador de bloques y control de bloqueo
Convertidor analógico Digital (ADC)	Dos módulos de ADC de 12-bit
Comparador Digital	16 comparadores digitales

3. Metodología

En el siguiente capítulo se detallarán los pasos requeridos para el desarrollo de este proyecto, descritos en la metodología propuesta; de igual forma se presenta el acondicionamiento de un sistema de análisis de SCD a base de una tarjeta de adquisición de señales de ECG y la validación mediante una serie de algoritmos empleados utilizando una base de datos cuyas características se describen más adelante.

3.1 Metodología propuesta

La metodología propuesta se puede ver descrita en la Figura 3.1 la cual cuenta con esquema de 4 pasos descritos a continuación:

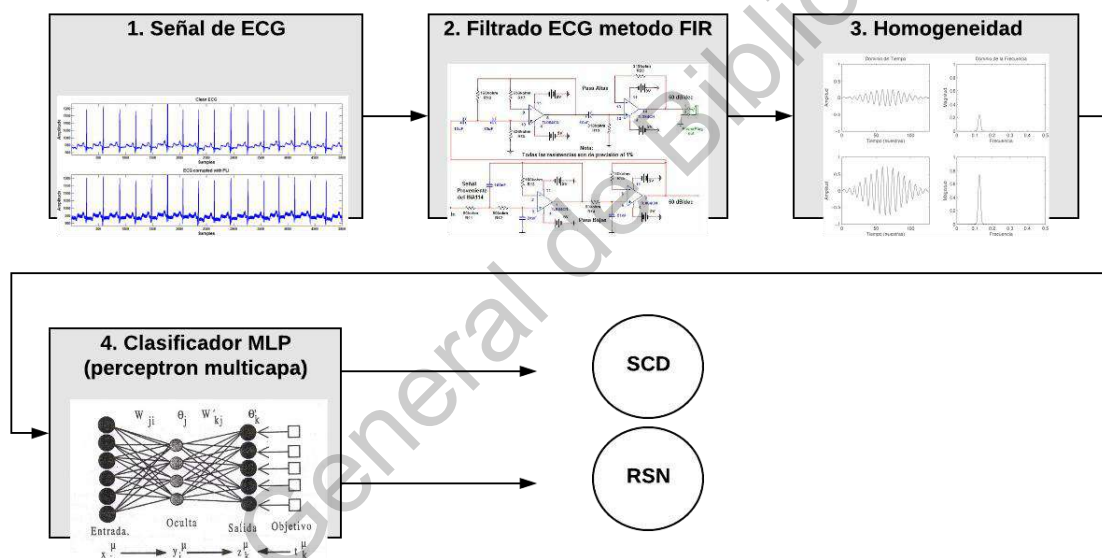


Figura 3-1. Metodología propuesta

- **Adquisición de señales:** la adquisición de las señales hace por medio del sistema ECG descrito en Gonzaga (2018) al cual se le aplicaran una serie de registros de la actividad cardiaca de un grupo de personas con SCD y sin la misma, dichos registros de una base de datos pública. En la cual se provee de 38 señales de ECG, 18 con SCD y 18 con SRN (Amezquita-sanchez et al., 2018) dicha base de datos describe a los 18 pacientes con una “taquiarritmia

ventricular sostenida” además de que la mayoría de los pacientes tuvo un paro cardíaco real.

- **Preprocesamiento de señales ECG:** de señales ECG: en esta etapa se plantea aplicar el método de filtrado FIR por mínimos cuadrados con la finalidad de extraer en un rango específico de frecuencias descritas en Amezcua-Sánchez et al. (2018), siendo aquellas que se encuentran entre 20 y 22 Hz.
- **Procesamiento de señales ECG:** en la etapa de procesamiento de señales se busca aplicar las señales obtenidas de la aplicación del filtrado de mínimos cuadrados, con las señales deseadas en la frecuencia ideal para aplicar el método de la homogeneidad en dos dimensiones; que como se vio anteriormente, nos ayudará para obtener características particulares de la señal describiendo así si posee características de una SCD.
- **Clasificador:** finalmente se aplicará una red neuronal multicapa con la finalidad de clasificar las variables determinadas en el análisis de homogeneidad dependiendo la varianza de las variables se podrá clasificar si la señal interactuada es un caso de SCD o de una señal sana.

3.2 Desarrollo de la tarjeta de acondicionamiento de señales ECG

El desarrollo de la tarjeta de acondicionamiento de señales ECG se emplea de acuerdo a lo realizado en Gonzaga (2018) que consta de tres pasos con el fin de desarrollar una tarjeta con el propósito realizar los procesos esenciales de un electrocardiógrafo (Figura 3-2). El diseño de la tarjeta se desarrolló en el software Altium Designer versión 18.1.7. Posteriormente en la Figura 3-3 se muestran el diseño de esta en la cual se muestran los pasos desarrollados; etapa de adquisición (1), filtrado (2) que consta de un filtro pasa altas, un filtro pasa bajas y un filtro Notch y amplificación de la señal (3).

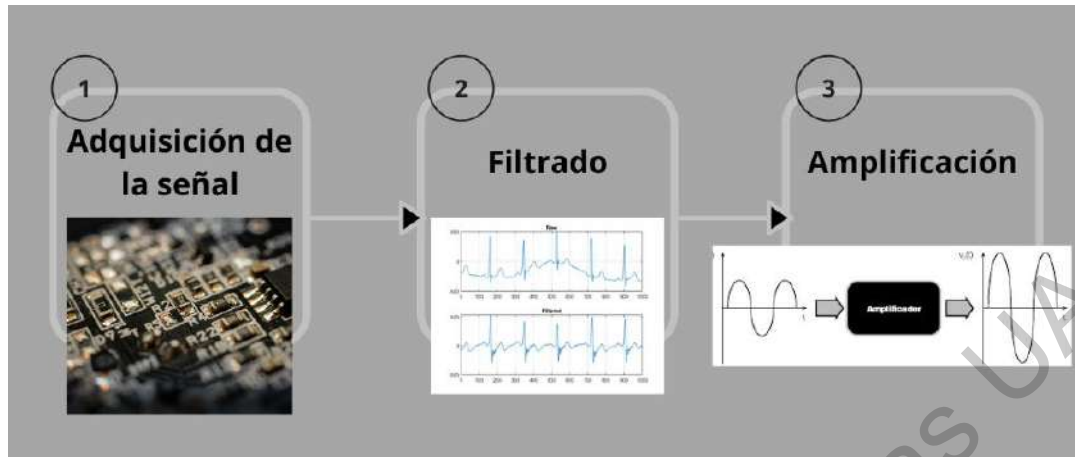


Figura 3-2. Diseño de la tarjeta de acondicionamiento de señales ECG

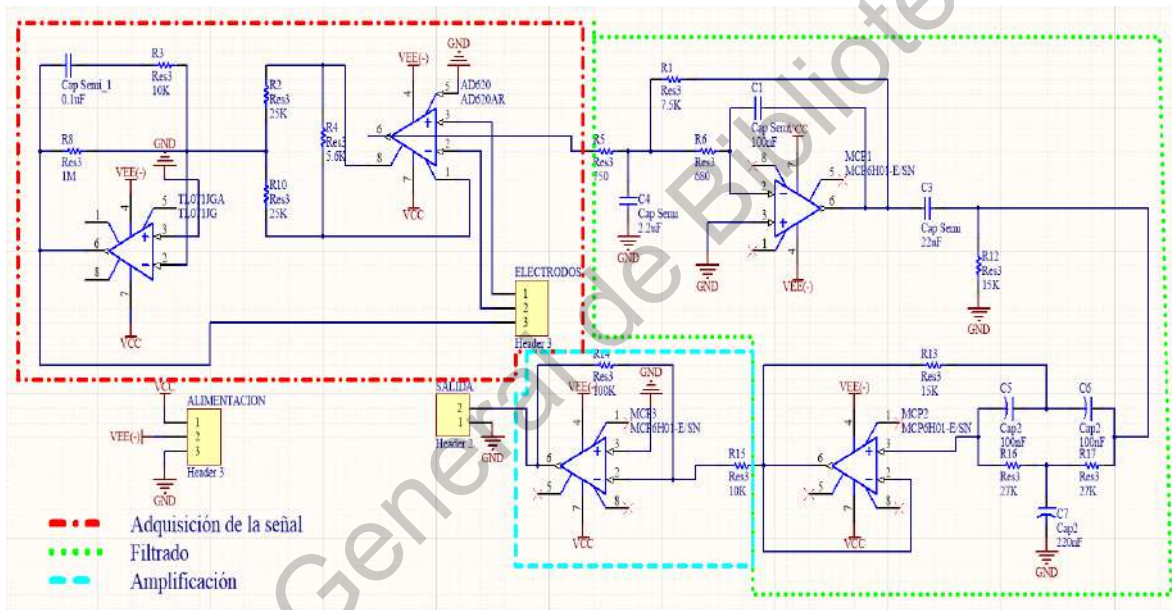


Figura 3-3. Circuito de instrumentación para la adquisición de una señal ECG

1. Adquisición de la señal

Para la adquisición es necesario la conexión de las señales de entrada al dispositivo, en este caso se cuenta con tres entradas; dos señales y una de referencia (Figura 3-4). Posteriormente, se es necesario realizar una “pre-amplificación” con la necesidad de poder trabajar con dichas señales cardiacas adquiridas, pues como se vio anteriormente, las señales cardiacas son de un voltaje en escala de mV, por lo tanto, la aplicación de un amplificador operacional es importante para poder trabajar con señales tan pequeñas. En este caso se decidió trabajar con el amplificador de instrumentación AD620 como entrada directa de las

señales cardiacas debido a su amplia posibilidad de trabajar con corrientes eléctricas muy pequeñas (Mojica, 2013).

