



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA,
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERA EN ELECTRÓNICA,
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TEMA: CARACTERIZACIÓN DE LA VARIABILIDAD DEL
RITMO CARDÍACO Y DE LAS PENDIENTES DEL COMPLEJO
QRS EN SUJETOS SANOS SOMETIDOS A ESTÍMULOS
MUSICALES**

AUTOR: RAZA RAZA, MELISSA ALEJANDRA

**DIRECTOR: Ing. ARCENTALES VITERI, ANDRÉS RICARDO
PhD.**

SANGOLQUÍ

2016

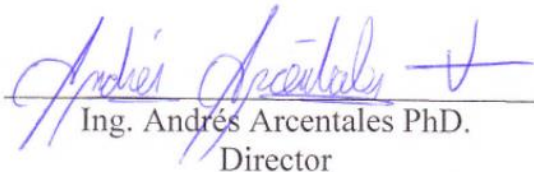


DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, “***CARACTERIZACIÓN DE LA VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO Y DE LAS PENDIENTES DEL COMPLEJO QRS EN SUJETOS SANOS SOMETIDOS A ESTÍMULOS MUSICALES***” realizado por la señorita ***RAZA RAZA MELISSA ALEJANDRA***, ha sido revisado en su totalidad y analizado por el software anti-plagio, el mismo cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar a la señorita ***RAZA RAZA MELISSA ALEJANDRA*** para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 11 de Abril del 2016.


Ing. Andrés Arcentales PhD.
Director




DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, **MELISSA ALEJANDRA RAZA RAZA**, con cédula de identidad N° 1718679572, declaro que este trabajo de titulación **“CARACTERIZACIÓN DE LA VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO Y DE LAS PENDIENTES DEL COMPLEJO QRS EN SUJETOS SANOS SOMETIDOS A ESTÍMULOS MUSICALES”** ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaro que este trabajo es de mi autoría, en virtud de ello me declaro responsable del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, 11 de Abril del 2016



Melissa Alejandra Raza Raza
CC: 1718679572

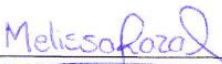


DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL

AUTORIZACIÓN

Yo, **MELISSA ALEJANDRA RAZA RAZA**, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación “**CARACTERIZACIÓN DE LA VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO Y DE LAS PENDIENTES DEL COMPLEJO QRS EN SUJETOS SANOS SOMETIDOS A ESTÍMULOS MUSICALES**” cuyo contenido, ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 11 de Abril del 2016



Melissa Alejandra Raza Raza
CC: 1718679572

DEDICATORIA

A los seres que han sido incondicionales, me han formado como persona y siempre han creído en mí, mis padres Ana y Marco. Les dedico este trabajo de investigación, pues gracias a ustedes he conseguido todas mis metas y soy lo que soy.

A mi madre Ana porque son innumerables sus cualidades, pero más que nada por su paciencia, inteligencia y bondad. Porque siempre ha estado conmigo en las buenas y malas y por ser mi mejor amiga.

A mi padre Marco por ser un ejemplo de vida para mis hermanos y para mí, por enseñarnos que las cosas buenas no se consiguen fácilmente, sino con esfuerzo y dedicación y más que nada creyendo en uno mismo.

Por eso y mucho más este logro va para ustedes. Les amo.

AGRADECIMIENTO

Doy gracias nuevamente a mis padres, porque nunca alcanzaré a agradecerles todos los sacrificios que han hecho por mis hermanos y por mí. Gracias por guiar mis pasos y darme la fuerza para conseguir este objetivo. A mi madre por tantas noches de desvelo y por ser mi confidente en varias ocasiones; a mi padre por brindarme sabios consejos y por haber sido incondicional.

A mis hermanos Sofía y Ricardo por hacer mi vida más alegre y por su apoyo en todo momento. Porque me inspiran a ser mejor y superarme cada día.

A mi enamorado David por haber compartido tanto tiempo juntos y ofrecerme su ayuda cuando ha sido necesario. Gracias por estar a mi lado.

Gracias a mis amigos del Colegio y de la Universidad que no hace falta nombrarlos porque cada uno de ellos sabe a quienes me refiero. A mis amigos del Colegio porque a pesar del tiempo sé que siempre podré contar con ustedes y a mis amigos de la Universidad por haber compartido un mismo sueño que a pesar de tantas malas noches lo logramos. Gracias a todos por su amistad verdadera.

De manera especial al Doctor Andrés Arcentales, por haber compartido sus conocimientos, experiencias y tiempo durante el desarrollo de este trabajo y así poder concluir con éxito mi carrera.

Por último, agradezco a todas las personas que se ofrecieron de voluntarias para la creación de la Base de Datos de este trabajo de investigación.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN.....	ii
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD.....	iii
AUTORIZACIÓN.....	iv
DEDICATORIA.....	v
AGRADECIMIENTO	vi
ÍNDICE DE CONTENIDOS.....	vii
ÍNDICE DE TABLAS.....	xi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xii
RESUMEN.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
CAPÍTULO I.....	1
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Justificación e importancia.....	2
1.3 Alcance del proyecto	3
1.4 Objetivos	5
1.4.1 Objetivo General.....	5
1.4.2 Objetivos específicos	5
CAPÍTULO II	6
2. ESTADO DEL ARTE	6
2.1 El sistema cardiovascular	6
2.1.1 Fisiología del sistema cardiovascular	6
2.1.2 Actividad eléctrica del corazón.....	8
2.1.3 Registro ECG	12
2.2 Series de Datos	13
2.2.1 Variabilidad del ritmo cardíaco (HRV)	13
2.2.2 Pendientes del complejo QRS	14

2.3	Relación de las emociones con la señal ECG.....	14
2.4	Efecto de estímulos audiovisuales en el comportamiento del cuerpo humano..	15
CAPITULO III.....		18
3.	DISEÑO DEL HARDWARE DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES ECG.....	18
3.1	Introducción	18
3.2	Comportamiento de los electrodos	19
3.3	Diseño y análisis de la etapa de pre-amplificación	21
3.4	Diseño y análisis de la etapa de protección	24
3.5	Etapa de filtrado	27
3.5.1	Diseño y análisis del filtro pasa altas	29
3.5.2	Diseño y análisis del filtro pasa bajas	32
3.5.3	Diseño y análisis del filtro elimina banda.....	33
3.6	Diseño y análisis del circuito de amplificación final.	35
3.7	Etapa digital y de almacenamiento.....	36
3.8	Prototipo ECG_3L.....	39
3.9	Costos de implementación del Prototipo ECG_3L	43
CAPÍTULO IV		45
4.	DISEÑO DEL PROTOCOLO DE ESTIMULACIÓN.....	45
4.1	Introducción	45
4.2	Estudio para la selección de estímulos.....	45
4.3	Protocolo de estimulación	48
4.4	Creación de la base de datos	50
4.5	Resultados estadísticos de los estímulos audiovisuales	51
CAPITULO V.....		54
5.	PROCESAMIENTO DIGITAL DE LA SEÑAL ECG	54
5.1	Pre-procesamiento de la señal ECG	54
5.1.1	Filtrado digital de la señal ECG.....	54
5.1.2	Eliminación del ruido de la línea base	59
5.2	Delineación de la onda ECG	61

5.2.1 Algoritmo de Pan-Tompkins	62
5.2.2 Comparación entre los métodos de delineado	66
5.3 Extracción de series de datos.....	67
5.3.1 Cálculo de la variabilidad del ritmo cardiaco	68
5.3.2 Cálculo de las pendientes del complejo QRS	69
5.4 Análisis de las señales en el dominio frecuencial	71
5.6 Extracción de parámetros temporales y frecuenciales	73
5.7 Clasificación de los patrones.....	76
5.7.1 Clasificador KNN y fKNN	77
5.7.2 Índices de clasificación.....	79
5.7.3 Reducción de dimensionalidad.....	82
5.7.4 Validación.....	83
CAPÍTULO VI.....	86
6. RESULTADOS DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO REALIZADO POR EL CLASIFICADOR.....	86
6.1 Metodología	86
6.2 Resultados de la clasificación	89
6.2.1 Clasificación 1	90
6.2.2 Clasificación 2	102
6.3 Validación Ciega.....	105
CAPÍTULO VII	112
7. VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS MEDIANTE LA INTERFAZ MATLAB/VREP.....	112
7.1 Introducción	112
7.2 Interfaz Hombre-Máquina.....	113
7.3 Plataforma de Experimentación de Robots Virtuales	115
CAPÍTULO VIII.....	118
8. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	118
8.1 Sistema de Adquisición de Señales ECG	118
8.2 Procesamiento Digital de las señales ECG	121

8.3 Clasificación..... 121

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....125

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Costos de la implementación del prototipo ECG_3L	44
Tabla 2. Características de los videos utilizados como estímulos	47
Tabla 3. Resultados estadísticos del estímulo audiovisual 1	52
Tabla 4. Resultados estadísticos del estímulo audiovisual 2	52
Tabla 5. Resultados estadísticos del estímulo audiovisual 3	53
Tabla 6. Características de diseño de los filtros digitales	55
Tabla 7. Características de diseño de filtros digitales para el análisis de HRV	68
Tabla 8. Parámetros temporales extraídos	74
Tabla 9. Bandas espectrales definidas para el análisis de HRV, <i>IUS</i> e <i>IDS</i>	75
Tabla 10. Matriz de confusión	80
Tabla 11. Ecuaciones de los parámetros de la Matriz de Confusión	81
Tabla 12. Tabla Resumen de las 24 características extraídas de las series de datos.....	88
Tabla 13. Resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 2	92
Tabla 14. Resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 3	93
Tabla 15. Resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 4	95
Tabla 16. Resultados del clasificador entre la Clase 2 y la Clase 3	97
Tabla 17. Resultados del clasificador entre la Clase 2 y la Clase 4	98
Tabla 18. Resultados del clasificador entre la Clase 3 y la Clase 4	100
Tabla 19. Tabla Resumen de resultados de aplicar la Clasificación 1	101
Tabla 20. Resultados del clasificador entre la Clase 1, Clase 2, Clase 3 y Clase 4	102
Tabla 21. Matriz de Confusión para la HRV durante el último minuto del registro...	104
Tabla 22. Matriz de Confusión para la <i>IUS</i> durante el último minuto del registro.....	104
Tabla 23. Matriz de Confusión para la <i>IDS</i> durante el último minuto del registro	105
Tabla 24. Actividades realizadas por los robots.....	116

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estructura del corazón y trayecto del flujo sanguíneo.....	7
Figura 2. Ciclo cardíaco.....	8
Figura 3. Actividad eléctrica del corazón	9
Figura 4. Registro de la actividad eléctrica del corazón durante el ciclo cardíaco	11
Figura 5. Electrocardiograma normal	11
Figura 6. Colocación de electrodos en derivación bipolar.....	13
Figura 7. Diagrama de Bloques General del ECG_3L	19
Figura 8. Circuito equivalente de la interfaz electrodo-electrolito-piel.....	20
Figura 9. Comparación de señales ECG	22
Figura 10. Comparación de espectros de las señales ECG	22
Figura 11. Etapa de pre-amplificación para la primera Derivación (LA - RA).....	24
Figura 12. Circuito médico para ECG	24
Figura 13. Curvas de CMRR vs Frecuencia	26
Figura 14. Etapa de protección y pre-amplificación.....	27
Figura 15. Parámetros de un filtro real	28
Figura 16. Respuesta en frecuencia de varios filtros	29
Figura 17. Filtro pasa altas de 0.1 Hz diseñado en FilterPro	30
Figura 18. Diagrama de Bode del filtro pasa altas en NI Multisim	31
Figura 19. Filtro pasa bajas de 256 Hz diseñado en FilterPro	32
Figura 20. Diagrama de Bode del filtro pasa bajas en NI Multisim	33
Figura 21. Circuito del filtro elimina banda de 60 Hz	34
Figura 22. Diagrama de Bode del filtro elimina banda en NI Multisim	35
Figura 23. Etapa de amplificación final.....	36
Figura 24. Programa de transmisión de datos realizado en Simulink/MATLAB.....	38
Figura 25. Programa de recepción de datos en Simulink/MATLAB.....	39
Figura 26. Diagrama de bloques para el registro de 3 derivaciones ECG bipolares.	41
Figura 27. Placa final del sistema de adquisición de señales ECG para 3 derivaciones	42
Figura 28. Registro de 3 derivaciones ECG realizado con el ECG_3L.....	43

Figura 29. Capturas de pantalla de los estímulos audiovisuales	48
Figura 30. Diagrama de Bode del filtro pasa bajas digital.....	56
Figura 31. Diagrama de Bode del filtro pasa altas digital	57
Figura 32. Diagrama de Bode del filtro elimina banda digital	58
Figura 33. Filtrado digital de 3 derivaciones bipolares ECG.	59
Figura 34. Eliminación de línea base, método de Interpolación con Splines Cúbicos ..	61
Figura 35. Esquema de las operaciones definidas por el algoritmo de PanTompkins...	62
Figura 36. Resultados obtenidos al aplicar los filtros del Algoritmo de PanTompkins	65
Figura 37. Detección de picos de ondas Q, R y S, algoritmo de Pan-Tompkins.....	66
Figura 38. Comparación del delineado de la onda ECG.....	67
Figura 39. Gráfica de la HRV en el dominio del tiempo y con su PSD	69
Figura 40. Pendientes de subida y bajada de las rectas ajustadas al complejo QRS	70
Figura 41. Pendiente de subida, <i>IUS</i> , en el dominio del tiempo y con su PSD	70
Figura 42. Pendiente de bajada, <i>IDS</i> , en el dominio del tiempo y con su PSD	71
Figura 43. Comparación de estimación espectral entre dos métodos.	73
Figura 44. Modelo estadístico para el reconocimiento de patrones.....	77
Figura 45. Ejemplo de aplicación del algoritmo KNN	78
Figura 46. Curvas ROC de dos clasificadores A y B y sus respectivas AUC	82
Figura 47. Clasificación de las reacciones generadas por diferentes estímulos	87
Figura 48. Paciente 1: Respuesta del clasificador para la HRV	107
Figura 49. Paciente 1: Respuesta del clasificador para la <i>IUS</i>	108
Figura 50. Paciente 1: Clasificador para la combinación entre HRV e <i>IUS</i>	109
Figura 51. Paciente 2: Respuesta del clasificador para la HRV	110
Figura 52. Paciente 2: Respuesta del clasificador para la <i>IUS</i>	110
Figura 53. Paciente 2: Clasificador para la combinación entre HRV e <i>IUS</i>	111
Figura 54. HMI diseñada en MatlabR2015a.....	114
Figura 55. Robots virtuales escogidos para la simulación en VREP.....	116
Figura 56. Entorno de VREP para la simulación de 3 robots	117

RESUMEN

Las emociones están directamente relacionadas con la estimulación externa o interna a la que es sometida una persona, influyendo estos estímulos sobre su salud física y mental. Estos cambios emocionales producen variaciones en el comportamiento cardiovascular y en la actividad respiratoria. En esta investigación se propone la caracterización del sistema cardíaco en sujetos sanos sometidos a 3 diferentes estímulos audiovisuales, mediante las series de datos correspondientes a la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) y de las pendientes del complejo QRS obtenidas de la señal electrocardiográfica. El desarrollo de este estudio contempla: el diseño e implementación del sistema de adquisición de señales electrocardiográficas para 3 derivaciones de bajo costo, diseño de un protocolo de estimulación audiovisual, el procesamiento digital de las señales y extracción de características principales de las series de datos del ECG. A partir de estas características extraídas se diseña un modelo basado en un clasificador fuzzy de los K vecinos más cercanos que permita discriminar los diferentes patrones cardíacos relacionados con cada uno de los estímulos. Con los modelos entrenados se diseña una HMI offline que permite la visualización de los resultados de clasificación. Se trabaja con dos métodos de clasificación, el primero permite la comparación uno a uno de cada estímulo audiovisual y el segundo permite una comparación múltiple de los 4 estados inducidos. En la clasificación de estímulos de dos en dos el mejor resultado se obtiene al comparar el estado basal vs el miedo con un valor de curva AUC del 79%. Mientras que en la comparación múltiple se obtiene el mejor clasificador al analizar las características de la HRV y la pendiente de subida del complejo QRS simultáneamente.

Palabras Clave

- **ECG**
- **ESTIMULACIÓN AUDIOVISUAL**
- **HRV**
- **PENDIENTES DEL COMPLEJO QRS**
- **CLASIFICADOR FUZZY DE LOS K VECINOS MÁS CERCANOS**

ABSTRACT

Emotions are directly related with external or internal stimulation which a person is submitted, influencing these stimuli on their physical and mental health. These emotional changes produce variations in cardiovascular behavior and respiratory activity. This research proposes the characterization of cardiac system in healthy persons submitted to 3 different audiovisual stimuli, through data series for heart rate variability (HRV) and upward and downward slopes of the QRS complex obtained from electrocardiographic signal. Development of this study contemplates: design and implementation of an acquisition system for electrocardiographic signal for 3 leads low cost, design an audiovisual stimulation protocol, digital signal processing and extraction of principal characteristics of ECG data series. From these extracted characteristics a model is designed based on a fuzzy K nearest neighbors classifier for determine different cardiac patterns related to each stimuli. From these trained models an offline HMI is designed to display classification results. Two classification methods are designed, first allows one to one comparison of each audiovisual stimulus and second one allows a multiple comparison from 4 induced states. In classification of stimuli in pairs the best result is obtained comparing baseline vs fear with an AUC of 79%. Whereas that, in multiple comparison a better classifier is obtained analyzing HRV and upward and downward slopes of the QRS complex characteristics simultaneously.

Keywords:

- **ECG**
- **AUDIOVISUAL STIMULATION**
- **HRV**
- **SLOPES OF THE QRS COMPLEX**
- **FUZZY K NEAREST NEIGHBORS CLASSIFIER**

CAPÍTULO I

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

El ser humano a lo largo de su evolución ha desarrollado diversos mecanismos naturales para adaptarse de manera óptima a su entorno. Estos mecanismos son complejos procesos, que involucran aspectos tanto físicos como químicos e incluso psicológicos, como son las emociones, de forma que optimizan esta interacción del ser humano con el medio (Hinojosa A. , 2012).

Las emociones están definidas como complejas reacciones psicofisiológicas del estado mental de un individuo frente a las influencias del entorno, lo que determina la interacción que se da con el mismo (Suk & Irtel, 2008). Estas emociones influyen en la salud humana de manera significativa. Se ha demostrado que estados emocionales como depresión, ansiedad e ira crónica impiden el trabajo del sistema inmunológico, haciendo que las personas sean más vulnerables a infecciones virales desacelerando procesos curativos luego de una cirugía o enfermedad (Picard R.).

Hasta hace algunos años estos estudios eran realizados por profesionales del área de la psicología, teniendo un alto grado de subjetividad ya que, en lugar de elegir etiquetas discretas, los observadores indicaban su impresión de cada estímulo en varias escalas cualitativas, por ejemplo, agradable - desagradable, atención - rechazo, simple - complicado, entre otras (Sinha, Lovallo, & Parsons, 2015). Esta forma de evaluar las emociones da como resultado una apreciación cualitativa sobre el estado actual del individuo.

Actualmente, existen varios trabajos de investigación que se enfocan en el reconocimiento de emociones, utilizando varios canales fisiológicos: Kim (Kim, Bang, & Kim, 2004) habla de un sistema de reconocimiento de emoción con el 78,4% y 61,8% de precisión para el reconocimiento de 3 y 4 clases de emociones utilizando ECG, la variación de temperatura de la piel y la actividad electrodérmica. Zong (Zong & Chetouani, 2009) utiliza 25 características de ECG, EMG, conductividad de la piel (SC) y cambios en la respiración utilizando la transformada Hilbert-Huang para obtener 76% de precisión en 4 clases. Picard (Picard, Vyzas, & Healey, 2001) utiliza 40 características de la frecuencia cardíaca, la tensión muscular, temperatura y SC para obtener 81% de precisión de reconocimiento en 8 clases. Guillaume (Chanel, Kierkels, Soleymani, & Pun, 2009) obtiene el 80% de precisión de reconocimiento en 3 clases utilizando electroencefalografía (EEG). Estas investigaciones refuerzan la hipótesis de que los cambios fisiológicos responden principalmente a cambios emocionales.

Teniendo en cuenta este antecedente, y sabiendo que en el país no existe ningún trabajo previo asociado con este tipo de temática, se propone en esta investigación un primer acercamiento al estudio de las emociones utilizando señales fisiológicas y realizar una caracterización de las mismas. Para este caso se trabaja con señales electrocardiográficas (ECG), y en particular con la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV), y las pendientes del complejo QRS. Los resultados obtenidos de este estudio permiten entender de mejor manera las emociones y las relaciones existentes con la actividad cardíaca correspondiente.

1.2 Justificación e importancia

Está comprobado que los estados emocionales influyen en la salud humana, afectando su sistema inmunológico y a su vez produciendo grandes niveles de estrés. Dicho estrés ha sido bautizado como la enfermedad del siglo XXI, por este motivo resulta relevante el estudio de las emociones, lo que potencialmente puede ayudar a evaluar y cuantificar la ira, el estrés y otras emociones perjudiciales para la salud, tomar medidas frente a estas

emociones negativas y mejorar así el estado fisiológico, mental y de trabajo de una persona (Wang & Wang, 2009).

Esta investigación presenta un acercamiento a lo que en un futuro podría resultar como un aporte a la medicina y aplicaciones eHealth, debido a que se podría conocer el estado emocional de una persona afectada por diversas patologías y que por sí misma es incapaz de comunicarse.

1.3 Alcance del proyecto

El presente trabajo de investigación, tiene como objetivo la caracterización de los cambios en el comportamiento cardíaco de sujetos sanos sometidos a estímulos audiovisuales. Durante la primera etapa de este estudio, se realiza el diseño y la implementación del hardware de adquisición de señales electrocardiográficas (ECG) para 3 derivaciones. Para esto se toman en cuenta las recomendaciones, precauciones y técnicas de aislamiento necesarias, tanto para los dispositivos electrónicos utilizados, como para los sujetos voluntarios.

En la siguiente etapa de este trabajo de investigación, se crea una base de datos con diferentes sujetos sanos sometidos a diferentes estímulos audiovisuales, con el fin de registrar la actividad eléctrica del corazón. La razón de tener una base de datos, radica en que con esta se pueden identificar los diferentes patrones para cada emoción.

Debido a que el número de personas que pueden tomarse en cuenta para este estudio es infinito, da como resultado una muestra muy grande lo que no se justifica necesario para este primer acercamiento de estudio. Dado que se trata de un primer prototipo y además por la facilidad en cuanto a conseguir personas voluntarias, únicamente se trabajará con estudiantes de la Universidad de las Fuerzas Armadas-ESPE de último nivel de la carrera de Ingeniería Electrónica en Automatización y Control, tanto hombres como mujeres.

Con este análisis se consigue una población finita y medible para el estudio requerido. Para el cálculo estadístico del tamaño de la muestra se utiliza la ecuación (1) presentada a continuación.

$$n = \frac{N\sigma^2 Z^2}{(N-1)e^2 + \sigma^2 Z^2} \quad (1)$$

Donde:

n : Es el tamaño de la muestra.

N : Es el tamaño total del universo, para este trabajo de 30.

σ : Es la desviación estándar, para este estudio se utiliza un valor de 0.5.

Z : Es el nivel de confianza, considerado con un valor del 95% en este estudio por lo que se trabaja con un valor de 1.96.

e : Es el error estimado, que para este caso se consideró de 9% que equivale a 0.09 debido a que será un primer acercamiento a este tipo de estudio.

Para este trabajo se consideran 30 estudiantes como tamaño total del universo, nivel de confianza del 95% que equivale a 1.96 y un error estimado de 9% debido a que es un primer acercamiento a este tipo de estudio. Además, se utiliza un valor de 0.5 para la desviación estándar. Al reemplazar estos valores en la ecuación (1) se obtiene un tamaño de muestra de 24 estudiantes.

Posterior a la obtención de la base de datos con la muestra seleccionada, se realiza un pre-procesado digital de las señales ECG adquiridas, con el fin de poder extraer la variabilidad del ritmo cardiaco y las pendientes del complejo QRS. Estas señales son analizadas en tiempo y frecuencia, obteniendo así las principales características que ofrecerán información importante sobre el comportamiento de la señal ECG, dependiendo del estímulo aplicado.

Por último, en función de las características extraídas se busca una correlación entre el estímulo aplicado y los parámetros de tiempo y frecuencia calculados. Los resultados de este estudio son visualizados en una interfaz entre Matlab y Vrep.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

- Caracterizar el comportamiento cardíaco en sujetos voluntarios sanos sometidos a estímulos audiovisuales.

1.4.2 Objetivos específicos

- Adquirir señales ECG considerando bajo costo y seguridad para el paciente.
- Analizar la señal ECG adquirida tanto en tiempo como en frecuencia.
- Identificar si es posible asociar las señales ECG previamente adquiridas a un estado emocional específico.

CAPÍTULO II

2. ESTADO DEL ARTE

2.1 El sistema cardiovascular

El aparato circulatorio se divide en dos grandes partes que son: el sistema cardiovascular y el sistema linfático. Dentro de las funciones del sistema cardiovascular está el transporte de la sangre a través de una bomba impelente y absorbente que es el corazón, hacia todo el cuerpo (Tapia, 2002). Este sistema se encarga también de repartir nutrientes y oxígeno a las células, así como también de almacenar desechos metabólicos y el dióxido de carbono (CO₂), para su posterior eliminación a través de los riñones en la orina y a través de los pulmones en el aire exhalado. A la vez que distribuye nutrientes por todo el cuerpo, se ocupa también del transporte de hormonas (sustancias químicas producidas por el Sistema Endócrino), regula la temperatura corporal y participa en la defensa contra microorganismos.

2.1.1 Fisiología del sistema cardiovascular

El sistema cardiovascular está compuesto por el corazón y por vasos sanguíneos: arterias, venas y capilares. Se define a los vasos sanguíneos como los conductos por donde circula la sangre y están constituidos por: arterias que se encargan de transportar sangre oxigenada a los órganos, las venas que transportan la sangre de regreso desde el dominio microvascular hacia el corazón y los capilares donde se efectúan los intercambios de metabolitos entre los tejidos y la sangre. La sangre es un líquido rojo, espeso que circula por el sistema cardiovascular y consta de una parte líquida denominada plasma y una parte sólida formada por glóbulos rojos, blancos y plaquetas (Tapia, 2002).

El corazón es un músculo hueco que desempeña las funciones de una bomba impelente y aspirante, y en sus cavidades circula la misma sangre que recorre por las venas. Entre este órgano y los vasos sanguíneos se produce la circulación sanguínea, que es la que se realiza dentro de un círculo cerrado y se divide en dos partes denominadas Circulación Mayor y Circulación Menor. El corazón está formado por dos cavidades auriculares y dos cavidades ventriculares, derecha e izquierda respectivamente (**Figura 1**).

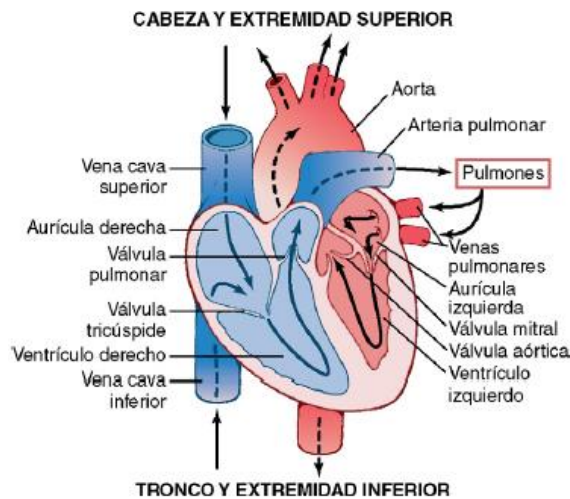


Figura 1. Estructura del corazón y trayecto del flujo sanguíneo.

Fuente: (Guyton & Hall, 2011)

El funcionamiento del corazón está dividido en dos partes, pero que a su vez funcionan de manera síncrona. En la parte izquierda se produce la Circulación Mayor, que inicia en el ventrículo izquierdo y lleva sangre oxigenada a todo el organismo excepto a los pulmones y se realiza por intermedio de la arteria aorta, así, a la aurícula izquierda llega sangre oxigenada, ésta desciende al ventrículo izquierdo después de una contracción auricular y es expulsada hacia el resto de órganos luego de una contracción ventricular. En la parte derecha del corazón se produce la Circulación Menor o también conocida como circulación pulmonar, la cual tiene su origen en la arteria pulmonar que lleva sangre venosa o sin oxígeno, así, a la aurícula derecha llega sangre venosa, que luego de una

contracción auricular desciende hacia el ventrículo derecho y posterior a una contracción ventricular sube hacia los pulmones para eliminar el CO₂ y absorber oxígeno. Estos dos circuitos se repiten permanentemente.

El proceso de circulación sanguínea detallado anteriormente se puede observar en la **Figura 2**, la cual muestra el sentido de circulación de la sangre desde el lado izquierdo del corazón que contiene sangre oxigenada representada de color rojo, hacia el lado derecho que contiene sangre venosa representada de color azul, a través de venas, arterias y capilares.

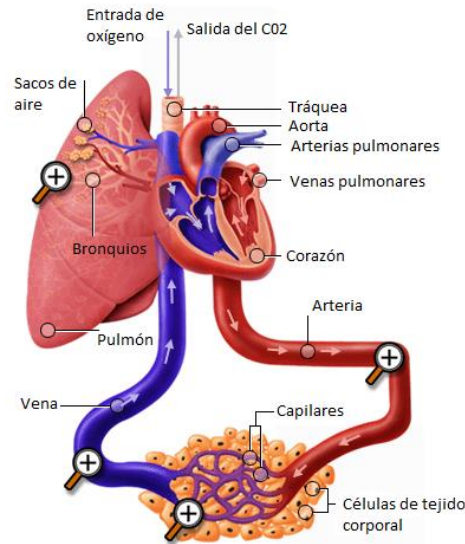


Figura 2. Ciclo cardíaco

Fuente: (Conceptos básicos del sistema cardiovascular, s.f.)

2.1.2 Actividad eléctrica del corazón

El corazón es un músculo que utiliza potenciales de acción (ondas de descarga eléctrica) para transmitir un impulso eléctrico o comúnmente conocido como latido. Las células excitables del corazón, altamente especializadas en la producción y transmisión de estímulos eléctricos, están recubiertas por una membrana semipermeable, la cual permite el paso de ciertas sustancias e impide el paso a otras. Cuando una célula de éstas es

excitada por una corriente eléctrica proveniente de una célula adyacente, da lugar a una secuencia de acciones en la que se producen desplazamientos de iones de Sodio (Na^+), Potasio (K^+) y Cloro (Cl^-), hacia el interior y exterior de la membrana. Este desplazamiento de iones, da lugar a la propagación de la estimulación eléctrica hacia las células que la rodean llegando a todas las células del corazón, principio por el cual se generan corrientes iónicas (Jané, Señales Biomédicas: nivel celular y de superficie).

El corazón posee unos centros de excitación donde se generan los impulsos eléctricos y una rama que se distribuye por éste órgano, siendo el Sistema Nervioso Autónomo el encargado de regular su estimulación. El proceso de excitación se inicia de forma espontánea en un punto situado en el exterior de la aurícula derecha, denominado Nódulo Sinusal (**Figura 3a**), desde el cual el estímulo se propaga por las aurículas y llega a un segundo centro situado en el interior de la aurícula derecha (**Figura 3b**) denominado Nódulo Aurículoventricular (AV) dando lugar a la contracción auricular. Cercano al nódulo AV se encuentra el Haz de His, compuesta por dos ramas que a su vez se propagan para formar una compleja red de fibra conocida como Fibras de Purkinje. Desde el nódulo AV el estímulo se propaga nuevamente a todo el miocardio de los ventrículos produciendo una contracción ventricular (**Figura 3c**) a través de las Fibras de Purkinje.

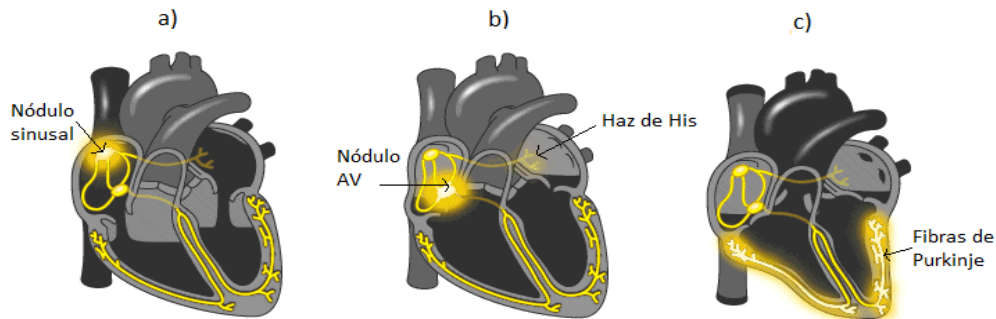


Figura 3. Actividad eléctrica del corazón

a) Nódulo Sinusal: Centro de excitación inicial para la propagación de impulsos eléctricos, b) Nódulo Aurículoventricular y Haz de His c) Fibras de Purkinje: Excitación eléctrica final.

Fuente: (Conceptos básicos del sistema cardiovascular, s.f.)

Para visualizar esta actividad eléctrica, se registra la actividad de los potenciales de acción que aparecen en la superficie del cuerpo o en zonas cercanas al corazón, generadas debido a que las células del corazón poseen carga positiva en su exterior y carga negativa en su interior. Para este registro se utilizan electrodos en la piel del tórax, brazos o piernas con el fin de traducir los impulsos eléctricos en una serie de ondas, obteniendo así el electrocardiograma (ECG).

El ECG de un latido normal está formado por la onda P, el complejo QRS, la onda T y en atletas la onda U como muestra la **Figura 5**. La onda P resulta de la despolarización auricular, primero se despolariza la aurícula derecha y luego la izquierda, ésta tiene una duración de entre 0.08 a 0.09 segundos; además su característica espectral está por debajo de 10-15 Hz por lo que es considerada de baja frecuencia. El complejo QRS representa la despolarización de los ventrículos y está formado por 3 ondas, de las cuales la primera deflexión negativa es denominada onda Q, la primera positiva es la onda R y la deflexión negativa siguiente a esta es la onda S, este complejo dura aproximadamente 0.1 segundos y es considerada de alta frecuencia debido a que su característica espectral se encuentra entre 10-50 Hz. Por último, la onda T es la onda de repolarización ventricular y tiene una duración de entre 0.16 a 0.20 segundos (Gaibor, 2014). En la **Figura 4** se observa la relación entre la parte fisiológica y la generación de las ondas.

