



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 INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA,
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TEMA: MODIFICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE UN
ROBOT SIMULADO EN RESPUESTA A LOS ESTADOS DE
ÁNIMO DE SUJETOS SANOS EN BASE AL ANÁLISIS DEL
ACOPLE CARDIORRESPIRATORIO.**

AUTOR: OSCULLO NARANJO, LORENA SAMANTHA

DIRECTOR: ING. ARCENTALES VITERI, ANDRÉS RICARDO

PHD.

Sangolquí

2018



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN
Y CONTROL

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, “**MODIFICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE UN ROBOT SIMULADO EN RESPUESTA A LOS ESTADOS DE ÁNIMO DE SUJETOS SANOS EN BASE AL ANÁLISIS DEL ACOUPLE CARDIORRESPIRATORIO**” realizado por la señorita **OSCULLO NARANJO LORENA SAMANTHA**, 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 **OSCULLO NARANJO LORENA SAMANTHA** para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 24 de enero del 2018

Ing. Andrés Ricardo Arcentales Viteri PhD.

Director



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN
Y CONTROL

AUTORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, OSCULLO NARANJO LORENA SAMANTHA, con cédula de identidad N° 1718640426, declaro que este trabajo de titulación “MODIFICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE UN ROBOT SIMULADO EN RESPUESTA A LOS ESTADOS DE ÁNIMO DE SUJETOS SANOS EN BASE AL ANÁLISIS DEL ACOUPLE CARDIORRESPIRATORIO” 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, 24 de enero del 2018

Lorena Samantha Oscullo Naranjo.

CC: 1718640426



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN
Y CONTROL

AUTORIZACIÓN

Yo, **OSCULLO NARANJO LORENA SAMANTHA**, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución la presente trabajo de titulación **“MODIFICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE UN ROBOT SIMULADO EN RESPUESTA A LOS ESTADOS DE ÁNIMO DE SUJETOS SANOS EN BASE AL ANÁLISIS DEL ACOPLE CARDIORRESPIRATORIO”** cuyo contenido, ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 24 de enero del 2018

Lorena Samantha Oscullo Naranjo.

CC: 1718640426

DEDICATORIA

Este proyecto quiero dedicarlo a Dios por permitirme cumplir una meta en mi formación profesional por haberme guiado en mis pasos y decisiones durante toda mi vida.

A mi madre Carmen, por ser mi pilar para continuar cuando más lo necesitaba, por la confianza que me brindo y acompañarme en los buenos y malos momentos al darme su amor incondicional, y por ser el ejemplo de mujer valiente y humilde que siempre he admirado.

A mi padre Jaime, por estar siempre junto a mí y darme sus palabras de aliento cada vez que lo necesitaba, por ser mi apoyo y ejemplo durante toda mi vida y enseñarme a primero pedir a Dios y confiar en su sabiduría.

A mis hermanos Cristina y Daniel, por acompañarme, guiarme y cuidarme siempre desde que era pequeña, porque son los mejores hermanos mayores y los que admiro y quiero mucho.

A Didier, por ser mi novio, compañero y amigo que cada día me llena de amor desde que llego a mi vida y por compartir mis logros.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por bendecirme cada día con mi familia y amigos con los que comparto la alegría de cumplir esta meta profesional.

A mi familia, porque gracias a ustedes que nunca me dejaron sola, me dieron esas palabras de aliento, me sacaron sonrisas, secaron las lágrimas y me inculcaron el respeto y sobre todo amor a Dios. Les quiero mucho.

A mi novio, Didier, por haber compartido este tiempo junto, en el que aprendimos y nos apoyamos en la carrera. Gracias por estar a mi lado.

Gracias a mis amigos del Colegio y de la Universidad con los que compartí esta experiencia universitaria, porque con cada uno compartimos momentos de alegría, triunfos y fracasos.

Un agradecimiento especial al Doctor Andrés Arcentales, por las enseñanzas, respaldo, guía, y apoyo que me brindo durante el desarrollo de esta tesis.

Por último, un agradecimiento a aquellos voluntarios que colaboraron con la creación de la base de datos de este proyecto.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN	ii
AUTORIA DE RESPONSABILIDAD	iii
AUTORIZACIÓN	iv
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTOS	vi
ÍNDICE DE CONTENIDOS	vii
ÍNDICE DE TABLAS	xi
ÍNDICE DE FIGURAS	xiii
RESUMEN	xvii
ABSTRACT	xviii
CAPITULO I	1
INTRODUCCIÓN	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Justificación e Importancia	3
1.3. Alcance Del Proyecto	4
1.4. Objetivos	5
1.4.1. Objetivo General	5
1.4.2. Objetivos Específicos	5
1.5. Organización de la Tesis	6
CAPITULO II	8
ESTADO DEL ARTE	8
2.1. Introducción	8
2.2. Sistema cardiovascular	8
2.2.1. Fisiología del sistema cardiovascular	9
2.2.2. Actividad eléctrica del corazón	12
2.2.4. Registro de la señal cardiaca	15
2.2.4. Series de temporales de la onda ECG	16
2.3. Sistema respiratorio	18
2.3.1. Fisiología del sistema respiratorio	18

2.3.2.	Ventilación pulmonar	19
2.3.3.	Registro de señales del sistema respiratorio	21
2.4.	Acople cardiorrespiratorio	21
2.5.	Respuesta fisiológica a estímulos audiovisuales	25
2.6.	Métodos de estimulación emocional	27

CAPITULO III

SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES

CARDIORRESPIRATORIAS.

3.1.	Introducción.....	29
3.2.	Sistema de adquisición CRAS	30
3.3.	Tarjeta de Adquisición de señales	32
3.4.	Módulo de adquisición de señales electrocardiográficas.....	37
3.5.	Módulo de adquisición de flujo respiratorio.....	56

CAPITULO IV

ADQUISICIÓN Y CARACTERIZACIÓN DE LA BASE DE DATOS

4.1.	Registro de señales cardiorrespiratorias de sujetos sometidos a estímulos audiovisuales	73
4.1.1.	Estímulos audiovisuales	73
4.1.2.	Protocolo de estimulación	75
4.1.3.	Creación de la base de datos	77
4.1.4.	Análisis estadístico.....	78
4.2.	Extracción de las características de la señal ECG.....	79
4.2.1.	Acondicionamiento de la onda ECG.....	80
4.2.2.	Delineación de la onda ECG	81
4.2.3.	Cálculo de la variabilidad del ritmo cardíaco	85
4.2.4.	Cálculo de las pendientes del complejo QRS	86
4.2.5.	Análisis espectral	88
4.2.6.	Características temporales y espectrales de las series temporales de la señal ECG.....	91
4.3.	Extracción de las características de las señales de FLW	92

4.3.1.	Acondicionamiento de las señales FLW	93
4.3.2.	Señal de flujo respiratorio promedio	93
4.3.3.	Análisis espectral	94
4.3.4.	Características temporales y espectrales de FLW	95
4.4.	Estimación espectral del acople cardiorrespiratorio	95
4.4.1.	Análisis estadístico	99
CAPITULO V		103
DISEÑO DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ESTADOS		
EMOCIONALES		103
5.1.	Introducción	103
5.2.	Reducción de dimensionalidad PCA	105
5.3.	Métodos de clasificación.....	106
5.3.1.	Clasificador fuzzy KNN.....	106
5.3.2.	Clasificador SVM	108
5.4.	Medidas de evaluación.....	114
5.5.	Métodos de validación	117
5.6.	Diseño de los clasificadores	118
5.6.1.	Clasificador PCA-fKNN.....	120
5.6.2.	Clasificador SVM	123
5.7.	Validación Ciega.....	127
CAPITULO VI		132
SISTEMA DE DETECCIÓN DE ESTRÉS		132
6.1.	Introducción	132
6.2.	Interfaz Humano Máquina	134
6.3.	Plataforma de Experimentación de Robots Virtuales – VREP	140
CAPITULO VII.....		142
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES		142
7.1.	Sistema de Adquisición CRAS	142
7.2.	Base de datos.....	143

7.3.	Procesamiento digital de las señales ECG y FLW	144
7.4.	Caracterización del acople cardiorrespiratorio	145
7.5.	Clasificación.....	148
7.6.	Sistema de identificación de estrés	149
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	150
	ANEXOS	161