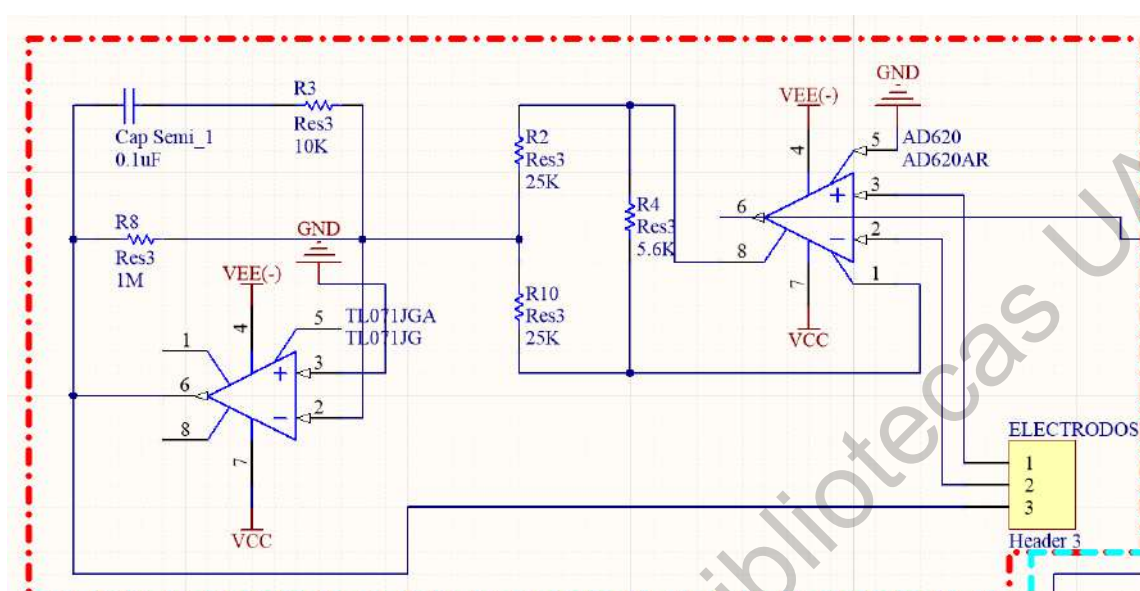


Figura 3-4. Etapa de adquisición de la señal de ECG

2. Filtrado

Posteriormente se lleva a cabo la etapa de filtrado mediante dos filtros; un filtro pasa altas de 0.5 Hz y un pasa bajas de 150 Hz con la finalidad de eliminar las frecuencias inferiores y superiores, correspondientemente, lo anterior debido a la recomendación de la “American Heart Association” AHA por sus siglas en inglés, la cual menciona la importancia de la filtración de 0.05 Hz a 100 Hz (Centro Nacional de Excelencia Tecnológica en Salud (CENETEC), 2006) debido a la distorsión de la información cuantificada ligada al segmento ST. Sin embargo, se debe considerar que en la amplificación de los biopotenciales de los electrocardiógrafos, mientras mayor sea el factor de amplificación el ancho de banda se reduce (Juan Pablo Márquez & Rubén Rojas, 2008), por lo tanto en este proyecto se considera un rango comprendido entre 0.5 Hz y los 150 Hz (Figuras 3-5 y 3-6).

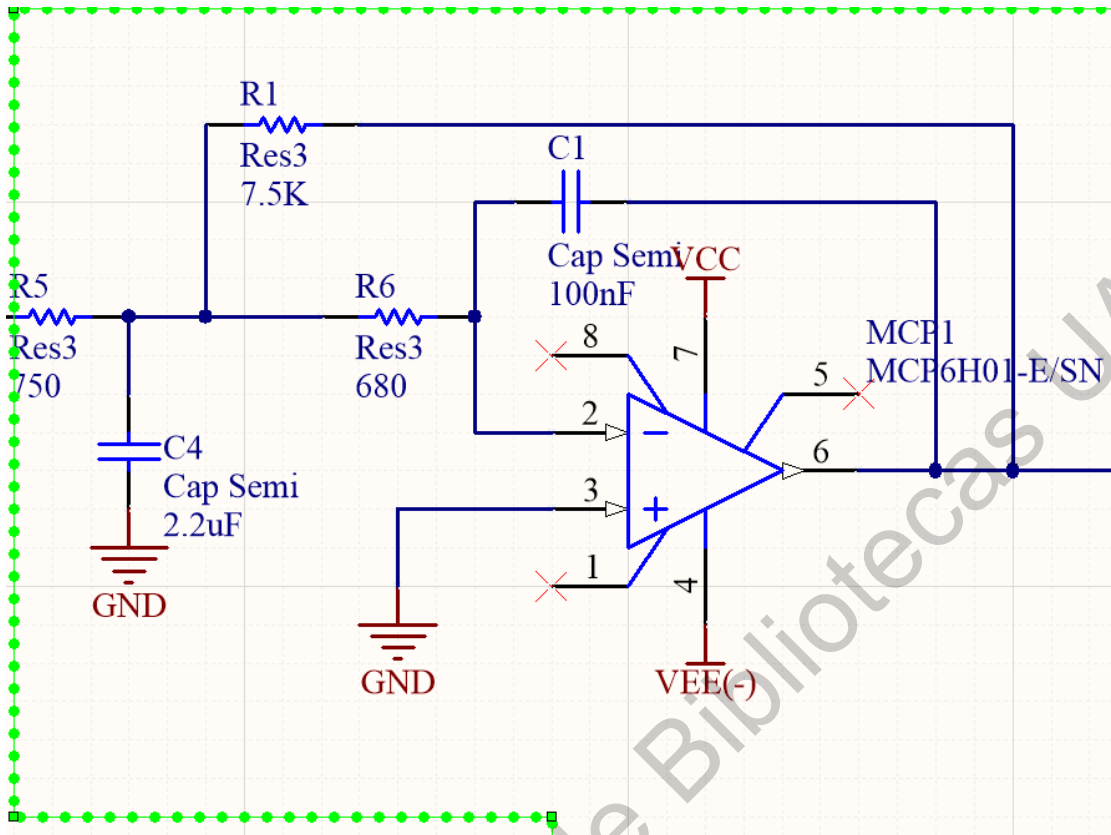


Figura 3-5. Filtro pasa bajas 150 Hz

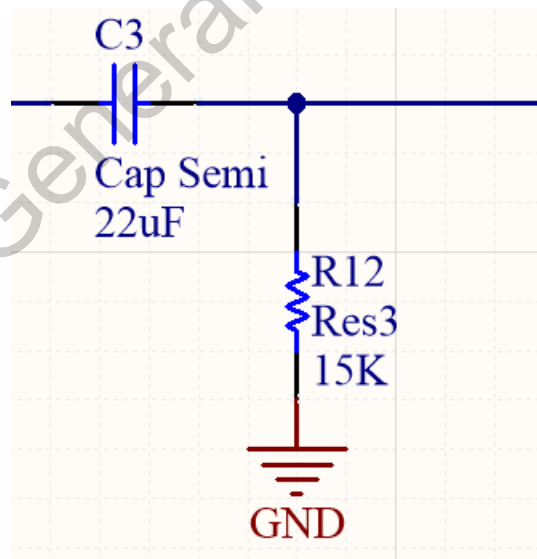


Figura 3-6. Filtro pasa altas 0.5 Hz

Posterior a los filtros ya mencionados es necesario la implementación de un filtrado Notch doble T adicional (Figura 3-7), el cual se presenta en su mayoría en los dispositivos

electrónicos cuya frecuencia es de 60 Hz. El filtro Notch atenúa significativamente en un rango pequeño de Hz, lo que hace ideal para eliminar un número específico en la filtración del ruido eléctrico en un circuito (Milutinovic et al., 2017).

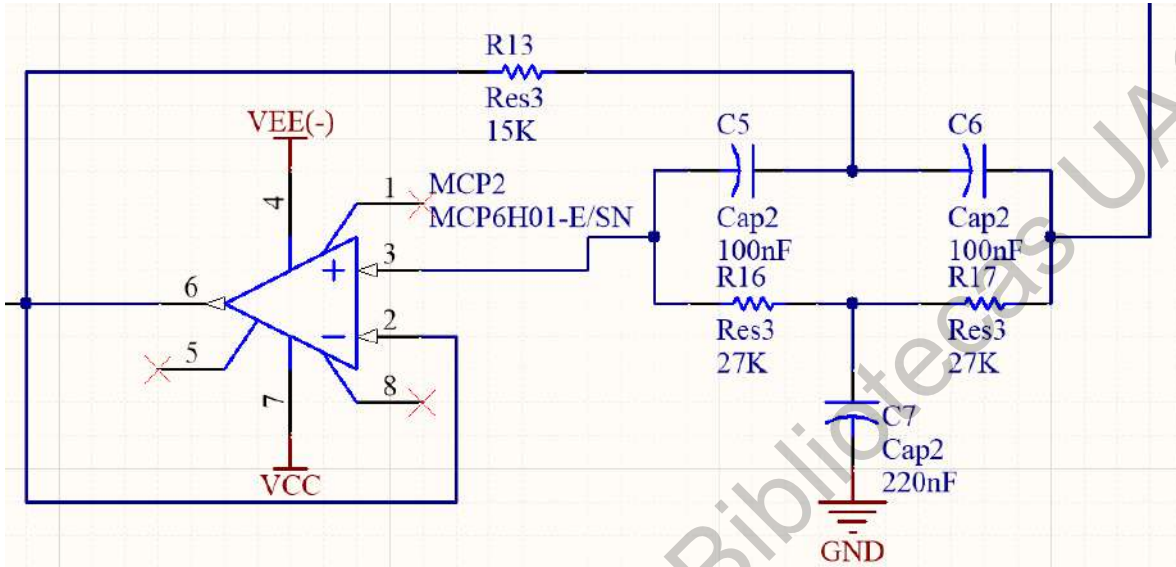


Figura 3-7. Filtro Notch 60 Hz

Los cálculos para el desarrollo de los filtros emplean las fórmulas descritas en Gonzaga (2018). Finalmente, se necesita realizar una amplificación (Figura 3-8) con la finalidad de emplear un rango dinámico en la conversión analógico digital, ya que de lo contrario se generarían pérdidas de información (Gonzaga, 2018).