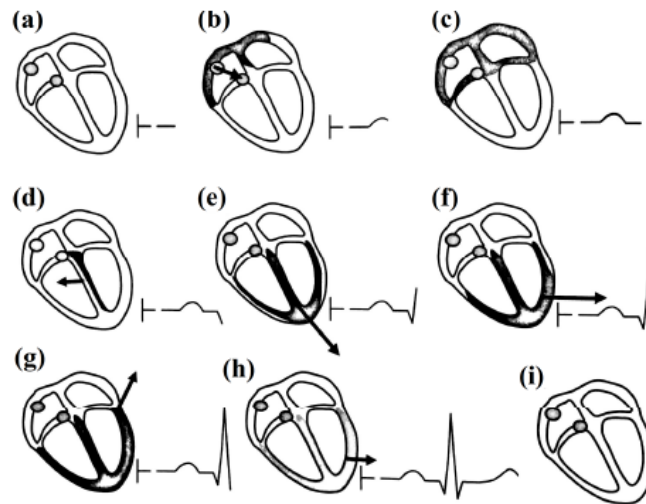


Figura 4. Registro de la actividad eléctrica del corazón durante el ciclo cardíaco (a) células cardíacas en reposo, (b) despolarización auricular, (c) impulso eléctrico pasando por el nodo AV, (d)-(g) despolarización ventricular, (h) repolarización ventricular, (i) células cardíacas nuevamente en reposo

Fuente: (Sörnmo & Laguna, 2005)

Por lo tanto, se puede decir que el electrocardiograma está formado por ondas de despolarización: P, Q, R y S, y por ondas de repolarización: T. En la **Figura 5** se observa la señal ECG completa presente en una persona sana, adicionalmente se marcan los intervalos: PR, RR y QT y el segmento ST.

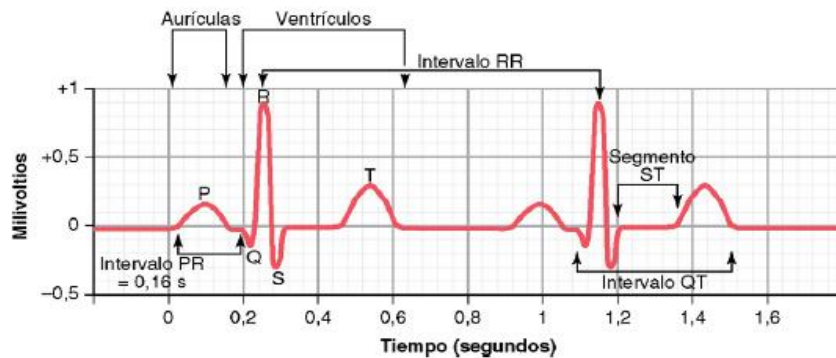


Figura 5. Electrocardiograma normal

Fuente: (Guyton & Hall, 2011)

2.1.3 Registro ECG

La corriente eléctrica del corazón se propaga desde el corazón hacia los tejidos próximos y una parte hacia la superficie corporal. Por lo tanto, si se colocan electrodos en la piel en lados opuestos al corazón se pueden registrar los potenciales eléctricos que se generan por dicha corriente (Guyton & Hall, 2011). Estos electrodos pueden ser colocados en tres diferentes tipos de derivaciones: unipolares que son las que captan la diferencia de potencial en cada extremo (brazo derecho, pierna izquierda y brazo derecho), las bipolares que son las que captan la diferencia de potencial entre dos extremidades y las precordiales que se ubican antes del precordio (Gaibor, 2014).

Una de las derivaciones cardíacas clásicas es la bipolar, la cual fue descrita por Willem Einthoven. El término bipolar hace referencia a que el electrocardiograma es registrado a partir de dos electrodos colocados en lados opuestos del corazón. En la **Figura 6** se puede observar la forma en que se colocan los electrodos en el tórax para medir las derivaciones bipolares siguiendo el triángulo definido por Einthoven. La primera derivación se registra entre el brazo izquierdo (+) y el brazo derecho (-), la segunda derivación entre el quinto espacio intercostal izquierdo (+) y el brazo derecho (-) y la tercera derivación entre el quinto espacio intercostal izquierdo (+) y el brazo izquierdo (-). La ley de Einthoven señala que la segunda derivación es igual a la suma de la primera derivación más la tercera derivación, es decir que, si se tienen registradas los potenciales eléctricos de dos derivaciones cualquiera, se puede encontrar la tercera sumando éstas dos, pero teniendo en cuenta los signos (Guyton & Hall, 2011).

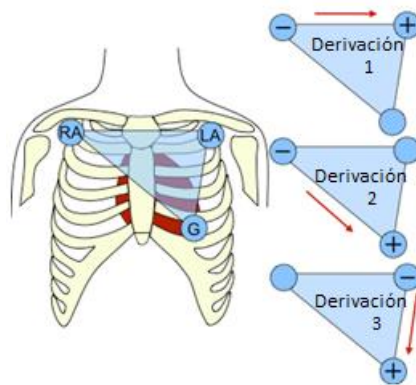


Figura 6. Colocación de electrodos en derivación bipolar siguiendo el Triángulo de Einthoven

2.2 Series de Datos

2.2.1 Variabilidad del ritmo cardíaco (HRV)

La variabilidad del ritmo cardíaco (HRV¹) es una medida de las variaciones del ritmo cardíaco, que, según (Wang & Wang, 2009) puede ser calculada a través del intervalo RR, que es el tiempo de duración entre dos ondas R y además refleja la actividad del Nódulo Sinusal.

Por medio de la HRV se puede conocer el estado del Sistema Nervioso Autónomo (SNA²) y sus enfermedades, de una manera no invasiva y con técnicas de procesamiento de señal relativamente básicas. Para un análisis con precisión de la HRV, es necesario el estudio de las series de datos de los intervalos RR de la señal ECG, así como el ritmo cardíaco instantáneo. Además, su análisis espectral es importante ya que ésta presenta oscilaciones de baja frecuencia (menores a 0.5 Hz) impregnadas a la señal, debido a la actividad respiratoria o a la presión arterial, las cuales pueden ser cuantificadas a partir de los picos correspondientes en el espectro de potencia estimado (Sörnmo & Laguna, 2005).

1. HRV: Variabilidad del ritmo cardíaco, del inglés heart rate variability
 2. SNA: Sistema Nervioso Autónomo

2.2.2 Pendientes del complejo QRS

Al referirse a las pendientes del complejo QRS, se encuentran incluidas tanto las pendientes de subida como de bajada y su análisis servirá para determinar la velocidad de conducción del impulso cardíaco. Estas pendientes están directamente relacionadas con la despolarización ventricular y su estudio es de importancia para determinar posibles enfermedades cardíacas como la isquemia (Esther, Leif, & Laguna, 2008). La velocidad con la que se produce un impulso cardíaco se encuentra determinado por dichas pendientes, las mismas que varían dependiendo de la lentitud o rapidez con que se contraigan los ventrículos. Según (Rodríguez, González, Mata, & Vila, 2013) las emociones provocan cambios fisiológicos, especialmente en el Sistema Nervioso Autónomo, los mismos que se ven reflejados en la actividad del ventrículo izquierdo por estar inervado de fibras simpáticas. Esto se traduce a cambios en la despolarización ventricular, que pueden ser analizados a través de las pendientes del complejo QRS.

2.3 Relación de las emociones con la señal ECG

Un estímulo externo o interno produce una emoción, que se puede ver reflejada en el Sistema Nervioso Autónomo (SNA) (Fernández, 2012). Esta emoción provoca cambios rápidos en el organismo, afectando el ritmo cardíaco, presentando un incremento en la presión arterial y una digestión lenta por citar un ejemplo, como una respuesta emocional ante una situación de emergencia. Este Sistema controla las acciones involuntarias, actúa sobre los músculos, glándulas y vasos sanguíneos de acuerdo a la información recibida por las vísceras y el interior del organismo. Es por esto que es capaz de controlar la frecuencia cardíaca y respiratoria, así como la contracción y dilatación de vasos sanguíneos, sudor, salivación, digestión, etc.

El SNA está formado por el sistema nervioso simpático que se encarga de acelerar la función del organismo, y por el sistema nervioso parasimpático que mantiene un estado corporal de descanso o relajación; los cuales se complementan en el cuerpo humano.

Durante el procesamiento de la emoción, diversas estructuras nerviosas centrales actúan sobre el SNA, a través de conexiones nerviosas, mayoritariamente en el hipotálamo y tronco del encéfalo (Fernández, 2012). De acuerdo a la psicología (Danner, Snowdon, & Friesen, 2001), (Levenson, 1992), mientras una persona se encuentra bajo un alto nivel de emociones positivas o negativas, el sistema nervioso simpático se mantendrá elevado, obteniendo como resultado un síndrome de desorden del sistema nervioso autónomo (SNA).

Con el fin de observar la actividad del SNA, se emplea el análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV). El intervalo RR, que es el tiempo de duración entre cada latido del corazón, es comúnmente usado para indicar la normalidad del ritmo cardíaco, el diagnóstico de una variedad de estados patológicos y así mismo para el reconocimiento de emociones (Wu, Wang, Yang, Wang, & Chung), razón por la cual el estudio y registro de la señal ECG es indispensable.

2.4 Efecto de estímulos audiovisuales en el comportamiento del cuerpo humano

Es necesario estudiar a las emociones bajo condiciones experimentales para comprender los procesos psicológicos y neurobiológicos presentes durante su desarrollo, así como la manera en la que éstas afectan tanto física como mentalmente a las personas.

En los estudios realizados sobre la emoción por (James, 1884), (Canon, 1929) y (Bard, 1934), definen a ésta como una disciplina experimental relacionada a los cambios fisiológicos de una persona frente a estímulos internos o externos. Charles Darwin en su libro (1872) “The expression of emotions in man and animals”, muestra que se pueden identificar claramente las distintas emociones básicas (miedo, ira, etc.) en la expresión facial de las personas e incluso en la de los animales, especialmente los más filogenéticamente cercanos al hombre.

Aunque existen varios métodos de inducción emocional, según estudios previos, entre los métodos más efectivos se encuentran los audiovisuales en primer lugar tanto para la generación de emociones positivas como negativas. Además, se comprobó que es el mejor método en cuanto se refiere a inducir emociones reales, debido a su capacidad de producir cambios subjetivos y fisiológicos en las personas, por la intervención de diferentes canales sensoriales de forma simultánea, como sucede en situaciones naturales (Fernández, 2012).

La música provoca un cambio de comportamiento en las personas dependiendo del tipo y de la afinidad de cada uno. Es por esto que, en la actualidad la usan en terapias alternativas relacionadas con procesos de aprendizaje, mejora de la actividad motora, apoyo para pacientes que sufren convulsiones, entre otras; pues entre sus efectos curativos se encuentra el calmar la ansiedad, acelerar la curación, aumentar el optimismo, calmar un dolor, regular el nivel de hormonas relacionadas con el estrés, etc. Además, este método de inducción afecta a los latidos del corazón y la presión arterial, provocando un bienestar general en las personas y fortaleciendo el sistema inmunológico (Lara, 2015).

Por otro lado, las imágenes también han sido empleadas con el fin de inducir diferentes emociones. Según (Lench, Flores, & Bench, 2011) es considerado como el método más efectivo, aunque presenta la dificultad de no obtener emociones específicas como la ira, sin embargo, es de fácil implementación y se ha demostrado su eficacia en varios estudios. En los trabajos realizados por (Sugita, et al., 2007) concluye que las imágenes que incluyen movimientos constantes y la experiencia de la realidad virtual, muchas veces inducen mareo visual, provocando cambios en el Sistema Nervioso Autónomo.

Por lo tanto, se puede concluir que la música y las imágenes producen un cambio en el comportamiento cardíaco de las personas, lo cual se ve reflejado en la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV), acelerando o disminuyendo la frecuencia con la que late el corazón; además, generan cambios en la respiración y presión arterial. Todas estas

manifestaciones obtenidas ante la aplicación de un estímulo audiovisual se pueden ver plasmados en cambios del Sistema Nervioso Autónomo, debido a que es éste el encargado de regular los aspectos fisiológicos de las emociones.

CAPITULO III

3. DISEÑO DEL HARDWARE DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES ECG

3.1 Introducción

Para el registro de las señales electrocardiográficas (ECG) se diseñó un sistema de adquisición denominado “ECG_3L Amplifier V01”, cuyo nombre hace referencia a la capacidad de medir 3 derivaciones ECG bipolares de una persona. Este capítulo tiene como finalidad la descripción detallada del desarrollo e implementación de este electrocardiógrafo.

El sistema de adquisición de señales ECG_3L consta de varias fases: pre-amplificación para las señales eléctricas del corazón del orden de 1mV pico-pico, fase de protección, fase de filtrado, fase de amplificación final, una fase de conversión análoga digital y por último la visualización de la señal a través de una computadora [(Caggioli, Ponce, Roberti, Arévalo, & Attellis, 2005)]. La **Figura 7** muestra el diagrama de bloques del sistema detallado anteriormente, en el cual las fases de pre-amplificación y amplificación final fueron implementadas con amplificadores de instrumentación, además, la fase de filtrado fue incluida debido a la susceptibilidad al ruido e interferencias.

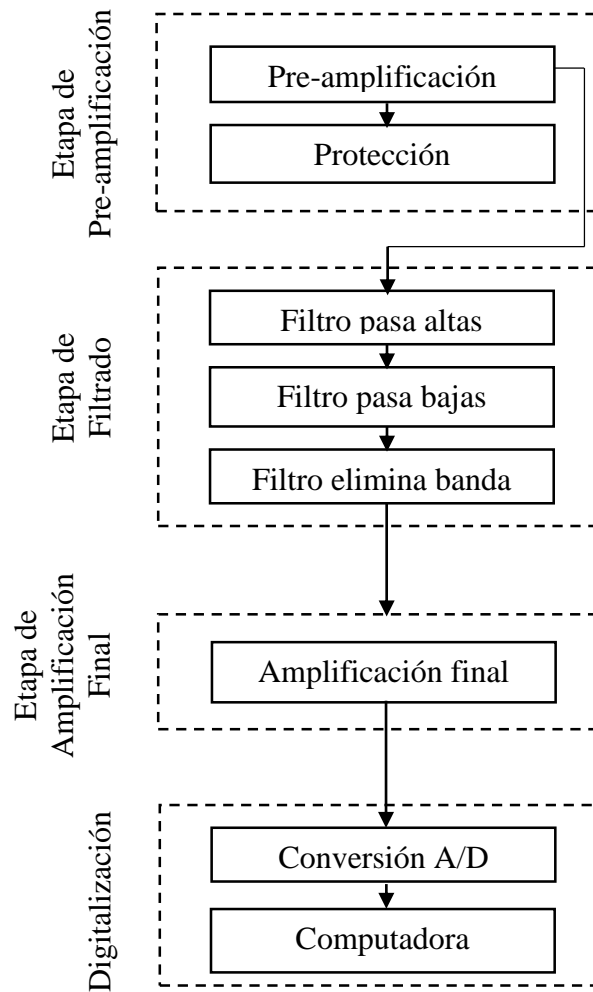


Figura 7. Diagrama de Bloques General del ECG_3L

3.2 Comportamiento de los electrodos

Con el fin de registrar la señal de la superficie cutánea se utilizan electrodos, que son los que ponen en contacto al sujeto de prueba con el electrocardiógrafo. Éstos funcionan como transductores, transformando las señales bioeléctricas del cuerpo humano en señales eléctricas, es decir, convierten los potenciales iónicos en potenciales eléctricos para poder ser monitoreados a través de un electrocardiógrafo. Se hizo uso de los electrodos más usados para este tipo de registro como son los de cloruro de plata (Ag/AgCl), de marca

DORMO, los cuales poseen una pasta electrolítica (gel) que permiten establecer y mantener el contacto entre el electrodo y la piel de la persona de una forma no invasiva.

Al momento de establecer contacto entre el electrodo y la piel se forma una interfaz electrodo-electrolito-piel, cuyo circuito equivalente se muestra en la **Figura 8**.

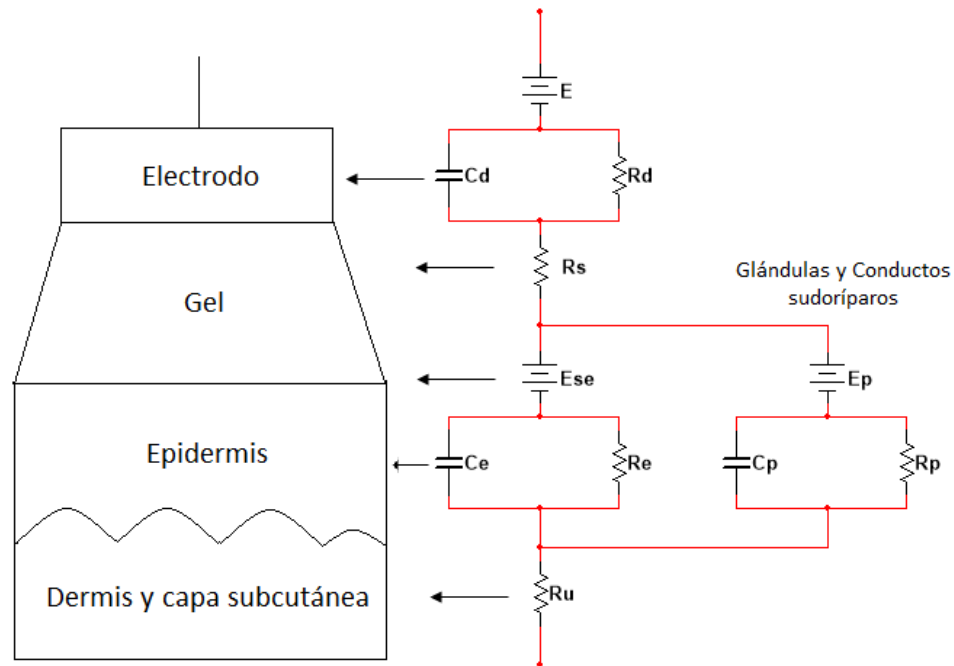


Figura 8. Circuito equivalente de la interfaz electrodo-electrolito-piel

Fuente: (Jané, Señales Biomédicas: nivel celular y de superficie)

Donde:

E : Representa el potencial del electrodo.

C_d y R_d : Representan la impedancia de la interface.

R_s : Es la resistencia del gel.

E_{se} : Es el potencial de concentración iónica.

C_e y R_e : Son la impedancia de la epidermis.

R_u : Es la resistencia de la dermis.

3.3 Diseño y análisis de la etapa de pre-amplificación

El potencial eléctrico registrado de las señales cardíacas es de aproximadamente 1mV pico-pico, por lo que es necesario implementar una etapa de pre-amplificación. Para eliminar el ruido de modo común se usa un amplificador diferencial en la entrada que consiste en un amplificador de voltaje, ya que amplifica el voltaje diferencial dado por una entrada negativa y una positiva.

La literatura sugiere la utilización de amplificadores de instrumentación para esta etapa debido a que, a diferencia de los amplificadores operacionales comunes, éstos son empleados en ambientes ruidosos o donde la señal de interés proveniente de transductores como electrodos o galgas extensiométricas es difícil de registrar (Álvarez, 2007). Además, éstos poseen una alta impedancia de entrada para pequeñas corrientes y una alta relación de rechazo al modo común (CMRR³), es decir que, en el caso de no existir señal de entrada, implica que la salida sea cercana a cero evitando la distorsión del biopotencial.

Para la implementación de esta etapa se realizaron pruebas con los amplificadores de instrumentación AD620 de Analog Devices y con el INA128 de Texas Instruments (Analog Devices, AD620) (Texas Instruments, INA128), ya que ambos poseen bajas corrientes de polarización y un alto CMRR. La **Figura 9a** presenta la señal ECG obtenida con el AD620, mientras que la **Figura 9b** la señal obtenida con el INA128. En estas figuras se observan las ondas P, Q, R, S y T en cada uno de los ciclos cardíacos.

3. CMRR: Relación de rechazo al modo común, del inglés common mode rejection ratio

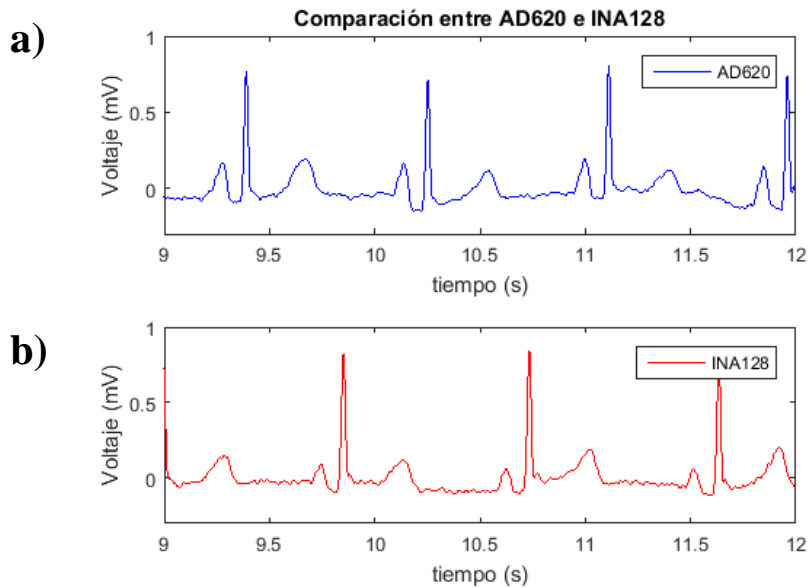


Figura 9. Comparación de señales ECG
a) con el AD620, b) con el INA128

El análisis de éstas señales registradas se observa en la **Figura 10** que representa la comparación de sus densidades espectrales de potencia (PSD⁴). En esta figura se puede observar que con el INA128 se obtiene una mayor ganancia en potencia, pero a su vez una menor resolución frecuencial.

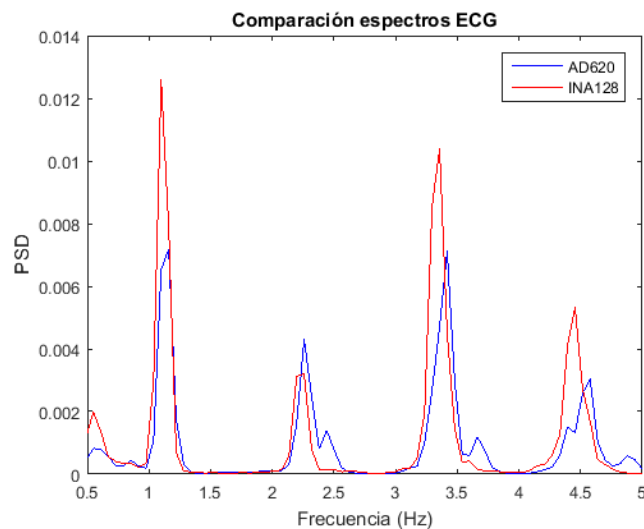


Figura 10. Comparación de espectros de las señales ECG
obtenidas con AD620 y con el INA128

4. PSD: Densidad espectral de potencia, del inglés power spectral density.

En un principio el uso de cualquiera de estos dos amplificadores es recomendable, sin embargo, estos resultados fueron registrados sin la etapa de protección ya que al implementarla la señal con el INA128 fue ilegible presentando únicamente ruido. En base al análisis temporal y espectral de las señales se selecciona el AD620 para esta etapa de pre-amplificación.

La **Figura 12** muestra el esquema de implementación de un circuito médico para ECG que el fabricante del AD620 recomienda, en el cual recomienda una ganancia de 7 para la etapa de pre-amplificación. Este integrado posee una fórmula definida en su hoja de datos para determinar el valor de la resistencia de ganancia R_G , la cual se muestra en la ecuación (2).

$$R_G = \frac{49.4 \text{ k}\Omega}{G - 1} \quad (2)$$

Donde:

$49.4 \text{ k}\Omega$: Es una constante.

G : Es la ganancia del amplificador de instrumentación.

R_G : Es la resistencia de ganancia del amplificador de instrumentación.

Si en esta ecuación se reemplaza la ganancia G por 7, se obtiene una resistencia de ganancia de $8.23 \text{ k}\Omega$, sin embargo, debido a que el valor calculado no es un valor comercial, se selecciona un valor de $8.2 \text{ k}\Omega$.

Por lo tanto, esta etapa para el registro de la primera derivación bipolar, se implementa como se observa en la **Figura 11**, en la cual las entradas hacen referencia a los electrodos conectados a la persona, que corresponden al brazo izquierdo (LA^5) y al brazo derecho (RA^6).

5. LA: Brazo izquierdo, del inglés left arm.

6. RA: Brazo derecho, del inglés right arm.

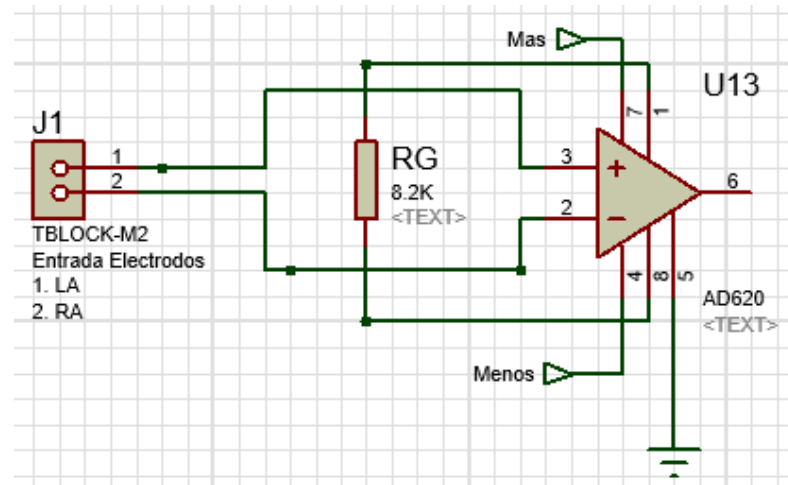


Figura 11. Etapa de pre-amplificación para la primera Derivación (LA - RA)

3.4 Diseño y análisis de la etapa de protección

La etapa de protección fue implementada como recomienda el fabricante del AD620, con una configuración denominada “Circuito de pierna derecha”, nombre que toma debido a que la referencia de la persona se conecta en la pierna derecha como se observa en la **Figura 12**, haciendo uso de un cuarto electrodo en el caso de medir 3 derivaciones bipolares.

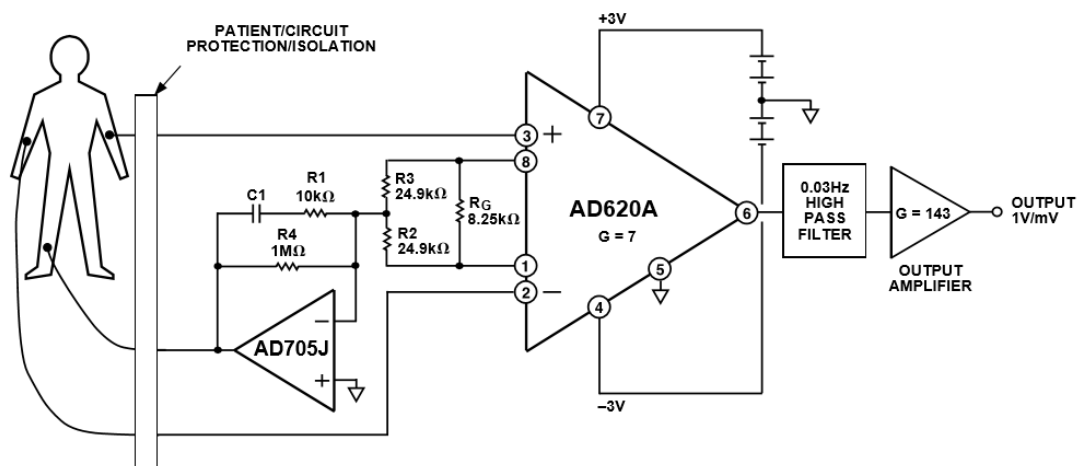


Figura 12. Circuito médico para ECG

Fuente: (*Analog Devices, AD620*)

El objetivo de esta etapa es aislar la referencia del paciente de la tierra del sistema de medición; garantizando que no existan corrientes de descarga hacia el sistema hombre. Además, esta etapa de retroalimentación es necesaria para establecer la masa del paciente y que las corrientes de polarización puedan circular. Sin la conexión de esta etapa, hace que el diferencial de potencial medido de las señales bioeléctricas de la persona se referencien a la tierra análoga del amplificador, por lo que se genera un voltaje en modo común que puede exceder los niveles que el amplificador puede rechazar y entregar mediciones erróneas y con mucho ruido (Álvarez, 2007).

Según la hoja de datos del AD620 el integrado a usar para esta etapa es el AD705J, sin embargo, éste se encuentra discontinuado, por lo que se buscó un reemplazo que cumpla sus mismas funcionalidades. De esta búsqueda se adquirieron dos amplificadores de instrumentación, el OPA2132PA de Texas Instruments y el OP97FPZ de Analog Devices. Sin embargo, luego de las pruebas realizadas en el laboratorio el que presentó una mejor respuesta fue el OP97FPZ, ya que el otro amplificador introducía ruido al circuito y las ondas P, Q, R, S y T del ECG no se marcaban correctamente. La **Figura 13** presenta las curvas de la relación de rechazo al modo común que estos 3 amplificadores de instrumentación presentan. Además, se puede observar que el OP97FPZ tiene un mayor nivel de CMRR que el OPA2132PA y a la vez este valor es muy cercano al CMRR del integrado que el fabricante recomienda.

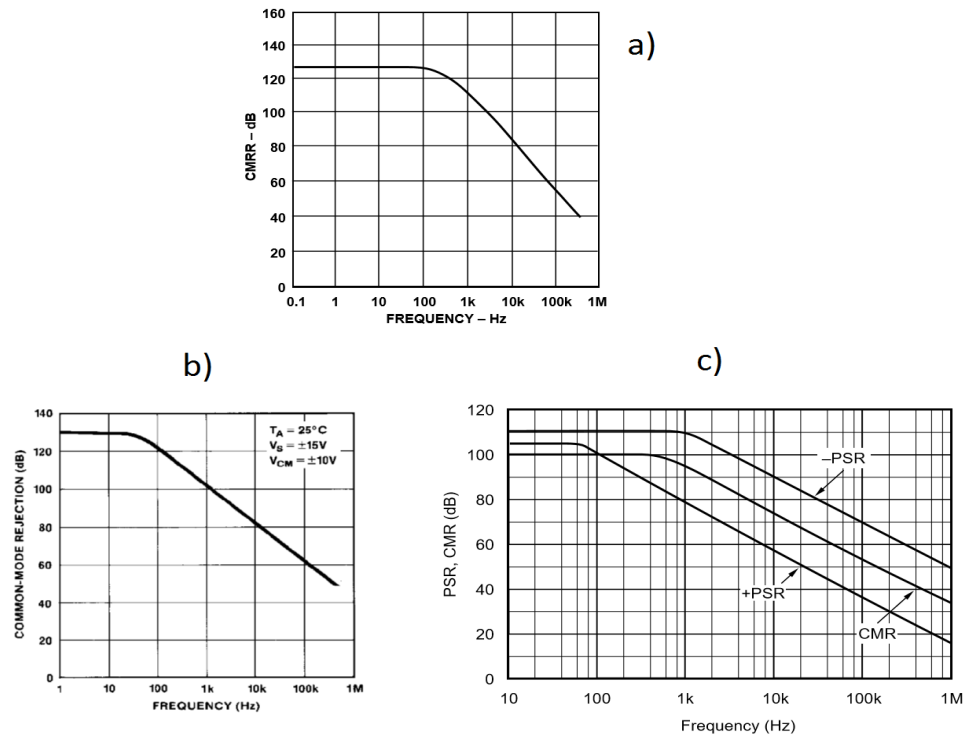


Figura 13. Curvas de CMRR vs Frecuencia

a) Del AD705J (Analog Devices, AD705J), b) Del OP97FPZ (Analog Devices, OP97FPZ), c) Del OPA2132PA

Fuente: (Texas Instruments)

Para la medición de las 3 derivaciones únicamente es necesario implementar esta etapa en una de las derivaciones, debido a que la función de este circuito es establecer un voltaje de referencia de 0 voltios en el paciente, pero sin conectarlo directamente a la tierra del circuito de medición, como fue explicado anteriormente. De esta forma el circuito de protección fue implementado tal como muestra la **Figura 14**, en la cual la entrada denominada Referencia es la referencia de la persona pierna derecha (RL^7), las otras dos entradas corresponden a los electrodos conectados en la persona: pierna izquierda (LL^8) y brazo derecho RA. Las resistencias y capacitores fueron escogidos como recomienda el fabricante, pero aproximándolos a sus valores comerciales

7. RL: Pierna derecha, del inglés right leg. Correspondiente a la referencia de la persona.
8. LL: Pierna izquierda, del inglés left leg. Correspondiente al electrodo colocado en el quinto espacio intercostal izquierdo.

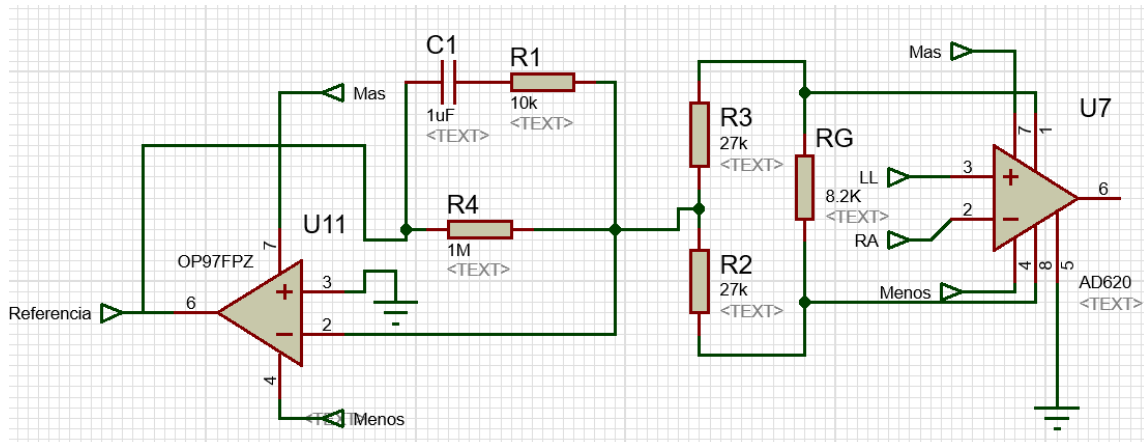


Figura 14. Etapa de protección y pre-amplificación implementada en la segunda derivación (LL - RA)

3.5 Etapa de filtrado

Los trabajos de Cuesta, Henning y Thakor (Cuesta, 2001) (Henning, 2002) (Thakor, Webster, & Tompkins, 1984) indican que para trabajar con la señal ECG sin pérdida de información, se debe trabajar con un ancho de banda entre 0-1000 Hz, es decir se utiliza este rango de frecuencia con fines de investigación. Sin embargo, si se desea trabajar con fines de diagnóstico, basta con un ancho de banda entre 0.1-250 Hz y para monitoreo entre 0.5-40 Hz (Vidal & Rojas, 2010). En este trabajo, si bien es de investigación, es suficiente utilizar un ancho de banda que cubra los fines de diagnóstico y monitoreo. Esto se presenta, debido a que únicamente se necesita realizar un análisis con las series de datos del ECG correspondientes a la variabilidad del ritmo cardíaco y las pendientes del complejo QRS. Basado en los antecedentes descritos anteriormente, se seleccionó un rango de frecuencias de entre 0.1 Hz a 256 Hz.

Un filtro es un circuito que permite el paso de una determinada banda de frecuencias, mientras atenúa las señales que no están contenidas dentro de esta banda y es capaz de modificar su amplitud y su fase (Coughlin & Driscoll). Para un diseño de cualquier tipo de filtro se deben tener en cuenta los parámetros básicos como son:

- Frecuencia de corte (F_c): es la frecuencia a la cual se quiere que la salida del circuito se atenúe en un factor de 3dB.
- Frecuencia de parada (F_s): en el caso de un filtro pasa bajas, es la frecuencia hasta la cual un filtro real permite el paso de frecuencias al circuito; y en el caso de un filtro pasa altas corresponde a la frecuencia desde la cual el circuito dejará pasar a las frecuencias mayores,
- Frecuencia de paso (F_p): es la frecuencia en la que la atenuación a la salida del circuito es de 0 dB y marca el inicio de la banda de paso.
- Rizado de pasabanda (A_p): es el rizado que presentan los filtros reales en la banda de paso.
- Rizado de parabanda (A_s): es el rizado que presentan los filtros reales en la banda de parada.