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Comparación entre tarjetas de adquisición.....	33
Tabla 2.	Características de diseño del filtro digital pasa banda para la señal ECG.....	52
Tabla 3.	Parámetros de diseño del filtro digital rechaza banda.....	54
Tabla 4.	Parámetros de diseño del filtro digital pasa bajo para la señal FLW.....	70
Tabla 5.	Señales ECG y FLW registradas en la base de datos EmotionSense II.....	77
Tabla 6.	Características de diseño de los filtros digitales para el análisis de las series de datos de la señal ECG.....	86
Tabla 7.	Descripción de parámetro temporales extraídos de la señales.....	91
Tabla 8.	Descripción de los parámetros frecuenciales extraídos de las señales.....	92
Tabla 9.	Señales de estudio para el análisis espectral.....	96
Tabla 10.	Valor medio e intervalos de confianza al 95%(IC) de los parámetros extraídos de las series de los sujetos en estado de basal y de estrés, que presentan las mejores diferencias estadísticamente significativas (p-valor).....	100
Tabla 11.	Valor medio e intervalos de confianza al 95%(IC) de los parámetros espectrales para los sujetos en estado de basal y de tranquilidad, que presentan las mejores diferencias estadísticamente significativas (p-valor).....	101
Tabla 12.	Valor medio e intervalos de confianza al 95%(IC) de los parámetros espectrales para los sujetos en estado de estrés y de tranquilidad, que presentan las mejor diferencias estadísticamente significativas (p-valor).....	102
Tabla 13.	Matriz de Confusión.....	115
Tabla 14.	Espacios dimensionales para el diseño de los clasificadores.....	118
Tabla 15.	Resumen de los modelos generados del clasificador PCA-FKNN para la clase 1 vs clase 2.....	121
Tabla 16.	Resumen de los modelos generados del clasificador PCA-FKNN para la clase 2 vs clase 3.....	122

Tabla 17. Resumen de los modelos generados del clasificador SVM para la clase 1 vs clase 2.....	125
Tabla 18. Resumen de los modelos generados del clasificador SVM para la clase 2 vs clase 3.....	126
Tabla 19. Parámetros de los modelos de clasificación seleccionados.....	128
Tabla 20. Colores utilizados en la interfaz HMI.....	138

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Estructura del corazón y trayecto del flujo sanguíneo.	10
Figura 2.	Esquema general de la circulación sanguínea.	11
Figura 3.	Sistema de estimulación rítmica del corazón.	13
Figura 4.	Electrocardiograma normal.	14
Figura 5.	Relación de la fisiológica del corazón y el registro ECG.	14
Figura 6.	Ubicación de electrodos para el registro de 3 derivaciones bipolares.	15
Figura 7.	Pendientes de subida (IUS) y bajada (IDS) ajustadas al complejo QRS	18
Figura 8.	Esquema de los órganos respiratorios.	19
Figura 9.	Cambios de caja torácica durante la espiración y la inspiración.	20
Figura 10.	Cambios de presión durante las fases del ciclo respiratorio.	20
Figura 11.	Esquema del sistema de control de la interacción cardiorrespiratoria. ...	23
Figura 12.	Esquema del sistema control del sistema cardiorrespiratorio en sujetos con respiración periódica.	24
Figura 13.	Diagrama de bloques para el sistema de adquisición de señales cardiorrespiratorias.	29
Figura 14.	Diagrama de bloques del sistema CRAS.	31
Figura 15.	Ubicación de módulos del sistema CRAS	32
Figura 16.	STM32F407 Discovery.	34
Figura 17.	Aplicación de filtrado digital online.	37
Figura 18.	Electrodo superficial Ag/AgCl	38
Figura 19.	Diagrama de bloques del módulo ECG para la adquisición de la segunda derivación bipolar del sistema CRAS.	39
Figura 20.	Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica ECG.	39
Figura 21.	Circuito ECG recomendado por el fabricante Texas Instrument.	42
Figura 22.	Etapa de pre amplificación del sistema ECG.	43
Figura 23.	Etapa de protección del sistema ECG.	44
Figura 24.	Etapa de amplificación con ganancia variable.	47
Figura 25.	Etapa de inclusión de voltaje offset y acople de impedancias.	49

Figura 26.	Esquema de hardware para el sistema de adquisición de ECG.	50
Figura 27.	Respuesta en magnitud del filtro digital pasa banda	53
Figura 28.	Respuesta en fase del filtro digital pasa banda	53
Figura 29.	Respuesta en magnitud del filtro digital rechaza banda	54
Figura 30.	Respuesta en fase del filtro digital rechaza banda	55
Figura 31.	Modelo embebido en la tarjeta STM32047 para el procesamiento digital de la señal ECG.	55
Figura 32.	Señales ECG obtenida con el sistema CRAS. a) Sin filtros, b) Filtrada digitalmente	56
Figura 33.	Diagrama de bloques del módulo FLW del sistema CRAS para la adquisición del flujo respiratorio nasal.....	57
Figura 34.	Sensor LM35 a) Encapsulado, b) Diagrama de bloques funcional.	58
Figura 35.	Sensor Digital DS18B20: a) Encapsulado, b) Diagrama de bloques funcional.	59
Figura 36.	Formato de registro de temperatura del sensor DS18B20.	60
Figura 37.	a) Termistor NTC 10K y b) Respuesta de la variación de resistencia vs Temperatura de un termistor NTC.....	61
Figura 38.	Comparación de señales obtenidas con los sensores de temperatura: a) Termistor, b) LM35 y c) DB18B20	62
Figura 39.	Comparación de espectros de potencia de los sensores de temperatura: Termistor, LM35 y DB18B20.....	63
Figura 40.	Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento del módulo FLW.	65
Figura 41.	Fase de conversión de temperatura a voltaje.	66
Figura 42.	Esquema para la adquisición de una señal del flujo respiratorio.....	67
Figura 43.	Señales obtenidas con los termistores correspondientes a la variación de temperatura del aire durante la respiración.....	67
Figura 44.	Respuesta en magnitud del filtro digital paso bajo	70
Figura 45.	Respuesta en fase del filtro digital paso bajo.....	71
Figura 46.	Modelo embebido en la tarjeta STM32047 correspondiente al procesamiento digital de la señal FLW.....	71
Figura 47.	Señal de flujo respiratorio promedio obtenida con el sistema CRAS. ..	72

Figura 48.	Capturas de pantalla de los estímulos audiovisuales.	74
Figura 49.	Diagrama de bloques para la extracción de características espectrales y temporales de la onda ECG.	79
Figura 50.	a) Señal ECG “cruda” y b) Señal ECG filtrada digitalmente <i>offline</i>	81
Figura 51.	Bloques del algoritmo de Algoritmo de Pan-Tompkins.	82
Figura 52.	Resultados obtenidos al aplicar los filtros del Algoritmo de Pan-Tompkins a una señal ECG registrada	84
Figura 53.	Detección de picos de ondas Q, R y S mediante Algoritmo de Pan-Tompkins para una señal ECG registrada.	85
Figura 54.	Variabilidad del ritmo cardiaco obtenido de una señal ECG registrada de un sujeto.	86
Figura 55.	Pendientes de subida IUS y bajada IDS del complejo QRS de la señal ECG de un registro.	87
Figura 56.	Series <i>IUS</i> obtenidas de una señal ECG registrada.	87
Figura 57.	Series <i>IDS</i> obtenidas de una señal ECG registrada	88
Figura 58.	Comparación de estimación espectral entre el método MVDR y el periodograma de Welch para la señal HRV.	91
Figura 59.	Diagrama de bloques para la extracción de características espectrales y temporales de la señal de FLW.	93
Figura 60.	Flujo respiratorio promedio de un sujeto.	94
Figura 61.	Comparación de estimación espectral entre el método MVDR y el Periodograma de Welch para la señal promedio de respiración. ...	95
Figura 62.	Estimación espectral de las señales y parámetros extraídos de la señal (HRV), la señal de FLW y la MSC entre las señales.	96
Figura 63.	MSC y CPSD entre el flujo respiratorio FLW vs las series temporales obtenidas de la señal ECG de un sujeto.	97
Figura 64.	Estimación espectral con CPSD entre las señales FLW y las series temporales obtenidas de la señal ECG de un ... sujeto ante diferentes estados emocionales.	98
Figura 65.	Estimación espectral con MSC entre las señales FLW y las series temporales obtenidas de la señal ECG de un .. sujeto ante diferentes estados emocionales.	98

Figura 66.	Modelo del método utilizado para el reconocimiento de patrones.	104
Figura 67.	Ejemplo de aplicación del algoritmo KNN	107
Figura 68.	Clasificación de dos clases linealmente separables.	109
Figura 69.	Clasificación de dos clases linealmente no separables	111
Figura 70.	Límite de decisión no lineal de SVM.	113
Figura 71.	Curva ROC de un clasificador binario.....	116
Figura 72.	Modelo estadístico para el reconocimiento de patrones.	120
Figura 73.	Modelo para el reconocimiento de patrones SVM	123
Figura 74.	Respuesta de los modelos de clasificación PCA-fKNN	
	a través del procesamiento <i>online</i> de un sujeto sometido	
	a los dos estímulos audiovisuales.....	128
Figura 75.	Respuesta de los modelos de clasificación SVM	
	a través del procesamiento <i>online</i> de un sujeto sometido	
	a los dos estímulos audiovisuales.....	129
Figura 76.	Respuesta de los modelos de clasificación PCA-fKNN.....	
	a través del procesamiento <i>online</i> de un sujeto sometido	
	al estímulo de tranquilidad.	130
Figura 77.	Respuesta de los modelos de clasificación SVM	
	a través del procesamiento <i>online</i> de un sujeto sometido	
	al estímulo de tranquilidad.	131
Figura 78.	Elementos del sistema de detección <i>online</i> de estrés.....	132
Figura 79.	Diagrama de bloques del sistema de detección <i>online</i> de estrés.	134
Figura 80.	Diseño esquemático de la pantalla principal del interfaz HMI.....	137
Figura 81.	Diseño esquemático de la pantalla de análisis <i>online</i>	
	de la interfaz HMI.	137
Figura 82.	Diseño esquemático de la pantalla ayuda de la interfaz HMI.	138
Figura 83.	Pantalla Principal del sistema de detección de estrés.	139
Figura 84.	Pantalla de análisis <i>online</i> del sistema de detección de estrés.....	139
Figura 85.	Pantalla de ayuda del sistema de detección de estrés.	140
Figura 86.	Robot virtual NAO disponible en VREP.....	141
Figura 87.	Escenarios virtuales para la simulación en VREP	
	para la representación de emociones. a) Tranquilidad y b) Estrés.	141