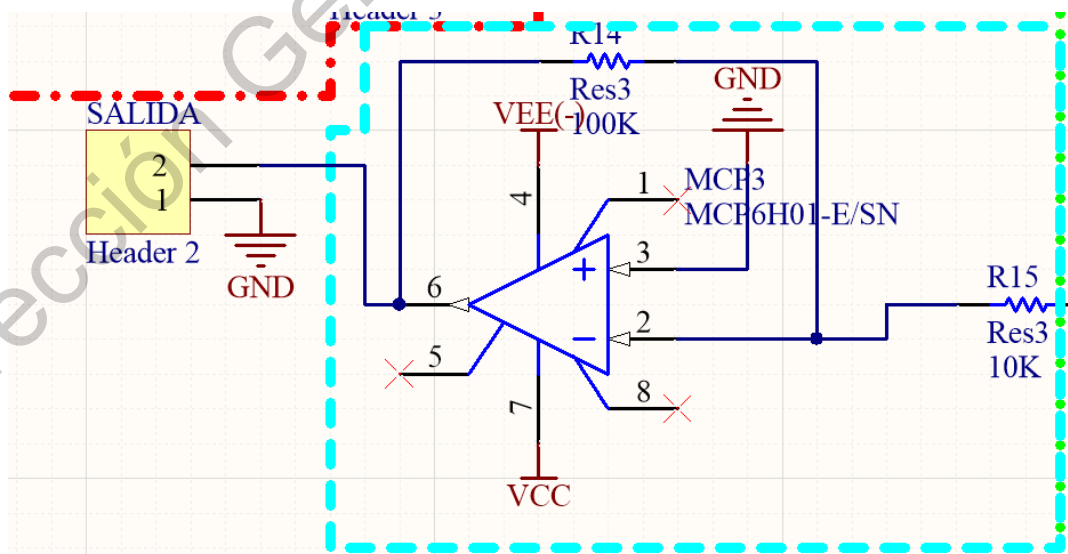


Figura 3-8. Amplificación de la señal analógica

3.3 Base de datos empleada

La base de datos, como se mencionó anteriormente, nos ayudara a la validación de los algoritmos utilizados en la metodología propuesta. Por lo tanto, la base de datos Normal Sinus Rhythm (NSR) por sus siglas en inglés, corresponde a una recopilación de señales de ECG de 18 personas de un rango de edades de 20 a 50 años, reclutadas por el Laboratorio de Arritmias del Hospital Beth Israel de Boston. Dicha base de datos se fue confirmada por un grupo de cardiólogos en donde los participantes no padecían de patologías como arritmias (Amezquita-Sanchez et al., 2018). Por otra parte, se utilizó una base de datos aparte para la recopilación de SCD, en la cual contiene señales de 23 personas con SCD de un rango de edades entre 17 y 82 años obtenida en los años 80s en el área de los hospitales de Boston. Sin embargo, Amezquita-Sanchez et al. (2018) menciona la presencia de 3 personas que no presentan un episodio de SCD, sino, un evento distinto como hipertrofia cardiomiopática y taquicardia ventricular, por lo tanto se excluyeron de la etapa de validación. En la tabla 3-1 se muestra un resumen clínico de los pacientes de SCD en donde se provee del género, edad, historial, medicación y ritmo cardiaco subyacente. Posteriormente se muestra la graficación de una señal del comportamiento del ritmo cardiaco de un paciente con un evento de SCD un minuto anterior y posterior suceso (Figura 3-9).

Tabla 3-1 Información Clínica de pacientes con SCD extraída de la base de datos.

No.	Genero	Edad	Historial	Medicación	Ritmo cardiaco adyacente
1	Masculino	43	Desconocido	Desconocido	Sinusal
2	Femenino	72	Insuficiencia cardiaca	Digoxina; gluconato de quinidina	Sinusal
3	Desconocido	62	Bypass coronario; historial de arritmias	Procan SR; bloqueador-beta	Sinusal con estimulación ventricular de demanda intermitente; RCP al momento del paro cardíaco
4	Femenino	30	Desconocido	Desconocido	Sinusal
5	Masculino	34	Desconocido	Desconocido	Sinusal
6	Femenino	72	Reemplazo de válvula mitral	Digoxina	Fibrilación auricular
7	Masculino	75	Cirugía cardiaca	Digoxina, quinidina	Fibrilación auricular
8	Femenino	89	Desconocido	Desconocido	Fibrilación auricular
9	Desconocido	Desconocido	Desconocido	Desconocido	Sinusal
10	Masculino	66	Leucemia mielógena aguda	Digoxina, quinidina	Sinusal
11	Masculino	Desconocido	Desconocido	Desconocido	Sinusal
12	Masculino	35	Arteriopatía coronaria	Desconocido	Estimulación ventricular intermitente
13	Masculino	Desconocido	Desconocido	Desconocido	Sinusal

14	Masculino	68	Antecedentes de ectopia ventricular.	Digoxina; gluconato de quinidina	Sinusal
15	Femenino	Desconocido	Desconocido	Desconocido	Sinusal
16	Masculino	34	Desconocido	Desconocido	Sinusal
17	Masculino	80	Desconocido	Desconocido	Sinusal
18	Femenino	68	Revascularización coronaria; reemplazo de la válvula mitral	Digoxina; quinidina; propranolol; potasio; diuréticos	Fibrilación auricular
19	Femenino	67	Desconocido	Desconocido	Sinusal con estimulación intermitente
20	Femenino	82	Insuficiencia cardiaca	No listado	Sinusal

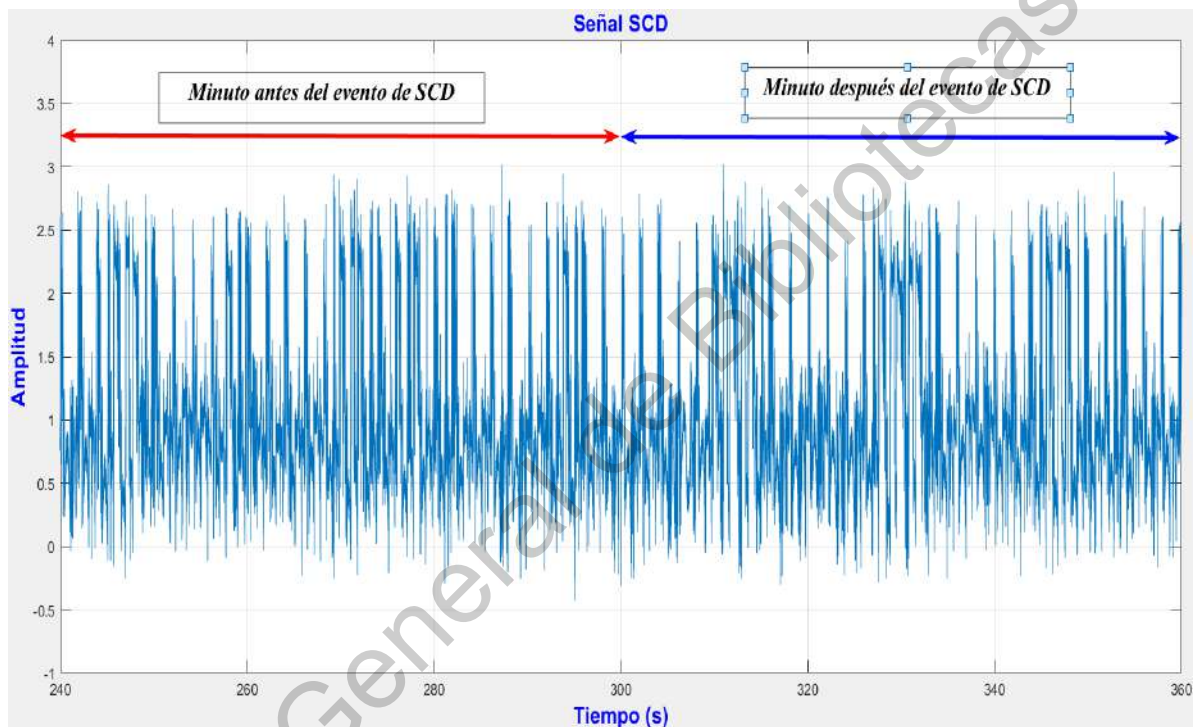


Figura 3-9 Señal de SCD un minuto anterior y posterior al evento

3.4 Validación de los algoritmos

Como se vio anteriormente, es necesario realizar un procesamiento digital de la señal adquirida por lo tanto en este proyecto se consideró una etapa de filtrado (filtro FIR) junto con una etapa que consiste en reducir la cantidad de información (Homogeneidad) para lograr un procesamiento de datos con la menor carga computacional. La etapa de filtrado consiste en un filtrado digital de tipo FIR junto con método de mínimos cuadrados (b) con la finalidad de tener una banda de transición lo suficientemente estrecha para aislar solo aquellas que se

encuentran en el rango de 20 a 22 Hz, obteniendo así los coeficientes para desarrollar lo planteado en la ecuación 2.3.