Estos parámetros pueden ser observados de manera gráfica en la **Figura 15**.

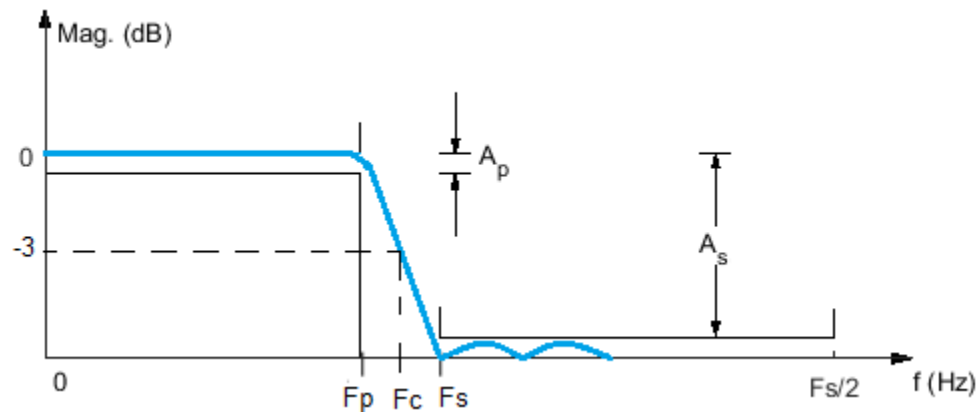


Figura 15. Parámetros de un filtro real

Existen diferentes tipos de filtros como por ejemplo Butterworth, Chebyshev, Bessel o Elíptico (**Figura 16**). Para este estudio se trabaja con el filtro Butterworth ya que es el más adecuado para esta aplicación, teniendo en cuenta que para registros de biopotenciales se necesita un filtrado en bandas de frecuencias cercanas a la frecuencia de interés y además se desea que la señal original no sea distorsionada. Por estas razones se

escoge este filtro, ya que es el que presenta mejores características en cuanto a rizado y banda de transición como muestra la **Figura 16**.

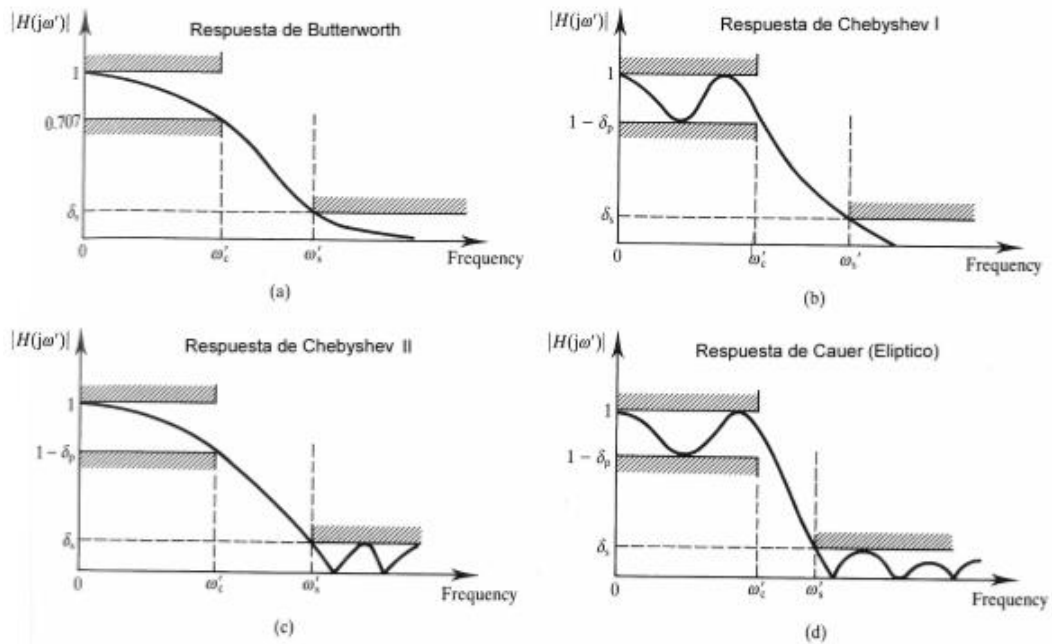


Figura 16. Respuesta en frecuencia de varios filtros Butterworth, Chebyshev I, Chebyshev II y Elíptico

Fuente: (Martínez, Gómez, Serrano, Villa, & Gómez, 2010)

3.5.1 Diseño y análisis del filtro pasa altas

El filtro pasa altas se diseña para eliminar el ruido de baja frecuencia que puede introducirse en el circuito por diversas circunstancias, pero sin influir en las componentes de baja frecuencia de la señal de interés como es en este caso el segmento ST. La señal ECG está formada por una línea horizontal llamada línea base, que corresponde a las fases isoelectricas, que son aquellas donde no se presenta ninguna actividad eléctrica cardíaca y es causada principalmente por la respiración a muy bajas frecuencias.

Para la eliminación de este ruido, se emplea un filtro pasa altas activo de 0.1 Hz y luego un filtro digital de 0.5 Hz que es explicado en los capítulos posteriores. El objetivo

de este filtro es eliminar las señales que tengan frecuencias inferiores a la frecuencia de corte, en este caso de 0.1 Hz. Para esto se diseña un filtro pasa altas de tercer orden de tipo Butterworth, que presenta una atenuación de 60 dB/década en la banda de transición. Además, se utiliza una topología del tipo Sallen-Key debido a que es la que usa menos componentes y por tales motivos induce menos ruido al circuito y también es de fácil implementación. Para construir un filtro de tercer orden se puede conectar en cascada un filtro pasa altas de primer orden con uno de segundo orden, reduciendo así la cantidad de elementos necesarios para la realización del mismo.

Para el diseño de este filtro se utiliza el programa FilterPro de Texas Instruments. Las especificaciones del filtro ingresadas fueron: ganancia 1 V/V, frecuencia de corte de 0.1 Hz y rizado en la banda de paso de 1 dB, además se especifica que el filtro sea de tercer orden, tipo Butterworth y con Topología Sallen Key. El resultado que el software entrega se puede apreciar en la **Figura 17**, sin embargo, estos resultados son aproximados a los valores comerciales tanto de resistencias como capacitores. Por lo tanto los valores escogidos son: $C1 = 10 \mu F$, $R1 = 150 \text{ k}\Omega$, $C2 = C3 = 22 \mu F$, $R2 = 150 \text{ k}\Omega$ y $R3 = 39 \text{ k}\Omega$. La ecuación (3) presenta la función de transferencia del filtro.

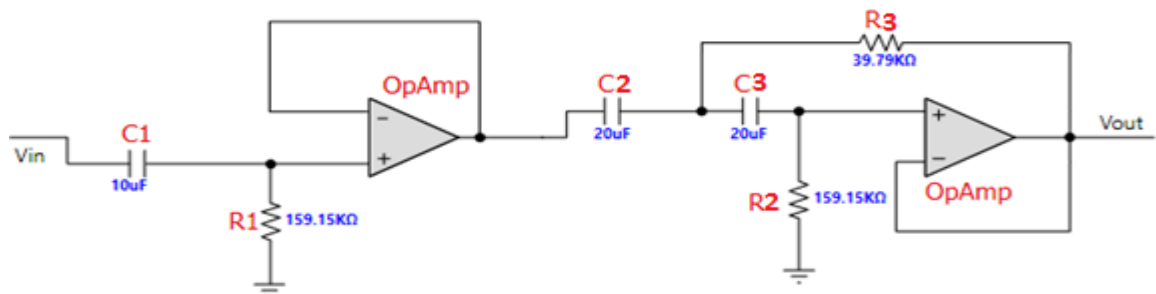


Figura 17. Filtro pasa altas de 0.1 Hz diseñado en FilterPro

$$\frac{V_{out}(s)}{V_{in}(s)} = \frac{(R1 R2 R3 C1 C3 C4) s^3}{(s^2(R2 R3 C2 C3) + s(C3 R3 + C2 R3) + 1)(1 + R1 C1 s)} \quad (3)$$

Además, cabe mencionar que el amplificador operacional utilizado es el LM324, debido a que internamente posee 4 amplificadores operaciones, reduciendo así el espacio físico necesario para implementar los filtros pasa altas y pasa bajos detallados a continuación.

3.5.1.1 Simulación del filtro pasa altas

Para comprobar los resultados del filtro diseñado, se realiza la simulación en NI Multisim 13.0. La **Figura 18** presenta la respuesta en ganancia en decibelios (dB) y la respuesta en fase del filtro a través del diagrama de Bode, que es la representación gráfica de la respuesta en frecuencia del sistema. En esta figura se observa que la frecuencia de paso es de 100 mHz, además, se observa también un pequeño desfase que es corregido posteriormente con un filtro digital.

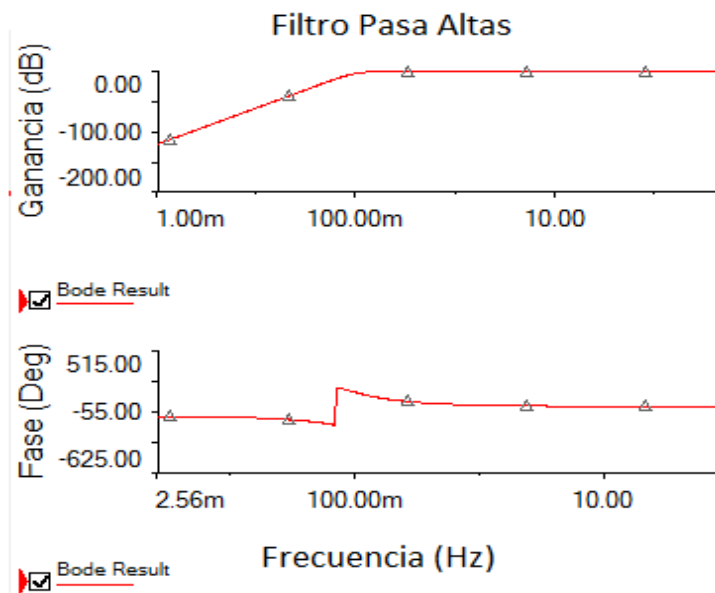


Figura 18. Diagrama de Bode del filtro pasa altas en NI Multisim

3.5.2 Diseño y análisis del filtro pasa bajas

Con el análisis realizado anteriormente se diseña el filtro pasa bajas a una frecuencia de corte de 256 Hz. El objetivo de este filtro es eliminar las señales que tengan frecuencias superiores a esta frecuencia de corte. Para esto se diseña un filtro pasa bajas de cuarto orden de tipo Butterworth, que presenta una atenuación de -80 dB/década en la banda de transición. Además, se utiliza una topología del tipo Sallen-Key debido a que es la que usa menos componentes y por tales motivos induce menos ruido al circuito y también es de fácil implementación. Para construir un filtro de cuarto orden se puede conectar en cascada dos filtros pasa bajas de segundo orden, reduciendo así la cantidad de elementos necesarios para la realización del mismo.

Para el diseño de este filtro de igual manera se utiliza el programa FilterPro de Texas Instruments, en el cual las especificaciones del filtro ingresadas son: ganancia 1 V/V, frecuencia de corte de 256 Hz y rizado en la banda de paso de 1 dB, además se especifica que el filtro sea de cuarto orden, tipo Butterworth y con Topología Sallen Key. El resultado que el software entrega se puede apreciar en la **Figura 19**, sin embargo, estos resultados fueron aproximados a los valores comerciales tanto de resistencias como capacitores. Por lo tanto los valores escogidos son: $C1 = C2 = 100 \text{ nF}$, $R1 = R2 = 5.6 \text{ k}\Omega$, $R3 = R4 = 2.2 \text{ k}\Omega$, $C3 = 100 \text{ nF}$ y $C4 = 690 \text{ nF}$. La ecuación (4) presenta la función de transferencia del filtro. Al igual que en el filtro pasa altas, el integrado utilizado es el LM324.

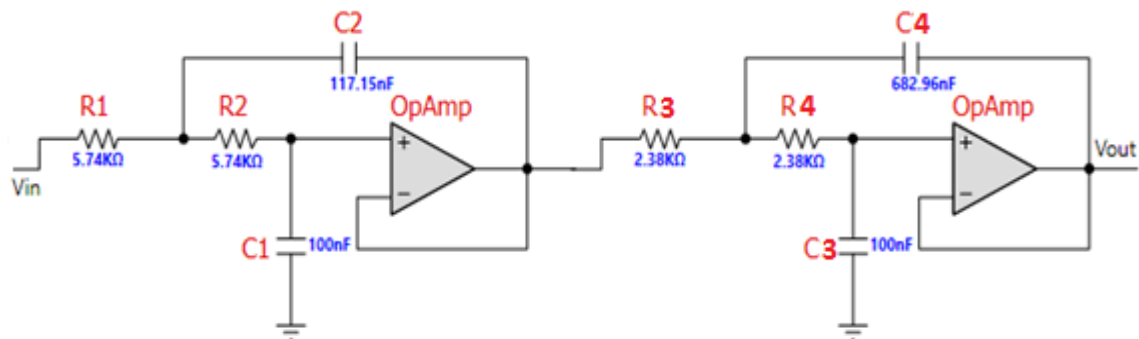


Figura 19. Filtro pasa bajas de 256 Hz diseñado en FilterPro

$$\frac{V_{out}(s)}{V_{in}(s)} = \frac{1}{(s^2(C1 C2 R1 R2)+S(C1 R1+C1 R2)+1)*(s^2(C3 C4 R3 R4)+S(C3 R3+C3 R4)+1)} \quad (4)$$

3.5.2.1 Simulación del filtro pasa bajas

Para comprobar los resultados del filtro diseñado, se realiza la simulación en NI Multisim 13.0. La **Figura 20** presenta la respuesta en ganancia y fase del filtro a través del diagrama de Bode, en la que se puede observar que la frecuencia de paso es de 256 Hz aproximadamente. Además, en el gráfico se observa un desfase que es corregido posteriormente a través de un filtro digital.

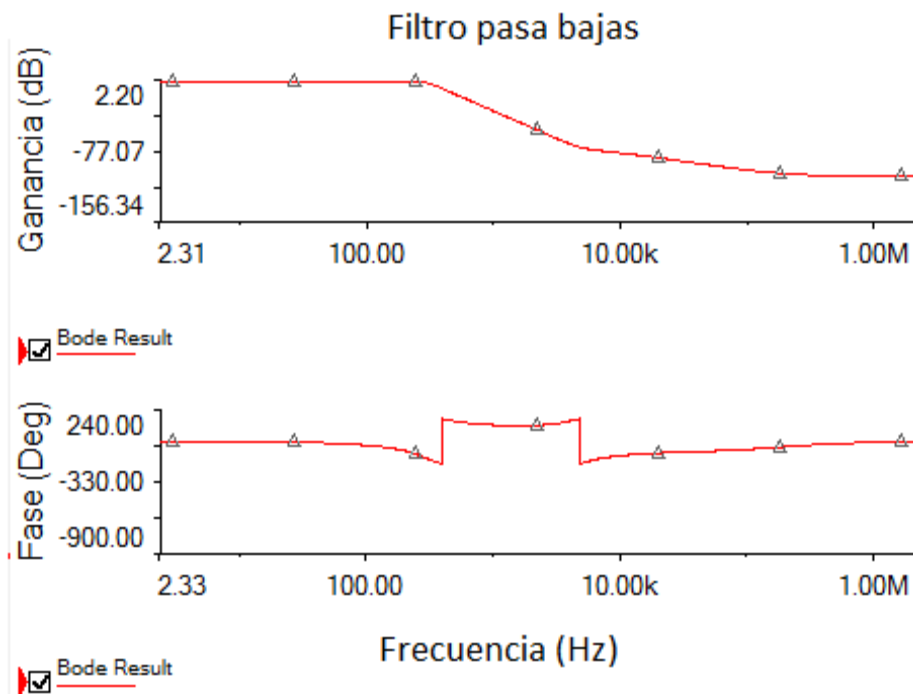


Figura 20. Diagrama de Bode del filtro pasa bajas en NI Multisim

3.5.3 Diseño y análisis del filtro elimina banda

El filtro elimina banda o también conocido como filtro notch, elimina las frecuencias indeseables especificadas en la banda de rechazo, y se transmiten las frecuencias deseadas que se encuentran fuera de dicha banda. Para este trabajo se utiliza un filtro elimina banda de 60 Hz, que es la frecuencia generada por la red de distribución eléctrica. Las señales

ECG son muy susceptibles a esta frecuencia ya que se encuentran expuestas a diferentes interferencias externas al sistema de medida como: ordenadores, monitores, equipos electrónicos, lámparas fluorescentes, etc., que generan ondas de 60 Hz; por este motivo es indispensable la implementación de un filtro que elimine esta frecuencia para evitar distorsiones en la señal.

Para la implementación de este filtro, se utiliza el circuito mostrado en la **Figura 21**. En su diseño se selecciona un valor comercial de C1 en el orden de los nF, el cual tiene el mismo valor de C2 y es la mitad de C3. En cuanto a las resistencias, R1 es igual a R2 y se calcula con la fórmula expresada en la ecuación (5). Por último, el valor de R3 equivale a la mitad de R1.

$$R1 = R2 = \frac{1}{2 \pi C f_c} \quad (5)$$

Donde:

f_c : Es la frecuencia de corte de 60 Hz.

C : Es el valor de C1 o C2.

Para C1 y C2 se escogen valores de 100 nF por lo que C3 tiene un valor de 2200 nF. Con estos valores se calcula R1 y R2 según la ecuación (5) obteniendo un valor de 27 kΩ, por lo que el valor de R3 es de 15 kΩ.

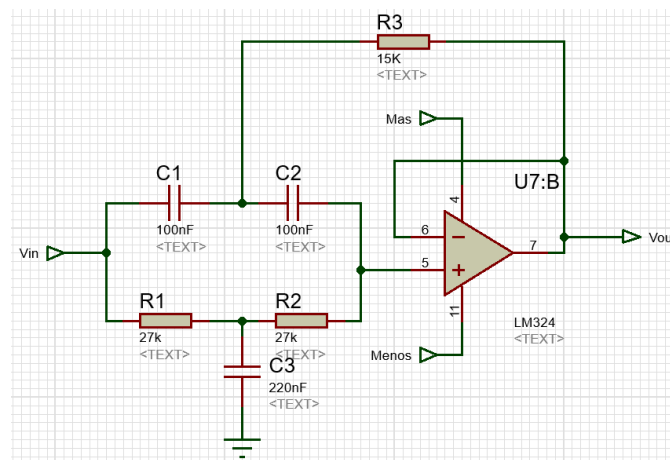


Figura 21. Circuito del filtro elimina banda de 60 Hz

3.5.3.1 Simulación del filtro elimina banda

Para comprobar los resultados del filtro diseñado, se realiza la simulación en NI Multisim 13.0. La **Figura 22** presenta la respuesta en ganancia y fase del filtro a través del diagrama de Bode, que es la representación gráfica de la respuesta en frecuencia del sistema. En esta figura se puede observar que la frecuencia eliminada es la de 60 Hz.

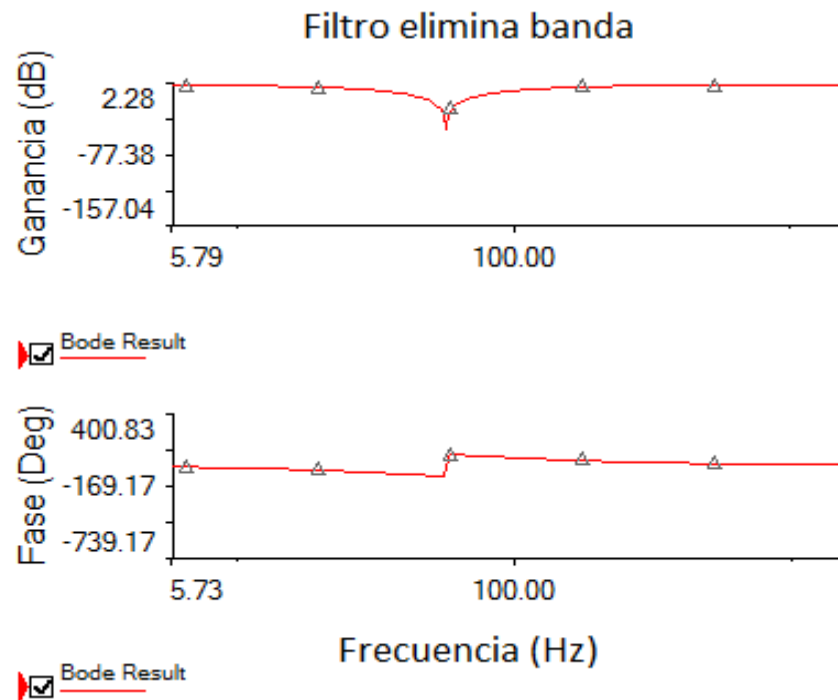


Figura 22. Diagrama de Bode del filtro elimina banda en NI Multisim

3.6 Diseño y análisis del circuito de amplificación final.

Posterior a la implementación de la etapa de pre-amplificación y filtrado se realiza una etapa de amplificación final que permite elevar el nivel de voltaje de la señal acorde al convertor A/D, que para este caso no debe exceder de 3.3 Voltios que es el nivel de voltaje máximo que el convertor soporta. Debido a que la amplitud de la onda ECG depende de la fisiología de cada persona, así como también del género, se escoge un valor de ganancia total para el circuito de 623 para evitar daños en la tarjeta de adquisición. Tomando en cuenta que la ganancia de la etapa de pre-amplificación es de 7, significa que la ganancia

de la etapa de amplificación final es de 89. De igual forma se utiliza el amplificador de instrumentación AD620, por lo que la resistencia de ganancia es calculada de acuerdo a la ecuación (2), de donde se obtiene que el valor de la resistencia de ganancia es $R_G = 560 \Omega$. Esta etapa de amplificación final queda implementada como muestra la **Figura 23**.

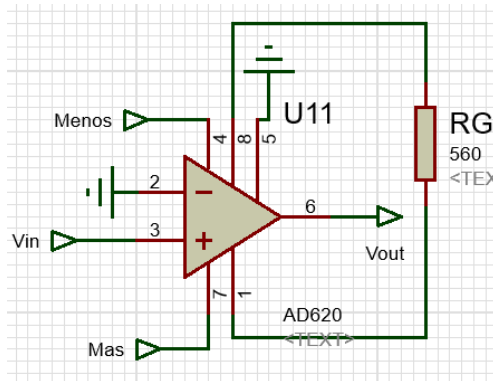


Figura 23. Etapa de amplificación final

3.7 Etapa digital y de almacenamiento

Posterior a la etapa de instrumentación para las mediciones de señales ECG, es necesario utilizar un convertor análogo-digital (ADC) con el fin de tener registrados estos datos en una PC para su posterior análisis y visualización. Entre los factores a tomar en cuenta para la selección del ADC están que: tenga mínimo 3 entradas análogas debido a que se registrarán 3 derivaciones, que tenga una capacidad de muestreo mayor o igual a 512 Hz (según el Teorema de muestreo de Nyquist) para evitar solapamientos, tener una buena resolución y que sea de bajo costo.

Las opciones a escoger son Arduino Mega y STM32F4 Discovery, debido a la facilidad de adquisición de estas tarjetas y a su rendimiento. Entre sus diferencias importantes es que Arduino posee una frecuencia de reloj de 16 MHz y una resolución de 10 bits, mientras que la STM32F4 posee una frecuencia de reloj de 168 MHz y una resolución de 12 bits, esto se traduce a que Arduino podrá leer valores entre 0 a 1023 ($2^{10} - 1$) mientras la STM32F4 podrá leer valores entre 0 a 4095 ($2^{12} - 1$). Por las

razones mencionadas anteriormente se selecciona la STM32F4 Discovery. Además, cabe mencionar que en cuanto a precios la STM32F4 es más costosa, pero aun así se la puede considerar económica.

A pesar de su robustez, el ADC de esta tarjeta presenta un inconveniente para leer datos negativos, ya que únicamente puede leer valores positivos de hasta 3.3 Vpico-pico. Razón por la cual si se requieren registrar valores negativos se necesita desplazar la señal de interés, de tal forma que dicha señal posea solo valores positivos y menores a su voltaje de referencia para evitar daños de la tarjeta. Por lo mencionado anteriormente, se se desplazan las señales de las 3 derivaciones a través de una pila de 1.5 (V) por cada salida. Con esto se garantiza que la tarjeta reciba solo valores positivos.

Esta tarjeta tiene la capacidad de comunicarse a través del puerto serial con Simulink/MATLAB, para lo cual se la debe configurar especificando la frecuencia de muestreo a utilizar, los pines analógicos de los cuales va a leer las señales y el tipo de dato a enviar a MATLAB. Esta configuración se la realiza en Simulink a través de los bloques “Target Setup”, “Regular ADC” y “USB VCP Send STM32F4” que se encuentran en las carpetas “Waijung Blockset” y “UC3M addons STM32F4 v2.5 Beyond Control” creadas con la instalación de la tarjeta. Una vez seleccionadas las especificaciones de transmisión, se embebe el programa en la tarjeta. Es importante mencionar que este paso no es necesario ejecutarlo más de una vez en el caso de no ser necesario cambiar las especificaciones anteriormente escogidas.

La **Figura 24** muestra el programa de transmisión de datos que es embebido en la tarjeta para la lectura de datos. En esta figura se puede visualizar la frecuencia de muestreo escogida que es de 1 KHz con el cual se garantiza que cumple con el criterio del Teorema de muestreo de Nyquist. Además, se seleccionan otras especificaciones como que los puertos analógicos donde estarán conectadas las señales ECG son el AN3, AN5 y AN7 del módulo 1 y que el tipo de dato a transmitir es del tipo double. Para embeber el programa en la tarjeta, se conecta el cable de alimentación USB y el cable de transmisión

de datos entre la PC y la tarjeta, después se selecciona la opción “External” de Simulink y posterior a esto se escoge la opción “Build Model” de este mismo software.

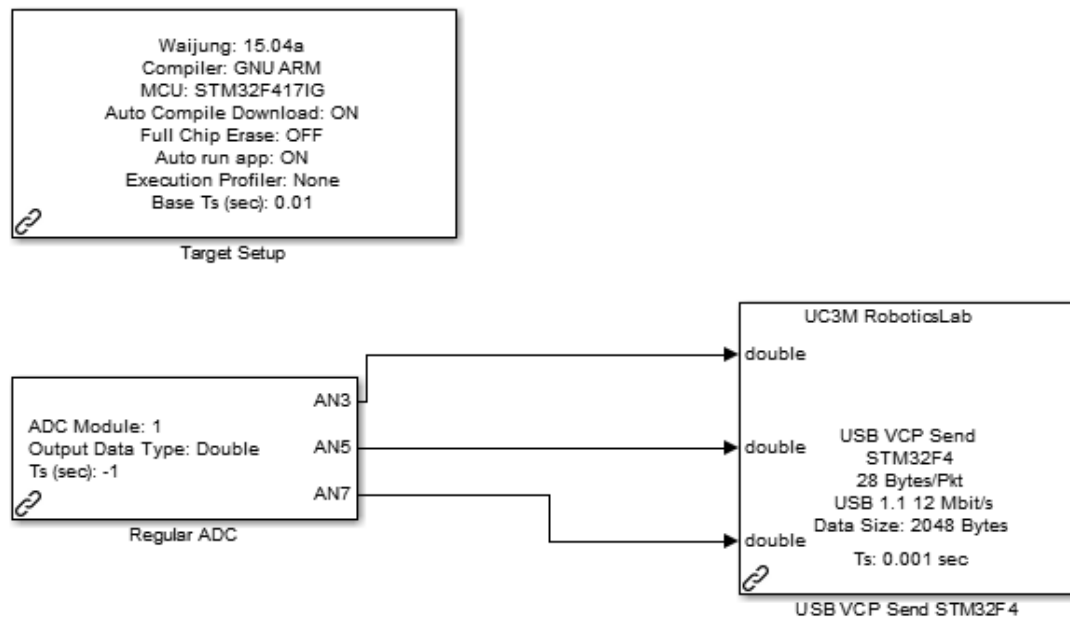


Figura 24. Programa de transmisión de datos realizado en Simulink/MATLAB

Luego se realiza el programa de recepción de datos (**Figura 25a**) que corresponde al acondicionamiento online de las señales leídas y enviadas por el puerto serial de la STM32F4 Discovery hacia Simulink, con el fin de almacenar las 3 derivaciones en la computadora. En Simulink se escogen los bloques “Host Serial Setup” y “Host Serial Rx” en los cuales se elige el puerto serial al que se encuentra conectado la tarjeta, la velocidad de transmisión (se escoge el mayor 115200 (Bps)), la frecuencia de muestreo de 1 kHz y el número de entradas recibidas, así como el tipo de dato que se espera.

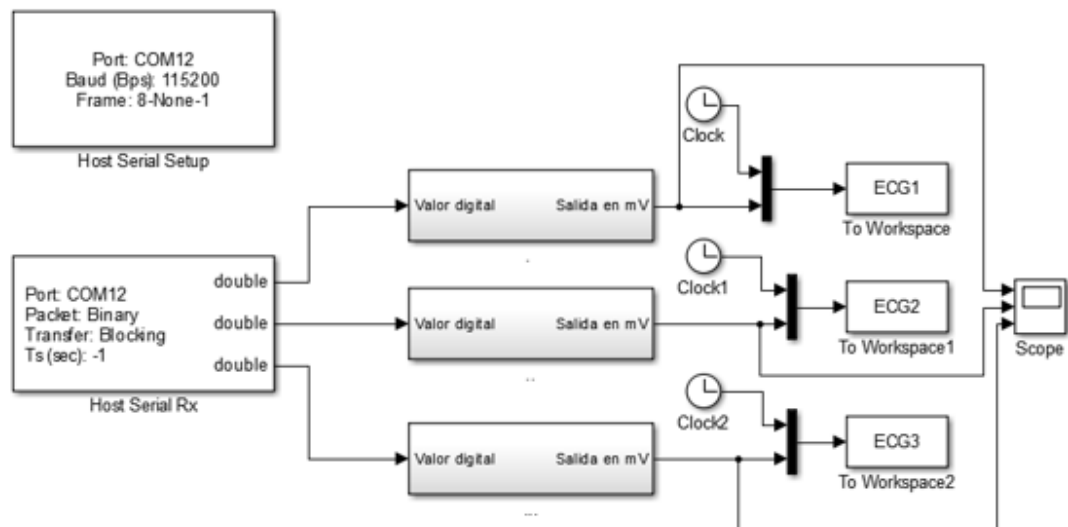
Posterior a esto se realiza el mismo procedimiento en cada derivación, esto es: convertir los datos digitales a una escala de voltaje para lo cual se utiliza la ecuación (7) que se deriva de la (6), eliminar el offset de la pila de 1.5 (V) incluida en la señal para recibir solo valores positivos, se quitan las ganancias de la etapa de pre-amplificación y amplificación final que son de 7 y 89 respectivamente, y por último se multiplica por 1000 con el fin de observar la señal original en una escala de mV (**Figura 25b**). Al final de

todo este proceso se concatena la señal final con un reloj y se conecta a un bloque “To Workspace”, para almacenar en MATLAB tanto las señales como el tiempo de muestreo.

$$\text{Valor digital} = \frac{\text{Tensión de entrada}}{\text{Tensión de referencia}} * \text{resolución} \quad (6)$$

$$\text{Tensión de entrada} = \frac{\text{Valor digital} * \text{Tensión de referencia}}{\text{Resolución}} \quad (7)$$

a)



b)

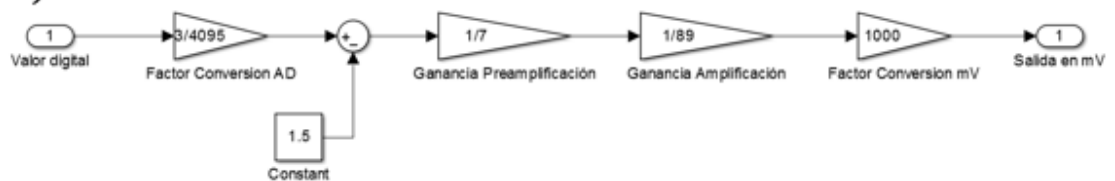
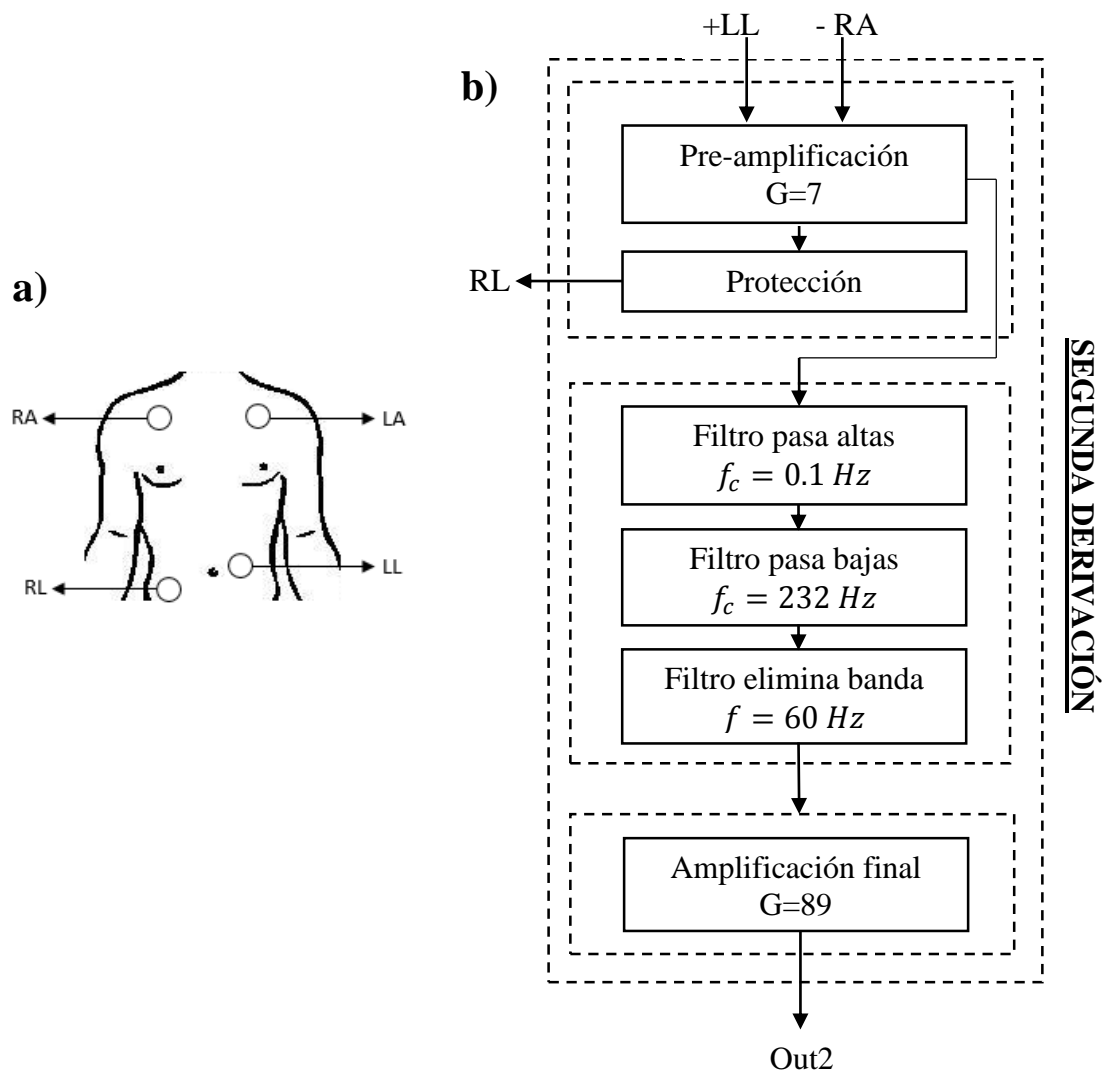


Figura 25. Programa de recepción de datos en Simulink/MATLAB

a) Esquema completo, b) Conversión A/D y cambio de nivel de voltaje de V a mV.