RESUMEN

Las emociones humanas son estados mentales que están vinculados a diferentes estímulos internos o externos. Estos estados producen algunos cambios fisiológicos. La ansiedad o el estrés pueden producir el aumento de la contracción ventricular o la frecuencia respiratoria. El objetivo de la presente investigación es el desarrollo de un sistema automático en tiempo real que permita la detección del nivel de estrés a través del análisis del acople cardiorrespiratorio de sujetos sometidos a estímulos audiovisuales. El estudio se divide en diferentes etapas: diseño e implementación de un sistema para la adquisición de las señales electrocardiográficas (ECG) y de flujo respiratorio (FLW); registro de señales cardiorrespiratorias para la creación de una base de datos; procesamiento digital de las señales; estimación de series de datos tales como la variabilidad del corazón, las pendientes del complejo QRS y el FLW promedio; extracción de las principales características de las series de datos estimadas; y el diseño de un clasificador PCA-fKNN y un clasificador SVM para la clasificación de las emociones. Se realizó una validación ciega para probar los modelos de clasificación obtenidos durante el entrenamiento de ambos clasificadores. Los mejores resultados de clasificación se obtuvieron con el análisis de las características de la magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC) de la señal respiratoria y la pendiente de subida del complejo QRS con índices de AUC de 75-97% con el clasificador PCA-fKNN, y AUC de 70-93% con el clasificador SVM.

Palabras Clave

- **ACOPLE CARDIORRESPIRATORIO**
- **CLASIFICADOR PCA Y FUZZY KNN**
- **CLASIFICADOR SVM**
- **HMI**
- **ANÁLISIS ESTADÍSTICO MANN-WHITNEY**

ABSTRACT

Human emotion are mental states that are linked to different internal or external stimuli. Those states produce some physiological changes that could affect the mental and physical health. Anxiety or stress could produce that the increased of the ventricular contraction or breathing rate. The aim of the present investigation is development of an automatic real-time system that allows the detection of the level of stress through the analysis of cardiorespiratory coupling of subjects submitted to audiovisual stimuli. The study is divided into different stages: the design and implementation of a system for the acquisition of the electrocardiographic (ECG) and breathing flow (FLW) signals; registry of cardiorespiratory signals to create a database; digital signal processing; estimation of series of data such as heart variability, the slopes of the QRS complex and the average FLW; extracted of the main characteristics of the time series; and design of a PCA-fKNN classifier and an SVM classifier for the classification of emotions. A blind validation was made to test classifications' models obtained during the training of both classifiers. The best classification results were obtained with the analysis of the characteristics of the magnitude squared coherence (MSC) of the respiratory signal and the slope of the QRS complex with indexes of AUC of 75-97% with the classifier PCA- fKNN, and AUC of 70-93% with the SVM classifier.

Keywords:

- **CARDIORESPIRATORY COUPLING**
- **PCA -FUZZY KNN CLASSIFIER**
- **SVM CLASSIFIER**
- **HMI**
- **MANN-WHITNEY STATISTICAL ANALYSIS**

CAPITULO I

INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

Las reacciones psicofisiológicas o emociones son respuestas primitivas de los seres humanos, que les permite adaptarse ante una situación que pudiese causar un efecto negativo o un desequilibrio en el organismo, de manera que las emociones preparan al sujeto ante una determinada situación (La neurobiología actual, 2011). Estas situaciones ambientales y sociales influyen en el estado emocional de las personas aumentando sus niveles de estrés, por lo que las competencias del sistema inmunológico se ven afectadas (Castro & Edo, 1994).

La depresión, ansiedad y estrés puede provocar una disminución de la respuesta de linfocitos ante diferentes mitógenos o una menor cantidad de células T, B o linfocitos granulares en la sangre (Esterling, Kiecolt-Glaser, Bodnar, & Glaser, 1994), dando lugar a que la salud física de los individuos sea más vulnerable a diferentes enfermedades o a mayores tiempos de recuperación a infecciones (Kiecolt-Glaser, Lynanne McGuire, Robles, & Glaser, 2003). Otros efectos conocidos son: el aumento del ritmo cardiaco, presión arterial, aumento del tiempo de cicatrización de una herida, o afectar la respuesta hacia analgésicos. Por ejemplo, el estrés que se presenta antes de una operación lleva a los sujetos a tener reacciones que afectan a su proceso de recuperación, por lo que el periodo post operatorio puede llegar a ser más largo de lo esperado (Badner, Nielson, Munk, Kwiatkowska, & Gelb, 1990) (Maria Salaverría, 2011).

Por lo tanto, la evaluación y tratamiento del sujeto ante situaciones que produzcan estrés requiere de atención a nivel médico y psicológico, como lo sugieren diferentes investigaciones. El trabajo realizado por Scutti et al., (Scutti, 2015), en la Universidad de Surrey, en Reino Unido comprobó que el uso de técnicas de distracción en los sujetos les permite relajarse y reducir el dolor después de la operación. Por su parte, Márcia et al., (Daian, Petroianu, Alberti, & Jeunon, 2012), muestra que los sujetos

que expresan sus temores a través de orientaciones preoperatorias reducen el impacto del estrés en el post operatorio.

A través de los años se han desarrollado diferentes métodos para determinar el estado emocional de una persona tales como: pruebas psicológicas, cuestionarios o entrevistas, que son de gran ayuda para explorar las emociones del sujeto. Sin embargo, la interpretación de emociones ajenas de una persona puede resultar una tarea difícil, dado que los gestos pueden encubrir otras emociones. Por ejemplo, una sonrisa fingida llevaría a una mal interpretación de la emoción de la persona. (Kempe, 2008).

En la actualidad, existen diferentes investigaciones relacionadas con reconocimiento de emociones haciendo uso de elementos de instrumentación electrónica. Kim et al., (Kim, Bang, & S.R.Kim, 2004), realizaron un sistema de reconocimiento de emociones basado en señales fisiológicas obtenidas del ECG, variación de temperatura de la piel y la actividad electro dérmica. Este sistema fue capaz de reconocer entre tres categorías de emociones con un 78,4% de precisión y con un 61,8%, de precisión para cuatro categorías. Zong et al., (Zong & Chetouani, 2009) , analizaron señales fisiológicas utilizando la transformada de Hilbert Huang (HHT), estas señales se obtuvieron de un electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG), conductividad cutánea (SC) y cambios respiratorios (RSP), para reconocer cuatro tipos de emociones. Picard et al., (Picard, Vyzas, & Healey, 2002), utilizaron la frecuencia del corazón, temperatura, tensión muscular y respiración para el reconocimiento de 8 emociones con un 81% de precisión. Mientras que Gaetano et al., (Valenza, Lanata, & Scilingo, 2012), a través de una investigación de los patrones respiratorios y la frecuencia cardiaca durante una excitación emocional visual, muestran la existencia de una sincronización cardiorrespiratoria.

De acuerdo a los antecedentes, y teniendo en cuenta los retos que se todavía se tiene dentro de la temática de la caracterización del acople cardiorrespiratorio ante estados emocionales, se propone en esta investigación el desarrollo de un sistema que permita modificar el comportamiento de un robot simulado, en relación con los estados

de ánimo de sujetos sometidos a estímulos visuales para la caracterización del acople cardiorrespiratorio.

1.2. Justificación e Importancia

La organización mundial de la salud (OMS) define al estrés como el “conjunto de reacciones fisiológicas, que preparan al organismo para la acción”. El estrés, es un término utilizado para hacer referencia la respuesta fisiológica, psicológica y de comportamiento de una persona al tratar de adaptarse a presiones internas y externas (Estrés Laboral, 2004).

El estrés en una persona puede desencadenar una serie de complicaciones físicas como aumento en la tensión arterial, variaciones en el ritmo cardiaco, trastornos digestivos, problemas de concentración que repercutan en afectar a la capacidad de solucionar problemas, e incluso disminuir la productividad de quien padece estrés (Organización Mundial de la Salud, 2008).