Revolviendo la ecuación 2.5 para obtener los parámetros del filtrado FIR, con una frecuencia de muestreo de entrada igual a 128 Hz debido a lo descrito en c pues es la frecuencia de muestreo utilizada para el grupo de personas sin indicios de SCD. Además, con dos frecuencias de paso y dos de corte para la discriminación de señales descritas en ese rango; dichas frecuencias son las descritas en la tabla 3-2.

Tabla 3-2 Frecuencias de corte y paso para método de mínimos cuadrados

Tipo de frecuencia	Frecuencia (Hz)
Corte	18.5
Paso	20
Paso	22
Corte	23.5

La respuesta del filtrado por mínimos cuadrados se puede observar en la Figura 3-10 la respuesta en fase y magnitud del diseño del filtro.

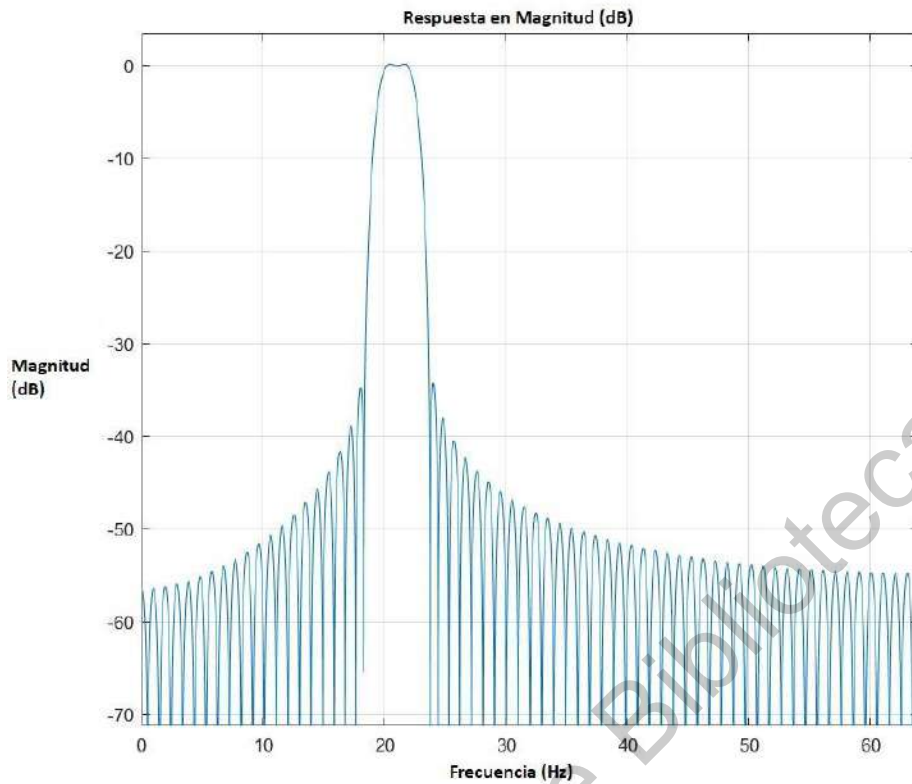


Figura 3-10. Respuesta en magnitud de los coeficientes del diseño del filtro por mínimos cuadrados.

Posteriormente, se diseñó una señal sintética que consta de una representación con 5 diferentes frecuencias: 18.5, 20, 21, 22 y 23.5 Hz con ruido a 10 dB y un tiempo en 10 segundos (Ecuación 3.1), mediante una ecuación cosenoidal para ejemplificar una señal no estacionaria con la finalidad de validar el filtrado digital entre 20 y 22 Hz.

$$x = A \cos(2\pi f_1 t) + \dots + A \cos(2\pi f_n t) \quad (3.1)$$

Donde $A=1$, $f_1 \dots f_n$ siendo las frecuencias a utilizar y t mostrada en la ecuación 3.2:

$$t = 0: 1/F_s : (ND - 1)/F_s \quad (3.2)$$

Siendo $F_s = 128$, cómo se menciona en Amezcuita-Sanchez et al. (2018) y $ND = F_s * T$ donde $T=60$ segundos.

Posteriormente, aplicando la ecuación 2.3 a la sintética con ruido y se aplicó la transformada rápida de Fourier (FFT) con la finalidad de reconocer las frecuencias con la que la señal fue

construida (Figura 3-11). El filtrado de la señal permitiría eliminar el ruido añadido de 10 dB junto con las señales no deseadas (18.5 y 23.5).

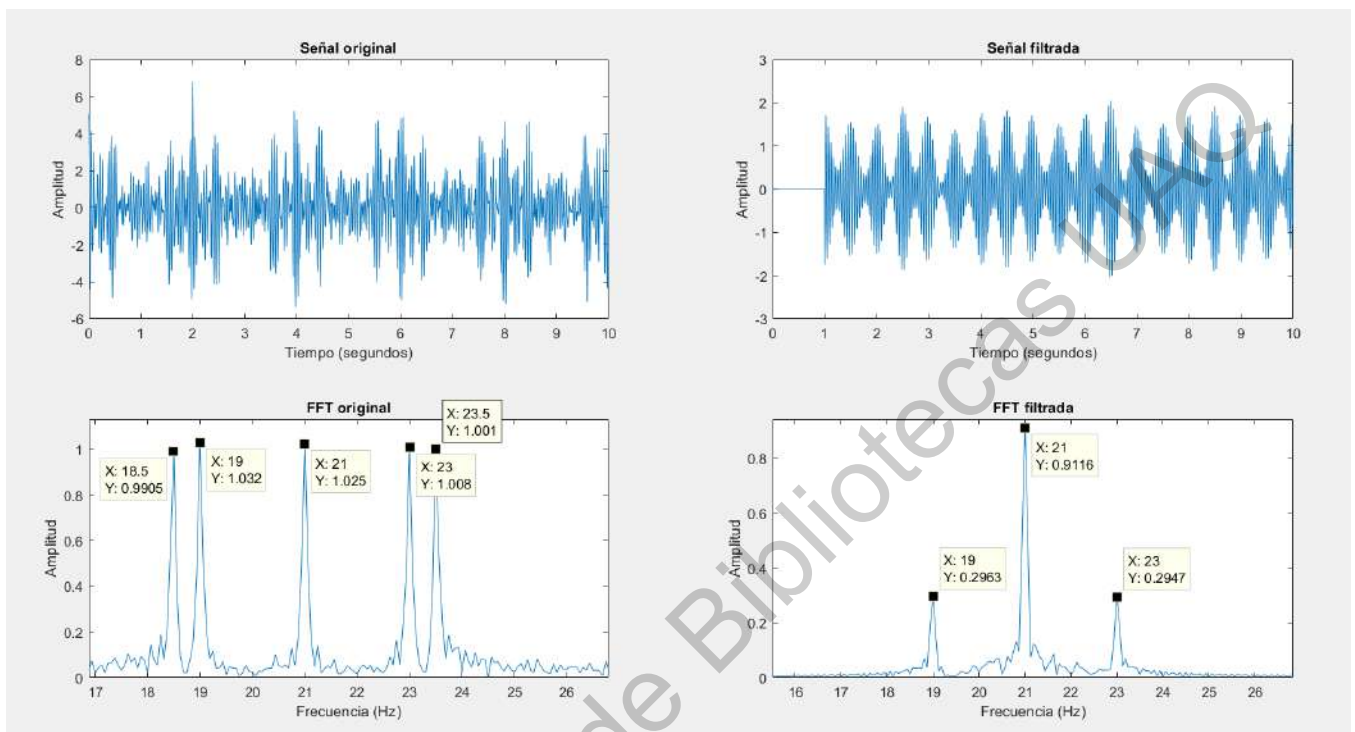


Figura 3-11. Filtrado de la señal sintética y FFT

Posterior al filtrado de la señal, se pretende reducir la carga computacional generando una serie de datos, como se mencionó anteriormente, resumiendo el comportamiento de la señal cardiaca en un solo valor capaz de describir su naturaleza en el momento de un evento de SCD. Por ello, la homogeneidad emplea un papel importante en la descripción del comportamiento de una señal cardiaca, es decir, al procesar la señal previamente filtrada y aplicar los algoritmos de la homogeneidad se espera tener un valor cercano a la unidad para la señal sin indicios de SCD, por lo tanto, para valores muy por debajo de la unidad se considera con indicios de SCD. Dado a lo anterior, se resuelve las ecuaciones 2.12, 2.13 y 2.14 tanto para la señal sin filtrar y la señal filtrada obteniendo los siguientes valores:

Tabla 3-3 Valores de la homogeneidad de una señal antes y después filtrada

Señal	Valor de homogeneidad
Señal sintética sin filtrar	5.959×10^{-5}
Señal filtrada	0.10014

Posteriormente se comparó la metodología con señales con frecuencias cercanas dentro del rango para observar variaciones en la homogeneidad con rangos muy cercanos entre sí, tal y como se muestra en la tabla 3-4.

Tabla 3-4 Frecuencias utilizadas y homogeneidad resultante

Frecuencias (Hz)	Homogeneidad
19, 21 y 23	0.10042
19 y 23	0.10013
21	0.09939

4. Resultados obtenidos

En esta sección se presentan los resultados obtenidos usando la metodología propuesta y descrita en el capítulo anterior.