3.8 Prototipo ECG_3L

Para el registro de 3 derivaciones bipolares se conectan las etapas anteriormente detalladas como muestra la **Figura 26**. En la **Figura 26a** se observa la forma en la que son colocados los electrodos en la piel del tórax del paciente siguiendo el triángulo de Einthoven, siendo RL la referencia. La **Figura 26b** presenta el diagrama de bloques para la segunda derivación. En el caso de la primera derivación se cambia la entrada +LL por +LA y la salida corresponde a Out1, en el caso de la tercera derivación se cambia la entrada -RA por -LA y la salida corresponde a Out3. Se realizan estos cambios tomando en cuenta que la etapa de protección únicamente se implementa en la segunda derivación y en las otras se elimina esta etapa. La **Figura 26c** muestra la forma en la que fueron conectadas las salidas de cada derivación a la tarjeta de adquisición de señales para la visualización de las mismas.



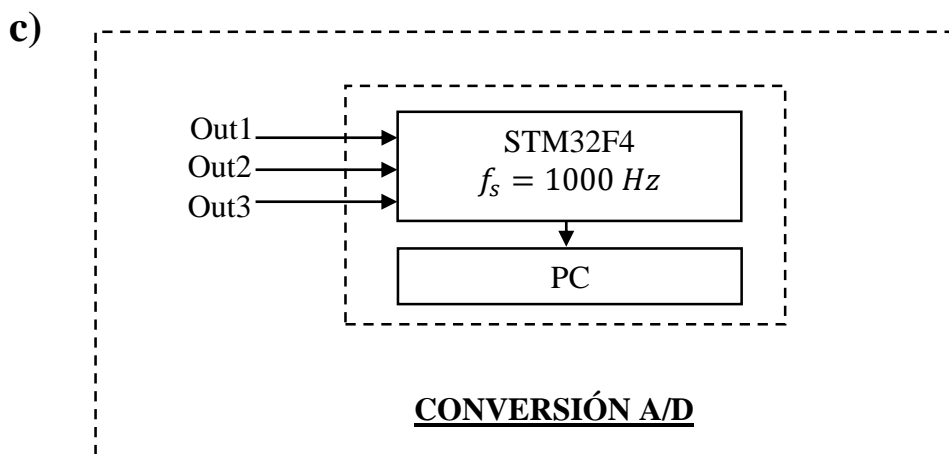


Figura 26. Diagrama de bloques para el registro de 3 derivaciones ECG bipolares.
 a) Disposición de electrodos, b) Diagrama de bloques para el registro de la segunda derivación, c) Diagrama de bloques de la conversión Análoga/Digital y visualización de resultados

De acuerdo a las especificaciones detalladas anteriormente y a los cálculos explicados en las secciones 3.2 a la 3.6, se construye el primer prototipo de adquisición de señales cardíacas denominado ECG_3L. Este prototipo puede ser observado en la **Figura 27**, en la cual:

- Sección A: corresponde a la primera derivación, donde 1 y 3 son AD620 correspondientes a la etapa de pre-amplificación y amplificación respectivamente, y 2 es el LM324 en el que se encuentra implementado el filtro pasa altas y pasa bajas.
- Sección B: corresponde a la segunda derivación, donde 1 y 4 son AD620 correspondientes a la etapa de pre-amplificación y amplificación respectivamente, 3 es el LM324 en el que se encuentra implementado el filtro pasa altas y pasa bajas y 2 es el OP97FPZ correspondiente a la etapa de protección.
- Sección C: corresponde a la tercera derivación, donde 1 y 3 son AD620 correspondientes a la etapa de pre-amplificación y amplificación respectivamente, y 2 es el LM324 en el que se encuentra implementado el filtro pasa altas y pasa bajas.

- Sección D: corresponde a la etapa del filtro elimina banda para las 3 derivaciones, donde 1 es un LM324.
- Sección E: corresponde a las salidas finales del circuito, donde 1 es la salida de la primera derivación, 2 de la segunda derivación, 3 de la tercera derivación y 4 es la tierra del circuito.
- Sección F: hace referencia a la polarización del circuito, donde 1 corresponde a $-V_{cc}$, es decir se conecta el terminal negativo de una fuente, 2 es la tierra en la que se conecta el terminal positivo de $-V_{cc}$ y el terminal negativo de $+V_{cc}$ y 3 corresponde a $+V_{cc}$, es decir se conecta el terminal positivo de otra fuente.
- Sección G: corresponde a las entradas de los electrodos conectados a la persona, donde 1 hace referencia a RA, 2 a LA, 3 a RL y 4 a LL.

El diseño de la placa se lo realizó en el software Proteus 8.3, el cual se puede observar en el **Anexo 1**. En este anexo se encuentra tanto el circuito ECG para el registro de las 3 derivaciones como el diseño de su PCB.

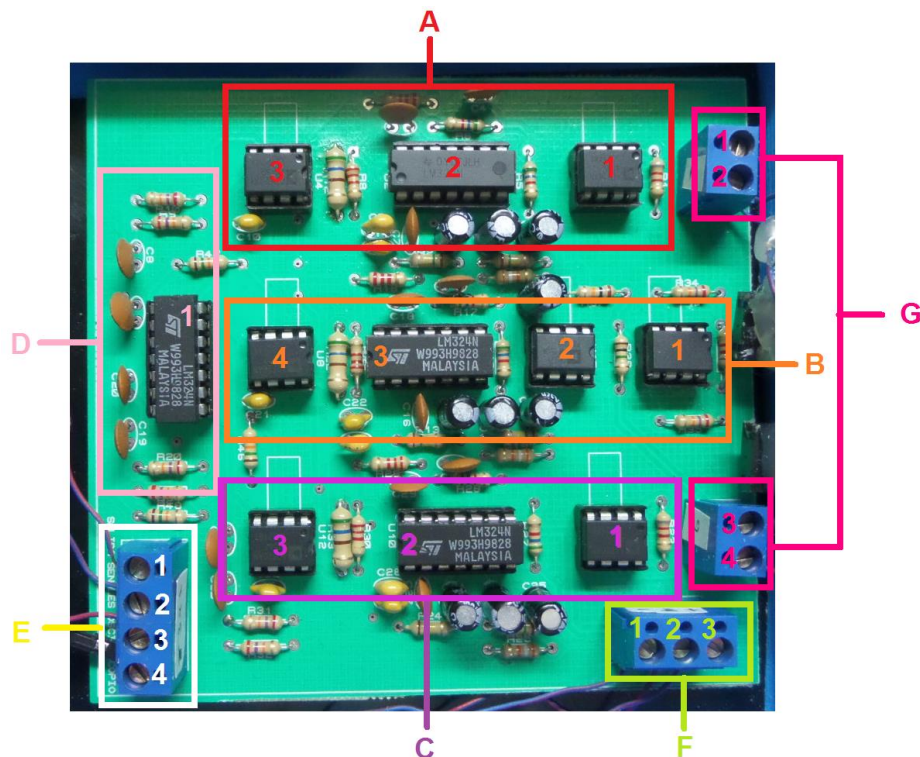


Figura 27. Placa final del sistema de adquisición de señales ECG para 3 derivaciones

Con la placa implementada se realizan varias pruebas para comprobar el funcionamiento del dispositivo diseñado. La **Figura 28** presenta el resultado de un registro realizado con el ECG_3L, en el cual se pueden observar las 3 derivaciones bipolares de un sujeto sano. En esta figura se comprueba el Teorema de Einthoven en el que señala que la segunda derivación es igual a la suma de la primera más la tercera, pues se puede observar que la amplitud de la segunda derivación es mucho mayor a la de las otras dos derivaciones. Además, se puede concluir que la implementación del electrocardiógrafo fue correcta debido a que las ondas del ECG se observan con claridad, como son la onda P, el complejo QRS y la onda T. En el **Anexo 2** se pueden observar 3 derivaciones registradas con el ECG_3L en un osciloscopio digital.

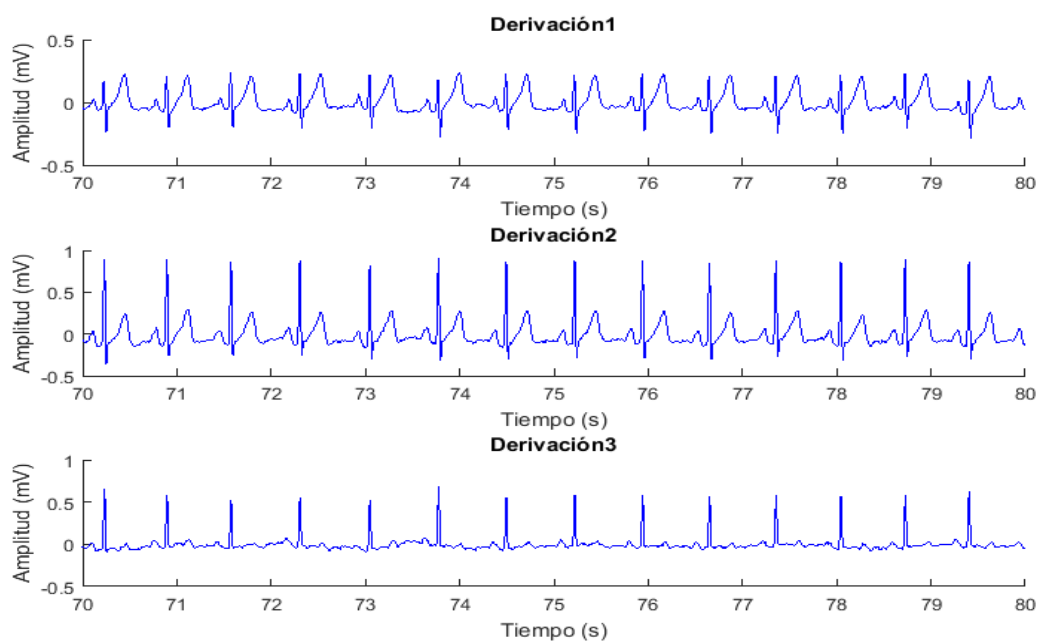


Figura 28. Registro de 3 derivaciones ECG realizado con el ECG_3L

3.9 Costos de implementación del Prototipo ECG_3L

Realizar un prototipo de bajo costo es uno de los objetivos de este trabajo de investigación, por lo que el análisis del precio total de su implementación es necesario. Todos los componentes electrónicos fueron adquiridos en Ecuador, a excepción del amplificador usado para la etapa de protección (OP97FPZ) que fue importado desde Estados Unidos.

El diseño del PCB final posee 9.65 cm de largo y 10.4 cm de ancho, y sus pistas fueron diseñadas a doble cara. La placa fue impresa en una empresa especializada, por lo que el costo de la misma también es tomado en cuenta. La **Tabla 1** muestra el costo total de la implementación del prototipo ECG_3L.

Tabla 1.
Costos de la implementación del prototipo ECG_3L

Cantidad	Componentes	Valor unitario en USD	Valor total en USD
6	AD620	\$ 7.50	\$ 45.00
1	OP97FPZ	\$ 1.76	\$ 1.76
3	LM324	\$ 0.45	\$ 1.35
10	Capacitores electrolíticos	\$ 0.05	\$ 0.5
3	Capacitores cerámicos de 220 nF	\$ 0.28	\$ 0.84
21	Capacitores cerámicos	\$ 0.06	\$ 1.26
40	Resistencias	\$ 0.02	\$ 0.8
4	Borneras 2 pines	\$ 0.20	\$ 0.8
1	Borneras 3 pines	\$ 0.25	\$ 0.25
7	Zócalos 8 pines	\$ 0.10	\$ 0.7
4	Zócalos 14 pines	\$ 0.15	\$ 0.6
1	Impresión a computadora del circuito eléctrico	\$ 46.00	\$ 46.00
1	Carcaza protectora del circuito	\$ 25.00	\$ 25.00
2	Conectores para cables de electrodos	\$ 0.40	\$ 0.8
1	Tarjeta de adquisición STM32F4 Discovery	\$30.00	\$30.00
TOTAL			\$ 155.66

Fuente: Autora

CAPÍTULO IV

4. DISEÑO DEL PROTOCOLO DE ESTIMULACIÓN

4.1 Introducción

Según Scherer (Scherer, 2000), el término emoción incluye 3 componentes que son: activación fisiológica (cambios en el sistema cardiovascular, nervioso, bioquímico, etc.), expresión motora o conductual (expresión facial) y sentimiento o experiencia subjetiva (vivencias subjetivas de cada persona) (Fernández, 2012). Por medio de este estudio se analizan los cambios en el comportamiento cardíaco en base a estímulos audiovisuales. Por lo que, en este capítulo se explicará el procedimiento realizado tanto para la selección y creación de estímulos audiovisuales, como para el registro de señales ECG en 45 sujetos voluntarios.

Se da importancia al término “estímulo” debido a que varias investigaciones sobre este tema señalan que la corteza cerebral recibe e interpreta los estímulos sensoriales que provocan emoción, es decir que la reacción fisiológica generada ante un estímulo es la que provoca la emoción (Fernández, 2012). Esto significa que, si se aplica y diseña correctamente un estímulo, se puede inducir una emoción en específico en esa persona, objetivo de este trabajo de investigación.

4.2 Estudio para la selección de estímulos

En la literatura relacionada con el tema de emociones se encontró que para la inducción con videoclips Philippot (Philippot, 1993) habla de 5 estados emocionales: diversión, ira, asco, miedo y tristeza, mientras que (Gross & Levenson, 1995) consideran 7 emociones: alegría, miedo, ira, tristeza, asco, sorpresa y bienestar (Fernández, 2012). De igual forma, la mayoría de investigaciones señalan que las emociones básicas son parecidas a las

expresadas por los autores anteriormente mencionados, es por esto que se escogieron las más comunes y fáciles de plasmar como son: tranquilidad o bienestar, ira y miedo. Adicionalmente a estas 3 emociones, se realiza el registro de las señales ECG de los pacientes sin ningún tipo de estímulo, es decir el estado basal o “neutro”, que representa la ausencia de emoción y actúa como control.

De acuerdo a las emociones seleccionadas, se escoge como método de inducción el estímulo audiovisual ya que ha sido considerado como el método más efectivo en cuanto a generar emociones reales tanto positivas como negativas (Fernández, 2012). Por lo que, para la creación de éstos estímulos, es necesario la invención de 3 videos diferentes que provoquen: tranquilidad, ira y miedo. Para obtener mejores resultados en cuanto a generar emociones reales se toma en cuenta el factor psicológico, haciendo varias consultas bibliográficas y pidiendo la opinión de un psicólogo.

En base a las consultas mencionadas anteriormente, se opta como contenido musical una de las composiciones de Mozart para el video de tranquilidad, y una canción atonal para el video de miedo. La música clásica es escogida debido a que en varias culturas la utilizan para provocar alegría y bienestar, además, ha sido utilizada en la recuperación de pacientes sometidos a trasplantes mejorando su tiempo de restablecimiento. Por otra parte, el hecho de utilizar una canción atonal es que, al no poseer un centro tonal generan una situación de amenaza y angustia ante lo desconocido, razón por la cual han sido empleadas en varias películas de terror (Castellón, 2014).

Finalmente, se diseñan los estímulos audiovisuales con una duración de 3 minutos cada uno y el resultado de estos se puede observar en la Tabla 2, en la cual se presenta de forma resumida los estímulos utilizados con su contenido tanto musical como visual y la emoción que se desea inducir.

Tabla 2.
Características de los videos utilizados como estímulos

Video	Emoción	Contenido Visual	Contenido Musical
1	Estímulo 1 Tranquilidad	Serie de 20 imágenes de paisajes de naturaleza	Música clásica de Mozart titulada “Concerto for Flaute and Harp”
2	Estímulo 2 Ira	Movimiento de un vehículo en el tráfico.	Sonidos: de pito de autos, de sirenas, de llanto de bebés, de autos frenando abruptamente y un sonido irritante que permanecía constante en todo el video
3	Estímulo 3 Miedo	Serie de 20 imágenes aterradoras, recopiladas de fantasmas y personajes de películas de terror.	Canción atonal de Peter Edward Burg titulada “Second Syndrome”, además poseía gritos escalofriantes con llantos de mujeres y niños.

Fuente: Autora

La **Figura 29a** muestra una de las escenas que conforman el estímulo audiovisual 1, con el que se pretende inducir tranquilidad. La **Figura 29b** presenta una captura de pantalla del estímulo audiovisual 2, en la que se observa el tráfico con la idea de provocar ira en las personas. Por último, la **Figura 29c** muestra una de las imágenes aterradoras presentadas en el estímulo audiovisual 3 con el fin de provocar miedo.

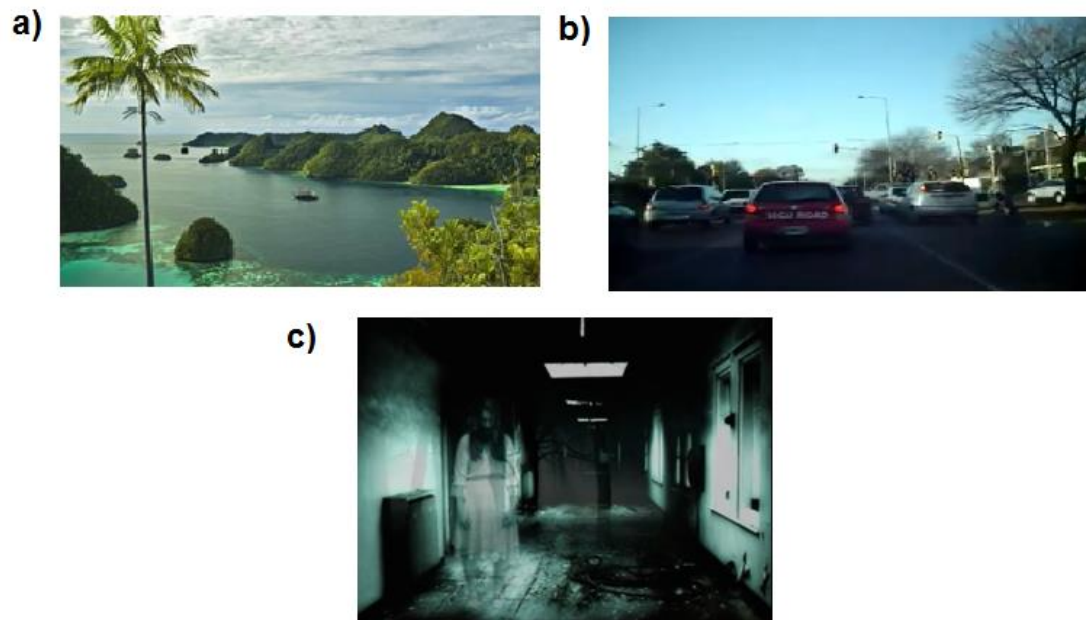


Figura 29. Capturas de pantalla de los estímulos audiovisuales

a) Estímulo 1, b) Estímulo 2, c) Estímulo 3

4.3 Protocolo de estimulación

El protocolo de estimulación es un factor influyente durante el registro de la actividad cardíaca, debido a que de éste depende una buena toma de señales y con datos verdaderos. Para lo cual se realiza, previo a este registro, una lista de pasos y órdenes a seguir tanto por el especialista encargado como por el paciente. Los mismos que son ejecutados posterior a la colocación de electrodos en derivación bipolar.

Tomando en cuenta que la emoción es una experiencia subjetiva, se debe procurar que las personas se encuentren con un estado de ánimo normal y dispuestas a colaborar, que, aunque sean externas al experimento podrían enmascarar los resultados (Fernández, 2012). Razón por la cual los pacientes acudieron al registro de forma voluntaria durante días en los que no se encontraban bajo presión de exámenes ni trabajos finales.

Con el fin de obtener medidas objetivas, es decir registros reales de las personas, no se les informa la emoción que se quería provocar en ellos, de esta forma las emociones generadas por éstos estímulos audiovisuales no fueron contaminadas por su intencionalidad. Además, en cuanto a lo electrónico, es importante mencionarles que deben permanecer estáticos y evitar hablar, de lo contrario introduciría ruido a la señal ECG y no serviría para su respectivo análisis. A continuación, se muestra el protocolo utilizado para este registro:

- El registro se realiza en un ambiente silencioso, sin gente adicional que distraiga o altere al sujeto de prueba y con una iluminación adecuada que permita observar de manera clara los videos.
- El registro se realiza con el sujeto de prueba en posición sentada, garantizando su comodidad teniendo en cuenta que el protocolo dura aproximadamente 25 minutos. Además, en esta posición es más fácil para las personas permanecer estáticos.
- Para la estimulación se usan audífonos aislándolos de otros estímulos, permitiendo una mayor concentración en los videos.
- Se recomienda minimizar el contacto entre el especialista que registra y los sujetos de prueba, con el fin de no distraer al paciente.
- Se informa al sujeto de prueba:
 - Que será estimulado con 3 videos diferentes.
 - Que el registro será indoloro.
 - Que no debe realizar ningún movimiento durante el registro y que no debe hablar.
 - Que debe desprenderse de todos los materiales metálicos como reloj, pulseras, aretes, anillos, monedas, cinturones, etc.
 - Que al final del experimento no cuente a nadie las emociones sentidas, para evitar que otra persona entregue datos falsos.

4.4 Creación de la base de datos

A partir de este protocolo se crea una base de datos con 45 personas voluntarias de la Universidad de las Fuerzas Armadas-ESPE, sin problemas cardíacos ni desórdenes mentales. Sin embargo, son utilizadas solo las mejores señales de los pacientes correspondientes a 29 personas. Las otras 16 señales restantes son descartadas debido a que fueron afectadas por ruido externo y variaciones severas en la línea base debido al cambio de gel colocado en los electrodos y a la reutilización de los mismos. Así, de las señales buenas 9 corresponden a mujeres y 20 a hombres entre las edades de 22-26 años.

La toma de señales se realiza en el Laboratorio de Biomédica de la misma Universidad, y es realizada de forma individual y en completo silencio, bajo las condiciones descritas en el protocolo, con una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. Antes de reproducir los videos se realiza una espera de 2 minutos con el fin de estabilizar el ritmo cardíaco del paciente, durante los siguientes 3 minutos se realiza un registro de las señales ECG en estado basal, es decir en estado neutro o normal, sin ningún estímulo.

Posterior a estos 5 minutos, se presentan los 3 videos mencionados anteriormente con una pausa de 2 minutos entre cada uno. Durante todo este proceso se realiza el registro continuo de las señales ECG con el dispositivo ECG_3L. Al final del experimento se pide al sujeto voluntario, llenar un formulario (**Anexo 3**) expresando sus comentarios y las emociones provocadas por cada estímulo, con el fin de corroborar la emoción inducida por cada estímulo. En este formulario el paciente tiene la capacidad de elegir una o más opciones por pregunta. A continuación, se describe de forma detallada el proceso del registro de señales para la creación de la base de datos:

- Antes de comenzar el registro se le explica el procedimiento al paciente y el protocolo a seguir.
- El sujeto permanece sentado 2 min sin tener ningún estímulo con los audífonos colocados mientras se estabilizan sus constantes.

- Se guarda un registro del sujeto por 3 minutos, con el fin de registrar su señal ECG en estado basal y se guarda el registro como SX_1.
- Durante 3 min se estimula al sujeto con el Video 1 y se guarda el registro como SX_2.
- El sujeto permanece sentado 2 min sin tener ningún estímulo con los audífonos colocados hasta que se estabilicen nuevamente sus constantes.
- Durante 3 min se estimula al sujeto con el Video 2 y se guarda el registro como SX_3.
- El sujeto permanece sentado 2 min sin tener ningún estímulo con los audífonos colocados hasta que se estabilicen nuevamente sus constantes.
- Durante 3 min se estimula al sujeto con el Video3 y se guarda el registro como SX_4.
- Se solicita al sujeto de prueba que llene el formulario.

Siendo X un número de 2 dígitos que sirve como código de identificación del sujeto de estudio.

4.5 Resultados estadísticos de los estímulos audiovisuales

Al final del registro de cada uno de los sujetos sanos voluntarios se les pide completar un formulario, el mismo que consiste en expresar todas las sensaciones que cada uno de los estímulos provocó en ellos, siendo libres de seleccionar una o más emociones propuestas en la encuesta para cada uno de los estímulos audiovisuales. Los resultados obtenidos muestran que, para el primer estímulo los pacientes eligieron con mayor frecuencia la sensación de Tranquilidad en un 60.47% y alegría en un 18.6 %, tanto hombres como mujeres. Estos resultados se pueden observar en la **Tabla 3**, en la que se encuentra detalladas las sensaciones percibidas durante la aplicación de este estímulo.

Tabla 3.
Resultados estadísticos del estímulo audiovisual 1

Sensación	Hombres	Mujeres	Total	Porcentaje (%)
Tranquilidad	17	9	26	60.47
Tristeza	3	1	4	9.30
Sueño	1		1	2.33
Ansiedad	1		1	2.33
Alegría	3	5	8	18.60
Ninguna		1	1	2.33
Paz		1	1	2.33
Relajacion	1		1	2.33
TOTAL	26	17	43	100.00

Fuente: Autora

En cuanto al estímulo 2, los resultados indican que las sensaciones mayormente experimentadas son ira y ansiedad con valores del 50% y 31.25% respectivamente. Estos resultados se pueden observar en la **Tabla 4**, en la que se encuentra detalladas las sensaciones percibidas durante la aplicación de este estímulo, tanto por hombres como por mujeres.

Tabla 4.
Resultados estadísticos del estímulo audiovisual 2

Sensaciones	Hombres	Mujeres	Total	Porcentaje (%)
Ansiedad	16	8	24	50.00
Ira	12	3	15	31.25
Desesperación	1	2	3	6.38
Molestia	1		1	2.13
Sueño		1	1	2.13
Ninguna		1	1	2.13
Fastidio		1	1	2.13
Frustracion	1		1	2.13
TOTAL	31	16	47	100.00

Fuente: Autora

Por último, los resultados estadísticos del estímulo 3 señalan que tanto hombres como mujeres percibieron miedo en un 62.79% y ansiedad en un 18.6%. En la **Tabla 5** se encuentran detalladas las sensaciones percibidas durante la aplicación de este estímulo, tanto por hombres como por mujeres. Además, el **Anexo 4** muestra las evidencias de 2 de los 45 sujetos sanos voluntarios durante los registros realizados con el ECG_3L para la creación de la base de datos.

Tabla 5.
Resultados estadísticos del estímulo audiovisual 3

Sensaciones	Hombres	Mujeres	Total	Porcentaje (%)
Ansiedad	6	2	8	18.60
Miedo	17	10	27	62.79
Desesperación	1		1	2.33
Ninguna	2	2	4	9.30
Asombro	1		1	2.33
Tranquilidad		1	1	2.33
Tristeza	1		1	2.33
TOTAL	28	15	43	100.00

Fuente: Autora

CAPITULO V

5. PROCESAMIENTO DIGITAL DE LA SEÑAL ECG

5.1 Pre-procesamiento de la señal ECG

Debido a la presencia de ruido introducido por: la actividad de los músculos que intervienen en el proceso de respiración, el movimiento de los electrodos sobre la piel de los pacientes, los elementos electrónicos del sistema de medida, el movimiento de los pacientes durante el registro, la interferencia de 60 Hz de la red de distribución eléctrica, etc., es necesaria una etapa de pre-procesamiento digital. Para lo cual se extraen las componentes que no aportan información para este análisis, tomando en cuenta que el ruido introducido se encuentra presente en todas las componentes de frecuencia. Al hablar de pre-procesamiento, se hace referencia a una etapa de filtrado y eliminación de la línea base para las 3 derivaciones de las señales ECG previamente adquiridas con el ECG_3L. A continuación, se realiza una explicación detallada del procesamiento de las señales ECG registradas.

5.1.1 Filtrado digital de la señal ECG

Para el filtrado digital de la señal ECG, se utilizan filtros de respuesta infinita al impulso (IIR) debido a que éstos no desplazan la señal original en el tiempo y tampoco generan un costo computacional tan grande como lo hacen los filtros de respuesta finita al impulso (FIR) (Álvarez, 2007). Es así que se aplican filtros IIR Butterworth pasa bajas, pasa altas y elimina banda. Los parámetros de diseño de estos filtros se muestran en la **Tabla 6**.

Tabla 6.
Características de diseño de los filtros digitales

Filtro	Tipo	Parámetros
Pasa bajas	IIR Butterworth	$F_p = 63 \text{ Hz}$ $F_s = 73 \text{ Hz}$ $A_p = 1 \text{ dB}$ $A_s = 20 \text{ dB}$
Pasa altas	IIR Butterworth	$F_p = 0.5 \text{ Hz}$ $F_s = 0.4 \text{ Hz}$ $A_p = 1 \text{ dB}$ $A_s = 20 \text{ dB}$
Elimina banda	IIR Butterworth	$F_{p1} = 57 \text{ Hz}$ $F_{s1} = 58 \text{ Hz}$ $F_{s2} = 62 \text{ Hz}$ $F_{p2} = 63 \text{ Hz}$ $A_{p1} = 1 \text{ dB}$ $A_s = 20 \text{ dB}$ $A_{p2} = 1 \text{ dB}$

Fp= Frecuencia de paso, Fs= Frecuencia de parada, Ap= atenuación en la banda de paso, As= atenuación en la banda de parada

Fuente: Autora

El filtro pasa bajas es diseñado con una frecuencia de corte de 63 Hz debido a que la información espectral en bandas superiores a esta frecuencia no es necesaria para el estudio, además que permitió una mejora de la relación señal a ruido. De esta forma, también se elimina el ruido de alta frecuencia que pudo haber ingresado al circuito al momento de realizar los registros. La **Figura 30** muestra la respuesta en magnitud y de fase de este filtro pasa bajas, en la que se observa que en 63 Hz existe una atenuación de 3dB y en 73 Hz una atenuación de 20 dB es base a las características de diseño detalladas anteriormente. La ecuación (8) presenta la función de transferencia del filtro.

$$H(s) = \frac{s^{20} + 20s^{19} + 190s^{18} + 1140s^{17} + 4845s^{16} + 15504s^{15} + 38760s^{14} + 77520s^{13} + 125970s^{12} + 167960s^{11} + 184756s^{10} + 167960s^9 + 125970s^8 + 77520s^7 + 38760s^6 + 15504s^5 + 4845s^4 + 1140s^3 + 190s^2 + 20s + 1}{s^{20} - 14.79s^{19} + 104.4s^{18} - 467.8s^{17} + 1492s^{16} - 3597s^{15} + 6807s^{14} - 1.035e04s^{13} + 1.283e04s^{12} - 1.31e04s^{11} + 1.108e04s^{10} - 7775s^9 + 4515s^8 - 2158s^7 + 841.2s^6 - 263.1s^5 + 64.47s^4 - 11.93s^3 + 1.569s^2 - 0.1306s + 0.00518} \quad (8)$$

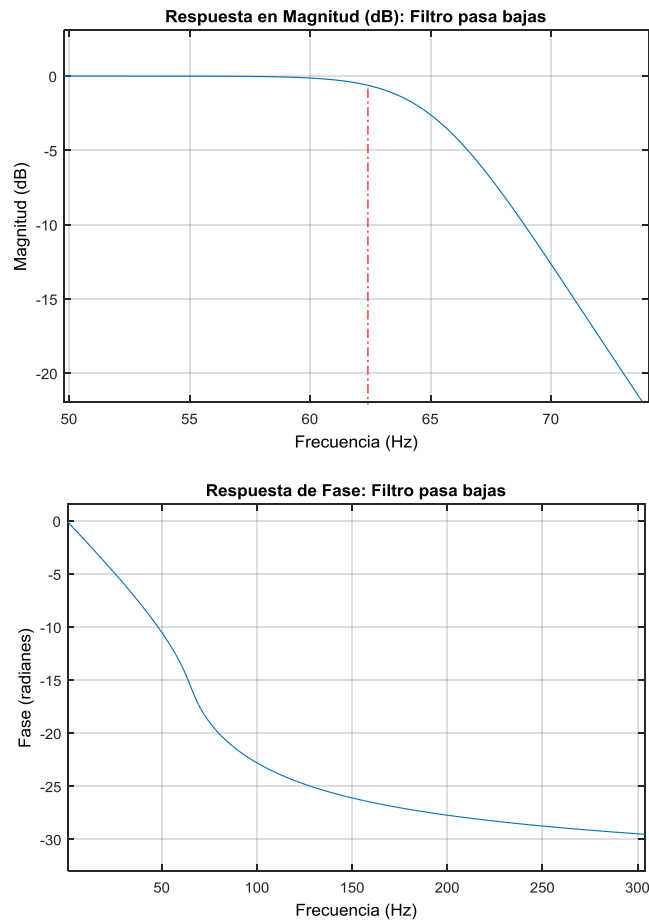


Figura 30. Diagrama de Bode del filtro pasa bajas digital

El filtro pasa altas se diseña con una frecuencia de corte de 0.5 Hz para eliminar el contenido frecuencial del ruido introducido por el movimiento de los electrodos sobre la piel, la interface electrodo-electrolito-piel y la respiración. Este filtrado permite la eliminación de la componente de DC. La **Figura 31** muestra la respuesta en magnitud y de fase de este filtro digital, en donde se observa que en 0.4 Hz existe una atenuación de 20 dB y en 0.5 Hz una atenuación de 3dB. La ecuación (9) presenta la función de transferencia del filtro

$$\begin{aligned}
 H(s) = & \frac{s^{27} + 27s^{26} + 351s^{25} + 2925s^{24} + 17550s^{23} + 80730s^{22} + 296010s^{21} + 888030s^{20} + 2.22e06s^{19} + 4.687e06s^{18} + 8.436e06s^{17} \\
 & + 1.304e07s^{16} + 1.738e07s^{15} + 2.006e07s^{14} + 2.006e07s^{13} \\
 & + 1.738e07s^{12} + 1.304e07s^{11} + 8.436e06s^{10} + 4.687e06s^9 \\
 & + 2.22e06s^8 + 888030s^7 + 296010s^6 + 80730s^5 + 17550s^4 \\
 & + 2925s^3 + 351s^2 + 27s + 1}{s^{27} - 13.14s^{26} + 85.29s^{25} - 362.7s^{24} + 1133s^{23} - 2764s^{22} \\
 & + 5467s^{21} - 8985s^{20} + 1.249e04s^{19} - 1.486e04s^{18} + 1.527e04s^{17} \\
 & - 1.363e04s^{16} + 1.063e04s^{15} - 7244s^{14} + 4325s^{13} \\
 & - 2260s^{12} + 1032s^{11} - 410.1s^{10} + 141.1s^9 \\
 & - 41.77s^8 + 10.52s^7 - 2.225s^6 + 0.3879s^5 - 0.05429s^4 \\
 & + 0.005865s^3 - 0.0004593s^2 + 2.32e-05s - 5.68e-07}
 \end{aligned} \tag{9}$$