Las situaciones a las que una persona se enfrenta diariamente contribuyen al aumento de estrés, según la OMS, las altas exigencias laborales aumentan siete veces el riesgo de agotamiento emocional; el poco apoyo por parte de los compañeros aumenta dos veces el riesgo de padecer dolores lumbares, cuello u hombros y la falta de control del trabajo, e incluso puede provocar el aumento del riesgo de mortalidad cardiovascular (Organización Mundial de la Salud, 2008).

En Europa, el estrés que se padece en el lugar de trabajo es el segundo problema de salud que ocasiona que entre 50% y los 60% de los días de trabajo sean considerados perdidos (Agencia Europea para la seguridad y la salud, 2015) . Mientras que en América Latina, se estima que entre el 21 y 32 por ciento de los casos de sujetos con hipertensión están relacionados al estrés laboral (Organización Mundial de la Salud, 2008) .

En el Ecuador, según una encuesta realizada en el 2012 por la empresa GFK en Quito y Guayaquil mostró el 10% de la población sufre de estrés (Expreso, 2012). Mientras que según el diario “El Comercio”, las enfermedades mentales como

depresión y ansiedad están relacionadas con el estrés al que las personas están sometidas cada día (El comercio, 2014).

Por este motivo resulta importante, una investigación en sujetos voluntarios que permita cuantificar el nivel de estrés que sufren ante diferentes emociones en base al análisis del acople cardiorrespiratorio, para brindar una retroalimentación al sujeto que le permita conocer el nivel de estrés que padece.

1.3. Alcance Del Proyecto

El presente trabajo de investigación tiene el objetivo de modificar el comportamiento de un robot simulado en base a los estados de ánimo de sujetos sometidos a estímulos visuales a través de la cuantificación del nivel de estrés en base a la caracterización del acople cardiorrespiratorio, de manera que permita una retroalimentación a la persona sobre su estado anímico.

Inicialmente, el trabajo de investigación consiste en el diseño e implementación de hardware para la adquisición de las señales electrocardiográficas (ECG), y el diseño e implementación de un dispositivo basado en termistores para medir la variación de temperatura al producirse el ciclo respiratorio, y poder obtener el flujo respiratorio.

La siguiente etapa del trabajo de investigación se centra en el registro de las señales fisiológicas correspondientes al ritmo cardiaco y respiratorio de diferentes sujetos sanos que serán sometidos a diferentes estímulos visuales en base a los protocolos establecidos en el trabajo de Raza (Raza, 2016) . El objetivo de esta etapa es crear una base de datos con la información correspondiente a las señales cardiorrespiratorias obtenidas en función de estímulos visuales correspondientes a diferentes emociones.

Una vez generada la base de datos de las señales, se realizará el procesamiento digital de señales correspondientes al ritmo cardiaco y respiratorio adquiridas en tiempo y frecuencia, obteniendo así una caracterización del acople cardiorrespiratorio de los sujetos en función de los estados de ánimo de los sujetos voluntarios. El objetivo de esta etapa es la generar un modelo del acople cardiorrespiratorio ante emociones de

estrés, tranquilidad y estado basal de los sujetos ante diferentes estímulos visuales. Por otra parte, en esta etapa se realizarán pruebas en sujetos voluntarios para validar y determinar la eficiencia del algoritmo clasificador de emociones.

La última etapa del trabajo de investigación se centra en la implementación de un sistema que permita una retroalimentación a la persona conectada al sistema para brindar información acerca de su estado anímico. Para ello se realizará una simulación en un robot humanoide en la plataforma V-REP que modifique su comportamiento en función de los cambios emocionales de los sujetos en base a las señales fisiológicas registradas del ritmo cardíaco y respiratorio.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo General

- Determinar el nivel de estrés en base al análisis del acople cardiorrespiratorio de sujetos voluntarios sanos, para realizar una retroalimentación mediante el comportamiento de un robot simulado.

1.4.2. Objetivos Específicos

- Diseñar un dispositivo para la adquisición de señales ECG y flujo respiratorio
- Caracterizar el acople cardiorrespiratorio en tiempo y frecuencia de sujetos sanos en estado basal, y sometidos a estímulos de estrés y tranquilidad.
- Diseñar un clasificador en base a la caracterización del acople cardiorrespiratorio para la identificación de los diferentes estados de ánimo.
- Simular un robot en la plataforma V-REP en base al estado emocional de sujetos voluntarios para dar a los sujetos la información correspondiente su nivel de estrés.

1.5. Organización de la Tesis

La presente tesis se ha organizado a través de los siguientes capítulos:

Capítulo 2: Estado del Arte. En este capítulo se presenta de manera general los conceptos de los sistemas cardiovascular y respiratorio. En la parte correspondiente al sistema cardiovascular se describe su fisiología, la actividad eléctrica del corazón y la técnica utilizada para el registro de la señal cardiaca. En la descripción del sistema respiratorio se detalla la fisiología del sistema, la ventilación pulmonar y los diferentes métodos para el registro de la señal de flujo respiratorio. De igual manera se realiza una descripción fisiológica de la interrelación cardiorrespiratoria y de la influencia del sistema nervioso central en el control de las actividades cardiaca y respiratoria. Adicionalmente se analizan diferentes estudios sobre los cambios en las señales biomédicas del cuerpo humano ante diferentes estados emocionales además de los métodos de estimulación emocional más utilizados.

Capítulo 3: Sistema de adquisición de señales biomédicas del acople cardiorrespiratorio. Esta sección presenta el proceso de diseño e implementación del sistema para la adquisición de las señales correspondientes a la interacción cardiorrespiratoria llamado CRAS (por sus siglas en inglés *Cardiorespiratory Acquisition System*). En el diseño del hardware que corresponde a la adquisición señal cardiaca se hace énfasis en los elementos utilizados para la obtención de potenciales de acción de la actividad eléctrica del corazón y en las etapas de acondicionamiento de esta señal analógica. En el diseño del hardware para la adquisición de las señales respiratorias se hace referencia a los diferentes sensores de temperatura que se utilizan para el registro del flujo respiratorio y en las etapas de acondicionamiento de las señales analógicas obtenidas con los sensores.

Capítulo 4: Adquisición y caracterización de la base de datos. La adquisición de las señales electrocardiográfica (ECG) y de flujo respiratorio (FLW) con el sistema CRAS se almacenaron en una base de datos llamada *EmotionSense II*, durante los registros se utilizó un método de estimulación emocional del tipo audiovisual para inducir estados de estrés y tranquilidad en los sujetos de investigación. A las señales ECG y FLW del acople cardiorrespiratorio almacenadas en la base de datos se les

aplicó un procesamiento digital *offline* para la extracción de sus características temporales y espectrales. El procesamiento digital de la señal cardiaca ECG incluye un filtrado digital, un delineado de la señal para la detección de puntos de interés y el cálculo de series temporales para la extracción de las características. Mientras que para el procesamiento digital de las señales respiratorias FLW se realiza un filtrado digital y el cálculo de la señal promedio para la extracción de sus características. La caracterización del acople cardiorrespiratorio se realizó a través del análisis espectral de las series de datos de la señal ECG y la señal FLW promedio.

Capítulo 5: Clasificador de emociones. Se realiza una introducción a las técnicas de clasificación y se hace énfasis al clasificador fuzzy KNN, al clasificador basado en máquina de soporte vectorial SVM, a la reducción de dimensionalidad PCA, a los índices de clasificación para la selección de los modelos óptimos de clasificación, y a los métodos más comunes de validación de los clasificadores. Con las características temporales y espectrales extraídas de las señales ECG y FLW almacenadas en la base de datos, se diseñaron dos clasificadores para la identificación de emociones: un clasificador con PCA y fuzzy kNN; y un clasificador SVM. Para la validación de los modelos óptimos seleccionados se utilizó el método de *bootstrap* que permite predecir el índice de error al momento de tener un dato mal clasificado.

Capítulo 6: Sistema de detección *online* de emociones. Una vez validados los clasificadores para la identificación de emociones se realizó un sistema de detección de emociones en tiempo real *online*. Este sistema incluye una interfaz humano máquina HMI que permite las siguientes funciones: i) Visualizar las señales cardiorrespiratorias obtenidas con el sistema de adquisición CRAS en tiempo real; ii) Identificar el estado de estrés o basal; y iii) Visualizar el comportamiento de un robot humanoide simulado en la plataforma V-REP en base a la emoción detectada en el sujeto. La detección de estrés se realizó utilizando los modelos óptimos de los clasificadores fuzzy KNN y SVM.

Capítulo 7: Conclusiones y Recomendaciones. En parte final de esta tesis se presentan los resultados obtenidos, conclusiones y recomendaciones para investigaciones futuras.

CAPITULO II

ESTADO DEL ARTE

2.1. Introducción

En este capítulo se presenta una introducción a los conceptos básicos de la fisiología de los sistemas cardiovascular y respiratorio del cuerpo humano haciendo énfasis en el sistema de control de la interacción cardiorrespiratoria por parte del sistema nervioso central, y la influencia de la actividad respiratoria en las señales cardíacas.