4.1 Validación de los algoritmos

Mediante la base de datos mencionada anteriormente, tanto de pacientes con SCD y NSR, resolviendo las ecuaciones 2.12, 2.13 y 2.14 en la cual analizando 18 pacientes con SCD, donde se analizaron minuto por minuto hasta llegar a minuto igual a 20. Por ello se determinó la cantidad de datos correspondientes a cada minuto resolviendo la ecuación 2.15

$$ND = T * Fs \quad (4.1)$$

donde ND es igual al número de datos, “ T ” es igual al tiempo en segundos y “ Fs ” es la frecuencia de muestreo la cual se describió en Amezcua-Sanchez et al. (2018) siendo igual 128 Hz. Por lo tanto, los resultados de los algoritmos con la base de datos se muestran en las tablas 4.1-4.3.

Tabla 4-1 Valores de homogeneidad obtenidos (I)

Min	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR
1	1.73E-02	1.74E-02	1.67E-02	1.69E-02	1.70E-02	1.72E-02	1.68E-02	1.67E-02	1.69E-02	1.68E-02	1.66E-02	1.66E-02
2	9.00E-03	1.69E-02	8.40E-03	1.72E-02	8.60E-03	1.69E-02	8.40E-03	1.70E-02	8.60E-03	1.69E-02	8.40E-03	1.66E-02
3	6.20E-03	1.74E-02	5.80E-03	1.70E-02	5.80E-03	1.66E-02	5.60E-03	1.66E-02	5.90E-03	1.70E-02	5.60E-03	1.66E-02
4	4.80E-03	1.73E-02	4.40E-03	1.71E-02	4.30E-03	1.67E-02	4.30E-03	1.66E-02	4.50E-03	1.67E-02	4.20E-03	1.66E-02
5	3.90E-03	1.69E-02	3.50E-03	1.74E-02	3.50E-03	1.68E-02	3.40E-03	1.69E-02	3.70E-03	1.69E-02	3.40E-03	1.65E-02
6	3.40E-03	1.75E-02	2.90E-03	1.72E-02	2.90E-03	1.66E-02	2.90E-03	1.72E-02	3.10E-03	1.68E-02	2.80E-03	1.67E-02
7	3.00E-03	1.74E-02	2.50E-03	1.69E-02	2.50E-03	1.68E-02	2.50E-03	1.73E-02	2.80E-03	1.70E-02	2.40E-03	1.66E-02
8	2.70E-03	1.73E-02	2.30E-03	1.74E-02	2.20E-03	1.67E-02	2.20E-03	1.67E-02	2.40E-03	1.67E-02	2.10E-03	1.65E-02
9	2.60E-03	1.69E-02	2.00E-03	1.73E-02	2.00E-03	1.68E-02	2.00E-03	1.66E-02	2.20E-03	1.67E-02	1.90E-03	1.66E-02
10	2.40E-03	1.71E-02	1.90E-03	1.73E-02	1.80E-03	1.68E-02	1.80E-03	1.67E-02	2.00E-03	1.69E-02	1.70E-03	1.67E-02
11	2.20E-03	1.71E-02	1.70E-03	1.76E-02	1.60E-03	1.67E-02	1.60E-03	1.68E-02	1.90E-03	1.69E-02	1.60E-03	1.65E-02
12	2.00E-03	1.72E-02	1.60E-03	1.71E-02	1.50E-03	1.67E-02	1.50E-03	1.67E-02	1.80E-03	1.68E-02	1.40E-03	1.67E-02
13	1.90E-03	1.68E-02	1.50E-03	1.71E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.40E-03	1.68E-02	1.70E-03	1.69E-02	1.30E-03	1.66E-02
14	1.80E-03	1.68E-02	1.40E-03	1.73E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.68E-02	1.60E-03	1.72E-02	1.30E-03	1.66E-02
15	1.70E-03	1.73E-02	1.30E-03	1.71E-02	1.30E-03	1.68E-02	1.30E-03	1.69E-02	1.50E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.66E-02
16	1.70E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.70E-02	1.20E-03	1.72E-02	1.20E-03	1.67E-02	1.40E-03	1.70E-02	1.10E-03	1.65E-02
17	1.60E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.70E-02	1.20E-03	1.70E-02	1.10E-03	1.69E-02	1.40E-03	1.69E-02	1.00E-03	1.66E-02
18	1.50E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.69E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.70E-02	1.30E-03	1.66E-02	1.00E-03	1.67E-02
19	1.50E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.71E-02	1.10E-03	1.67E-02	1.00E-03	1.66E-02	1.30E-03	1.68E-02	9.00E-04	1.66E-02
20	1.40E-03	1.67E-02	1.10E-03	1.69E-02	1.00E-03	1.68E-02	1.00E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.72E-02	9.00E-04	1.66E-02

Tabla 4-2 Valores de homogeneidad obtenidos (II)

Min	7		8		9		10		11		12	
	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR
1	1.7E-02	1.67E-02	1.66E-02	1.68E-02	1.66E-02	1.67E-02	1.69E-02	1.69E-02	1.65E-02	1.66E-02	1.68E-02	1.66E-02
2	8.3E-03	1.69E-02	8.40E-03	1.68E-02	8.40E-03	1.67E-02	8.50E-03	1.73E-02	8.30E-03	1.66E-02	8.50E-03	1.66E-02
3	5.6E-03	1.69E-02	5.60E-03	1.66E-02	5.60E-03	1.66E-02	5.70E-03	1.68E-02	5.60E-03	1.66E-02	5.70E-03	1.66E-02
4	4.2E-03	1.70E-02	4.20E-03	1.66E-02	4.20E-03	1.66E-02	4.40E-03	1.67E-02	4.20E-03	1.66E-02	4.30E-03	1.65E-02
5	3.4E-03	1.70E-02	3.40E-03	1.67E-02	3.40E-03	1.68E-02	3.50E-03	1.66E-02	3.40E-03	1.65E-02	3.60E-03	1.66E-02
6	2.8E-03	1.70E-02	2.90E-03	1.66E-02	2.90E-03	1.68E-02	3.00E-03	1.66E-02	2.90E-03	1.66E-02	3.00E-03	1.65E-02
7	2.5E-03	1.73E-02	2.50E-03	1.67E-02	2.50E-03	1.68E-02	2.60E-03	1.66E-02	2.50E-03	1.67E-02	2.60E-03	1.65E-02
8	2.2E-03	1.68E-02	2.20E-03	1.68E-02	2.20E-03	1.66E-02	2.30E-03	1.66E-02	2.20E-03	1.66E-02	2.30E-03	1.65E-02
9	1.9E-03	1.69E-02	2.00E-03	1.69E-02	2.00E-03	1.66E-02	2.10E-03	1.66E-02	2.00E-03	1.68E-02	2.10E-03	1.65E-02
10	1.8E-03	1.69E-02	1.80E-03	1.65E-02	1.80E-03	1.67E-02	1.90E-03	1.67E-02	1.80E-03	1.66E-02	1.90E-03	1.65E-02
11	1.6E-03	1.70E-02	1.70E-03	1.67E-02	1.70E-03	1.70E-02	1.80E-03	1.67E-02	1.70E-03	1.66E-02	1.70E-03	1.66E-02
12	1.5E-03	1.68E-02	1.60E-03	1.68E-02	1.50E-03	1.67E-02	1.60E-03	1.66E-02	1.50E-03	1.66E-02	1.60E-03	1.65E-02
13	1.4E-03	1.69E-02	1.50E-03	1.69E-02	1.40E-03	1.70E-02	1.50E-03	1.68E-02	1.40E-03	1.66E-02	1.50E-03	1.66E-02

14	1.3E-03	1.69E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.67E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.66E-02	1.40E-03	1.66E-02
15	1.2E-03	1.70E-02	1.30E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.69E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.66E-02	1.30E-03	1.65E-02
16	1.1E-03	1.68E-02	1.30E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.66E-02	1.30E-03	1.66E-02	1.20E-03	1.66E-02	1.20E-03	1.66E-02
17	1.1E-03	1.70E-02	1.20E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.67E-02	1.20E-03	1.69E-02	1.20E-03	1.66E-02	1.20E-03	1.67E-02
18	1.0E-03	1.69E-02	1.10E-03	1.72E-02	1.10E-03	1.67E-02	1.20E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.66E-02
19	1.0E-03	1.71E-02	1.10E-03	1.75E-02	1.00E-03	1.71E-02	1.10E-03	1.67E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.67E-02
20	9.0E-04	1.71E-02	1.00E-03	1.70E-02	1.00E-03	1.67E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.00E-03	1.66E-02	1.00E-03	1.66E-02

Tabla 4-3 Valores de homogeneidad obtenidos (III)