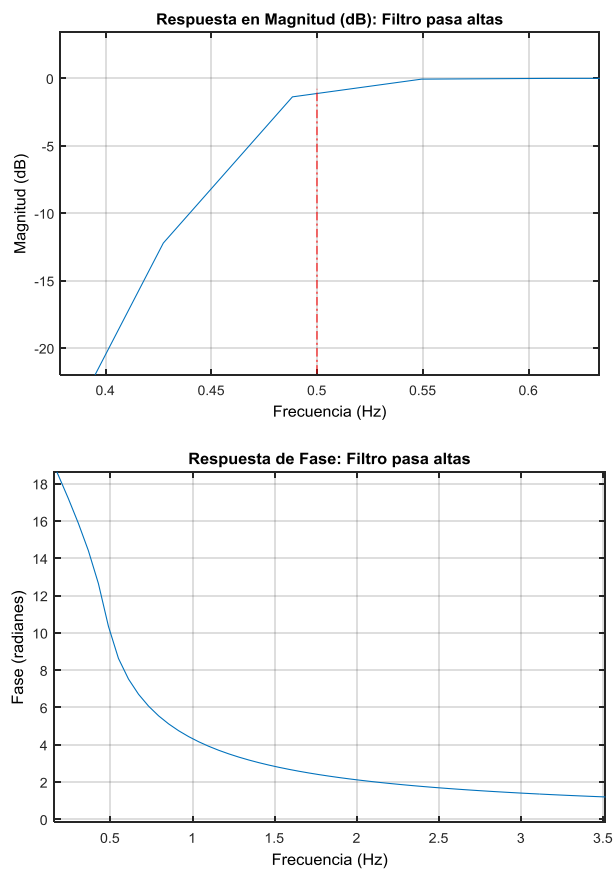


Figura 31. Diagrama de Bode del filtro pasa altas digital

El filtro elimina banda se diseña para rechazar el contenido frecuencial existente entre 58 Hz hasta 62 Hz debido al ruido introducido por la red de distribución eléctrica. La **Figura 32** muestra la respuesta en magnitud y de fase de este filtro digital, en la que se observa que en 57 Hz y 63 Hz existe una atenuación de 3dB, mientras que a 58 Hz y

62 Hz una atenuación de 20 dB. La ecuación (10) presenta la función de transferencia del filtro.

$$H(s) = \frac{s^{16} - 14.88 s^{15} + 104.9 s^{14} - 464.4 s^{13} + 1447 s^{12} - 3360 s^{11} + 6018 s^{10} - 8478 s^9 + 9494 s^8 - 8478 s^7 + 6018 s^6 - 3360 s^5 + 1447 s^4 - 464.4 s^3 + 104.9 s^2 - 14.88 s + 1}{s^{16} - 14.72 s^{15} + 102.6 s^{14} - 449.4 s^{13} + 1385 s^{12} - 3181 s^{11} + 5635 s^{10} - 7851 s^9 + 8696 s^8 - 7682 s^7 + 5393 s^6 - 2979 s^5 + 1269 s^4 - 402.8 s^3 + 89.96 s^2 - 12.63 s + 0.8395} \quad (10)$$

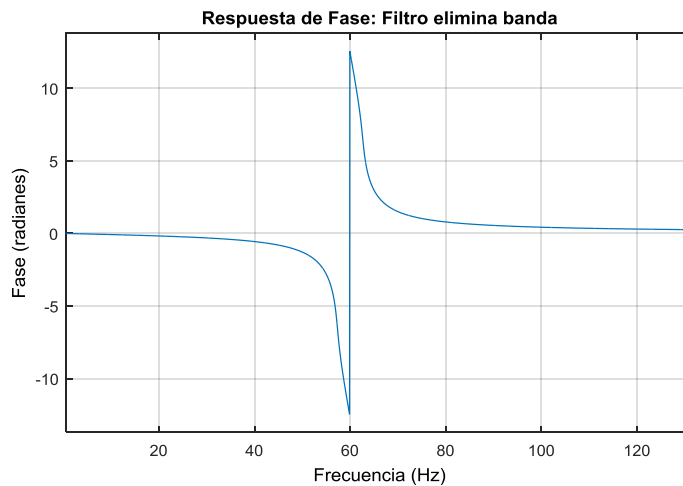
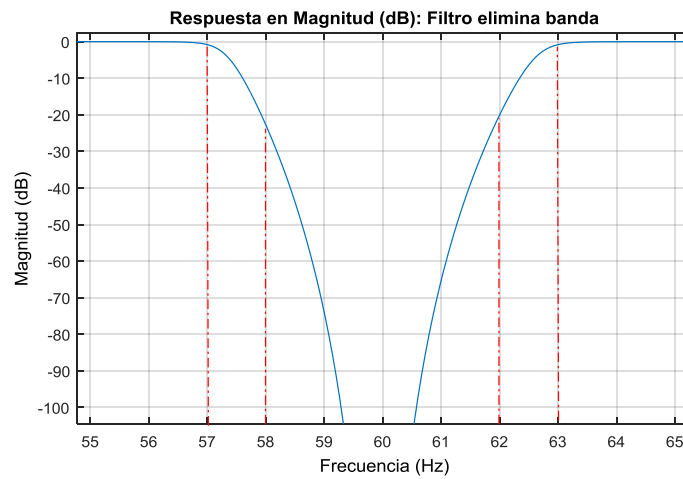


Figura 32. Diagrama de Bode del filtro elimina banda digital

Sin embargo, con la implementación de estos 3 filtros aún se observa un desfase el cual es corregido al aplicar un filtro doble pasada. El resultado de aplicar estos filtros digitales en las 3 derivaciones ECG, se puede observar en la **Figura 33**. En la que se observa en azul la señal original y en rojo la señal filtrada.

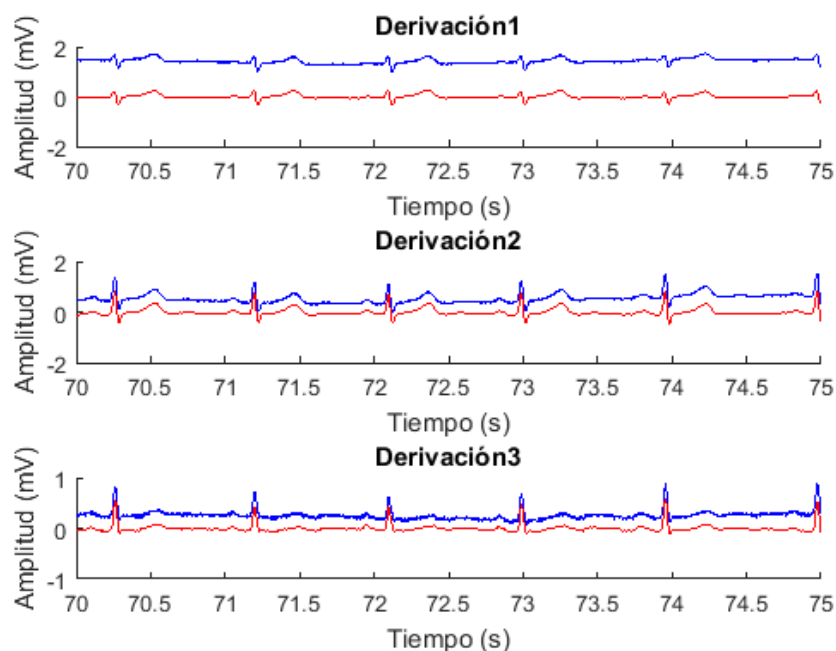


Figura 33. Filtrado digital de 3 derivaciones bipolares ECG.

En azul se muestra la señal original y en rojo la señal filtrada

5.1.2 Eliminación del ruido de la línea base

El movimiento lento de los electrodos sobre la piel, los cambios de las propiedades físico-químicas del contacto entre la piel y el electrodo o el movimiento del cuerpo producido por la respiración, provocan variaciones en la línea isoeletrica. Esta línea está formada por puntos isoeletricos los cuales corresponden a los instantes en el que la actividad eléctrica cardíaca es igual a 0 V. Estas variaciones son consideradas como ruido de baja frecuencia que por lo general está debajo de 0.5 Hz (Pilar & Laguna). La línea isoeletrica es comúnmente denominada línea base.

Para su eliminación se utiliza el método de Interpolación con Splines Cúbicos. Este método está basado en un estimador de tercer orden definido por la ecuación (11), el cual permite ajustar una curva de tercer orden, minimizando el error. La eliminación de la línea base mediante este método no afecta la actividad de baja frecuencia del ECG (Pilar & Laguna).

$$y(t) = y(T_i) + y'(T_i)(t - T_i) + y''(T_i) \frac{(t - T_i)^2}{2} + y'''(T_i) \frac{(t - T_i)^3}{6} \quad (11)$$

Donde:

$y(t)$: Es el estimador de tercer orden resultante de la interpolación de los puntos isoeletricos.

$[T_i, T_{i+1}]$: Es el intervalo en el que se encuentran los puntos isoeletricos.

Para delinear la señal ECG y obtener los picos de las ondas R se utiliza la transformada diádica basada en wavelets (Martínez, Almeida, Olmos, Rocha, & Laguna, 2014) . Este dato permite encontrar los puntos isoeletricos que están ubicados 80 milisegundos antes de cada ocurrencia de un pico de la onda R. Así al interpolar todos estos puntos mediante el método de Splines Cúbicos, se puede estimar la línea base que se introdujo durante el registro.

El resultado de este método se observa en la **Figura 34**, donde se presenta el ajuste de la línea base sobre la segunda derivación de una señal ECG filtrada y luego la misma señal sin dicha línea base. En la **Figura 34a** la señal de color azul corresponde a la segunda derivación filtrada, en esta se marca con asteriscos verdes los puntos isoeletricos y la línea roja representa la estimación de la línea base obtenida luego de interpolar estos puntos con el método de los Splines Cúbicos. Mientras que en la **Figura 34b** la señal de color azul corresponde al resultado de eliminar el ruido de la línea base de la misma señal ECG.

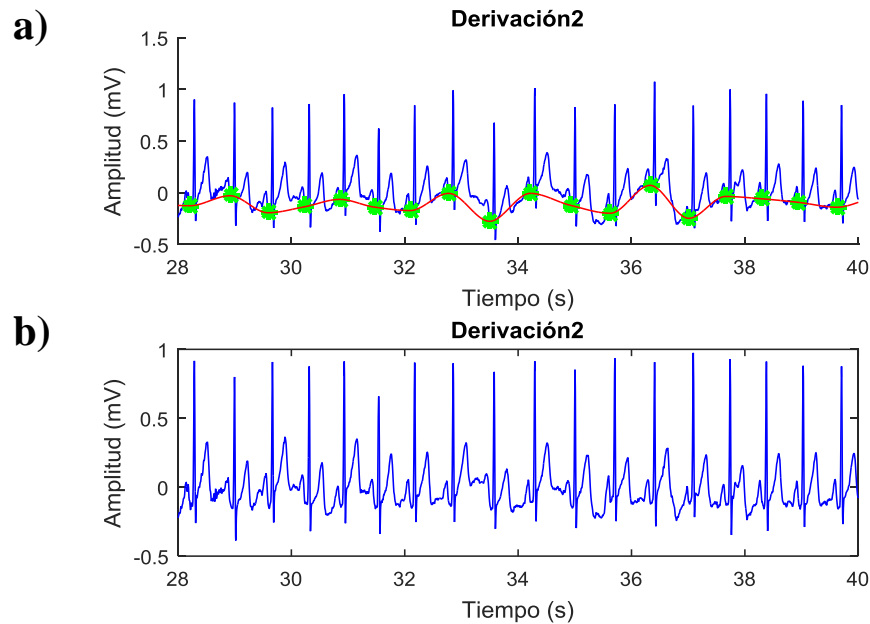


Figura 34. Eliminación de línea base, método de Interpolación con Splines Cúbicos

- a) Estimación de la línea base a través de puntos isoeléctricos, b) Señal extraída el ruido de la línea base

5.2 Delineación de la onda ECG

Para realizar el estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) y de las pendientes del complejo QRS, es necesario la detección de los puntos principales de este complejo en cada uno de los ciclos cardíacos. El delineado se realiza aplicando dos métodos, el primero utilizando la transformada diádica basada en wavelets (Martínez, Almeida, Olmos, Rocha, & Laguna, 2014) y el segundo mediante la aplicación del algoritmo de Pan-Tompkins. La selección del método a usar depende de la fisiología de cada paciente registrado con el ECG_3L. Esto debido a que el método basado en wavelets marca malas detecciones cuando la amplitud de la onda S es mayor que la amplitud de la onda R, mientras que el algoritmo de Pan Tompkins lo hace correctamente. Mientras que en otras fisiologías de la onda ECG, el algoritmo de Pan Tompkins no funciona correctamente y el método basado en wavelets delinea correctamente la señal.

5.2.1 Algoritmo de Pan-Tompkins

Este algoritmo fue desarrollado por Jiapu Pan y Willis J. Tompkins y permite la detección del complejo QRS. El cual fue denominado como algoritmo de Pan-Tompkins y posteriormente alcanzó un alto reconocimiento en la comunidad científica debido a su valor predictivo, bajo coste computacional y eficacia en el delineado de la onda ECG (Hinojosa S. , 2011). Este método se basa en el conocimiento con anticipación de la pendiente, anchura y amplitud del complejo QRS. El algoritmo incluye un filtro pasa banda consistente en un filtro pasa bajas y un pasa altas conectados en cascada, un filtro derivador, cálculo del valor cuadrático, un filtro integrador (**Figura 35**), umbrales adaptativos y procedimientos de búsqueda.

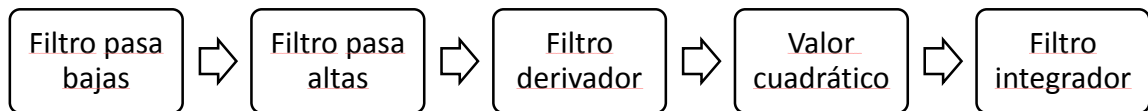


Figura 35. Esquema de las operaciones definidas por el algoritmo de PanTompkins.

Fuente: (Jané, Detección de eventos en las señales biomédicas)

La función del filtro pasa banda es reducir la influencia del ruido muscular, de las interferencias de 60 Hz y de la línea base (Pan & Tompkins, 1985).

El filtro pasa bajas contiene únicamente valores enteros para reducir el consumo computacional. Se define con una función de transferencia discreta mostrada en la ecuación (12), la misma que en términos de ecuación diferencial tiene una relación de la salida $y(n)$ respecto a la entrada $x(n)$ como se presenta en la ecuación (13). El filtro posee una frecuencia de muestreo de 200 Hz, frecuencia de corte de 11 Hz, e introduce un retraso de 25 ms que representan 5 muestras, además proporciona una atenuación mayor a 35 dB

a 60 Hz eliminando interferencias en la línea eléctrica (Jané, Detección de eventos en las señales biomédicas; Jané, Detección de eventos en las señales biomédicas).

$$H(z) = \frac{1}{32} \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (12)$$

$$y(n) = 2y(n - 1) - y(n - 2) + \frac{1}{32} [x(n) - 2x(n - 6) + x(n - 12)] \quad (13)$$

El filtro pasa altas está propuesto como un filtro pasa todo menos un filtro pasa bajas de primer orden. La función de transferencia del filtro pasa bajas se presenta en la ecuación (14), mientras que la del filtro pasa todo se expresa de acuerdo a la ecuación (15), al restar estas dos se obtiene la función de transferencia del filtro pasa altas presentada en la ecuación (16). Para poder implementar este filtro digitalmente, se la expresa en términos de una ecuación diferencial como muestra la ecuación (17), la cual presenta una frecuencia de muestreo de 200 Hz, una frecuencia de corte de 5 Hz y un retardo de 80 ms que representan 16 muestras (Jané, Detección de eventos en las señales biomédicas).

$$H_{lp}(z) = \frac{1 - z^{-32}}{1 - z^{-1}} \quad (14)$$

$$H_{ap}(z) = z^{-16} \quad (15)$$

$$H_{hp}(z) = z^{-16} - \frac{1 - z^{-32}}{1 - z^{-1}} \quad (16)$$

$$32y(n) - 32y(n - 1) = 32x(n - 16) - 32x(n - 17) - x(n) - x(n - 32) \quad (17)$$

El filtro derivador está definido por la ecuación diferencial mostrada en la ecuación (18), el mismo que una frecuencia de muestreo de 200 Hz y un retardo de 10 ms equivalentes a 2 muestras. La función de este filtro es eliminar las componentes de baja frecuencia, es decir suprimir las ondas P y T y proporciona una gran ganancia a las componentes de alta frecuencia, correspondientes al complejo QRS.

$$y(n) = \frac{1}{8} [x(n)] + x(n - 1) - x(n - 3) - 2x(n - 4) \quad (18)$$

Esta operación del valor cuadrático mostrada en la ecuación (19) tiene varias funciones: hacer positivas las señales resultantes de los filtros anteriormente detallados, eliminar las pequeñas diferencias de las ondas P y T y enfatizar las componentes QRS.

$$y(n) = [x(n)]^2 \quad (19)$$

Por último, el filtro integrador aplana la señal resultante de la operación del valor cuadrático para eliminar los picos del interior del complejo QRS a través del movimiento de una ventana de valor N, su ecuación diferencial la presenta la ecuación (20). El valor de esta ventana se escoge al multiplicar 150 ms por la frecuencia de muestreo, que para este trabajo de investigación se utilizó la mostrada en la ecuación (21). En la **Figura 36** se pueden apreciar los resultados de haber aplicado todos los filtros de este algoritmo.

$$y(n) = \frac{1}{N} [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)] \quad (20)$$

$$N = 150 \text{ ms} * F_s = 150 \text{ ms} * 1 \text{ kHz} = 150 \quad (21)$$

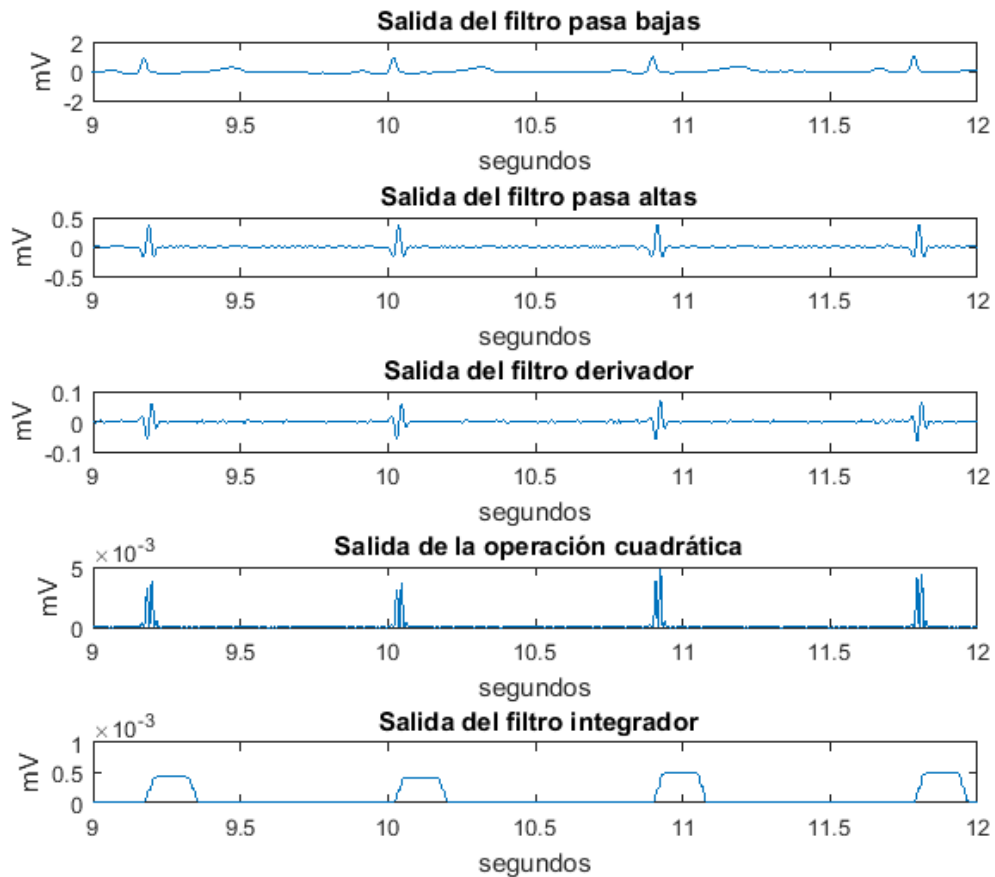


Figura 36. Resultados obtenidos al aplicar los filtros del Algoritmo de PanTompkins

Para la obtención de los picos de las ondas Q, R y S se utiliza otro método (López, 2013) que consiste en extraer cada “rectángulo” de la señal obtenida de aplicar el filtro integrador del algoritmo de Pan-Tompkins. Cada una de estas secciones representa un complejo QRS. La parte inicial de este rectángulo corresponde al punto Q, la zona suavizada es el punto R y la parte final es el punto S. Hay que tomar en cuenta que estas muestras deben ser compensadas, por el retraso introducido debido a los filtros anteriormente detallados. El resultado de este delineado para la segunda derivación de una señal ECG se presenta en la **Figura 37**. En esta figura se observa la relación existente entre cada rectángulo de la salida del filtro integrador con los picos del complejo QRS, además muestra claramente el retraso introducido por los filtros.

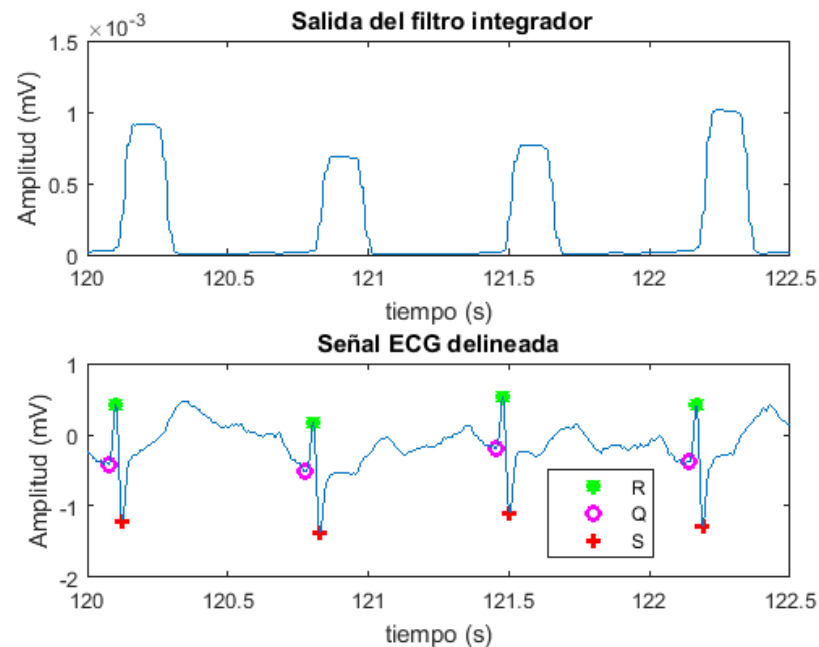


Figura 37. Detección de picos de ondas Q, R y S, algoritmo de Pan-Tompkins para la segunda derivación de una señal ECG bipolar registrada con el ECG_3L

5.2.2 Comparación entre los métodos de delineado

Para la implementación del método basado en wavelets se utilizaron funciones realizadas en Matlab que permiten el delineado automático de la onda ECG (Martínez, Almeida, Olmos, Rocha, & Laguna, 2014). Por lo que no fue desarrollado en este trabajo de investigación, solo fue aplicado. A continuación, se explica una comparación del desempeño de los dos métodos expuestos anteriormente el de Pan Tompkins y el basado en wavelets.

Durante la comparación entre estos dos métodos se observa un mejor desempeño al aplicar el método basado en wavelets. En la **Figura 38a** se puede apreciar un caso en el que el método de Pan-Tompkins hace detecciones incorrectas de los picos de la onda S y no detecta ningún pico de la onda Q, mientras wavelet lo hace de manera correcta. Sin embargo, en los casos en que la amplitud de la onda S es mayor que la de la onda R el

método de Pan-Tompkins delinea de mejor manera la onda QRS como se puede observar en la **Figura 38b**. Por estas razones durante la detección de picos de las ondas Q, R y S se utilizaron ambos métodos, dependiendo de la morfología de la señal.

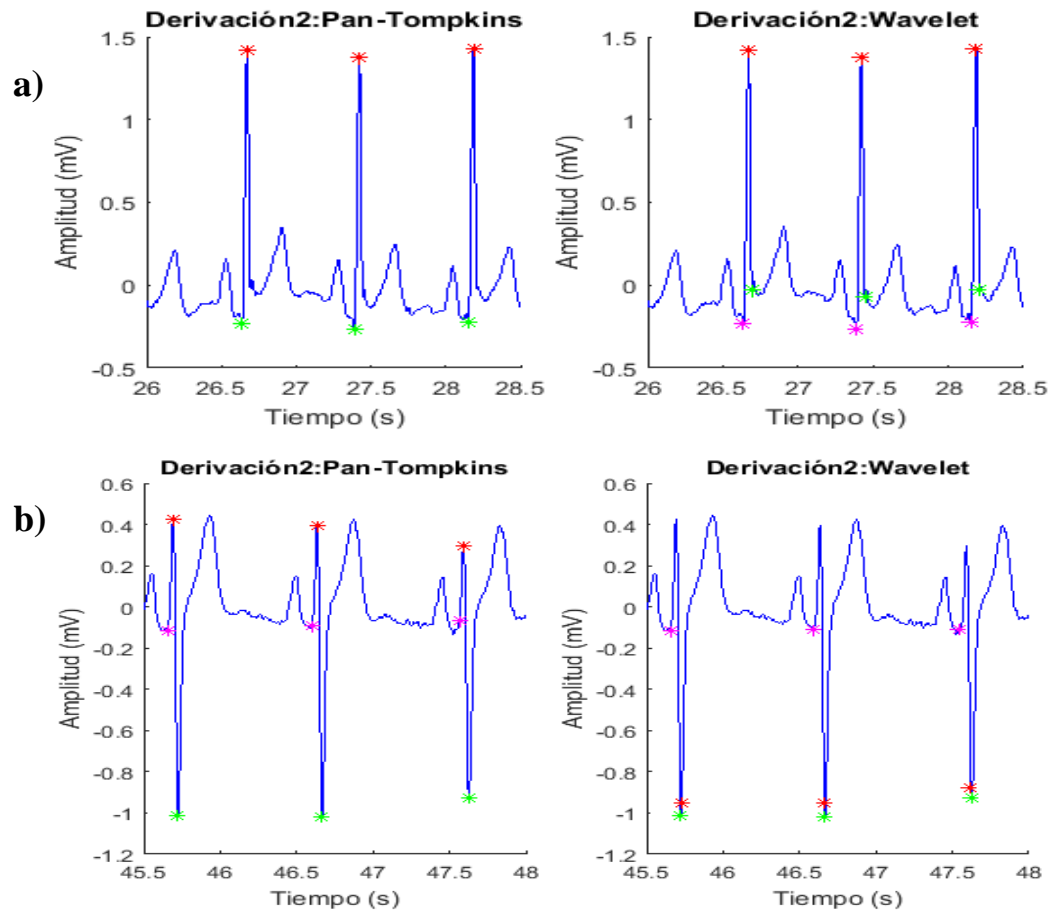


Figura 38. Comparación del delineado de la onda ECG

a) Detecciones correctas del método basado en wavelet, b) Detecciones correctas del método de Pan-Tompkins (Asteriscos magentas: Q, asteriscos rojos: R y asteriscos verdes: S)

5.3 Extracción de series de datos

Con la detección de picos de las ondas Q, R y S previamente adquiridos, tanto con el método de wavelet (Martínez, Almeida, Olmos, Rocha, & Laguna, 2014) en unos casos y

Pan-Tompkins en otros, se realiza el cálculo de las series temporales RR a partir de las distancias de picos consecutivos de ondas R para el análisis de la HRV (Task Force, 1996). Además, se procede al cálculo de las pendientes de subida y bajada del complejo QRS, entre las ondas Q y R y entre las ondas R y S respectivamente. Estas series son estudiadas en las segundas derivaciones de todos los pacientes registrados, debido a que esta es la que posee una mayor amplitud y en general es la señal característica del ECG.

5.3.1 Cálculo de la variabilidad del ritmo cardiaco

Las series de datos RR superiores a su valor medio ± 5 desviaciones estándar son descartadas, eliminando así latidos ectópicos o anormales. Posterior a este análisis, éstas series son remuestreadas a 4 Hz aplicando el método de Interpolación con Splines Cúbicos (Pilar & Laguna). Luego del remuestreo son filtradas mediante filtros pasa altas y pasa bajas de tipo Butterworth con una frecuencia de corte de 0.001 Hz y 1.9 Hz respectivamente. La frecuencia de 1.9 Hz es escogida considerando el teorema de muestreo de Nyquist, tomando en cuenta que la frecuencia de muestreo es de 4 Hz. Mientras que la frecuencia de 0.001 Hz es recomendada por la literatura. Los parámetros de diseño de los filtros se pueden observar en la **Tabla 7**.

Tabla 7.

Características de diseño de filtros digitales para el análisis de HRV

Filtro	Tipo	Parámetros
Pasa bajas	IIR Butterworth	$F_p = 1.9 \text{ Hz}$ $F_s = 2 \text{ Hz}$ $A_p = 1 \text{ dB}$ $A_s = 100 \text{ dB}$
Pasa altas	IIR Butterworth	$F_p = 0.001 \text{ Hz}$ $F_s = 0.0005 \text{ Hz}$ $A_p = 1 \text{ dB}$ $A_s = 100 \text{ dB}$

F_p= Frecuencia de paso, F_s= Frecuencia de parada, A_p= atenuación en la banda de paso, A_s= atenuación en la banda de parada

Fuente: Autora

A partir de estas series se calcula la HRV que corresponde al inverso de las distancias RR (Task Force, 1996). Los resultados de haber realizado el procedimiento anteriormente mencionado tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia representada por su PSD, se pueden observar en la **Figura 39**.

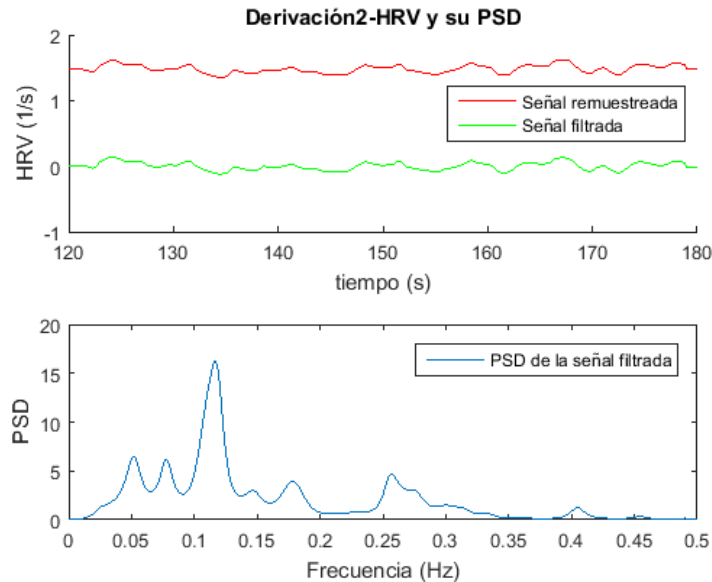


Figura 39. Gráfica de la HRV en el dominio del tiempo y con su PSD

5.3.2 Cálculo de las pendientes del complejo QRS

La pendiente de subida (I_{US}) se encuentra entre la onda Q y R, para su cálculo se debe localizar el punto n_U asociado a la máxima pendiente entre estos dos puntos. Mientras que la pendiente de bajada (I_{DS}) se encuentra entre la onda R y S y para su cálculo se localiza el punto n_D asociado a la máxima pendiente de signo negativo. Una vez determinados n_U y n_D , se ajusta una línea recta a la señal ECG, con una ventana de 8 ms centrada en n_U para el cálculo de I_{US} y en n_D para el cálculo de I_{DS} (Esther, Leif, & Laguna, 2008). La **Figura 40** muestra la ubicación de estas pendientes en un latido cardíaco.

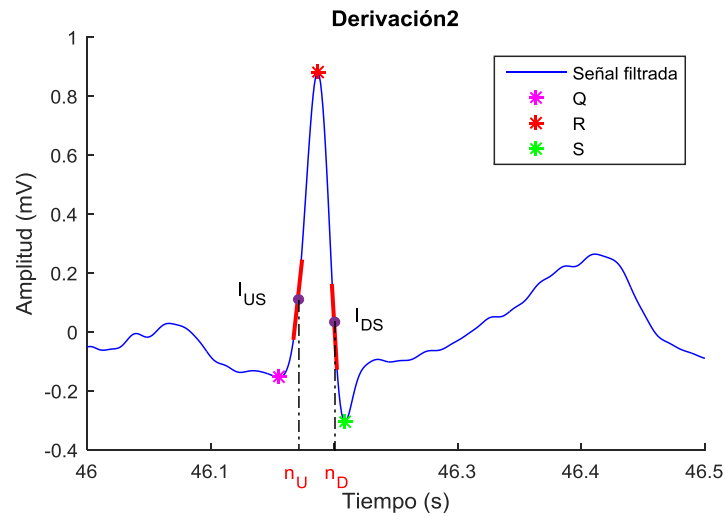


Figura 40. Pendientes de subida y bajada de las rectas ajustadas al complejo QRS en los puntos de máxima pendiente

Al igual que en las series RR se descartan los latidos ectópicos y fuera del rango, posterior a esto son remuestreadas a 4 Hz aplicando el método de Interpolación con Splines Cúbicos (Pilar & Laguna) y filtradas entre 0.001 Hz a 1.9 Hz. La **Figura 41** muestra los resultados del análisis en tiempo y frecuencia a través de su PSD de la pendiente de subida, mientras que la **Figura 42** los resultados de la pendiente de bajada.