En el sistema cardiovascular se hace referencia a la actividad eléctrica del corazón, a los potenciales de acción del tejido cardíaco y al método de registro de esta actividad eléctrica. Respecto al sistema respiratorio se aborda en los conceptos de ventilación pulmonar y en las técnicas para el registro de las señales respiratorias basadas en los cambios que se producen en el aire durante el ciclo respiratorio.

Una vez descrita la fisiología del sistema cardiovascular, del sistema respiratorio y de la interacción cardiorrespiratoria, se muestra la relación del sistema nervioso autónomo en los cambios de las diferentes señales fisiológicas del cuerpo durante diferentes estados emocionales.

2.2. Sistema cardiovascular

El sistema cardiovascular y linfático conforma el aparato circulatorio del cuerpo humano. El sistema cardiovascular está formado por un sistema de conductos compuesto por vasos sanguíneos, por donde circula la sangre impulsada por el corazón; mientras que el sistema linfático está compuesto por una red de vasos y tejido linfático distribuido por todo el cuerpo (McGraw-Hill Education, 2017).

El sistema cardiovascular permite mantener en equilibrio la composición interna del cuerpo humano para su normal funcionamiento celular (homeostasis), es así que este sistema se encarga de diferentes funciones en las que se incluye: el transporte de

la sangre a través del corazón que se comporta como una bomba impelente y absorbente; la distribución oxígeno (O_2) y nutrientes a los tejidos del organismo; el transporte de hormonas desde las glándulas endocrinas del sistema endocrino para los procesos de regulación metabólica; mantener los niveles de fluidos para prevenir la deshidratación; regular la temperatura; almacenar el dióxido de carbono (CO_2) y los desechos metabólicos para que se eliminen a través de los riñones en la orina o por medio de los pulmones en el aire exhalado, entre otras funciones (Tresguerres, 2009) (McGraw-Hill Education, 2017). De manera general, el sistema cardiovascular realiza distintas funciones importantes en el cuerpo humano, las cuales dan apoyo a otros sistemas fisiológicos como el sistema endocrino, sistema respiratorio, entre otros (Wilmore & Costill, 2007).

2.2.1. Fisiología del sistema cardiovascular

El sistema cardiovascular se encuentra formado por tres componentes principales que son los siguientes: (i) un sistema de conductos; (ii) la sangre como un medio fluido; y (iii) el corazón que actúa como una bomba (McGraw-Hill Education, 2017).

El sistema de conductos está constituido por una red de vasos sanguíneos que transportan la sangre del corazón a los tejidos y viceversa. Este sistema está compuesto por arterias, arteriolas, metaarteriolas, capilares, vénulas y venas (Wilmore & Costill, 2007). Las arterias son los vasos sanguíneos más grandes que transportan la sangre oxigenada desde el corazón a los tejidos a través de ramificaciones conocidas como arteriolas. Estas arteriolas al disminuir su diámetro se convierten en metaarteriolas que de igual manera se ramifican en vasos sanguíneos finos conocidos como capilares, en donde se origina el intercambio de sustancias como nutrientes y otros con los tejidos. Los capilares se reúnen gradualmente formando vasos sanguíneos de mayor diámetro llamados vénulas que recogen la sangre de los capilares y que después se agrupan formando venas que transportan la sangre de regreso al corazón (McGraw-Hill Education, 2017).

La sangre es un líquido rojo y 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). Este fluido se encarga del transporte de materiales entre las células o tejidos del cuerpo; la regulación de temperatura corporal y del equilibrio ácido básico (pH) para mantener el equilibrio de los procesos metabólicos del cuerpo (Wilmore & Costill, 2007).

El corazón es un órgano muscular involuntario y autónomo, localizado entre los pulmones, encima del diafragma, delante del esófago y detrás del esternón (McGraw-Hill Education, 2017). El corazón se encuentra dividido en cuatro cavidades: dos cavidades superiores auriculares (aurícula derecha e izquierda) y dos cavidades ventriculares (ventrículo derecho e izquierdo) como se observa en la Figura 1. Cada aurícula se asocia a un ventrículo por medio de un orificio auriculoventricular, por lo tanto existen dos orificios: el orificio auriculoventricular derecho e izquierdo (McGraw-Hill Education, 2017).

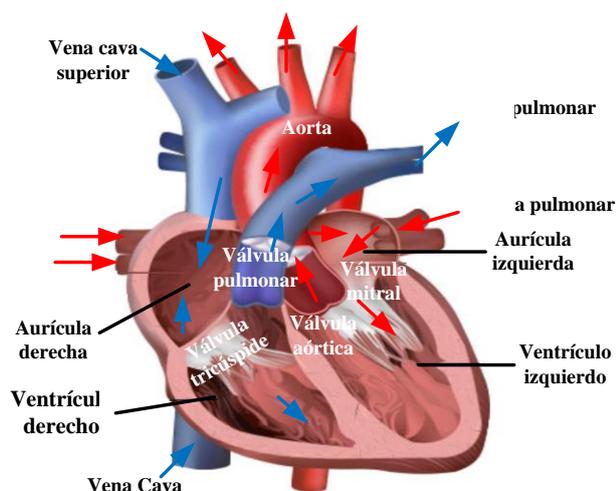


Figura 1. Estructura del corazón y trayecto del flujo sanguíneo.
Modificado de: (González, Espinoza, & Salido, 2016).

En la circulación sanguínea se realiza el transporte de nutrientes a los tejidos, el transporte de productos de desecho a los órganos de excreción, el transporte de hormonas a las glándulas hormonales, el intercambio gaseoso O_2 y CO_2 en la sangre, entre otras funciones. Este proceso de circulación se realiza dentro de un circuito cerrado y se divide en dos partes: Circulación Mayor o sistémica en donde la sangre oxigenada va desde el corazón a todo el cuerpo y regresa al corazón y la Circulación Menor o pulmonar en donde la sangre venosa va desde el corazón a los pulmones y

retorna nuevamente al corazón (McGraw-Hill Education, 2017). En la Figura 2 se muestra la circulación general de la sangre. La sangre oxigenada se representa de color rojo y la sangre venosa de color azul.

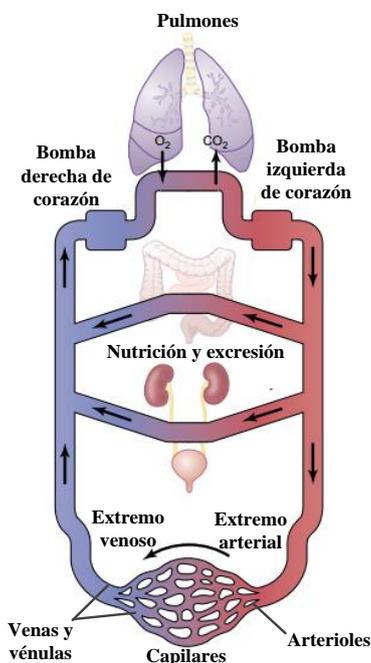


Figura 2. Esquema general de la circulación sanguínea.
Modificado de: (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

El proceso de circulación menor comienza en el lado derecho del corazón, en donde la sangre venosa o desoxigenada que ha circulado por todo el cuerpo es enviada a los pulmones para reoxigenarla, este proceso inicia cuando la sangre venosa entra por la vena cava hacia la aurícula derecha, pasa por la válvula tricúspide al ventrículo derecho donde después de una contracción ventricular, la sangre venosa pasa por la arteria pulmonar para ser llevada a los pulmones donde se elimina el CO_2 y se absorbe el O_2 . Posterior a este proceso, la sangre oxigenada de los pulmones es enviada a todos los tejidos del cuerpo a través de un proceso que se realiza en el lado izquierdo del corazón. Este proceso de la circulación mayor inicia cuando la sangre oxigenada abandona los pulmones a través de las venas pulmonares e ingresa a la aurícula izquierda, pasa por la válvula mitral hacia el ventrículo izquierdo, y finalmente abandona esta cavidad a través de la válvula aórtica semilunar a la aorta, que se encarga de enviar la sangre a todos los tejidos del cuerpo (Palastanga & Field, 2007) (Wilmore & Costill, 2007). En estos procesos de circulación, el paso de la sangre desde la

aurícula izquierda o derecha hasta el ventrículo izquierdo o derecho respectivamente, se produce después de una contracción auricular; mientras que, la salida de sangre de estos ventrículos se realiza después de una contracción ventricular.

2.2.2. Actividad eléctrica del corazón

El corazón es un músculo que utiliza descargas eléctricas rítmicas o potenciales de acción para transmitir impulsos eléctricos conocidos como latidos. Las células excitables de corazón se encuentran recubiertas por una membrana semipermeable que permite o impide el paso de ciertas sustancias para la producción y transmisión de los estímulos eléctricos (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006) .

Cuando una célula del corazón es excitada por una corriente eléctrica de una célula adyacente, una secuencia de acciones se producen provocando cambios de concentración iónica de la célula, en esta secuencia se producen desplazamiento de iones de sodio (Na^+), Potasio (K^+) y Cloro (Cl^-) hacia el interior y exterior de la membrana (Cabarcas & Guerrero, 2007). Estos desplazamientos generan corrientes iónicas que se originan con la propagación del impulso eléctrico hacia las diferentes células del músculo cardíaco, permitiendo así una contracción sincrónica.