Min	13		14		15		16		17		18	
	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR	SCD	NSR
1	1.70E-02	1.66E-02	1.66E-02	1.67E-02	1.68E-02	1.67E-02	1.73E-02	1.68E-02	1.66E-02	1.66E-02	1.73E-02	1.67E-02
2	8.60E-03	1.66E-02	8.40E-03	1.67E-02	8.50E-03	1.66E-02	8.90E-03	1.68E-02	8.40E-03	1.65E-02	8.80E-03	1.66E-02
3	5.80E-03	1.66E-02	5.70E-03	1.68E-02	5.70E-03	1.66E-02	6.00E-03	1.68E-02	5.70E-03	1.66E-02	5.90E-03	1.67E-02
4	4.40E-03	1.68E-02	4.30E-03	1.68E-02	4.30E-03	1.66E-02	4.70E-03	1.70E-02	4.30E-03	1.66E-02	4.50E-03	1.66E-02
5	3.60E-03	1.68E-02	3.50E-03	1.67E-02	3.40E-03	1.66E-02	3.90E-03	1.68E-02	3.40E-03	1.69E-02	3.70E-03	1.67E-02
6	3.10E-03	1.67E-02	2.90E-03	1.67E-02	2.90E-03	1.66E-02	3.40E-03	1.70E-02	2.90E-03	1.66E-02	3.10E-03	1.67E-02
7	2.70E-03	1.67E-02	2.50E-03	1.69E-02	2.50E-03	1.66E-02	3.00E-03	1.68E-02	2.50E-03	1.66E-02	2.80E-03	1.67E-02
8	2.40E-03	1.66E-02	2.20E-03	1.67E-02	2.20E-03	1.67E-02	2.70E-03	1.71E-02	2.20E-03	1.67E-02	2.50E-03	1.67E-02
9	2.10E-03	1.67E-02	2.00E-03	1.66E-02	2.00E-03	1.66E-02	2.40E-03	1.69E-02	2.00E-03	1.66E-02	2.30E-03	1.66E-02
10	1.90E-03	1.67E-02	1.80E-03	1.67E-02	1.80E-03	1.68E-02	2.20E-03	1.67E-02	1.80E-03	1.66E-02	2.10E-03	1.67E-02
11	1.80E-03	1.66E-02	1.70E-03	1.68E-02	1.70E-03	1.71E-02	2.10E-03	1.68E-02	1.70E-03	1.66E-02	1.90E-03	1.67E-02
12	1.70E-03	1.69E-02	1.50E-03	1.66E-02	1.50E-03	1.71E-02	2.00E-03	1.68E-02	1.50E-03	1.66E-02	1.80E-03	1.67E-02
13	1.50E-03	1.69E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.90E-03	1.74E-02	1.40E-03	1.66E-02	1.70E-03	1.69E-02
14	1.40E-03	1.66E-02	1.30E-03	1.66E-02	1.30E-03	1.68E-02	1.80E-03	1.69E-02	1.30E-03	1.65E-02	1.70E-03	1.66E-02
15	1.30E-03	1.68E-02	1.30E-03	1.67E-02	1.30E-03	1.70E-02	1.70E-03	1.72E-02	1.20E-03	1.67E-02	1.60E-03	1.66E-02
16	1.30E-03	1.67E-02	1.20E-03	1.67E-02	1.20E-03	1.66E-02	1.60E-03	1.68E-02	1.20E-03	1.66E-02	1.50E-03	1.67E-02
17	1.20E-03	1.67E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.70E-02	1.50E-03	1.69E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.40E-03	1.66E-02
18	1.20E-03	1.68E-02	1.10E-03	1.66E-02	1.10E-03	1.69E-02	1.50E-03	1.68E-02	1.10E-03	1.67E-02	1.40E-03	1.67E-02
19	1.10E-03	1.66E-02	1.00E-03	1.68E-02	1.00E-03	1.70E-02	1.50E-03	1.69E-02	1.00E-03	1.66E-02	1.40E-03	1.67E-02
20	1.00E-03	1.68E-02	1.00E-03	1.66E-02	1.00E-03	1.69E-02	1.40E-03	1.67E-02	1.00E-03	1.65E-02	1.30E-03	1.66E-02

Tal como se muestran en la tabla anterior el valor de la homogeneidad presenta un comportamiento esperado a lo largo del tiempo, decreciente debido a la variabilidad de la señal a lo largo del tiempo antes de que suceda el evento de la SCD. Sin embargo, en un comportamiento normal se esperaría todo lo contrario, una variabilidad muy baja correspondiente a los pacientes con un ritmo sinusal normal, tal como se muestran en las Tablas 4.1. a 4.3

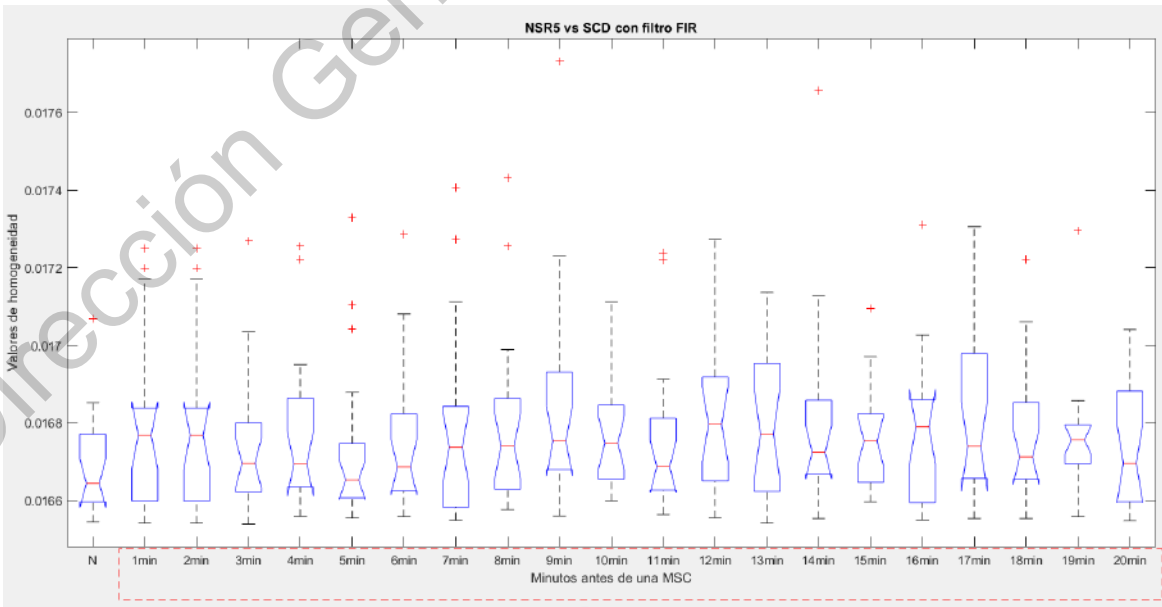


Figura 4-1 Comparativa de la distribución de datos 20 minutos antes de un evento cardiaco a un ritmo sinusal normal

La distribución de los datos de la SCD con respecto a un determinado tiempo de la NSR se realizó mediante un análisis de varianza ANOVA (figura 4-1) que provee una repartición de 20 minutos en 18 pacientes con SCD a un paciente con un ritmo normal.

Recordando la definición de un diagrama de cajas y bigotes descrita por Tukey (1977), como la utilización de medidas descriptivas para describir si un dato es atípico o no. Por otro lado, se observa que para el conjunto de valores correspondientes a las personas con ritmo cardiaco normal (N), la media no se traslapa con las medias de los pacientes con SCD. Sin embargo, al considerar toda la caja y los bigotes, es posible ver que existe un traslape, cuestión que en los resultados reportados por Amezcuita-Sánchez et al. (2018) no se obtiene. Este escenario resulta no ser el más apropiado, ya que el traslape posiblemente hará que disminuya la eficiencia del clasificador. En este sentido, la diferencia puede explicarse en que el filtro, a pesar de tener una ganancia de atenuación razonable (-30 dB), puede aún pasar algo de información que distorsiona la forma de onda filtrada. Como se sabe, la Transformada Wavelet de Paquetes (WPT), en su implementación, realiza una corrección a la fase de la señal filtrada (Iovescu, 2002). Por el contrario, a pesar de que el algoritmo de mínimos cuadrados calcula los coeficientes que generen el menor retardo en la señal, esto no siempre es posible (Yan & Ma, 2004). Por lo tanto, es evidente que existe una diferencia entre los resultados que calcula la WPT y los del filtro.

Para evaluar la potencial disminución en la eficiencia del clasificador, se opta por emplear un perceptrón multicapa que contiene como entrada el valor de la homogeneidad, una capa oculta de 10 neuronas y una capa de salida formada por 2 neuronas. La red se entrenó con el algoritmo del gradiente conjugado ya que es el recomendado cuando se tiene una sola entrada (Carvajal, 2012)(Hagan, Demuth, Hudson Beale, & Jesús, 2006). Para entrenar la red, se tienen 18 pacientes con ritmo cardiaco normal (NSR) y 18 con un evento SCD; de cada paciente se obtienen 20 segmentos de 1 minuto de duración, dando en total 20 valores de homogeneidad por paciente. En total, se tienen 720 valores de homogeneidad (360 para la condición NSR y 360 para SCD), tomando el 80% de estos valores para entrenar la red y los valores restantes para validar el rendimiento. La Tabla 4.4 muestra la eficacia del clasificador minuto por minuto

Tabla 4-4 Exactitud del clasificador minuto por minuto

Minuto	Exactitud (%)
1	65
2	65
3	60
4	65
5	50
6	55
7	55
8	55
9	50
10	65
11	55
12	65
13	55
14	50
15	70
16	60
17	55
18	55
19	70
20	55

Dirección General de Bibliotecas UAQ

4.2 Discusión de resultados

A partir de los resultados obtenidos, se aprecia en promedio el clasificador obtuvo una exactitud del 58%, lo que implica que la distorsión inducida por la fase del filtro tiene un rol importante, ya que se puede considerar que la forma de onda de la señal también fue modificada, generando, por ende, que los valores de la homogeneidad también se vieran modificados. Adicional a esto, si bien un MLP puede clasificar variables con cierto traslape, es evidente que en el caso de variables sumamente traslapadas, como el caso de este trabajo, el clasificador no fue efectivo en detectar las pequeñas diferencias que se tienen en las señales NSR y SCD. Como un factor adicional a esto, debe recordarse que uno de los objetivos de este trabajo es implementar esta metodología en un procesador de señales; por lo tanto, al momento de programar las ecuaciones descritas en la sección 2, se trabajó con variables que tuvieran el mismo tamaño (32 bits) (Texas Instruments, 2014), siendo que MATLAB trabajan con variables de 64 bits; por lo que si bien no se puede considerar que se perdió de manera considerable la resolución en los valores, si existió una ligera pérdida, misma que contribuye a no detectar los pequeños cambios que las señales presentan.