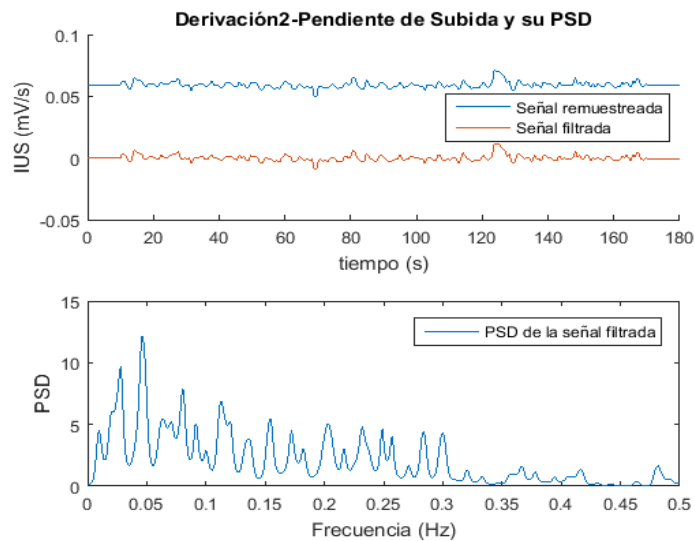


Figura 41. Pendiente de subida, I_{US} , en el dominio del tiempo y con su PSD

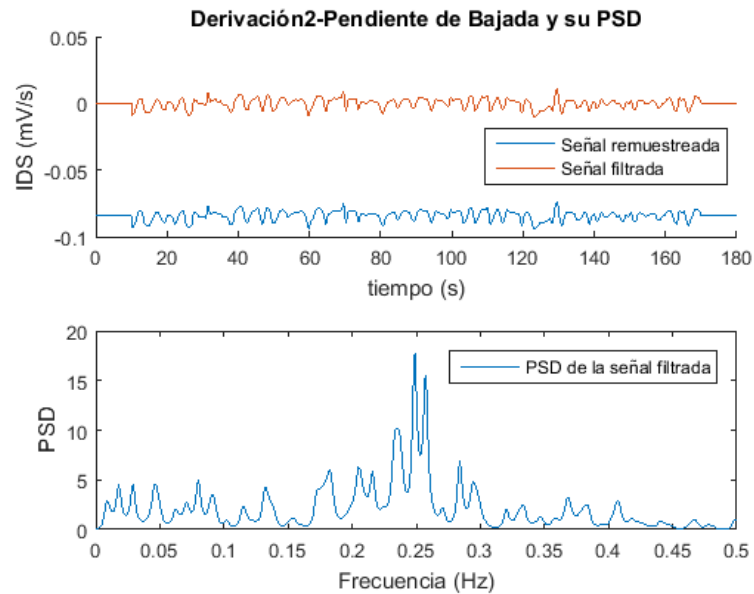


Figura 42. Pendiente de bajada, I_{DS} , en el dominio del tiempo y con su PSD

Adicionalmente, el **Anexo 5** muestra el pseudocódigo del procesamiento digital implementado.

5.4 Análisis de las señales en el dominio frecuencial

Para el análisis de las series de datos de la señal ECG en el dominio frecuencial, se realiza una estimación espectral mediante el método de respuesta de mínima varianza sin distorsión (MVDR⁹).

El MVDR es una técnica no paramétrica de estimación espectral basada en el concepto de un banco de filtros centrados en las frecuencias de análisis, calculando el espectro de esas frecuencias con una varianza mínima, por lo que es considerado como un método de alta resolución. La diferencia principal entre este método y el enfoque basado en el periodograma, que es uno de los más usados, es que el MVDR tiene en sus filtros los datos y frecuencia de forma dependiente, mientras que en el periodograma

9. MVDR: Respuesta de mínima varianza sin distorsión, del inglés minimum variance distortionless response.

estos dos parámetros son independientes (Benesty, Chen, & Huang, 2005).

Dada una señal estacionaria y de media nula definida por la ecuación (22), se calcula su densidad espectral de potencia (PSD) mediante la técnica MVDR a través de la ecuación (23). De la cual la matriz de autocorrelación y la matriz de Fourier se definen como muestran las ecuaciones (24) y (25) respectivamente.

$$x(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-K+1)]^T \quad (22)$$

$$S_{xx}(w_k) = \frac{1}{f_k^H R_{xx}^{-1} f_k} \quad (23)$$

$$R_{xx} = E\{x(n)x^H(n)\} \quad (24)$$

$$f_k = \frac{1}{\sqrt{K}} [1 \ e^{jw_k} \ \dots \ e^{jw_k(K-1)}]^T \quad (25)$$

Donde:

$x(n)$: Es una señal estacionaria de media nula.

T : Es la matriz traspuesta.

K : Es la longitud del filtro de entrada.

R_{xx} : Es la matriz de autocorrelación de $x(n)$.

$E\{.\}$: Es la esperanza matemática.

H : Denota la traspuesta conjugada de una matriz.

f_k : Es la matriz de Fourier.

w_k : Representa a cada una de las frecuencias en la que se desea calcular el espectro.

Es así como a través de este método se obtiene la distribución de potencia, tanto de la HRV como de las pendientes de subida y bajada del complejo QRS, sobre las frecuencias características de estas señales, lo que es conocido como densidad espectral de potencia (PSD). La **Figura 43** muestra una comparación entre el cálculo del PSD con el uso del periodograma de Welch y con el método MVDR, en la cual se observa que el método MVDR presenta una mejor resolución frecuencial.

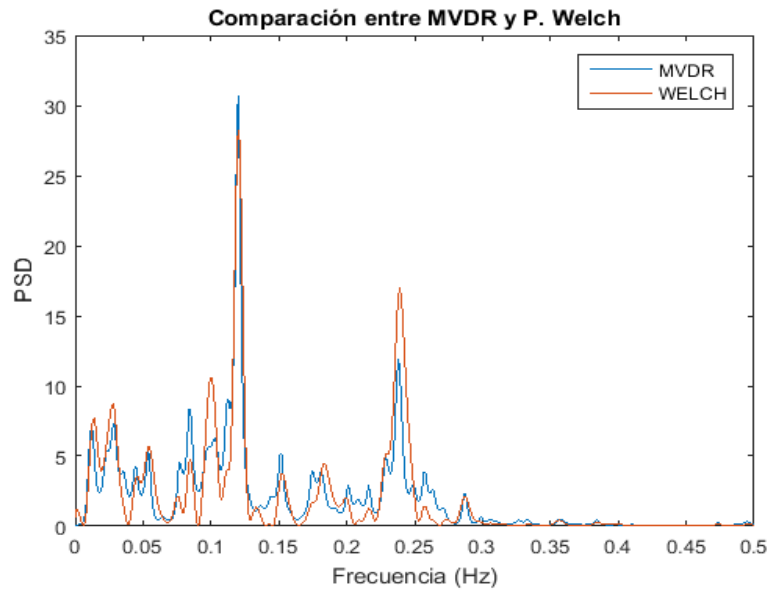


Figura 43. Comparación de estimación espectral entre dos métodos.
El método MVDR y el periodograma de Welch

5.6 Extracción de parámetros temporales y frecuenciales

El comportamiento de las series de datos de la HRV, I_{US} e I_{DS} es caracterizado en tiempo y en frecuencia mediante la extracción de características. Para la extracción de parámetros temporales se utilizan medidas estadísticas, en este caso la media y la desviación estándar (SD, del inglés standard deviation). La media ofrece información sobre cuál es el valor que se presenta con mayor reiteración, mientras que la desviación estándar permite conocer la forma en la que los datos se encuentran distribuidos alrededor de la media. La **Tabla 8** muestra las características temporales extraídas de las series RR y las pendientes del complejo QRS previamente determinadas.

Tabla 8.
Parámetros temporales extraídos

Parámetro Temporal	Descripción
Media	Valor medio
SD	Desviación estándar

Fuente: Autora

Para el dominio frecuencial se analizan las ondas de las series temporales anteriormente descritas (HRV, I_{US} e I_{DS}) mediante el cálculo del PSD, el cual entrega las diferentes componentes espectrales correspondientes a variables fisiológicas determinadas. Las bandas de frecuencias resultantes, varían entre 0-0.4 Hz y a su vez se dividen en 4 bandas. Estas bandas son: la banda de ultra baja frecuencia (ULF¹⁰), la banda de muy baja frecuencia (VLF¹¹), la banda de baja frecuencia (LF¹²) y la banda de alta frecuencia (HF¹³) (Sörnmo & Laguna, 2005).

Estas bandas de frecuencias se encuentran relacionadas con la actividad del Sistema Nervioso Autónomo. Así la banda de VLF es un marcador de la actividad simpática, la banda de LF está relacionada con la modulación del sistema simpático y parasimpático y la banda de HF se encuentra vinculada con la modulación exclusiva del sistema parasimpático y también por la respiración. La banda que no cuenta con una correlación fisiológica aún definida es la ULF (Task Force, 1996).

Además, se toma en cuenta otra banda conocida como banda de modulación (MB¹⁴), que es una variación de la banda VLF. El rango de frecuencias en la que se encuentra esta modulación es de 0.01 Hz a 0.07 Hz, por lo que se relaciona con frecuencias de muy baja y baja frecuencia y a su vez refleja el efecto

10. ULF: Banda de ultra baja frecuencia, del inglés ultra low frequency.

11. VLF: Banda de muy baja frecuencia, del inglés very low frequency.

12. LF: Banda de baja frecuencia, del inglés low frequency.

13. HF: Banda de alta frecuencia, del inglés high frequency.

14. MB: Banda de modulación, del inglés modulation band.

atenuado de la modulación en cada ciclo respiratorio (Alcaine, Bailón, Romero, Pueyo, & Laguna, 2011).

De esta forma el análisis de la HRV, I_{US} e I_{DS} , en el dominio frecuencial se realiza a partir del PSD en 4 bandas de frecuencia: VLF, LF, HF y MB. A la banda ULF no se la toma en cuenta debido a que su estudio tiene sentido solo en registros mayores a 10 minutos (Task Force, 1996). La **Tabla 9** muestra los rangos de frecuencias en los que cada una de estas 3 bandas se encuentran definidas.

Tabla 9.

Bandas espectrales definidas para el análisis de HRV, I_{US} e I_{DS}

Banda	Descripción	Rango de Frecuencia
VLF	Muy baja frecuencia	0-0.04 Hz
LF	Baja frecuencia	0.04-0.15 Hz
HF	Alta frecuencia	0.15-0.4 Hz
MB	Banda de modulación	0.01-0.07 Hz

Fuente: (Task Force, 1996)

A partir de estas bandas se calculan los parámetros frecuenciales tanto para la variabilidad del ritmo cardíaco como para las pendientes de subida y bajada del complejo QRS. Entre estos parámetros se encuentran el valor máximo de potencia de todo el espectro y la frecuencia en la que ocurre este valor. También se calculan para cada una de las bandas frecuenciales los siguientes parámetros: potencia, media, relación de potencia entre la banda específica y el espectro total, valor máximo de potencia y frecuencia en la que ocurre este evento. Además, se calculan las relaciones entre las bandas VLF y HF y entre las bandas de LF y HF (Ratios), debido a que reflejan el equilibrio entre el sistema simpático y parasimpático. De acuerdo a lo mencionado anteriormente se extraen 22 características frecuenciales, en las que las potencias hacen referencia al área bajo la curva del PSD de las diferentes bandas espectrales y las relaciones de potencia específicas de cada banda corresponden a la división de su potencia para la potencia total del PSD.

El **Anexo 6** muestra los 24 parámetros extraídos de la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) para un sujeto sano sometido al proceso de estimulación. De los cuales 2 corresponden a los parámetros temporales y 22 a los parámetros frecuenciales.

5.7 Clasificación de los patrones

Un patrón es una entidad poco definida a la cual se le puede dar un nombre. El reconocimiento de estos patrones hace referencia al estudio de cómo una máquina puede observar el ambiente, aprender a distinguir patrones de interés y tomar decisiones razonables acerca de las categorías de los patrones (Jain, Duin, & Mao, 2000). Para poder realizar este reconocimiento, busca un conjunto de características que permitan una diferenciación automática entre diferentes grupos existentes. Esta diferenciación automática entre grupos lo hace estableciendo fronteras de decisión, las cuales son el resultado de aplicar algoritmos de la teoría de decisión estadística.

La **Figura 44** muestra el modelo estadístico para el reconocimiento de patrones, la misma que muestra que al inicio del proceso es necesario extraer las características principales que describan a las señales previamente registradas y pre-procesadas. Posterior a esto se crea una matriz, en la cual las características se ubican en las columnas y las observaciones o registros en las filas creando el espacio de trabajo. Así, los registros con sus características respectivas se dividen en dos grupos denominados de entrenamiento y de validación. El grupo de entrenamiento permite el diseño del modelo y con el grupo de validación se comprueba la capacidad de generalización del modelo diseñado, así como también se calcula el error de predicción. Durante el entrenamiento se puede reducir la dimensionalidad de las características extraídas con el fin de mejorar la distinción entre los diferentes grupos o clases existentes (Arcentales, 2015).

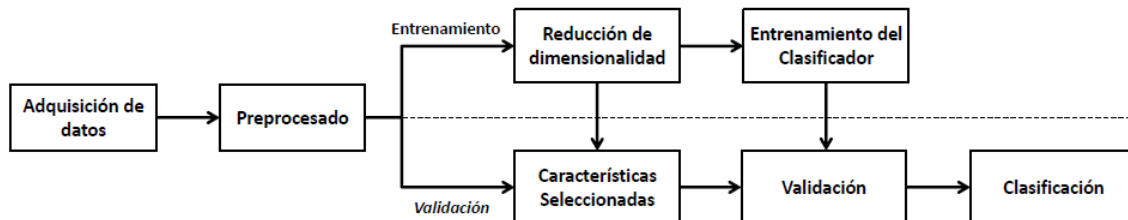


Figura 44. Modelo estadístico para el reconocimiento de patrones

Fuente: (Arcentales, 2015)

Existen dos tipos de clasificadores: supervisados en el cual el patrón de entrada es identificado como miembro de una clase previamente determinada, y los no supervisados en el cual el patrón es asignado a una clase no definida aún (Jain, Duin, & Mao, 2000). Sin embargo, la idea principal de estos dos clasificadores es la misma y consiste en la toma de decisiones automáticas para clasificar un elemento entrante y sin etiqueta en una clase conocida.

Dentro de los clasificadores supervisados existen varios métodos de clasificación como el método lineal de Fisher (LDA¹⁵), método cuadrático de Fisher (QDA¹⁶), K vecinos más cercanos (KNN¹⁷), regresión logística, árboles de clasificación, etc. (González S.).

La aplicación del clasificador se realizó con funciones de Matlab ya realizadas en trabajos anteriores (Arcentales, Caminal, Diaz, Benito, & Giraldo, 2015).

5.7.1 Clasificador KNN y fKNN

En el clasificador KNN suponiendo que se tiene un patrón a clasificar, éste considera los K vecinos más cercanos de todos los patrones de entrenamiento disponibles, así cada uno vota por su clase, para que al final este patrón sin etiqueta pueda ser clasificado dentro de la clase más votada por todos los K vecinos. En este caso el voto de

15. LDA: Del inglés linear discriminant analysis.

16. QDA: Del inglés quadratic discriminant analysis.

17. KNN: Del inglés K nearest neighbor.

todos los K vecinos tiene el mismo peso (González M. , 2014). La **Figura 45** muestra un ejemplo de un clasificador 4NN, en la que se pueden diferenciar dos clases: la Clase + y la Clase Δ , siendo X_1 y X_2 las características de las clases. El círculo verde representa el patrón a clasificar y dentro del círculo con líneas entrecortadas se encuentran los 4 vecinos más cercanos, por votación el círculo verde pertenece a la Clase Δ ya que tiene 3 votos a favor de esta clase y 1 voto a favor de la Clase +.

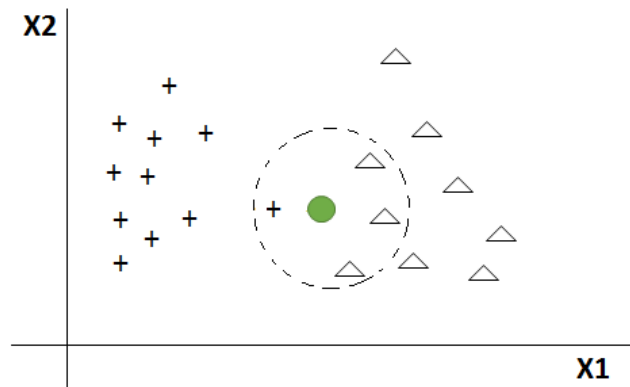


Figura 45. Ejemplo de aplicación del algoritmo KNN

Del método KNN se deriva otro denominado fuzzy KNN (fKNN¹⁸), que será el tipo de clasificador a utilizar durante este estudio. A diferencia del clasificador KNN en el fKNN se pondera el voto de cada uno de los K vecinos más cercanos dependiendo de la distancia a la que se encuentre del patrón a clasificar. Esto significa que los vecinos más cercanos al patrón a clasificar tendrán un voto mayor que los vecinos más lejanos (González M. , 2014). Por lo que se puede decir que este clasificador asigna un grado de pertenencia a las diferentes clases dependiendo de la distancia Euclídea de cada uno de los K vecinos más cercanos. Así, si se considera al grupo de entrenamiento $W = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ formado por n muestras etiquetadas, el cálculo del grado de pertenencia de las muestras de validación a una clase i , tomando en cuenta a los K vecinos más cercanos viene dada por la ecuación (26) (Arcentales, 2015).

18. fKNN: Del inglés f.uzzy K nearest neighbour.

$$u_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^K u_{ij} \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{\frac{m-1}{2}}} \right)}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{\frac{m-1}{2}}} \right)} \quad (26)$$

En la que u_{ij} representa el valor de pertenencia a una clase i de la muestra j , de esta forma su valor es 1 si la muestra j pertenece a la clase i y su valor será 0 si ésta no pertenece. El valor m representa el peso de cada K vecino, dependiendo de la distancia a la que se encuentren del patrón a clasificar. Para seleccionar el valor de K , se debe tener presente que si se escoge un valor muy pequeño el modelo puede ser sensible y tomar en cuenta datos erróneos, mientras que si su valor es muy grande entonces clasificará siempre a una muestra dentro de la clase más grande. Por estas razones se deben probar diferentes valores de K hasta lograr la mejor clasificación posible (Rodríguez O. , s.f.).

5.7.2 Índices de clasificación

Los índices de clasificación proporcionan información para seleccionar modelos posiblemente óptimos y descartar aquellos que realizan malas clasificaciones. Para su evaluación existen diferentes métodos, entre los cuales constan el Método del Coeficiente de Fisher, Matriz de Confusión y Curvas ROC (Arcentales, 2015).

El Método del Coeficiente de Fisher es uno de los algoritmos más simples para la selección de características. Este presenta un valor de coeficiente alto si la característica presenta valores similares en una misma clase, caso contrario sus valores serán pequeños y descartados para una correcta discriminación entre clases (Wang, Liu, & Zheng, 2007) (Arul & Arockiam, 2012).

La Matriz de Confusión presenta información sobre las predicciones realizadas por un clasificador, comparando así la clasificación realizada por el clasificador versus la clase a la que realmente pertenece (Rodríguez O. , s.f.). Para la realización de esta tabla

se consideran 4 indicadores: valores positivos correctamente clasificados como positivos VP, valores negativos correctamente rechazados por el clasificador VN, valores positivos incorrectamente rechazados por el clasificador FN y valores negativos incorrectamente clasificados como positivos FP (**Tabla 10**).

Tabla 10.
Matriz de confusión

		Valor real	
		Positiva	Negativa
Predicción del clasificador	Positiva	VP	FP
	Negativa	FN	VN

Fuente: (Sokolava, Japkowicks, & Szpakowics)

Para la evaluación del algoritmo a través de la matriz de confusión se consideran 5 parámetros: precisión (Acc, del inglés accuracy), sensibilidad (Se, del inglés sensitivity), especificidad (Sp, del inglés specificity), valor predictivo positivo (PPV, del inglés positive predictive value) y valor predictivo negativo (NPV, del inglés negative predictive value). La Acc permite la evaluación de la efectividad del algoritmo, la Se hace referencia a la capacidad del clasificador para identificar una condición positiva correctamente, la Sp evalúa la habilidad del clasificador para identificar un valor negativo como negativo; en otras palabras, la Se y Sp evalúan la efectividad del algoritmo en una sola clase (Sokolava, Japkowicks, & Szpakowics). Las medidas de PPV y NPV se utilizan cuando se tienen muestras desbalanceadas o pocas muestras. Cada uno de estos parámetros puede ser calculado como se observa en la **Tabla 11**.

Tabla 11.
Ecuaciones de los parámetros de la Matriz de Confusión

Parámetro	Definición	Ecuación
Acc	Precisión	$Acc = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$
Se	Sensibilidad	$Se = \frac{VP}{VP + FN}$
Sp	Especificidad	$Sp = \frac{VN}{VN + FP}$
PPV	Valor predictivo positivo	$PPV = \frac{VP}{VP + FP}$
NPV	Valor predictivo negativo	$NPV = \frac{VN}{VN + FN}$

Fuente: (Sokolava, Japkowicks, & Szpakowics)

Para una evaluación completa del rendimiento del clasificador, se procede a realizar el análisis de la característica operativa del receptor (ROC¹⁹). Sin embargo, este análisis es usado únicamente en clasificadores con dos clases. En el espacio ROC se representa en el eje X la tasa de falsos positivos que es lo mismo a 1-Sp, mientras que en el eje Y la tasa de verdaderos positivos que equivale a la Se. Un clasificador discreto es aquel que genera únicamente una etiqueta de clase, que se traduce en un par de coordenadas, las mismas que corresponden a un único punto en el espacio ROC. La coordenada (0,1) representa un clasificador perfecto (Fawcett, 2005).

El área bajo la curva (AUC²⁰) de un clasificador corresponde a la probabilidad que tiene éste de realizar una correcta clasificación para una muestra aleatoria. Por ser la porción de área del cuadrado unitario bajo la curva ROC, su valor se define entre 0 y 1. Cuando el valor del AUC es igual a 1, significa que es un clasificador perfecto y para valores menores a 0.5 se considera como un mal clasificador (Fawcett, 2005). La **Figura 46** muestra el AUC bajo dos clasificadores A y B.

19. ROC: Característica operativa del clasificador, del inglés receiver operating characteristics.

20 AUC: Área bajo la curva, del inglés area under the curve.

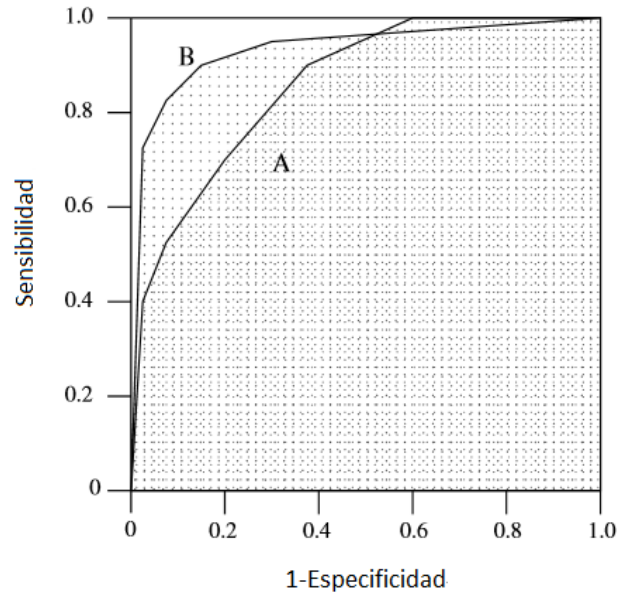


Figura 46. Curvas ROC de dos clasificadores A y B y sus respectivas AUC

Fuente: (Fawcett, 2005)

En este trabajo para la comparación entre dos clases se utilizó como índice de clasificación la curva ROC, mientras que para la comparación múltiple entre clases se utilizó el Acc de la Matriz de Confusión.

5.7.3 Reducción de dimensionalidad

La reducción de dimensionalidad es una técnica que consiste en reducir el número de características totales con el fin de reducir el coste computacional y mejorar el rendimiento del clasificador. Para lo cual existen dos métodos denominados selección de función y extracción de función. Entre el método más común en cuanto a extracción de función se encuentra el análisis de componentes principales (PCA²¹). Mientras que para selección de función los métodos más usados son el de selección secuencial hacia adelante (SFS²²), el

21. PCA: Análisis de componentes principales, del inglés principal components analysis.

22. SFS: Selección secuencial hacia adelante, del inglés sequential forward selection.

de selección secuencial hacia atrás (SBS²³) y el de selección flotante de características (SFFS²⁴).

La idea principal del PCA es obtener η características nuevas, resultantes de realizar n combinaciones lineales y de estas η nuevas características se utilizan las 2 primeras que son las que adquieren el mayor porcentaje de la varianza. Mientras que en la SFS se realiza la búsqueda de un subconjunto del conjunto original de características, el mismo que mantendrá o aumentará el rendimiento de la capacidad de clasificación.

Para la implementación del SFS se calculan los parámetros de rendimiento del clasificador de todas las características de los pacientes, reteniendo la característica que presenta el mejor rendimiento. Posterior a esto se vuelve a calcular el parámetro de rendimiento entre la mejor característica retenida anteriormente y cualquier otra de las características, si este parámetro mejora se retienen las dos características y si no se descarta esa característica y se repite el mismo proceso con otra; este procedimiento se repite hasta que la mejor característica haya sido comparada con el resto. En el caso de haber mejorado el rendimiento del clasificador se retienen las dos características y se vuelve a realizar el mismo proceso anteriormente mencionado, hasta que el rendimiento no mejore. Así, al final quedarán solo las características que proporcionen una buena clasificación.

5.7.4 Validación

La validación de un clasificador permite predecir el índice de error al momento de tener datos mal clasificados. Con el fin de probar el modelo diseñado bajo todas las circunstancias posibles, se debe validar el clasificador para que este sea capaz de generalizar cualquier dato independiente. La validación se emplea cuando el objetivo del modelo diseñado es la predicción y se desea conocer la precisión con la que éste funcionará en la práctica. Entre los métodos de validación más comunes se encuentran el

23. SBS: Selección secuencial hacia atrás, de inglés sequential backwards selection.

24. SFFS: Selección flotante de características, del inglés sequential forward floating selection.

de restitución, el de validación simple, el de validación cruzada y bootstrap.

- El de restitución consiste en detener el entrenamiento cuando el error en los datos de entrenamiento cumple una cierta condición.
- El de validación simple se basa en dividir los datos disponibles en 3 partes: 65% asignados al conjunto de datos de entrenamiento, 15% asignados al conjunto de datos de validación y 20% asignados al conjunto de datos de pruebas.
- El método de validación cruzada consiste en dividir los datos disponibles en dos subconjuntos complementarios, así en una iteración un subconjunto es utilizado para el entrenamiento y el otro para la validación del modelo, posteriormente se vuelve a dividir los datos en diferentes particiones y se realiza el mismo procedimiento con diferentes subconjuntos, esta técnica se repite en varias iteraciones hasta obtener un buen clasificador. Existen diferentes métodos de validación cruzada que permiten la división de conjuntos de datos según diferentes estrategias, entre los más usados se encuentran:
 - Leave-p-out: Consiste en usar p muestras de todo el grupo de observación como datos de validación y el resto de muestras usarlas para el entrenamiento del clasificador. El proceso se repite para todas las posibles combinaciones de observaciones o registros en los grupos de validación y entrenamiento.
 - Leave-one-out: Tiene el mismo principio que leave-p-out, la diferencia radica en que p es siempre 1.
 - K-fold: Consiste en dividir aleatoriamente al conjunto de datos originales en K submuestras de igual tamaño, seleccionando una K submuestra como grupo de validación y el resto de submuestras correspondientes a $K-1$ como grupo de entrenamiento. Este proceso se repite K veces, y en cada iteración se considera solo una vez cada una de las K submuestras como grupo de validación. Al final los resultados de las K submuestras se promedian, obteniendo un único valor de precisión en la predicción.

- Random sub-sampling: El conjunto de datos originales es dividido aleatoriamente en datos de validación y entrenamiento, repitiendo este proceso n veces. En cada una de estas divisiones se ajusta un modelo con los datos de entrenamiento y se evalúa la exactitud de precisión con los datos de validación, así para obtener el resultado final se promedian los valores de cada una de las n divisiones. Una de las desventajas de este método es que algunas de las muestras pueden no haber sido seleccionadas como parte del grupo de entrenamiento o validación o a su vez haber sido escogidas más de una vez.
- El método bootstrap es un método de remuestreo, que tiene como finalidad la obtención de muestras sin sustitución del mismo tamaño del conjunto de datos originales, consiguiendo así distintos grupos de entrenamiento. Una de las ventajas de este método es la reducción de la varianza, además evita el sobreajuste mejorando la estabilidad y precisión del algoritmo de decisión de clasificadores estadísticos. Es un método muy usado en sistemas de clasificación inestables, en los que pequeñas variaciones de los datos de entrenamiento afecten en un gran porcentaje a su clasificación (Cortés, Gámez, & García, 2003).

Durante este trabajo se utilizó el método bootstrap para validar todos los modelos de clasificadores realizados con un total de 300 iteraciones. Además, para reducir la dimensionalidad de estos clasificadores se utilizó la técnica SFS.

CAPÍTULO VI

6. RESULTADOS DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO REALIZADO POR EL CLASIFICADOR

6.1 Metodología

La clasificación se realiza en base a las características temporales y frecuenciales extraídas de la HRV y de las pendientes de subida y bajada del complejo QRS. Proceso realizado con el fin de clasificar el comportamiento del paciente ante la inducción de 3 estímulos audiovisuales. La aplicación del clasificador se realiza con funciones de Matlab ya realizadas en trabajos anteriores (Arcentales, Caminal, Diaz, Benito, & Giraldo, 2015).

Para el diseño y ajuste del clasificador se utiliza un clasificador fKNN con una selección de 5 vecinos. Este clasificador proporciona un porcentaje de pertenencia de cada una de las muestras de validación a cada una de las clases existentes. Así, la muestra de validación será asignada en la clase que presente mayor porcentaje de pertenencia. Para la reducción de la dimensionalidad de datos, es decir seleccionar los parámetros que mejor describen el comportamiento de los pacientes, se utiliza la técnica del SFS.

Como método de validación para el modelo se utiliza la técnica del Bootstrap, la cual es empleada cuando se dispone de pocos datos. Esta técnica consiste en seleccionar de forma aleatoria un conjunto de entrenamiento del conjunto de datos original, pero del mismo tamaño en el que pueden aparecer ejemplos repetidos. Los ejemplos no escogidos en cada iteración son utilizados como datos de validación. De las pruebas realizadas se obtiene un mejor clasificador al realizar 300 iteraciones. La **Figura 47** muestra los pasos seguidos para la realización del clasificador.

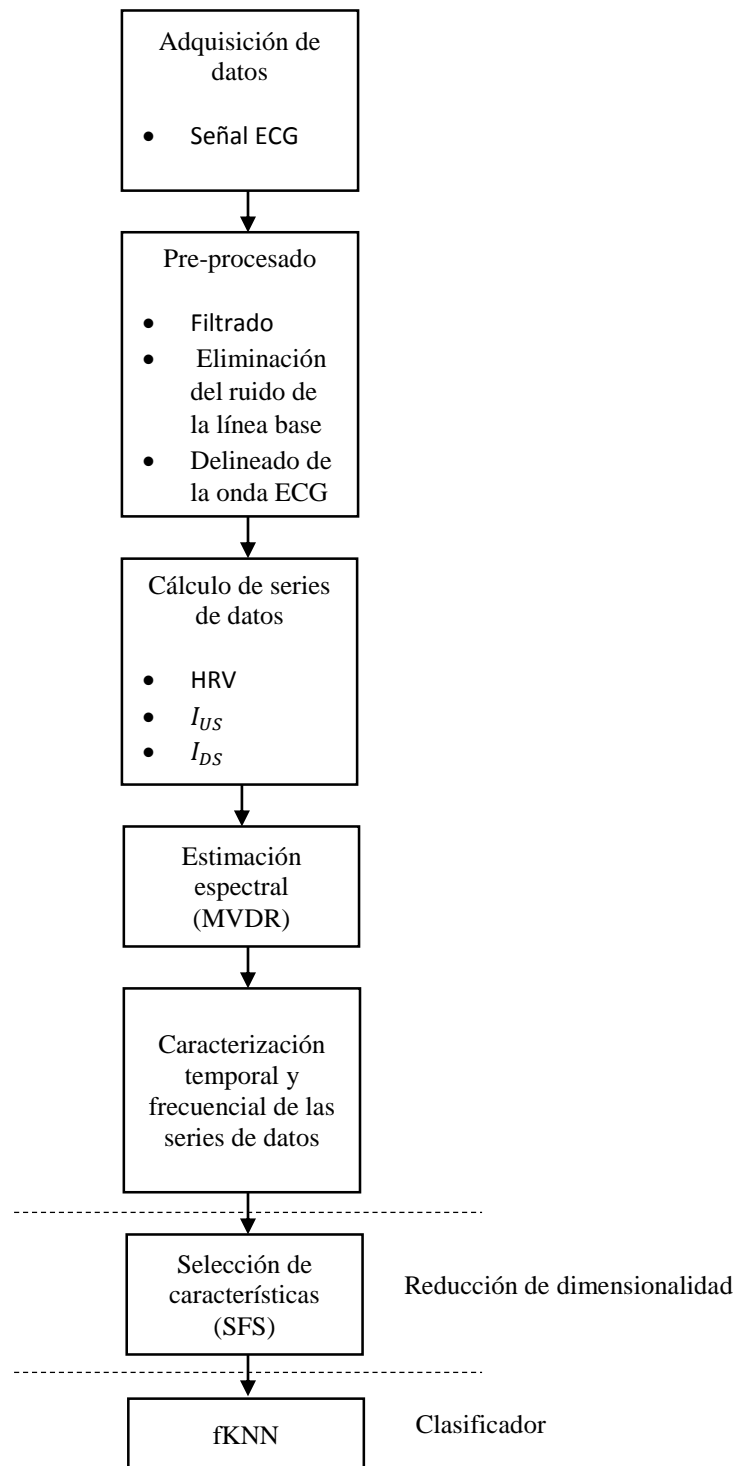



Figura 47. Clasificación de las reacciones generadas por diferentes estímulos en personas sanas, mediante un clasificador fuzzy KNN

Dentro de las 24 características utilizadas, las 2 primeras corresponden a los parámetros temporales y los 22 restantes a los parámetros frecuenciales. La **Tabla 12** muestra un resumen de todas las características extraídas de las series de datos.

Tabla 12.

Tabla Resumen de las 24 características extraídas de las series de datos

Número	Parámetro	Característica
1	Temporal	Media
2		Desviación Estándar
3	Toda la señal (0-0.4 Hz)	Pico máximo de potencia de toda la señal
4		Frecuencia de ocurrencia del pico máximo
5		Potencia
6		Media de la PSD
7	VLF (0-0.04 Hz)	Potencia de VLF/Potencia total de la señal
8		Pico máximo de potencia
9		Frecuencia de ocurrencia del pico máximo
10		Potencia
11	LF (0.04-0.15 Hz)	Media de la PSD
12		Potencia de LF/Potencia total de la señal
13		Pico máximo de potencia
14		Frecuencia de ocurrencia del pico máximo
15	HF (0.15-0.4 Hz)	Potencia
16		Media de la PSD
17		Potencia de HF/Potencia total de la señal
18		Pico máximo de potencia
19	MB (0.01-0.07 Hz)	Frecuencia de ocurrencia del pico máximo
20		Potencia
21		Media de la PSD
22		Potencia de MB/Potencia total de la señal

Continúa 

23	Ratios	Potencia de VLF/Potencia de HF
24		Potencia de LF/Potencia de HF

Fuente: Autora

De los 29 registros realizados de forma correcta, todos son utilizados para el entrenamiento del clasificador en cuanto al análisis de HRV. Mientras que para el análisis de las pendientes del complejo QRS son utilizados 26 registros. Esto se debe a que 3 registros presentan señales correctas solo en la primera derivación. Para el estudio de la HRV no afecta el uso de cualquiera de las derivaciones ECG, ya que las ondas de la señal se presentan al mismo tiempo. Pero para el estudio de las pendientes del complejo QRS se debe realizar el análisis sobre el mismo tipo de derivación, ya que las pendientes varían entre cada una de estas.

6.2 Resultados de la clasificación

Se definen 4 clases correspondientes a los tres estímulos:

- Clase 1: el estado basal o de reposo de la persona
- Clase 2: relacionada con el estímulo audiovisual 1 con el que intenta producir tranquilidad.
- Clase 3: relacionada con el estímulo audiovisual 2 con el que se intenta provocar ira.
- Clase 4: relacionada con el estímulo audiovisual 3 con el que se intenta inducir miedo.