El potencial de acción de una fibra muscular durante cada latido es de aproximadamente 105 mV, lo que significa que el potencial intracelular aumenta desde -85 mV entre los latidos hasta un valor de +20 mV. Un potencial de acción en el músculo cardíaco está constituido por diferentes fases caracterizadas por el movimiento de los diferentes iones (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

En el corazón se encuentran unos centros de excitación donde se generan los impulsos eléctricos y una rama del Sistema Nervioso Autónomo (SNA) que se distribuye por este órgano encargada de regular el funcionamiento de la actividad eléctrica. El sistema de estimulación de conducción eléctrica del corazón consta de un Nódulo sinusoidal, una vía internodular, nódulo auriculoventricular, haz de his y fibras de Purkinje como se observa en la Figura 3.

La actividad eléctrica del corazón empieza con una onda de despolarización que se propaga desde el Nódulo Sinusoidal SA, a través de las vías internodulares que conducen el impulso del nódulo SA hacia la aurícula derecha e izquierda hasta llegar al nódulo auriculoventricular AV. El Haz de Hiss se encarga de conducir el impulso de las aurículas a los ventrículos donde se produce una contracción auricular. Finalmente, la excitación se propaga a través de las fibras de Purkinje, una compleja red de fibras que permiten que las fibras musculares se contraigan sincrónicamente (Cabarcas & Guerrero, 2007) .

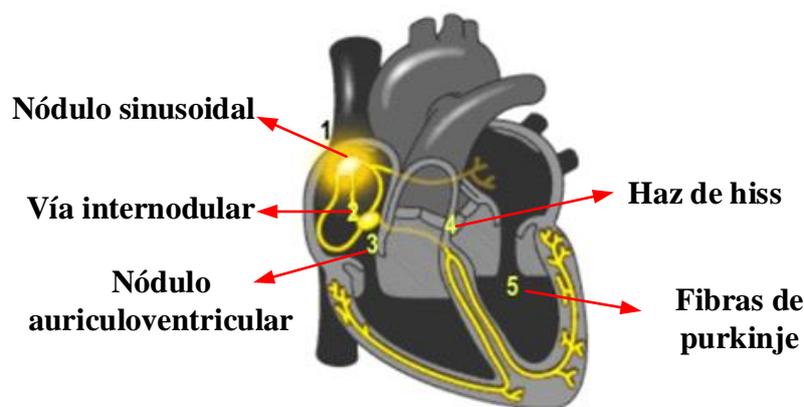


Figura 3. Sistema de estimulación rítmica del corazón.
Modificado de: (El sistema eléctrico del corazón, 2017)

Con cada impulso cardíaco, se propaga una corriente iónica desde el corazón hacia los tejidos adyacentes que lo rodean, incluyendo a los tejidos de superficie corporal. Al colocar electrodos en la piel en lados opuestos del corazón se puede registrar los potenciales eléctricos que se generan por esta corriente iónica. Este registro se conoce como electrocardiograma ECG (Hall, 2016).

En la Figura 4 se muestra un ECG normal donde se distingue una onda P, complejo QRS, una onda T y una onda U. La onda P se genera cuando se despolarizan las aurículas antes de la contracción auricular, esta onda dura entre 0.08 a 0.09 segundos con su característica espectral por debajo de 10 a 15 Hz. El complejo QRS está caracterizado por 3 ondas separadas: la onda Q que tiene deflexión negativa; la onda R que tiene deflexión positiva; y la onda S que tiene una deflexión negativa. Este complejo aparece cuando la onda de despolarización se propaga por los ventrículos antes de su contracción con una duración de aproximadamente 0.1 segundos con una característica espectral de alta frecuencia situada entre los 10- 50 Hz. La onda T se

produce por los potenciales que se generan cuando los ventrículos se recuperan del estado de despolarización, es decir es una onda de repolarización ventricular. La duración de esta onda es de entre 0.16 a 0.20 segundos. La Onda U aparece después de a la despolarización de los ventrículos de (Shean, 2017) (Gaibor, 2014) (Hall, 2016).

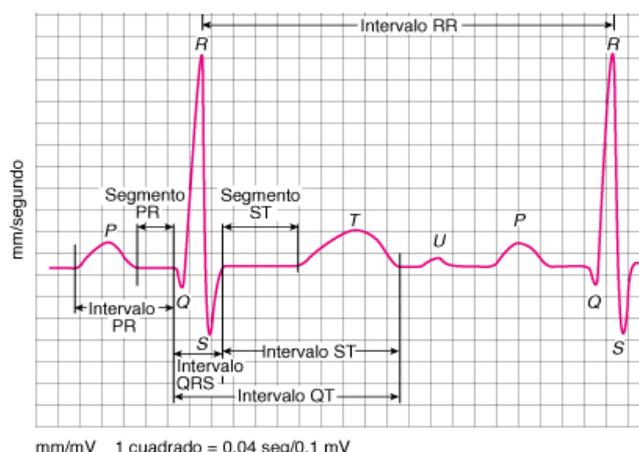


Figura 4. Electrocardiograma normal.

Fuente: (Shean, 2017).

La relación entre la parte fisiológica del corazón y la generación de ondas del ECG se muestra en la Figura 5, donde se observa que la activación auricular genera la onda P, la activación de los ventrículos genera el complejo QRS y la repolarización ventricular genera la onda T.

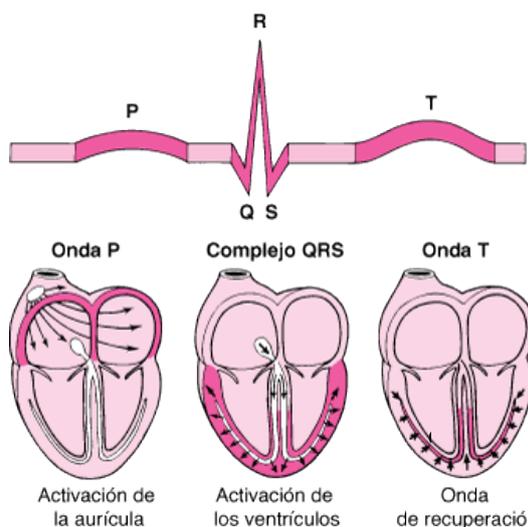


Figura 5. Relación de la fisiológica del corazón y el registro ECG.

Fuente: (Shean, 2017).

2.2.4. Registro de la señal cardiaca

Un electrocardiograma permite el registro de los cambios en magnitud y dirección en la actividad de la corriente eléctrica que recorre corazón en un latido cardiaco, a través del uso de electrodos que se adhieren a la piel en los lados opuestos del corazón (Shean, 2017). Los electrodos son transductores que se colocan en tres diferentes derivaciones: a) unipolares, captan la diferencia de potencial en cada extremo como el brazo derecho, pierna izquierda y brazo derecho, b) bipolares, captan la diferencia de potencial entre dos extremidades y c) precordiales, que se ubican antes del precordio (Gaibor, 2014). Las derivaciones bipolares creadas por William Einthoven son las derivaciones cardiacas clásicas. Este tipo de derivaciones registran la diferencia de potencial eléctrico entre dos puntos opuestos del corazón. Las derivaciones bipolares que Einthoven definió son tres: D1, D2 y D3 (Reyes, Attie, & Romero, 2004).

Para el registro de las tres derivaciones bipolares siguiendo el triángulo definido por Einthoven se utilizan cuatro electrodos como se observa en la Figura 6. Los electrodos se ubican las siguiente posiciones: i) Brazo derecho RA (del termino en inglés *right arm*), ii) Brazo izquierdo LA (del termino en inglés *left arm*), iii) Pierna izquierda LL (del termino en inglés *left leg*) y iv) Pierna derecha RL (del termino en inglés *right leg*), este último electrodo es la toma de tierra (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

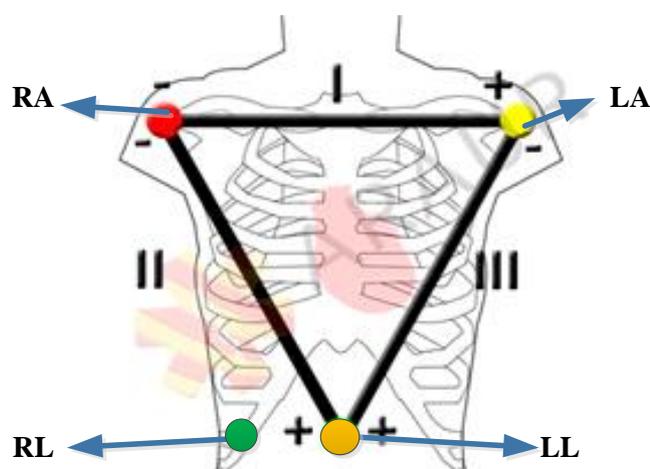


Figura 6. Ubicación de electrodos para el registro de 3 derivaciones bipolares. Modificado de: (Araur).