4.3 Implementación de la metodología propuesta en la plataforma Code Composer Studio.

La implementación de los algoritmos se emplea en base al lenguaje de programación en C para después procesarse en la plataforma Code Composer Studio (CCS) (Figura 4-4), siendo esta plataforma un entorno de procesadores y microcontroladores de la familia de Texas Instruments (Texas Instruments, 2000) gracias a que ofrece un compilador C/C++ se puede procesar en un microcontrolador varias aplicaciones para el procesamiento de señales.

```

1
2/**
3 * main.c
4 */
5#include <stdio.h>
6#include <stdbool.h>
7#include <stdint.h>
8#include <string.h>
9#include <stdlib.h>
10#include <math.h>
11#include "include.h"
12
13int main(void)
14{
15{
16uint32_t signal_x[]={131.038393, 130.941773, 128.299464, 125.643290, 126.874227, 124.156333, 122.377261, 124.213216, 122.059578, 120.320889, 119.908185, 122.870910, 121.
17uint16_t HI;
18uint16_t y1[2000];
19uint16_t y2[2000];
20 int N = 128;
21 uint16_t D[2000];
22 uint16_t histArray[2000];
23 uint16_t sn[2000];
24 uint16_t P[2000];
25 int i = 0;
26 int size_x = 2000;
27 uint16_t comp[2000];
28 int k = 0;
29 int j = 0;
30 int d = 0;
31 int m = 0;
32 int count = 0;

```

Description	Resource	Path	Location	Type
Project 'homogeneidad': Link successful				
FLASH	33,946 (12%)			
SRAM	512 (1%)			

Figura 4-2 Implementación del código en la plataforma de CCS

4.3.1 Desarrollo del programa en microcontrolador Tiva TM4C123G

El desarrollo de la metodología propuesta anteriormente en la plataforma empleada mediante el análisis de una ventana de tiempo específico de un paciente con SCD (Tabla 4-4) examinando el número de datos correspondiente a un minuto (7680 datos) de la cual el programa utiliza 33,946 bytes de 264,144 bytes (12%) de la memoria Flash, es decir, 12% de la memoria donde se almacena el programa ya compilado y 512 bytes de 32,768 bytes de memoria SRAM (1%), es decir, un 1% de la memoria volátil y banco de registros.

Tabla 4-5 Análisis de memoria en CCS

Espacio de memoria empleado	
Memoria Flash (bytes)	Memoria SRAM (bytes)
33,946	512
12%	1%

Por lo tanto, el programa puede ejecutar simultáneamente paciente a paciente realizando el procesamiento sin limitar la capacidad del microcontrolador, lo cual para la finalidad del propósito del proyecto.

Dirección General de Bibliotecas UAQ

5. Conclusiones y prospectivas

5.1 Conclusiones.

En el presente trabajo se presenta una metodología para el desarrollo de un sistema de detección de eventos de SCD diseñado con el propósito de facilitar y atender con anticipada respuesta a un evento que puede poner en riesgo la salud de una persona. Por lo tanto, se concluye que en primera instancia el diseño de un sistema analógico-digital para la adquisición, procesamiento, filtrado y caracterización de una señal se puede llevar a cabo en un microcontrolador, para llevar a cabo un sistema completo dedicado a predecir eventos relacionados a la deficiencia cardíaca que puede presentar una persona.

En particular, la metodología descrita para el filtrado digital por el método FIR y la homogeneidad descritas en el desarrollo del proyecto, a partir de los resultados de la eficiencia del clasificador obtenidos se observa que el uso del filtro FIR cambia la fase de la señal que resulta de filtrarse; además, se observa que si bien a simple vista la banda de paso del filtro no tiene un rizo de gran magnitud, en conjunto estas condiciones son suficientes para modificar la forma de onda resultante, y por ende, modificar los valores de homogeneidad esperados. Esto causa que la metodología tenga una menor eficiencia que la usada como referencia. Por lo tanto, no logra cumplir con un punto en la hipótesis planteada, que es la exactitud en la detección de SCD. Sin embargo, cuenta con una gran facilidad en la implementación computacional en una plataforma como lo es la Tiva TM4C123G, lo que da pauta a una mayor respuesta, almacenamiento y procesamiento de una o varias señales cardíacas. Por otro lado, la combinación de la metodología planteada Wavelet-Homogeneidad brinda una mayor eficiencia en la detección de los cambios generados en una señal con SCD sin embargo como desventaja, la implementación en un sistema de bajo costo es más compleja a comparación de la combinación de un sistema FIR-Homogeneidad.

5.2 Prospectivas.

Como prospectivas, con el anterior desarrollo se pretende dar presente al desarrollo de sistemas simultáneos de acondicionamientos analógicos-digitales para la implementación de metodologías predictoras de eventos como SCD. En particular, vale la pena explorar los trabajos de Upadhyay & Karmakar (2014) y de Huang, Wu, Zhang, & Li (2015), ya que desarrollan bancos de filtros para señales ruidosas y variantes en el tiempo, características

que tienen las señales ECG, por lo que su uso puede mejorar los resultados obtenidos teniendo la ventaja de poder realizar la implementación de los mismos en un DSP de bajo costo.

6. Bibliografía

- Acevedo, E., Serna, A., & Serna, E. (2017). Principios y características de las redes neuronales artificiales, (March 2019), 348–353.
- Agatonovic-Kustrin, S., & Beresford, R. (2000). Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*. [https://doi.org/10.1016/S0731-7085\(99\)00272-1](https://doi.org/10.1016/S0731-7085(99)00272-1)
- Ahsan, M., & Saramaki, T. (2012). Two Novel Implementations of the Remez Multiple Exchange Algorithm for Optimum FIR Filter Design. *MATLAB - A Fundamental Tool for Scientific Computing and Engineering Applications - Volume 2*, (April 2016). <https://doi.org/10.5772/46477>
- Amezquita-sanchez, J. P., Valtierra-rodriguez, M., & Adeli, H. (2018). A Novel Wavelet Transform-Homogeneity Model for Sudden Cardiac Death Prediction Using ECG Signals.
- Amezquita-Sanchez, J. P., Valtierra-Rodriguez, M., Adeli, H., & Perez-Ramirez, C. A. (2018). A Novel Wavelet Transform-Homogeneity Model for Sudden Cardiac Death Prediction Using ECG Signals. *Journal of Medical Systems*, 42(10). <https://doi.org/10.1007/s10916-018-1031-5>
- Azucena, H., Ríos, E., Peña, R. D., & Díaz, J. (2015). Design and implementation of a simple portable biomedical electronic device to diagnose cardiac arrhythmias. *Sensing and Bio-Sensing Research*, 4, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2015.01.001>
- Cajavilca, C., Varon, J., & Herrero, S. (2008). Historia de la Medicina: Willem Einthoven y la Aplicación Clínica del Electrocardiograma. *A S Sin*, 2(3), 104–107.
- Carvajal, L. (2012). Diseño de un Método para Capturar Señales Mioeléctricas de Miembros Superiores, 10.
- Castro, C., Cabrera, C., Ramírez, S., García, L., Morales, L., & Ramírez, H. (2018). Factores de riesgo para enfermedad cardiovascular en adultos mexicanos. *Revista Médica MD*, 9(2), 152–162. <https://doi.org/04-2013-091114361800-203>.
- Centro Nacional de Excelencia Tecnológica en Salud (CENETEC). (2006). Guía Tecnológica No. 17: Electrocardiógrafo, (17), 30. Recuperado de http://www.cenetec.salud.gob.mx/descargas/biomedica/guias_tecnologicas/17gt_electrocardiografos.pdf
- Font, E. R., & Prat, X. V. (1999). Causas de muerte súbita. Problemas a la hora de establecer

y clasificar los tipos de muerte. *Revista Espanola de Cardiologia*, 52(11), 1004–1014. [https://doi.org/10.1016/s0300-8932\(99\)75027-x](https://doi.org/10.1016/s0300-8932(99)75027-x)

Fox, S. I. (2003). Corazón y Circulación. En *Fisiología Humana*.

Gardner, M. W., & Dorling, S. R. (1998). Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*, 32(14–15), 2627–2636. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(97\)00447-0](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(97)00447-0)

Giron-sierra, J. M. (2017). *Digital Signal Processing with Matlab Examples, Volume 1* (Vol. 2). <https://doi.org/10.1007/978-981-10-2537-2>

Gonzaga, A. C. (2018). *Desarrollo de un sistema de adquisición y procesamiento basado en la transformada de Fourier y LabVIEW para señales eléctricas cardiacas*. Universidad Autónoma de Querétaro.

Granero, A. C., Ornedo, V. N., Provinciale, J. G., & Alcañiz, M. (2014). Adquisición , Acondicionamiento y Análisis de Señales Fisiológicas para la Evaluación de Contenidos Audiovisuales, (January 2015).

Guyton, A. C., & Hall, J. E. (2011). *Guyton & Hall: Tratado de Fisiología médica. Journal of Chemical Information and Modeling*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

H, A. L., & R, M. G. (2007). Medición de impedancia eléctrica de la piel en el rango de frecuencia de 5 a 1,000 Hz. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, XXVIII(2), 77–82.

Hagan, M. T., Demuth, H. B., Hudson Beale, M., & Jesús, O. De. (2006). *Neural Networks Desing. Neural Networks in a Softcomputing Framework*.

Hernandez Guzmán, I. S., Santiago Mejía, C. G., & Oliva Moreno, L. N. (2015). Prototipo para la localización de vehiculos mediante GPS (PLV), 128.