En base a estas 4 clases se diseñan dos clasificadores diferentes. El primer clasificador permite la comparación entre dos clases, realizando todas las combinaciones posibles de las 4 clases (Clasificación 1). Mientras que el segundo método de clasificación realiza una comparación múltiple, es decir una comparación entre todas las clases

(Clasificación 2). Los dos métodos de clasificación utilizan el esquema de clasificación descrito en la **Figura 47**.

6.2.1 Clasificación 1

Para el ajuste y diseño del clasificador se comparan todas las clases de dos en dos. El criterio utilizado en el SFS para la adición de una nueva característica se basa en el AUC del clasificador como parámetro de rendimiento. La comparación entre grupos es:

- Clase 1 versus Clase 2
- Clase 1 versus Clase 3
- Clase 1 versus Clase 4
- Clase 2 versus Clase 3
- Clase 2 versus Clase 4
- Clase 3 versus Clase 4

No existe información previa sobre los tiempos necesarios para que un estímulo produzca un cambio en el comportamiento cardíaco de una persona. Por lo que las señales de 3 minutos son analizadas en diferentes tramos de tiempo. Es así que el clasificador es entrenado para toda la duración del registro y luego para cada minuto, con el fin de analizar la influencia del estímulo audiovisual en función del tiempo de estimulación. Estos tramos de tiempo corresponden a: la duración total del registro (0-180 segundos), el primer minuto (0-60 segundos), el segundo minuto (60-120 segundos) y el último minuto del registro (120-180 segundos). Para cada uno de estos intervalos, se entrena un modelo en base a las características extraídas de las series de datos. Siendo el AUC del clasificador la función objetivo del SFS.

Los resultados presentados a continuación corresponden a los índices de clasificación obtenidos a través del valor medio y de la desviación estándar del AUC.

Valores que fueron calculados en las 300 iteraciones del método de validación Bootstrap, sin considerar los datos de validación ciega explicados más adelante.

La **Tabla 13** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 2, es decir se compara el estado basal versus el estímulo 1. En esta tabla se puede observar que en cuanto al análisis de HRV se obtiene un mejor clasificador al analizar la señal completa (AUC=70%) y utilizando la característica 21. Esta característica corresponde a la media de la PSD de MB. En esta tabla se observa una diferencia entre las medias del AUC entre el primer y segundo minuto del 6.25%, mientras que entre el primer y último minuto la diferencia es de 0. Es decir, no existe mucha diferencia entre las medias del AUC por lo que se puede concluir que no existe un cambio considerable en el tiempo.

En cuanto al análisis de la pendiente de subida se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=73%) y con la característica 4. Característica que corresponde a la frecuencia de ocurrencia del pico máximo de potencia de toda la señal. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto es del 10.95%, y entre el segundo y el último minuto es del 8.21%.

Los resultados de la pendiente de bajada indican que se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=74%) con las características 8,9,7 y 4. Características que corresponden al pico máximo de potencia en VLF, a la frecuencia del pico máximo de potencia en VLF, a la relación de potencia entre VLF y la Potencia Total y a la frecuencia del pico máximo de potencia de toda la señal. En esta tabla se aprecia un cambio considerable entre el primer y último minuto que corresponde a un 24.32%.

Tabla 13.

Resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 2

Clase1 vs Clase2					
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
Análisis del HRV	Media del AUC	0.70	0.64	0.60	0.64
	SD del AUC	0.10	0.10	0.12	0.11
	Características seleccionadas	21	22	2	23
			2	23	
Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del AUC	0.59	0.65	0.67	0.73
	SD del AUC	0.11	0.10	0.10	0.12
	Características seleccionadas	11	13	3	4
		12			
	24				
Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del AUC	0.70	0.56	0.74	0.74
	SD del AUC	0.12	0.12	0.13	0.10
	Características seleccionadas	8	6	23	8
		18	5	14	9
		4		18	7
6				4	

Fuente: Autora

La **Tabla 14** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 3, es decir se compara el estado basal versus el estímulo 2. En esta tabla se puede observar en cuanto al análisis de la HRV que se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=74%) con las características 23 y 3. Características que corresponden a la relación de potencia entre VLF y HF y al pico máximo de potencia de

toda la señal. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto es de 9.45%, y entre el segundo y el último minuto hay una diferencia de 14.86%.

Al realizar el análisis de la pendiente de subida se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=75%) con las características 18 y 3. Características que corresponden al pico máximo de potencia en HF y al pico máximo de potencia de toda la señal. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto es del 13.3%, y entre el segundo y el último minuto es del 5.3%.

Por último, el análisis de la pendiente de bajada indica que se obtiene un mejor clasificador al analizar el segundo minuto del registro (AUC=76%) con la característica 3. Característica que corresponde al pico máximo de potencia de toda la señal. Los resultados muestran una diferencia del 10.5% entre las medias del AUC del primer y el segundo minuto, y una diferencia del 7.89% entre el segundo y el último minuto.

Tabla 14.
Resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 3

Clase1 vs Clase3					
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Análisis del HRV	Media del AUC	0.73	0.67	0.63
SD del AUC		0.09	0.10	0.11	0.10
		24	20	22	23
Características seleccionadas		18	2	20	3
		3	22		
		9			

Continúa



	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	Media del AUC	0.65	0.65	0.71	0.75
SD del AUC		0.10	0.11	0.11	0.12	
Características seleccionadas			18	16	24	18
					18	3
					17	
					10	
					11	
					12	
Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS		Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
		Media del AUC	0.65	0.68	0.76	0.70
	SD del AUC	0.12	0.11	0.10	0.09	
	Características seleccionadas		8	19	3	5
						23

Fuente: Autora

La **Tabla 15** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 4, es decir se compara el estado basal versus el estímulo 3. En esta tabla se puede observar que en cuanto al análisis de la HRV se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=79%) con la característica 18. Característica que corresponde al pico máximo de potencia en HF. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto es del 25.31%, al igual que entre el segundo y el último minuto.

Con los resultados del análisis de la pendiente de subida se obtiene un mejor clasificador al analizar el primer minuto del registro (AUC=72%) con las características 8, 14 y 18. Características que corresponden al pico máximo de potencia en VLF, a la frecuencia del pico máximo de potencia en LF y al pico máximo de potencia en HF. En esta tabla se observa que no existe un cambio considerable en el tiempo, ya que la

diferencia entre la media del AUC entre el primer y el segundo minuto es del 4.16%, y entre el primer y el último minuto es del 5.5%.

Mientras que los resultados del análisis de la pendiente de bajada indican que se obtiene un mejor clasificador al analizar el primer minuto del registro (AUC=75%) con las características 10,9 y 12. Características que corresponden a la potencia en LF, a la frecuencia del pico máximo de potencia en VLF y a la relación de potencia entre LF y la Potencia Total. En este caso se observa una mayor diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto con un porcentaje del 13.3%, mientras que entre el primer y el segundo minuto hay una diferencia del 9.3%.

Tabla 15.

Resultados del clasificador entre la Clase 1 y la Clase 4

Clase1 vs Clase4						
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
Análisis del HRV	Media del AUC	0.70	0.59	0.59	0.79	
	SD del AUC	0.10	0.10	0.11	0.10	
	Características seleccionadas	7	11	2	18	
Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Media del AUC	0.70	0.72	0.69	0.68	
	SD del AUC	0.11	0.10	0.11	0.09	
	Características seleccionadas		14	8	12	23
			23	14		
			22	18		
		5				

Continúa



Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del AUC	0.58	0.75	0.68	0.65
SD del AUC	0.12	0.10	0.11	0.11	
Características seleccionadas		10	10	3	20
		9			
		12			

Fuente: Autora

La **Tabla 16** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 2 y la Clase 3, es decir se compara el estímulo 1 versus el estímulo 2. En esta tabla se puede observar que en cuanto al análisis de la HRV se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=66%) con las características 24, 8 y 10. Características que corresponden a la relación de potencias entre LF y HF, al pico máximo de potencia en LF y a la potencia en LF. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto es del 10.6%, y entre el segundo y el último minuto es del 6.06%.

En cuanto a la pendiente de subida, se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=65%) con las características 3 y 4. Características que corresponden al pico máximo de potencia de toda la señal y la frecuencia de ocurrencia de este pico. En esta tabla se aprecia que existe una diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto del 13.84%, mientras que entre el segundo y el último minuto es cercana a 0.

Por último, el análisis de la pendiente de bajada informa que el mejor clasificador se obtiene en el segundo minuto del registro (AUC=77%) con las características 23 y 14. Características que corresponden a la relación de potencias entre VLF y HF y la frecuencia del pico máximo de potencia de LF. La mayor diferencia entre medias ocurre entre el primer y el segundo minuto con un porcentaje del 20.77%, mientras que entre el segundo y el tercer minuto es de apenas 2.58%.

Tabla 16.

Resultados del clasificador entre la Clase 2 y la Clase 3

Clase2 vs Clase3						
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Análisis del HRV	Media del AUC	0.59	0.59	0.62	0.66
SD del AUC		0.11	0.11	0.11	0.09	
Características seleccionadas			4	10	19	24
			3			8
					10	
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Media del AUC	0.65	0.56	0.64	0.65	
Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	SD del AUC	0.11	0.12	0.11	0.13	
	Características seleccionadas		13	8	13	3
						4
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Media del AUC	0.55	0.61	0.77	0.75	
Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS	SD del AUC	0.11	0.12	0.13	0.10	
	Características seleccionadas		16	9	23	7
				14	14	
			3			

Fuente: Autora

La **Tabla 17** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 2 y la Clase 4, es decir se compara el estímulo 1 versus el estímulo 3. En esta tabla se puede observar que en cuanto al análisis de la HRV se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=72%) con las características 18,12,2 y 10. Características que corresponden al pico máximo de potencia en HF, la relación de potencia entre LF y la Potencia Total, la desviación estándar y la potencia en LF. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el

primer y el último minuto es del 23.6%, y entre el segundo y el último minuto es del 4.16%.

El análisis de la pendiente de subida indica que el mejor clasificador se obtiene en el segundo minuto (AUC=76%) con las características 24,19 y 17. Características que corresponden a la relación de potencias entre LF y HF, la frecuencia del pico máximo de potencia en HF y la relación de potencia entre HF y la Potencia Total. Existe una diferencia de medias del 10.5% entre el segundo y el primer minuto, así como entre el segundo y el último minuto.

Por último, el análisis de la pendiente de bajada informa que el mejor clasificador se obtiene en el último minuto del registro (AUC=73%) con las características 9 y 23. Características que corresponden a la frecuencia del pico máximo de potencia de VLF y la relación de potencias entre VLF y HF. Se observa además que existe una diferencia de medias entre el primer y el último minuto del 10.96%, mientras que entre el segundo y el último minuto es del 15%.

Tabla 17.

Resultados del clasificador entre la Clase 2 y la Clase 4

Clase2 vs Clase4					
Duración del Registro en segundos		0-180	0-60	60-120	120-180
Análisis del HRV	Media del AUC	0.64	0.55	0.69	0.72
	SD del AUC	0.12	0.10	0.11	0.11
		4	23	23	18
	Características seleccionadas	6			12
		5			2
		7			10

Continúa



	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	Media del AUC	0.64	0.68	0.76	0.68
SD del AUC		0.11	0.11	0.09	0.11	
Características seleccionadas			18	21	24	3
			9	14	19	
					17	
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
	Media del AUC	0.71	0.65	0.62	0.73	
Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS	SD del AUC	0.11	0.13	0.12	0.10	
	Características seleccionadas		21	24	23	9
			9	9		23
			19			
		20				
		7				
		23				
	22					

Fuente: Autora

La **Tabla 18** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 3 y la Clase 4, es decir se compara el estímulo 2 versus el estímulo 3. En esta tabla se puede observar en cuanto al análisis de la HRV que se obtiene un mejor clasificador al analizar el último minuto del registro (AUC=65%) con la característica 18. Característica que corresponde al pico máximo de potencia en HF. En esta tabla se aprecia un cambio considerable con el tiempo, ya que la diferencia entre la media del AUC entre el primer y el último minuto es del 12.3%, y entre el segundo y el último minuto es del 4.6%.

En cuanto al análisis de la pendiente de subida, se obtiene un mejor clasificador al analizar el primer minuto (AUC=77%) con las características 14 y 23. Características que corresponden a la frecuencia del pico máximo de potencia en LF y a la relación de potencias entre VLF y HF. Existe una diferencia de medias entre el primer y el segundo minuto de 14.47%, mientras que un valor del 23.37% entre el primer y el último minuto.

Por último, el análisis de la pendiente de bajada informa que el mejor clasificador se obtiene durante el primer minuto (AUC=72%) con las características 11 y 7. Características que corresponden a la media de potencia en LF y la relación de potencia entre VLF y la Potencia Total. Entre el segundo y último minuto no existe mucha diferencia entre sus medias, pero entre el primer y el segundo minuto existe una diferencia del 9.72% y entre el primer y el último minuto una diferencia del 3%.

Tabla 18.

Resultados del clasificador entre la Clase 3 y la Clase 4

Clase3 vs Clase4					
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
Análisis del HRV	Media del AUC	0.61	0.57	0.62	0.65
	SD del AUC	0.11	0.11	0.10	0.11
	Características seleccionadas	24	3	12	18
		3		9	10
Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del AUC	0.64	0.77	0.66	0.59
	SD del AUC	0.11	0.10	0.11	0.13
	Características seleccionadas	14	14	19	18
		23	7		
Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del AUC	0.68	0.72	0.65	0.63
	SD del AUC	0.10	0.11	0.12	0.12
	Características seleccionadas	10	11	21	23
9		7	14	8	
			20		

Fuente: Autora

La **Tabla 19** presenta un resumen de los resultados de los clasificadores descritos anteriormente. En general en esta tabla se observa que tanto para la HRV como para la I_{US} e I_{DS} se obtiene una mejor clasificación en el último minuto del registro. Además, se observa que la media del AUC se encuentra sobre el 65% para todos los clasificadores.

Tabla 19.

Tabla Resumen de resultados de aplicar la Clasificación 1

Clasificadores	Serie de Datos	Media del AUC	Intervalo de tiempo (s)
Clase1 vs Clase2	HRV	70%	0-180
	I_{US}	73%	120-180
	I_{DS}	74%	120-180
Clase 1 vs Clase3	HRV	74%	120-180
	I_{US}	75%	120-180
	I_{DS}	75%	60-120
Clase1 vs Clase4	HRV	79%	120-180
	I_{US}	72%	0-60
	I_{DS}	75%	0-60
Clase2 vs Clase3	HRV	66%	120-180
	I_{US}	65%	120-180
	I_{DS}	77%	60-120
Clase2 vs Clase4	HRV	72%	120-180
	I_{US}	76%	60-120
	I_{DS}	73%	120-180
Clase3 vs Clase4	HRV	65%	120-180
	I_{US}	77%	0-60
	I_{DS}	72%	0-60

Fuente: Autora

6.2.2 Clasificación 2

Para el entrenamiento del clasificador se realiza una comparación múltiple entre todas las clases. La función objetivo del SFS se basa en el índice de clasificación del Acc. Este índice es elegido debido a que se tienen 4 clases a comparar a la vez y el AUC no se puede estimar. La comparación es:

- Clase 1 versus Clase 2 versus Clase 3 versus Clase 4

Al igual que en la Clasificación 1, esta comparación es analizada para los mismos 4 intervalos de tiempo. Para cada uno de estos cálculos, se realiza una reducción de dimensionalidad de características en base a la media del Acc como parámetro de rendimiento del clasificador. Las 24 características utilizadas son las mismas que las detalladas en la Clasificación 1 de este estudio.

La **Tabla 20** presenta los resultados del clasificador entre la Clase 1, Clase 2, Clase 3 y Clase 4. En esta tabla se puede observar de manera general tanto para el análisis de la HRV como para las pendientes de subida y bajada del complejo QRS, un Acc de valor bajo durante todos los intervalos de tiempo con una variación mínima.

Tabla 20.

Resultados del clasificador entre la Clase 1, Clase 2, Clase 3 y Clase 4

Clase1 vs Clase2 vs Clase3 vs Clase4						
	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180	
Análisis del HRV	Media del Acc	0.33	0.28	0.30	0.33	
	SD del Acc	0.06	0.06	0.06	0.06	
	Características seleccionadas		3	13	19	18
			23	1		
		8				

Continúa



Análisis de la pendiente de subida del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del Acc	0.34	0.33	0.32	0.36
SD del Acc	0.06	0.07	0.07	0.07	
Características seleccionadas		14	16	13	3
		24			
		17			

Análisis de la pendiente de bajada del complejo QRS	Duración del Registro en segundos	0-180	0-60	60-120	120-180
	Media del Acc	0.32	0.34	0.32	0.34
SD del Acc	0.06	0.07	0.07	0.06	
Características seleccionadas		12	6	3	7
		9			
		14			
	10				

Fuente: Autora

En la **Tabla 21**, **Tabla 22** y **Tabla 23** se presentan las Matrices de Confusión de los clasificadores de bootstrap para el último minuto del registro. Estas 3 tablas muestran los índices de clasificación para la HRV y las pendientes del complejo QRS, en las que se puede observar que éstos índices son bajos con valores inferiores a 0.5.

En cuanto a la HRV se puede observar en la **Tabla 21**, que existe una tendencia a que las predicciones del clasificador de la Clase 1 sean asignadas a la Clase 1 y 2. Con la Clase 2 existe mayor probabilidad a que sea asignada como Clase 1 y 3. En el caso de la Clase 3 sucede que mayoritariamente es clasificada como Clase 3 y 4. La Clase 4 es la que presenta una mayor probabilidad de ser clasificada como Clase 4.

Tabla 21.

Matriz de Confusión para la HRV durante el último minuto del registro

		Valor real			
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
Predicción del clasificador	Clase 1	12	10	3	4
	Clase 2	10	5	5	9
	Clase 3	7	6	8	8
	Clase 4	2	5	6	16

Acc=0.35

Fuente: Autora

En cuanto a la I_{US} se puede observar en la **Tabla 22**, que existe una tendencia a que las predicciones del clasificador de la Clase 1 sean asignadas a la Clase 1 y 4. Con la Clase 2 existe mayor probabilidad a que sea asignada como Clase 2. En el caso de la Clase 3 sucede que mayoritariamente es clasificada como Clase 3 y 4. La Clase 4 no tiene una tendencia marcada a formar parte de una sola clase, siendo esta la que menor índice de clasificación presenta.

Tabla 22.Matriz de Confusión para la I_{US} durante el último minuto del registro

		Valor real			
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
Predicción del clasificador	Clase 1	10	7	2	7
	Clase 2	2	13	6	5
	Clase 3	4	5	9	8
	Clase 4	8	5	7	6

Acc=0.36

Fuente: Autora

En cuanto a la I_{DS} se puede observar en la **Tabla 23**, que existe una tendencia a que las predicciones del clasificador de la Clase 1 sean asignadas a la Clase 1 y 2. Con la Clase 2 existe mayor probabilidad a que sea asignada como Clase 2. En el caso de la Clase 3 sucede que mayoritariamente es clasificada como Clase 3. La Clase 4 no tiene una tendencia marcada a formar parte de una sola clase, siendo esta la que menor índice de clasificación presenta.

Tabla 23.

Matriz de Confusión para la I_{DS} durante el último minuto del registro

		Valor real			
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
Predicción del clasificador	Clase 1	10	4	6	6
	Clase 2	7	11	4	4
	Clase 3	4	1	14	7
	Clase 4	5	7	8	6

Acc= 0.39

Fuente: Autora

6.3 Validación Ciega

Posterior al diseño y entrenamiento del clasificador y obtenido el subconjunto de características que mejor clasifican a las clases se realizan 2 nuevos registros. Para lo cual se buscan otras dos personas voluntarias para el registro de sus señales cardíacas, bajo el mismo protocolo de estimulación realizado con las 29 personas de la base de datos. Estos 2 registros son utilizados como validación ciega para corroborar la generalización del modelo. Al hablar de validación ciega significa que no intervienen en el entrenamiento del clasificador, sino que en todas las iteraciones son considerados como datos de validación del modelo.

A partir de estos nuevos registros se extraen las series de datos y sus características temporales y frecuenciales. Estas características son proyectadas en el espacio dimensional definidos por el SFS y fKNN diseñados con el Clasificador 2. Para su estudio se consideran los diferentes modelos entrenados a partir de los cuatro tramos descritos anteriormente: para todo el registro y considerando cada uno de los minutos. Además, el análisis de las series de datos extraídas de los nuevos registros se realiza considerando ventanas de estudio de 30 y 60 segundos.

De acuerdo a los índices de clasificación se demuestra que el mejor modelo de entrenamiento es el que considera solamente el último minuto del registro de señales. También muestra que el enventanado de 60 segundos presenta una mejor clasificación respecto al enventanado de 30 segundos en la validación ciega.

Los valores obtenidos muestran que el estudio individual de la HRV, la I_{US} e I_{DS} no aporta información suficiente para permitir una clasificación entre las diferentes clases. Por esta razón se realiza una modificación al Clasificador 2 donde se consideraron 48 características, correspondientes a la unión de las 24 características de la HRV y 24 de las pendientes de subida. De igual manera se entrena el modelo considerando la HRV y las pendientes de bajada. Para ambas combinaciones se hacen uso de los registros de los 26 pacientes analizados en las pendientes del complejo QRS. Se puede observar que la unión de la información aportada por el HRV y las pendientes en conjunto incrementan notablemente el desempeño del clasificador. Siendo la combinación de la HRV con la I_{US} la que presenta mejores resultados.

El fKNN estima los porcentajes de pertenencia de la muestra ciega a cada una de las 4 clases. La **Figura 48** y la **Figura 49** muestran los resultados del clasificador obtenidos con el paciente 1 de validación ciega, al estudiar por separado la HRV y la I_{US} durante el último minuto del registro y con una ventana de 60 segundos.

Además, en estas gráficas se puede observar también que el clasificador no presenta una clara tendencia para la asignación de un estímulo a una clase determinada. Cada estímulo contiene 3 análisis en ventanas de 60 segundos, obteniendo como resultados porcentajes de clasificación muy oscilantes para cada uno sin poder definir una inclinación de comportamiento.

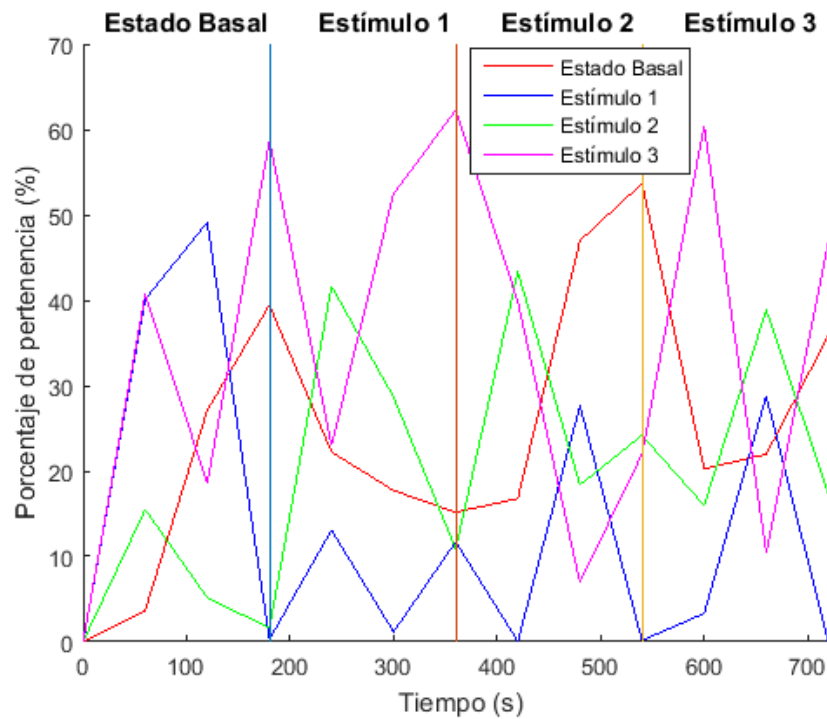


Figura 48. Paciente 1: Respuesta del clasificador para la HRV durante el último minuto del registro (120-180 segundos) de cada estímulo.

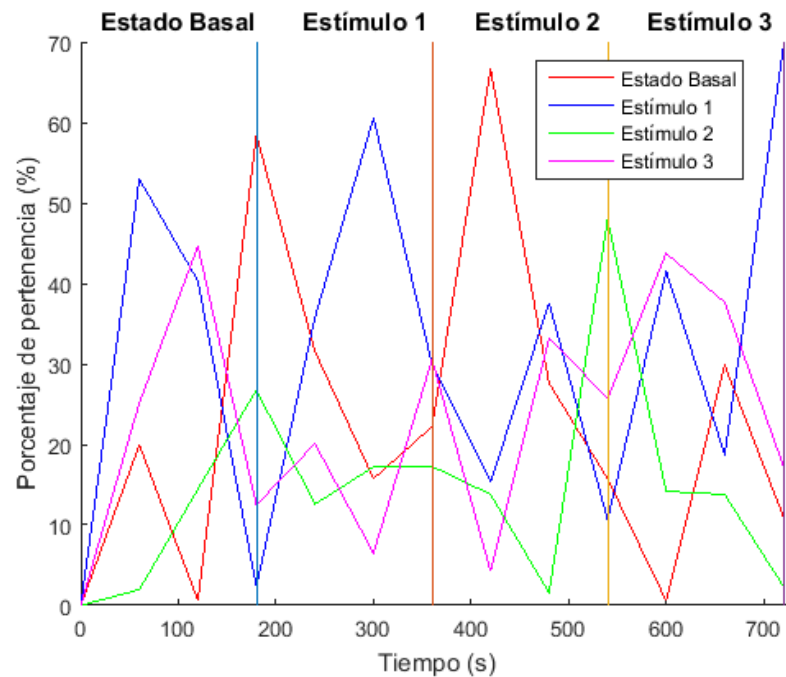


Figura 49. Paciente 1: Respuesta del clasificador para la I_{US} durante el último minuto del registro (120-180 segundos) de cada estímulo.

Al entrenar el clasificador considerando la combinación entre HRV e I_{US} se observa que los índices de clasificación mejoraron, presentando una tendencia de pertenencia a lo largo del tiempo. En la **Figura 50** se presentan las curvas de los porcentajes de clasificación respecto al tiempo para cada una de las clases, tomando en cuenta esta combinación.

En esta figura se puede observar que la naturaleza de esta persona es estar alterado o intranquilo, pues en el estado basal se presencia mayoritariamente el nivel de ira y miedo. Al aplicar el primer estímulo audiovisual estos niveles decaen notablemente mientras que el nivel de tranquilidad se eleva hasta un 44%. Durante el estímulo 2 el nivel de tranquilidad baja a un 16% mientras el nivel de estrés nuevamente se incrementa hasta un 41%. Por último, ante la aplicación del estímulo 3 se observa que el nivel de tranquilidad decrece aún más llegando al 9% y los niveles de estrés y miedo aumentan hasta un 44% y 43% respectivamente.

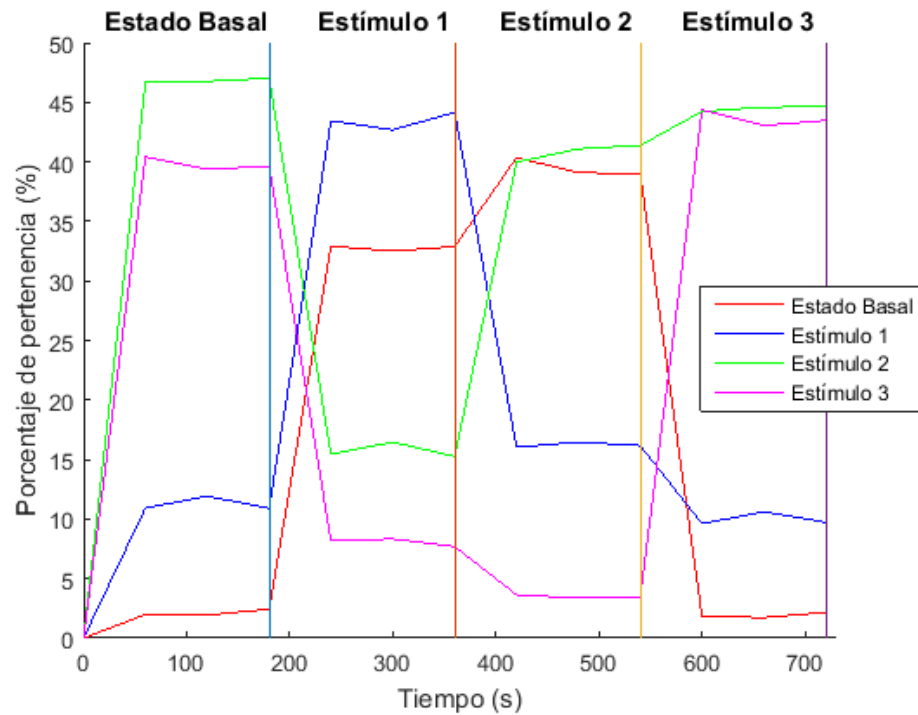


Figura 50. Paciente 1: Clasificador para la combinación entre HRV e I_{US} durante el último minuto del registro (120-180 segundos) de cada estímulo.

La **Figura 51** y la **Figura 52** muestran los resultados del clasificador obtenidos con el paciente 2 de validación ciega, al estudiar por separado la HRV y la I_{US} bajo las mismas condiciones explicadas para el paciente 1. En estas figuras se muestra nuevamente unos resultados que proporcionan poca información y muy oscilantes a lo largo del tiempo.

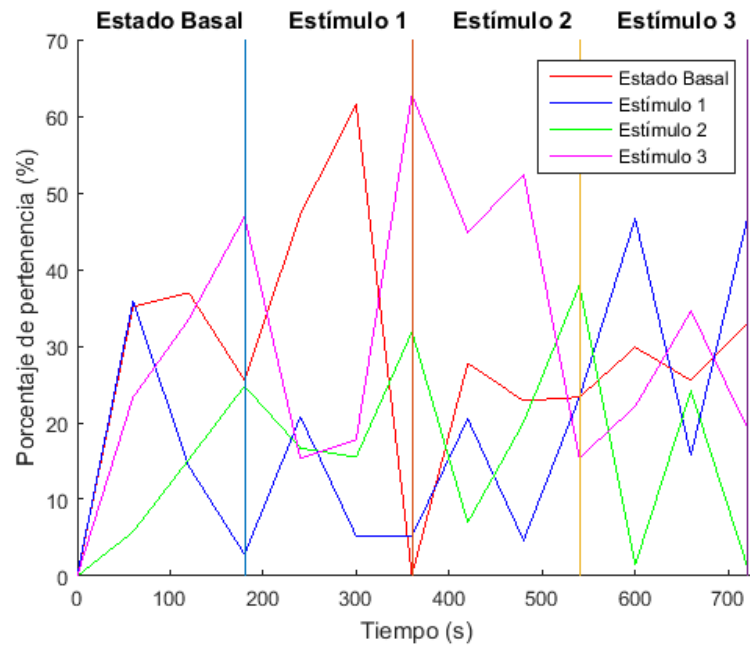


Figura 51. Paciente 2: Respuesta del clasificador para la HRV durante el último minuto del registro (120-180 segundos) de cada estímulo.

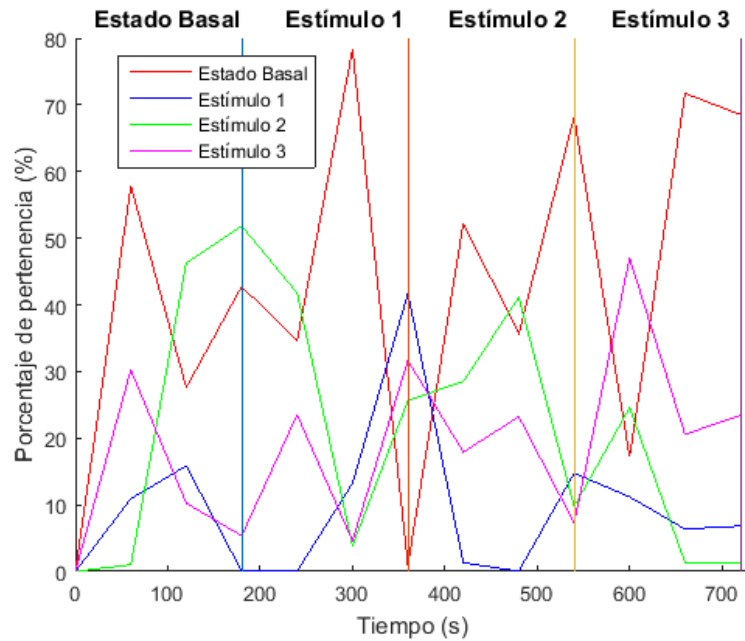


Figura 52. Paciente 2: Respuesta del clasificador para la I_{US} durante el último minuto del registro (120-180 segundos) de cada estímulo

En la **Figura 53** se presentan las curvas de los porcentajes de clasificación respecto al tiempo para cada una de las clases, tomando en cuenta la combinación entre HRV e I_{US} para el paciente 2 de validación ciega. En esta figura se puede observar que el estado basal o normal de la persona es estar tranquilo y relajado. Al aplicar el estímulo 1 continúa prevaleciendo el nivel de tranquilidad con un 37%, mientras que con la inducción de los estímulos 2 y 3 decae notablemente este nivel hasta llegar a un 10% y aumentan considerablemente los niveles de ira y miedo hasta un 46% y 41% respectivamente.

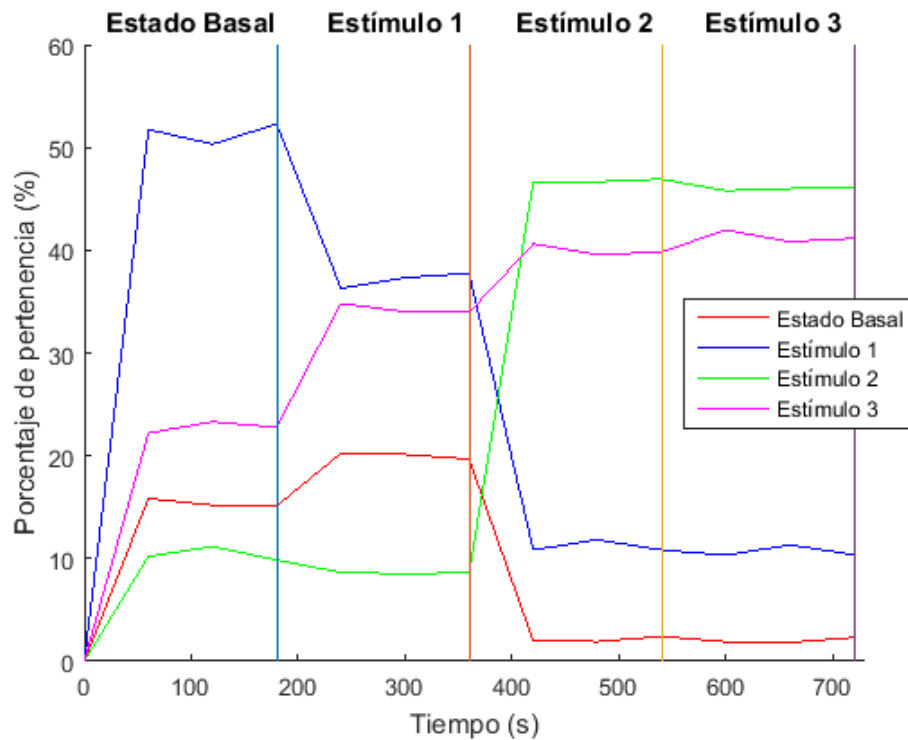


Figura 53. Paciente 2: Clasificador para la combinación entre HRV e I_{US} durante el último minuto del registro (120-180 segundos) de cada estímulo.