La derivada D1 registra la diferencia de potencial entre el brazo izquierdo (LA+) y brazo derecho (RA-); la derivada D2 registra la diferencia de potencial entre la pierna izquierda (LL+) y el brazo derecho (RA-); la derivada D3 registra la diferencia entre el potencial entre la pierna izquierda (LL+) y el brazo izquierdo (LA-) (Reyes, Attie, & Romero, 2004).

Según Einthoven, al aplicar las leyes de Kirchhoff a las tres derivaciones, la suma algebraica de la diferencia de potencial de estas derivaciones es igual a cero es decir que $D1 + D2 + D3 = 0$. De esta manera, al registrar los potenciales eléctricos de dos derivaciones, se puede encontrar la tercera sumando estas dos derivaciones tomando en cuenta los signos (Reyes, Attie, & Romero, 2004).

2.2.4. Series de temporales de la onda ECG

El sistema nervioso autónomo (SNA) se encarga de modular la respuesta cardiovascular de las personas en función de sus necesidades (García, 1998). Para medir la actividad del SNA se pueden utilizar ciertas medidas que se extraen de las ondas que conforman el ECG y estas medidas pueden ser: Variabilidad del ritmo cardíaco (HRV, del inglés *heart rate variability*) y las pendientes del complejo QRS.

La medida HRV sirve como indicador de la relación entre el corazón y el SNA, además da información acerca de la variación del ritmo cardíaco, mientras que las pendientes del complejo QRS permiten el análisis de los cambios de la morfología de la señal ECG (Montoya, 2013) (Arcentales, 2015).

2.2.4.1. Variabilidad del ritmo cardíaco

La variabilidad del ritmo cardíaco consiste en el análisis de las variaciones en el intervalo de tiempo entre latidos consecutivos (Gutiérrez O., 2000). El HRV es un indicador que da información acerca de las variaciones en el ritmo cardíaco y que puede ser calculada a través de la estimación de la serie temporal de los intervalos RR, los mismos que se obtiene a partir del tiempo de duración entre dos ondas R

consecutivas de una señal ECG (Wang & Wang, 2012). En la Figura 4 se muestra la representación gráfica del intervalo RR de un electrocardiograma normal.

La relación de la HRV con otros sistemas del cuerpo como el sistema respiratorio, vasomotor, renal, entre otros, permite que el análisis no invasivo de esta medida ayude al diagnóstico de cardiopatías, neuropatías, estrés mental, predicción de muertes cardiacas súbitas en sujetos de post infarto, entre otras (García, 1998).

Existen diferentes métodos de análisis del HRV y entre los más utilizados son los métodos en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia (Gutiérrez M. , 2014). El análisis frecuencial de esta medida permite obtener información concreta de la modulación que ejerce el sistema nervioso autónomo sobre el ritmo cardiaco (Jeria, Hernández, & Benn, 2011). La modulación puede ser representada en diferentes bandas de frecuencia: i) ULF (ultra baja frecuencia) $< 0,003$ Hz; ii) VLF (muy baja frecuencia) $< 0,04$ Hz; iii) LF (baja frecuencia): $0,04-0,15$ Hz; iv) HF (alta frecuencia): $0,15-0,40$ Hz y v) VHF (muy alta frecuencia) $0,40-1,00$ Hz (Jeria, Hernández, & Benn, 2011).

Por otra parte, este análisis resulta de gran importancia para obtener información sobre el balance entre la descarga simpática y parasimpática del SNA, por ejemplo la banda HF se refleja la modulación del sistema nervioso parasimpático, mientras que en la banda LF se refleja la actividad respiratoria o la presión arterial impregnadas en la señal (Raza, 2016).

2.2.4.2. Pendientes del complejo QRS

El complejo QRS puede ser caracterizado a partir de la extracción de pendientes de subida (I_{US}) y de bajada (I_{DS}) de la onda R. Estas pendientes se relacionan directamente con la despolarización ventricular y su análisis permiten el cálculo de la velocidad de conducción del impulso cardiaco, debido a la rapidez o lentitud con la que se contraen los ventrículos modifican estas pendientes (Raza, 2016).

La pendiente de subida I_{US} se puede definir como una línea recta centrada en el punto máximo de la pendiente entre los picos de las ondas Q y R, mientras que, la pendiente de bajada I_{DS} se puede definir como una línea recta centrada en el punto máximo de la pendiente entre los picos de las ondas R y S (Arcentales, 2015). En la Figura 7 se muestra la ubicación gráfica de las pendientes de subida y bajada.

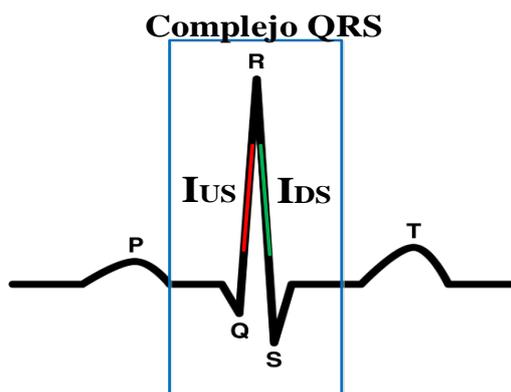


Figura 7. Pendientes de subida (I_{US}) y bajada (I_{DS}) ajustadas al complejo QRS.

2.3. Sistema respiratorio

El sistema respiratorio provee el oxígeno (O_2) necesario a los tejidos y células del cuerpo y elimina el dióxido de carbono (CO_2) producto del metabolismo celular. Este sistema realiza 4 procesos básicos, la ventilación pulmonar donde se produce un intercambio gaseoso entre el aire la atmósfera y los alveolos pulmonares, la difusión de gases entre los alveolos y la sangre, el transporte de los gases por medio de la sangre a las células y tejidos; y la regulación de la ventilación (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

2.3.1. Fisiología del sistema respiratorio

El sistema respiratorio se divide en dos grupos, el sistema de conducción y el sistema de intercambio. El sistema de conducción está compuesto por los órganos conductores de aire como cavidades nasales, faringe, laringe, tráquea, esófago, bronquios, y el sistema de intercambio gaseoso está compuesto por los pulmones, donde se encuentran los bronquiolos y terminales (Ramon, 2017).

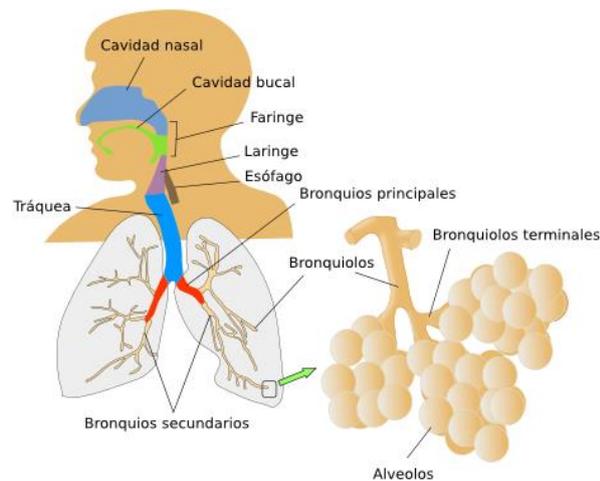


Figura 8. Esquema de los órganos respiratorios.

Fuente: (Pacheco, 2016).

Los órganos conductores de aire transportan, calientan, humedecen y limpian el aire de la respiración, mientras que los órganos de intercambio se encargan del intercambio gaseoso, metabolizar determinados compuestos y filtrar materiales tóxicos, e incluso de depósito de sangre (Faller & Schünke, 2006) (Endo & Gutierrez, 2017).

2.3.2. Ventilación pulmonar

La ventilación es un proceso donde se renueva el contenido gaseoso de los pulmones para mantener los niveles adecuados de O_2 y CO_2 en los alveolos (McGraw-Hill Education, 2017). Esta renovación se realiza a través de constantes inspiraciones y espiraciones que se producen por la acción los músculos intercostales y el diafragma. En la inspiración, el diafragma se contrae hacia abajo de los pulmones para introducir el aire de la atmósfera hacia el interior del sistema respiratorio y durante la espiración, el diafragma se relaja y se expulsa del aire contenido en el sistema hacia la atmósfera (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006). En la Figura 9, se muestra la contracción y expansión de la caja torácica durante la espiración y la inspiración, que muestra la contracción diafrágica, la función de los músculos intercostales y la elevación y el descenso de la caja costal.