Huang, Y., Wu, A., Zhang, G., & Li, Y. (2015). Extraction of adaptive wavelet packet filterbank-based acoustic feature for speech emotion recognition. *IET Signal Processing*. <https://doi.org/10.1049/iet-spr.2013.0446>

Huircán, J. I. (2014). Filtros Activos , Conceptos Básicos y Diseño, 1(7), 1–12.

Ibarra-Manzano, M. A., Almanza-Ojeda, D. L., & López-Hernández, J. M. (2010). Design and optimization of real-time texture analysis using sum and difference histograms implemented on an FPGA. *Proceedings - 2010 IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, CERMA 2010*, (November), 325–330. <https://doi.org/10.1109/CERMA.2010.108>

Ignacio, J. (2007). *Convertidores Análogo-Digital y Digital-Análogo : Conceptos Básicos. Juan Ignacio*.

Incorporated, T. I. (2014). Tiva™ TM4C123GH6PM Microcontroller, 1409.

Ingle, V. K. ;Jonh G. P. (2013). *Digital Signal Processing Using MATLAB® A Problem Solving Companion. Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53).

<https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

- Iovescu, C. (2002). Wavelet Transforms in the TMS320C55x, (January), 1–28.
- John, L. K. (1998). Embedded signal processing on microcontrollers, 95.
- Juan Pablo Márquez, & Rubén Rojas. (2008). *Diseño e implementación de un sistema tipo holter para adquisición de señales electrocardiográficas*. Universidad de Los Andes. Recuperado de <http://repositorio.unan.edu.ni/2986/1/5624.pdf>
- La Serna Palomino, N., Contreras, W., & Ruiz, M. E. (2010). Procesamiento Digital de textura : Técnicas utilizadas en aplicaciones actuales de CBIR. *Revista de Investigación de Sistemas e Informática*, 7(1), 57–64. Recuperado de http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtual/publicaciones/risi/2010_n1/v7n1/a06v7n1.pdf
- Li, C., Hu, X., & Zhang, L. (2017). The IoT-based heart disease monitoring system for pervasive healthcare service. *Procedia Computer Science*, 112, 2328–2334. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.265>
- Li Tan & Jean Jiang. (2008). *Digital Signal Processing: Fundamental and Applications*. Elsevier. <https://doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201>
- Lin, Y., & Sriyudthsak, M. (2016). Design and Development of Standard 12-Lead ECG Data Acquisition and Monitoring System. *Procedia Computer Science*, 86(March), 136–139. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.034>
- Lizarraga-Morales, R. A., Rodriguez-Donate, C., Cabal-Yepez, E., Lopez-Ramirez, M., Ledesma-Carrillo, L. M., & Ferrucho-Alvarez, E. R. (2017). Novel FPGA-based methodology for early broken rotor bar detection and classification through homogeneity estimation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 66(7), 1760–1769. <https://doi.org/10.1109/TIM.2017.2664520>
- Lopez-Ramirez, M., Ledesma-Carrillo, L., Cabal-Yepez, E., Rodriguez-Donate, C., Miranda-Vidales, H., & Garcia-Perez, A. (2016). EMD-based feature extraction for power quality disturbance classification using moments. *Energies*, 9(7), 1–15. <https://doi.org/10.3390/en9070565>
- Luqman, N., Sung, R. J., Wang, C. L., & Kuo, C. T. (2007). Myocardial ischemia and ventricular fibrillation: Pathophysiology and clinical implications. *International Journal of Cardiology*, 119(3), 283–290. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2006.09.016>
- María, Y., Báez, G., Castellanos, R., Ismael, R., Herrera, F., Cabrera, Y., & Iván, P. (2017). Muerte súbita cardiovascular Sudden Cardiac Death. *Revista Finlay, VOLUMEN 5(NUMERO 3)*, 198–203. Recuperado de <http://www.revfinlay.sld.cu/index.php/finlay/article/view/343>
- Mayo Clinic. (2020). Arritmia Cardíaca. Recuperado el 7 de mayo de 2020, de <https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/heart-arrhythmia/diagnosis-treatment/drc-20350674>
- Milutinovic, V., Salom, J., Veljovic, D., Korolija, N., Markovic, D., & Petrovic, L. (2017). Twin T Notch Filter. *Analog Devices*, 133–147. <https://doi.org/10.1007/978-3-319->

- Mojica, F. (2013). Diseño e implementación de un Electrocardiógrafo (ECG), 1–36. Recuperado de http://www.academia.edu/5375648/Diseño_e_implementación_de_un_Electrocardiógrafo_ECG_
- Mondésert, B., Dubin, A. M., & Khairy, P. (2014). Diagnostic tools for arrhythmia detection in adults with congenital heart disease and heart failure. *Heart Failure Clinics*, 10(1), 57–67. <https://doi.org/10.1016/j.hfc.2013.09.009>
- Panchal, G., Ganatra, A., Kosta, Y. P., & Panchal, D. (2011). Behaviour Analysis of Multilayer Perceptrons with Multiple Hidden Neurons and Hidden Layers. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 3(2), 332–337. <https://doi.org/10.7763/ijcte.2011.v3.328>
- Parks, T. W., & Burrus, C. S. (2001). Digital filter design. *The Computer Engineering Handbook*, 26-1-26–17. <https://doi.org/10.1201/9781003010548-16>
- Proakis, J. G., & Manolakis, D. G. (2007). *Tratamiento digital de señales. Tratamiento digital de señales*. Recuperado de <https://books.google.com.mx/books?id=8rhdNQAACAAJ&dq=tratamiento+digital+de+señales+4+ed+proakis&hl=en&sa=X&ved=0ahUKEwj5m9Wi5-DeAhURCawKHZluCg8Q6AEIKTAA>
- Raju, M. (2007). Heart-Rate and EKG Monitor Using the MSP430FG439. *Texas Instruments*, (October 2005), 1–12. Recuperado de <http://www.eecs.umich.edu/~prabal/teaching/eecs598-w10/readings/SLAA280A.pdf>
- Rhoades, R. A., & Bell, D. R. (2013). *Medical Physiology-Principles of Clinical Medicine. Climate Change 2013 - The Physical Science Basis*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Rodríguez-Reyes, H., Muñoz Gutiérrez, M., Márquez, M. F., Pozas Garza, G., Lafuente, E. A., Galván, F. O., ... Montero, M. (2015). Muerte súbita cardiaca. Estratificación de riesgo, prevención y tratamiento Sudden cardiac death. Risk stratification, prevention and treatment. *Arch Cardiol Mex*, 85(4), 329–336. <https://doi.org/10.1016/j.acmx.2015.06.002>
- Rodríguez, I. T., García, Y. P., Mezher, A. M., & Crispi, A. T. (2009). Implementación de Filtros FIR Para Procesar Señales Biomédicas con PSoC, (June 2014).
- Salud, O. M. de la. (2019). Enfermedades Cardiovasculares. Recuperado el 7 de mayo de 2020, de [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- Sánchez-Arias, A. G., Bobadilla-Serrano, M. E., Dimas-Altamirano, B., Gómez-Ortega, M., & González-González, G. (2016). Enfermedad cardiovascular: primera causa de morbilidad en un hospital de tercer nivel Heart diseases: the leading cause of morbidity in a third-level hospital. *Rev Mex Cardiol*, 27(s3), 98–102. Recuperado de www.medigraphic.com/revmexcardiol%0Awww.medigraphic.org.mx

- Singh, L., & Priya, K. (2013). FIR Filter Design and IIR Filter Design. *International Journal of Computer Science and Technology*, 4(1), 108–109.
- Talabera Diéguez, R. J., & Karel, T. de la G. (2015). Eigenfilter : método de diseño de filtros FIR con restricciones. *Revista Telemática. Vol. 14. No. 2, mayo-agosto, 2015, p. 1- 12 ISSN 1729-3804, 14(2)*, 1–12.
- Taylor, F. J. (2001). Digital signal processing. *The Computer Engineering Handbook*, (December 2004), 24-1-24–13. <https://doi.org/10.1201/9781420003086-14>
- Teixeira, J. P., & Ferreira, A. (2015). Ambulatory Electrocardiogram Prototype. *Procedia Computer Science*, 64, 800–807. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.631>
- Texas Instruments. (2000). Code Composer Studio User ' s Guide, (February).
- Texas Instruments. (2014). Tiva™ TM4C123GH6PM Microcontroller Data Sheet, 1–1409. Recuperado de <http://www.ti.com.cn/cn/lit/ds/spms376e/spms376e.pdf>
- Tukey, J. W. (1977). Exploratory Data Analysis (Book Section). *Exploratory Data Analysis*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7976-6>
- U.S. National Library of Medicine. (2020). Arritmia. Recuperado el 7 de mayo de 2020, de <https://medlineplus.gov/spanish/arrhythmia.html>
- Unser, M. (1986). Sum and Difference Histograms for Texture Classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767760>
- Upadhyay, N., & Karmakar, A. (2014). A perceptually motivated stationary wavelet packet filterbank using improved spectral over-subtraction for enhancement of speech in various noise environments. *International Journal of Speech Technology*. <https://doi.org/10.1007/s10772-013-9213-5>
- Webster, J. G. (1978). Medical Instrumentation-Application and Design. *Journal of Clinical Engineering*. <https://doi.org/10.1097/00004669-197807000-00017>
- Wellens, H. J. J., Schwartz, P. J., Lindemans, F. W., Buxton, A. E., Goldberger, J. J., Hohnloser, S. H., ... Wilde, A. A. (2014). Risk stratification for sudden cardiac death: Current status and challenges for the future. *European Heart Journal*. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehu176>
- Yan, S., & Ma, Y. (2004). A unified framework for designing FIR filters with arbitrary magnitude and phase response. *Digital Signal Processing: A Review Journal*. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2004.08.003>