CAPÍTULO VII

7. VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS MEDIANTE LA INTERFAZ MATLAB/VREP

7.1 Introducción

En los capítulos anteriores se diseñaron varios modelos de clasificadores para la identificación de emociones frente a estímulos audiovisuales. De estos clasificadores se eligió el mejor, el cual corresponde al entrenado en el último minuto del registro con ventanas de 60 segundos y con la combinación entre la HRV y las pendientes de subida.

En este capítulo se explica el desarrollo en una interfaz hombre-máquina (HMI, del inglés human machine interface) que permite la visualización de las 3 derivaciones ECG, la HRV y las pendientes de subida. En esta interfaz se incorpora el mejor clasificador previamente diseñado, el cual estima los porcentajes de pertenencia de cada estímulo a 4 diferentes emociones. Existen diversas aplicaciones a las que se puede enfocar este estudio, como es el caso de la domótica, aplicaciones eHealth, aplicaciones con robots, etc. Como un ejemplo de lo anteriormente mencionado, se utiliza VREP que es un software simulador de robots virtuales y se lo acopla a este trabajo de investigación. En el cual se programan 3 robots con forma de animales, que actúan de diferentes maneras dependiendo de los porcentajes de pertenencia estimados por el clasificador. El objetivo de VREP es la representación gráfica de los estados de ánimo para resaltarlos de mejor manera.

El procesamiento desarrollado en esta HMI que corresponde al filtrado, cálculo de la HRV y pendiente de subida, así como el cálculo de sus espectrogramas y la clasificación es realizado en modo offline. Para futuras aplicaciones de este estudio se pretende realizar este procedimiento en tiempo real.

7.2 Interfaz Hombre-Máquina

La Interfaz Hombre-Máquina (HMI) es diseñada en MatlabR2015a debido a que todo el pre-procesamiento anteriormente descrito fue realizado en este software y además porque este permite la comunicación con VREP. Se utiliza uno de los registros de validación ciega para la visualización tanto de sus resultados como del comportamiento de los algoritmos de entrenamiento. Este registro es pre-procesado y no interviene en el entrenamiento del clasificador, sino que sirve para la validación del mismo.

Para el diseño de la HMI se toman en cuenta diferentes aspectos como que sea práctica, intuitiva y sencilla para que el usuario previamente capacitado pueda operarla. Antes de su diseño se seleccionan los parámetros considerados como importantes. Estos parámetros son: las 3 derivaciones ECG filtradas y sin línea base, la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) y las pendientes de subida, ambas con sus respectivos espectrogramas. Además, muestra el grado de pertenencia de la segunda derivación de la señal ECG a cada una de las 3 emociones y al estado basal.

En base a esta cantidad de parámetros se distribuye la pantalla como muestra la **Figura 54** en la que se puede observar el resultado final del diseño de la interfaz. En esta figura se observa:

- Sección A: Gráfica de la primera derivación ECG (Amplitud(mV) vs Tiempo (s)).
- Sección B: Gráfica de la segunda derivación ECG (Amplitud(mV) vs Tiempo (s)).
- Sección C: Gráfica de la tercera derivación ECG (Amplitud(mV) vs Tiempo (s)).
- Sección D: Porcentajes de pertenencia a cada emoción estimados por el clasificador.
- Sección E: Botones de la Interfaz. El primero permite poner en ejecución todo el proceso (el ícono verde que presenta el logo de “play”). El segundo botón (ícono azul con un gráfico de interrogante) da acceso a una nueva ventana de ayuda, en la que se explica cada una de las gráficas presentadas y la funcionalidad de la interfaz.

- Sección F: Gráfica de la variabilidad del ritmo cardíaco calculada a partir de la segunda derivación ECG (HRV(1/s) vs Tiempo (s)).
- Sección G: Espectrograma de la variabilidad del ritmo cardíaco.
- Sección H: Gráfica de las pendientes de subida del complejo QRS calculadas a partir de la segunda derivación ECG (I_{U5} (mV/s) vs Tiempo (s)).
- Sección I: Espectrograma de las pendientes de subida del complejo QRS.

Para comenzar la simulación es necesario seleccionar el botón que hace referencia a “play” y automáticamente se observan todas las gráficas como si se estuviera realizando el registro en tiempo real, a excepción de los espectrogramas y el cálculo de porcentaje de pertenencia a cada emoción que son calculados cada 60 segundos.

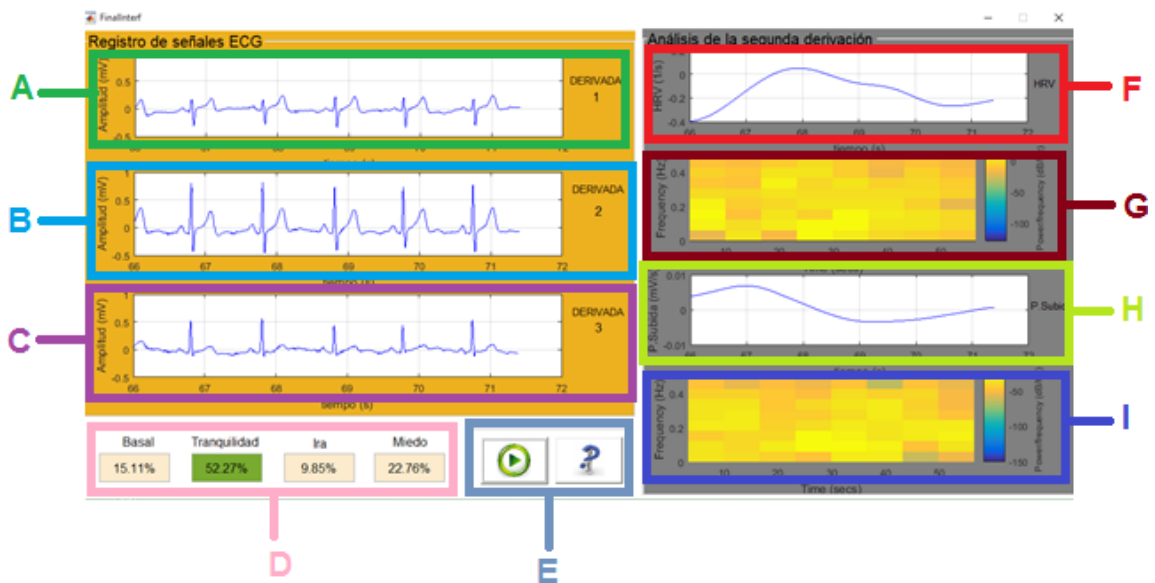


Figura 54. HMI diseñada en MatlabR2015a

Cada 60 segundos que se demora en calcular el porcentaje de pertenencia de la señal de validación ciega a cada una de las emociones, se envían estos datos al simulador VREP. Este software se encarga de traducir estos porcentajes en diferentes movimientos para 3 robots con forma de animal.

7.3 Plataforma de Experimentación de Robots Virtuales

Los porcentajes de pertenencia a cada emoción estimados por el clasificador en la HMI, son enviados desde Matlab hacia VREP. De esta manera se enfoca una aplicación de simulación robótica a este estudio, que servirá como base para futuras investigaciones.

La Plataforma de Experimentación de Robots Virtuales (VREP²⁵) es un simulador de robots con entorno de desarrollo integrado y arquitectura de control distribuida. En esta sus objetos pueden ser controlados individualmente a través de: programas embebidos, un plug-in, un cliente de API remota, un nodo de ROS o a su vez por soluciones personalizadas. Razón por la cual es considerada como una aplicación versátil para simular robots virtuales muy parecidos a los reales. Una de las ventajas de VREP es que permite una programación en distintos lenguajes de programación como C/C++, Matlab, Lua, python, java, Octave o Urbi para simular aspectos de la vida real como simulaciones de automatización de fábricas, monitoreo remoto, etc.

VREP ofrece una diversidad de robots móviles y no móviles, previamente diseñados. Al hablar de robots móviles se hace referencia a que son capaces de trasladarse en el ambiente, mientras que los no móviles únicamente tienen la habilidad de mover sus articulaciones más no de desplazarse. Para este estudio se seleccionan 3 robots móviles de la lista de opciones, los cuales son: un gato nombrado “Robbie”, un hexápodo nombrado “Ant Hexapod” y una serpiente nombrada “Snake”. Estos 3 robots pueden ser observados en la **Figura 55**.

25. VREP: Plataforma de Experimentación de Robots Virtuales, del inglés virtual robot experimentation platform



Figura 55. Robots virtuales escogidos para la simulación en VREP

Estos robots diseñados por Coppelia Robotics, que es la empresa que elaboró a VREP, presentan un código predefinido en Lua que los hace moverse al iniciar la simulación. Sin embargo, estos códigos son modificados para que realicen una actividad específica dependiendo del porcentaje de pertenencia de cada emoción que la interfaz HMI envía a VREP.

Cada uno de estos robots es asignado a una emoción en específico: el gato con la tranquilidad, el hexápodo con la ira y la serpiente con el miedo. Dependiendo del mayor porcentaje de pertenencia que el clasificador entregue a la muestra de validación ciega se activa el robot asociado a dicha emoción. La actividad que cada robot realiza se muestra en la **Tabla 24**.

Tabla 24.
Actividades realizadas por los robots

Robot	Emoción	Descripción
Gato “Robbie”	Tranquilidad	El robot camina hacia adelante de forma normal.
Hexápodo “Ant Hexapod”	Ira	El robot camina hacia adelante realizando movimientos de lado a lado y de adelante hacia atrás.
Serpiente “Snake”	Miedo	El robot se desplaza hacia adelante formando arcos pronunciados con su cuerpo.

Fuente: Autora

El entorno final en VREP sobre el que los 3 robots actúan se puede observar en la **Figura 56**, en la cual constan: el gato, el hexápodo y la serpiente dentro de un ambiente con paredes, las mismas que evitan que éstos robots salgan de la vista durante la simulación.

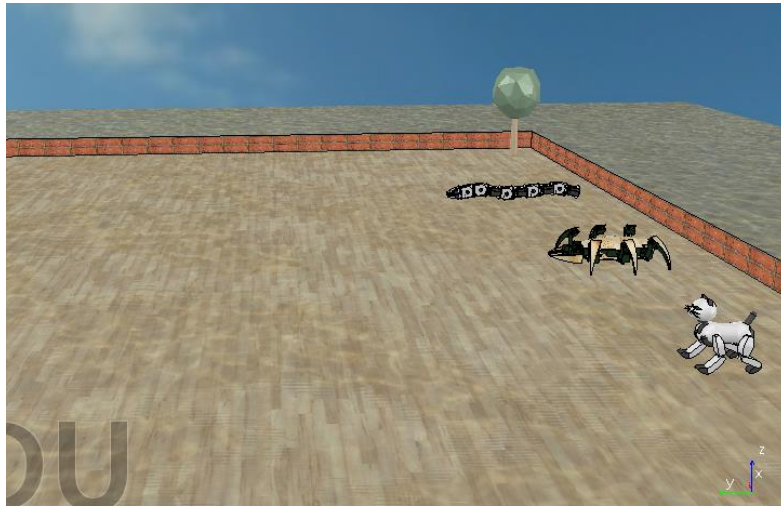


Figura 56. Entorno de VREP para la simulación de 3 robots

CAPÍTULO VIII

8. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

8.1 Sistema de Adquisición de Señales ECG

Se diseñó e implementó un prototipo de electrocardiógrafo denominado ECG_3L para el registro de 3 derivaciones bipolares. El cual comprende: un circuito de protección para el paciente, una etapa de pre-amplificación, una etapa de filtrado, una etapa final de amplificación y una etapa de digitalización.

Con el fin de disminuir el ruido generado por las interferencias en modo común, es necesario la implementación de amplificadores diferenciales con un alto CMRR. Para la etapa de pre-amplificación y la etapa de amplificación final se realizaron pruebas con los amplificadores de instrumentación AD620 e INA128. Estos dos amplificadores fueron seleccionados ya que cumplen con los requisitos de alto CMRR y baja corriente de polarización. El desempeño de ambos fue adecuado sin considerar la etapa de protección. Sin embargo, se utiliza el AD620 debido a que en conjunto con la fase de protección trabaja de mejor manera que el INA128 sin distorsionar el potencial bioeléctrico.

Con la etapa de protección se garantiza seguridad para el paciente al evitar que existan corrientes de descarga hacia el mismo. Esta etapa consiste en aislar la referencia del paciente de la tierra del sistema de medición. Para esta fase se realizaron pruebas en el laboratorio con el OP97FPZ y con el OPA2132. Obteniendo una mejor relación señal a ruido al utilizar el OP97FPZ, razón por la cual fue el circuito integrado escogido.

Los filtros fueron implementados con el amplificador de voltaje LM324. Este circuito integrado presenta un buen desempeño en cuanto al filtrado de las componentes frecuenciales que no aportan información para este estudio. Sin embargo, uno de los principales inconvenientes de este amplificador es que de todo el circuito de adquisición

de señales cardíacas fue el que mayor corriente de polarización necesitaba, ya que cada uno consume 50 mA.

Para la implementación de los filtros analógicos se utiliza un filtro tipo Butterworth debido a que en la banda de paso y de parada presentan una respuesta lineal sin rizado. Estos parámetros son considerados como importantes para esta aplicación, ya que se necesita un filtrado cercano a la frecuencia de interés y que además la señal original no sea distorsionada. Adicionalmente se optó por el uso de una topología Sallen-Key debido a que utiliza menos componentes electrónicos, razón por la cual introduce menos ruido al sistema de medición.

Con la implementación de la etapa de protección en una sola derivación la masa del paciente ya queda establecida. Es decir, al medir cualquier derivación que no sea en la que se encuentre implementada esta etapa, no existirán problemas en el registro ya que la referencia del paciente ya se encuentra acoplada indirectamente en la tierra del sistema de medida. Por lo tanto, las corrientes de polarización pueden circular ya que el circuito del sistema hombre ya se encuentra cerrado. Razón por la cual se concluye que para medir 3 derivaciones bipolares no hace falta armar 3 circuitos de aislamiento para el paciente.

Para la conversión A/D se compararon la STM32F4 Discovery frente al Arduino Mega. Se escogió la STM32F4 Discovery ya que esta posee una frecuencia de reloj de 168 MHz, mientras que la frecuencia de reloj del Arduino Mega es de 16 MHz. Además, la STM32F4 posee una resolución de 12 bits y el Arduino de 10 bits. Por lo tanto, la tarjeta de conversión análogo-digital que presenta una mejor frecuencia de reloj y mejor resolución a nivel de lectura de bits es la STM32F4 Discovery. Sin embargo, a pesar de que esta tarjeta de adquisición es robusta posee una desventaja en cuanto a la lectura de valores negativos. Debido a que la señal ECG presenta valores tanto positivos como negativos, fue desplazada en amplitud con una pila de 1.5 Voltios. De esta forma las señales enviadas a la tarjeta poseían solo valores positivos y menores a 3.3 Voltios que es

el límite. Este desfase fue eliminado en el programa receptor de señales realizado en Matlab/Simulink.

En este trabajo de investigación no se utilizaron todas las potencialidades de la STM32F4 Discovery. Sin embargo, para trabajos futuros sus prestaciones permitirán realizar el procesamiento digital en modo online. Permitiendo embeber en el microcontrolador: los filtros digitales, eliminación del ruido de la línea base, delineado de la onda ECG, cálculo de la HRV y de las pendientes del complejo QRS y extracción de sus características temporales y frecuenciales.

El prototipo final ECG_3L posee un costo total de \$155.66 incluida la tarjeta de adquisición de señales. Este precio puede ser considerado como bajo debido a que el mercado ofrece electrocardiógrafos con características similares sobre los \$ 250. Por lo tanto, se puede decir que cumple uno de los objetivos específicos de este trabajo de investigación.

Para futuras aplicaciones se sugiere reemplazar el LM324 utilizado en la etapa de filtrado por el OP295, OP270 o TL084. Esto es debido a que el LM324 requiere 50 mA como corriente de polarización. Tomando en cuenta que se utilizaron 4 integrados de este tipo, la corriente de polarización necesaria solo para estos es de 200 mA. Mientras que la corriente de polarización de los integrados mencionados anteriormente está en el orden de la uA. Si se desea que este dispositivo sea portátil con el LM324 es necesario la utilización de baterías LIPO.

El registro de señales ECG es muy susceptible a las interferencias generadas por la red de distribución eléctrica. En este prototipo se utilizaron cables normales para la conexión entre los pacientes y el prototipo ECG_3L, teniendo una componente de 60 Hz que fue eliminada tanto por hardware como por software. Por lo que para el registro de señales bioeléctricas se recomienda utilizar cables blindados y entorchados para disminuir las interferencias magnéticas.

Además, de las interferencias generadas por la red de distribución eléctrica, el dispositivo ECG_3L así como la mayoría de electrocardiógrafos es susceptible a interferencias externas al sistema de medición. Estas interferencias pueden ser causadas por el movimiento de los pacientes, movimiento de los electrodos sobre la piel o por la actividad respiratoria. Razón por la cual para futuras investigaciones se propone mejorar este sistema realizando un dispositivo tipo Holter, que permita el monitoreo de señales ECG las 24 horas con el paciente en movimiento.

8.2 Procesamiento Digital de las señales ECG

Los filtros analógicos introducen un desfase en la señal registrada, teniendo su mayor incidencia en las frecuencias superiores a 63 Hz e inferiores a 0.5 Hz. Se disminuyó el ancho de banda para trabajar con un rango de frecuencias de 0.5 Hz hasta 63 Hz. Esta reducción se la hizo a través de filtros digitales con el fin de eliminar el problema de desfase descrito anteriormente. Además, el reducir el ancho de banda no perjudica el estudio de la HRV ni de las pendientes del complejo QRS, ya que a estas frecuencias el complejo QRS de cada ciclo cardíaco no se ve afectado.

Se realizaron pruebas con dos algoritmos diferentes para la detección de los picos principales del complejo QRS. Siendo el método basado en wavelets el que presentó un mejor desempeño. Sin embargo, el algoritmo de Pan Tompkins realiza mejores detecciones que el método basado en wavelets en los casos en que la amplitud de la onda S es mayor que la amplitud de la onda R. Por lo tanto, con el algoritmo de Pan-Tompkins se consiguió aumentar el número de señales válidas para la extracción de las series de datos.

8.3 Clasificación

Las señales ECG fueron caracterizadas a través de la HRV y de las pendientes del complejo QRS por medio de 24 características, de las cuales 2 pertenecen al dominio

temporal y 22 al dominio frecuencial. Estas características reflejaron los cambios producidos en el Sistema Nervioso Autónomo tras la inducción de 3 diferentes estímulos audiovisuales.

Se realizó un análisis de los formularios completados por los pacientes al finalizar el registro de sus señales cardíacas. En este análisis se obtiene que con un 60.47% las personas sintieron calma a través del estímulo audiovisual 1. Para el estímulo 2 indicaron que en un 50% y 31.25% sintieron ansiedad y enojo respectivamente, lo cual puede traducirse a ira. Por último, durante el estímulo 3 señalan que sintieron miedo en un 62.79%. Por lo tanto, los estímulos audiovisuales creados provocaron las emociones esperadas en la mayoría de los 29 sujetos voluntarios.

Con el fin de determinar el tiempo de estimulación en el que se generan cambios del comportamiento cardíaco, se diseñaron clasificadores para diferentes intervalos de tiempo. De estos clasificadores se obtuvo un mejor índice de clasificación al analizar el último minuto del registro, tanto con la HRV como con las pendientes del complejo QRS. Por lo que en términos generales se puede concluir que las variaciones del comportamiento cardíaco incrementan conforme al tiempo de estimulación.

Se sugiere aumentar el tiempo de registro. De esta forma los cambios en el comportamiento cardíaco serían más notorios y se obtendrán mejores resultados. Además, los estímulos audiovisuales deberían contener una trama y no solamente imágenes sucesivas. También se recomienda el uso de tecnología de Virtual Reality para potenciar el estímulo.

Se diseñaron 2 métodos diferentes de clasificación. El primer método permite la comparación uno a uno entre las 4 clases. Mientras que el segundo método permite una comparación múltiple entre las clases. Los resultados del primer método de clasificación muestran porcentajes de pertenencia a las diferentes clases en un intervalo del 65% al 79%. Con este valor se puede decir que los modelos entrenados permiten una correcta

clasificación. En especial al comparar el estado basal con el estímulo audiovisual 4 correspondiente al miedo, en el que se obtuvo una media del AUC de 79% analizando la HRV. Presentando el menor índice de clasificación al comparar el estímulo audiovisual 2 con el estímulo audiovisual 3 que corresponden a la ira y al miedo respectivamente, con un valor de la media del AUC de 65% analizando la HRV. Por lo tanto, se concluye que las emociones que presentan más diferencias en cuanto a sus características son el estado basal y el miedo. Mientras que la ira y el miedo tienen características similares en cuanto a variaciones del comportamiento cardíaco.

Para el segundo método de clasificación en el que se realizó una comparación múltiple entre todas las clases se obtuvieron índices de clasificación bajos, presentando valores de la media de Acc entre 28% y 36%. Sin embargo, se pudo observar que existen tendencias de clasificación correctas considerando que fue un primer acercamiento a este estudio.

Se realizó una validación ciega considerando la HRV y las pendientes del complejo QRS de forma independiente, obteniendo resultados que no aportan información suficiente para permitir una distinción entre clases. Por lo tanto, se consideraron los parámetros de 2 señales de forma simultánea. Al analizar estas 2 señales en conjunto se observó un incremento notable del desempeño del clasificador. Presentando mejores resultados al analizar en conjunto la HRV con la pendiente de subida del complejo QRS. La combinación de las características de estas dos series de datos permite analizar la frecuencia cardíaca y la actividad de la fuerza de bombeo del corazón.

Con el análisis realizado durante este trabajo de investigación se concluye que los estímulos audiovisuales modifican el comportamiento cardíaco de las personas. Estos cambios se pueden observar de mejor manera en el último minuto del tiempo de estimulación al analizar en conjunto las características de la HRV y la pendiente de subida del complejo QRS. Además, al extraer las características de las series de datos cada 60

segundos se consiguió una mejor diferenciación para cada estímulo audiovisual a lo largo del tiempo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alcaine, A., Bailón, R., Romero, D., Pueyo, E., & Laguna, P. (2011). Very-low-frequency modulation of QRS slopes in patients with angina pectoris. *Computing in Cardiology* (págs. 757-760). Zaragoza: ISSN.
- Álvarez, L. (Abril de 2007). Acondicionamiento de Señales Bioeléctricas. Pereira, Colombia.
- Analog Devices. (s.f.). AD620. Obtenido de http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet/analogdevices/105505445AD620_e.pdf
- Analog Devices. (s.f.). AD705J. Obtenido de <http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet/analogdevices/AD705JR.pdf>
- Analog Devices. (s.f.). OP97FPZ. Obtenido de http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet/analogdevices/140679914OP97_d.pdf
- Arcentales, A. (2015). Análisis de la interacción cardíaca y respiratoria en pacientes con cardiomiopatía y pacientes en procesos de extubación. *Institut de Bioenginyeria de Catalunya* (págs. 1-241). Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya.
- Arcentales, A., Caminal, P., Diaz, I., Benito, S., & Giraldo, B. (2015). Classification of patients undergoing weaning from mechanical ventilation using the coherence between heart rate variability and respiratory flow signal. *IOP science* (págs. 1439-1452). Institute of Physics and Engineering in Medicine.
- Arul, V., & Arockiam, L. (2012). MFSPFA: An Enhanced Filter based Feature Selection Algorithm . *International Journal of Computer Applications* (págs. 0975 – 8887). Volume 51– No.12.
- Bard, P. (1934). *On emotional expression after decortication with some remarks on theoretical views*. *Psychol, Rev.*,41.
- Benesty, J., Chen, J., & Huang, Y. (2005). A Generalized MVDR Spectrum. *Signal Processing Letters* (págs. 827-830). IEEE.
- C.1040. (2013). Música a 432Hz. Obtenido de <http://conspiraciones1040.blogspot.com/2014/02/el-por-que-deberias-convertir-tu-musica-a-432-Hz.html>
- Caggioli, M., Ponce, S., Roberti, M., Arévalo, V., & Attellis, C. (2005). Sistema de Adquisición y Análisis de Señales ECG. Buenos Aires: Revista CENIC Ciencias Biológicas.

- Canon, W. (1929). *Bodily changes in pain, hunger, fear and rage*. New York: Apleton - Century - Crofts.
- Castellón, A. (2014). Sistema tonal vs sistema atonal: Reflejo del pensamiento filosófico. *Academic Journal of culture and thought* (págs. 1-7). Revista de pensamiento y cultura.
- Chanel, G., Kierkels, J., Soleymani, M., & Pun, T. (2009). Short-term emotion assessment in a recall paradigm. *International Journal of Human-Computer Studies* , 607-627 .
- Conceptos básicos del sistema cardiovascular*. (s.f.). Obtenido de Anatomía humana: <http://www.anatomiahumana.ucv.cl/efi/modulo24.html>
- Coppelia Robotics. (s.f.). Enabling the Remote API - client side. Obtenido de <http://www.coppeliarobotics.com/helpFiles/en/remoteApiClientSide.htm>
- Coppelia Robotics. (s.f.). Remote API Functions (Matlab). Obtenido de <http://www.coppeliarobotics.com/helpFiles/en/remoteApiFunctionsMatlab.htm#imxStart>
- Coppelia Robotics. (s.f.). Virtual Robot Experimentation Platform. Obtenido de <http://www.coppeliarobotics.com/helpFiles/>
- Cortés, E., Gámez, M., & García, N. (2003). UNA REVISIÓN DE LOS MÉTODOS DE AGREGACIÓN DE CLASIFICADORES. Castilla-La Mancha, España.
- Coughlin, R., & Driscoll, F. (s.f.). *Amplificadores Operacionales y circuitos integrados lineales* (5 ed.). Prentice Hall. Pearson.
- Cuesta, D. (Septiembre de 2001). Estudio de métodos para procesamiento y agrupación de señales electrocardiográfica. (pp.17-63.). (T. D. Valencia, Ed.) Valencia, España.
- Danner, D., Snowdon, D., & Friesen, W. (2001). *Positive emotions in early life and longevity: findings from the nun study*. J Pers Soc Psychol.
- Esther, P., Leif, S., & Laguna, P. (2008). QRS Slopes for Detection and Characterization of Myocardial Ischemia. *Transactions on Biomedical Engineering* (págs. 1-11). IEEE.
- Fawcett, T. (2005). An Introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* (págs. 861-874). Science Direct.
- Fernández, C. (2012). Inducción de emociones en condiciones experimentales: un banco de estímulos audiovisuales. Barcelona, España.

- Gaibor, M. (2014). *El Corazón: aspectos fisiológicos, clínicos y experimentales*. Quito: Editorial Universitaria de la Universidad Central del Ecuador.
- González, M. (8 de 12 de 2014). Reconocimiento de Patrones: Trabajo Final - Reconocimiento de LETRAS.
- González, S. (s.f.). Clasificación Supervisada. Obtenido de laurel.datsi.fi.upm.es/~sgonzalez/downloads/teaching/supervisado.ppt
- Gross, J., & Levenson, R. (1995). Emotion elicitation using films. *Cognition and Emotion*, (págs. 87-108).
- Guyton, & Hall. (2011). *Tratado de fisiología médica* (Vol. Décimosegunda edición). booksmedicos.org.
- Henning, C. (2002). The Principles of Software QRS Detection. *21*, págs. 42-57. IEEE Engineering in Medicine and Biology.
- Hinojosa, A. (13 de 12 de 2012). A. Aramoni (Ed.), Humanismo y pediatría. Las bases psicosociales para la práctica pediátrica, México (Fondo Editorial Nestlé de la Academia Mexicana de Pediatría) 1968, pp. 71-82. Alemania. Obtenido de Opus4: <https://opus4.kobv.de/opus4-Fromm/frontdoor/index/index/docId/12036>
- Hinojosa, S. (2011). Detector de QRS basado en el Algoritmo de Pan y Tompkins.
- Jain, A., Duin, R. P., & Mao, J. (2000). Statistical Pattern Recognition: A review. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (págs. 4-37).
- James, W. (1884). *What is an emotion?* Mind,9.
- Jané, R. (s.f.). Detección de eventos en las señales biomédicas. (págs. 19-23). Barcelona: Grup de Recerca de Senyals i Sistemes Biomèdics, Dep. Enginyeria de Sistemes, Automàtica i Informàtica Industrial, Institut de Bioenginyeria de Catalunya (IBEC), Universitat Politècnica de Catalunya.
- Jané, R. (s.f.). Señales Biomédicas: nivel celular y de superficie. (págs. 3-11). Barcelona: Grup de Recerca de Senyals i Sistemes Biomèdics, Dep. Enginyeria de Sistemes, Automàtica i Informàtica Industrial, Institut de Bioenginyeria de Catalunya (IBEC), Universitat Politècnica de Catalunya.
- Kim, K., Bang, S., & Kim, S. (2004). *Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals*. Medical & Biological Engineering & Computing, Korea del Sur. Obtenido de <http://link.springer.com/article/10.1007/BF02344719#page-1>

- Lara, I. (02 de 04 de 2015). *MAXCDN*. Obtenido de Los efectos de la música en nuestro cuerpo según la ciencia: <http://hipertextual.com/2015/04/musica-y-cuerpo-humano>
- Lench, H., Flores, S., & Bench, S. (2011). *Discrete emotions predict changes in cognition, judgment, experience, behavior, and physiology: a meta-analysis of experimental emotion elicitation*s. *Psychological Bulletin*.
- Levenson, R. (1992). *Autonomic Nervous System Differences among Emotions* (1 ed., Vol. 3). *Psychological Science*.
- López, R. (2013). Reconocimiento de Patrones-Biomedicina. Obtenido de http://oa.upm.es/21278/1/PFC_RAUL_LOPEZ_MILLAN.pdf
- Martínez, J., Almeida, R., Olmos, S., Rocha, A., & Laguna, P. (2014). A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases. *IEEE transactions on biomedical engineering*, (págs. 570-581, vol. 51).
- Martínez, M., Gómez, A., Serrano, A., Villa, J., & Gómez, J. (2010). *Universitat de Valencia*. Obtenido de Open Course Ware: http://ocw.uv.es/ingenieria-y-arquitectura/filtros-digitales/tema_2._revision_de_los_tipos_de_filtros_analogicos_mas_comunes.pdf
- Medeia QHRV Assessment. (s.f.). Base Fisiológica De La HRV. Obtenido de http://www.qhrv.es/dt_hrv1_sp.htm
- Pan, J., & Tompkins, W. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *Transactions on Biomedical Engineering* (págs. 230-236). IEEE.
- Philippot, P. (1993). Inducing and assessing differentiated emotion-feeling states in laboratory. *Cognition and emotion*, (págs. 171-193).
- Picard, R. (s.f.). *Affective Computing*. Londres: M.I.T Media Laboratory Perceptual Computing. Obtenido de <http://affect.media.mit.edu/pdfs/95.picard.pdf>
- Picard, R., Vyzas, E., & Healey, J. (2001). Toward machine Emotional intelligence: Analysis of affective Physiological State. (págs. 1176-1189). IEEE. Obtenido de <http://vismod.media.mit.edu/tech-reports/TR-536.pdf>
- Pilar, M., & Laguna, P. (s.f.). Cancelación de variaciones de línea base en el ECG: Estudio comparativo de diferentes técnicas. Zaragoza: Grupo de Tecnologías de Comunicaciones. Dep. Ing. Electrónica y Comunicaciones.
- Rodríguez, J., González, I., Mata, J., & Vila, J. (2013). Mecanismos simpáticos de la respuesta cardíaca de defensa. *Anuario de Psicología Clínica y de la Salud*, (págs. 61-63).

- Rodríguez, O. (s.f.). *Aprendizaje Supervisado K - Vecinos más cercanos Knn-Method*. Obtenido de http://www.oldemarrodriguez.com/yahoo_site_admin/assets/docs/Presentaci%C3%B3n_-_KNN.20085205.pdf
- Scherer, K. (2000). Psychological models of emotion. (págs. 137-162). New York: Oxford University Press: *The Neuropsychology of Emotion*.
- Selig, F., Tonolli, E., Campos, É., & Fernandes, M. (2011). Variabilidad de la frecuencia cardíaca en neonatos prematuros y de término. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*.
- Sinha, R., Lovallo, W., & Parsons, O. (15 de 01 de 2015). Cardiovascular Differentiation of Emotions. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/21654005_Cardiovascular_differentiation_of_emotions
- Sokolava, M., Japkowicks, N., & Szpakowics, S. (s.f.). Beyond Accuracy, F-score and ROC: a Family of Discriminant Measures for Performance Evaluation. *Proceeding AI'06 Proceedings of the 19th Australian joint conference on Artificial Intelligence: advances in Artificial Intelligence*, (págs. 1015-1021). Ottawa.
- Sörnmo, L., & Laguna, P. (2005). *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications* (Vol. Primera edición). Zaragoza: Elsevier Academic Press.
- St STM32F4 Discovery. (09 de Noviembre de 2012). Obtenido de http://www.disca.upv.es/aperles/arm_cortex_m3/curset/guia_iniciacion_STM32F4_discovery.pdf
- Sugita, N., Yoshizawa, M., Abe, M., Akira, T., Chiba, S., Yambe, T., & Nitta, S. (2007). *Evaluation of Adaptation to Visually Induced Motion Sickness by Using Physiological Index Associated with Baroreflex Function*. Lyon: IEEE.
- Suk, H.-J., & Irtel, H. (5 de 9 de 2008). Emotional Response to Color Across. Mannheim, Alemania. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/227532304_Emotional_response_to_color_across_media
- Tapia, J. (2002). *Anatomía Humana: Fisiología e Higiene Generalidades*. Quito: Editora Panorama.
- Task Force. (1996). Heart Rate Variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *European Heart Journal* (págs. 354-381). Task Force of the European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology.

- Texas Instruments. (s.f.). INA128. Obtenido de <http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet/texasinstruments/ina128.pdf>
- Texas Instruments. (s.f.). OPA2132PA. Obtenido de http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet_pdf/burr-brown/OPA132P_to_OPA4132UA.pdf
- Thakor, N., Webster, J., & Tompkins, W. (1984). "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. *31*, págs. 702-706. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*.
- Vidal, C., & Rojas, V. (2010). Diseño e implementación de un sistema electrocardiográfico digital. *55*, págs. 99-107. Antioquia: Rev. Fac. Ing. Univ. Antioquia.
- Wang, C., & Wang, F. (2009). An emotional analysis method based on heart rate variability. *International Conference on Biomedical and Health Informatis (BHI 2012)* (págs. 2-7). IEEE.
- Wang, S., Liu, C.-L., & Zheng, L. (2007). FEATURE SELECTION BY COMBINING FISHER CRITERION AND PRINCIPAL FEATURE ANALYSIS . *Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, (págs. 19-22). Hong-Kong.
- Wu, M.-H., Wang, C.-J., Yang, Y.-K., Wang, J.-S., & Chung, P.-C. (s.f.). *Emotional Quality Level Recognition Based on HRV*. IEEE.
- Zong, C., & Chetouani, M. (2009). Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition. *Ajman* (págs. 334 - 339). IEEE.