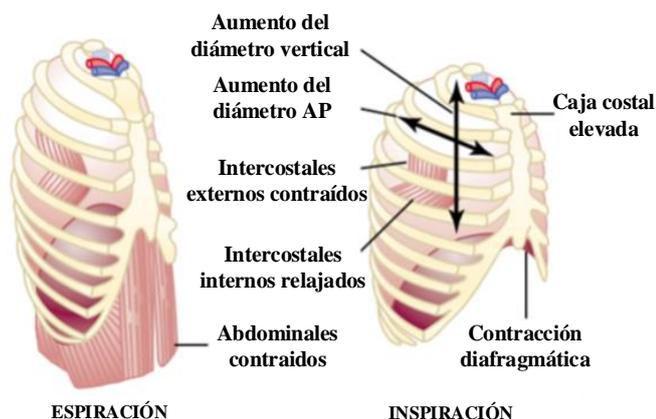


Figura 9. Cambios de caja torácica durante la espiración y la inspiración.
Modificado de: (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

Al interior de la caja torácica, la presión que se produce por la fuerza que genera la masa de aire al momento de la inspiración y espiración sobre el área del tórax se conoce como presión intratorácica (Ramon, 2017). Los cambios de volumen durante la ventilación provocan que la presión intratorácica disminuya, siendo negativa con respecto a la presión exterior, esta diferencia de presiones permite que la circulación de aire desde afuera hacia los pulmones. Durante la inspiración, la presión atmosférica es mayor que la presión intratorácica por lo que el aire de la atmósfera ingresa a los pulmones, mientras que durante la espiración, dado que la presión intratorácica es positiva con respecto a la presión exterior, el aire del interior de los pulmones es expulsado hacia la atmósfera (Ramon, 2017). En la Figura 10 se muestra los cambios de presión intratorácica que se producen durante las fases de inspiración y espiración del ciclo respiratorio.

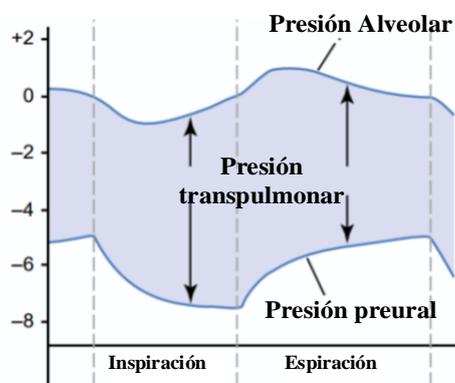


Figura 10. Cambios de presión durante las fases del ciclo respiratorio.
Modificado de: (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

2.3.3. Registro de señales del sistema respiratorio

El estudio de la actividad respiratoria del ser humano permite la identificación de patologías, seguimiento de enfermedades y tratamientos, entre otras aplicaciones. La señal del volumen y del flujo respiratorio de una persona sirve para representar el flujo de aire que circula a través de las vías aéreas del sistema respiratorio en función del tiempo. En condiciones de reposo, el número de respiración por minuto (RPM) de una persona oscila entre 12 a 22 RPM, en condiciones extremas como sueño profundo la frecuencia respiratoria (FR) puede llegar a 5 RPM y en condiciones de esfuerzos intensos, la FR puede alcanzar valores de hasta 70 RPM (Arcentales, 2015).

Para el registro del flujo respiratorio se pueden medir los cambios de humedad, cambios de composición química, cambios de volumen o los cambios de temperatura que se producen en el aire durante la respiración (Bose, K, & Kumar, July 2012). Es así que distintas investigaciones acerca de la medición del flujo respiratorio incluyen el uso de diferentes sensores y transductores. Kroutil *et al.*, (Kroutil & Husaik, 2008) presenta en su investigación la detección de la respiración a través del uso de micrófonos para detectar los sonidos que se generan durante la inspiración y expiración durante el ciclo de respiración. Shouldice *et al.*, (Shouldice, et al., 2010) utilizaron biosensores sin contacto para el registro en tiempo real de la respiración de una persona mientras duerme. Bose *et al.*, (Bose, K, & Kumar, July 2012) utiliza sensores de temperatura LM35 para la medición de la respiración en tiempo real, mientras que Rao y Sudarshan (Karthik Mohan Rao, 2015) utilizan termistores para medir los cambios de temperatura que se producen durante el ciclo respiratorio. Los cambios de temperatura que se producen el ciclo respiratorio varían alrededor de 2 a 3 °C, estando el aire durante la inhalación a una temperatura ambiente normalmente a 25 °C mientras que el aire durante la exhalación aumenta su temperatura a 28 C (Bose, K, & Kumar, July 2012).

2.4. Acople cardiorrespiratorio

El Sistema Nervioso Central (SNC) a través del Sistema Nervioso Autónomo (SNA) y sus ramas parasimpática y simpática se encarga de controlar la actividad

cardíaca y respiratoria. El sistema parasimpático se encarga de mantener al cuerpo en un estado de relajación o descanso para favorecer la regulación emocional, mientras que el sistema simpático se encarga de acelerar funciones del organismo para mantener un estado de defensa y ataque (Ataee, Belingard, Dumont, Noubari, & Boyce, 2012).

El SNA actúa sobre el sistema respiratorio, sistema cardiovascular, sistema muscular, actividad cerebral y otras funciones del cuerpo humano para mantenerlo en estado de homeostasis. De manera general, el SNA controla aquellas acciones involuntarias del cuerpo humano como movimiento de músculos, vasos sanguíneos, latidos de corazón, entre otros. El SNA, regulariza la interacción cardiorespiratoria a través de la correcta distribución de flujo de sangre oxigenada a los órganos del cuerpo humano, en donde intervienen el sistema respiratorio y el sistema. (Basu, y otros, 2016).

Como se observa en la Figura 11, la relación entre la función pulmonar y cardiovascular se da a través de ciertos mecanismos como la estimulación del sistema nervioso central, sistema nervioso periférico, sistema respiratorio, sistema cardiovascular, factores hormonales y factores mecánicos (Acuña, 2016). Por lo que, los determinantes de la función cardíaca como frecuencia, precarga, contractibilidad y post carga de los ventrículos se pueden ver afectados por cambios en el volumen pulmonar y presión pleural que se producen durante el ciclo respiratorio (Cassalett, 2017).

Por ejemplo, durante el ciclo respiratorio, los receptores de estiramiento de los pulmones producen que la actividad cardíaca vagal se inhiba durante el proceso de inflado de los pulmones y que se active durante el proceso de desinflado respiración (Arcentales, 2015). Es así que, la actividad respiratoria influye de manera directa en las señales electrocardiográficas tanto en la frecuencia cardíaca (FC) como en la morfología del latido. Durante la inspiración se produce un aumento de frecuencia cardíaca mientras durante la espiración, frecuencia cardíaca disminuye (Leanderson, Laguna, & Sornmo, 2005).

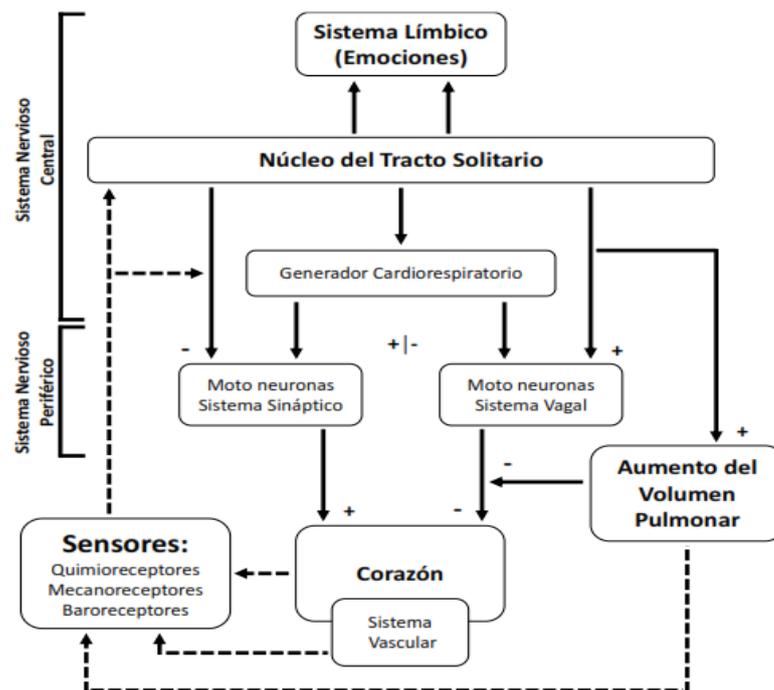


Figura 11. Esquema del sistema de control de la interacción cardiorespiratoria.
Fuente: (Arcentales, 2015)

Un sistema de control es un conjunto de elementos (controlador, actuador, planta, sensores) que actúan juntos para lograr un objetivo de control. Los sistemas de control se pueden clasificar en dos: i) Sistemas de lazo abierto donde la salida depende solo de la entrada y ii) Sistemas de lazo cerrado o sistemas de control retroalimentados donde la salida depende de la entrada y salida.

El sistema de control del acople cardiorespiratorio está compuesto por los sistemas de control respiratorio y cardiovascular los cuales se interrelacionan mutuamente. Este sistema a lazo cerrado encargado del control de la actividad cardíaca y respiratoria es de tipo MIMO (del inglés, *multiple inputs multiple outputs*) que se muestra en la Figura 12, donde se observa la interrelación del sistema nervioso central (SNC) con los sistemas cardiovascular y respiratorio.

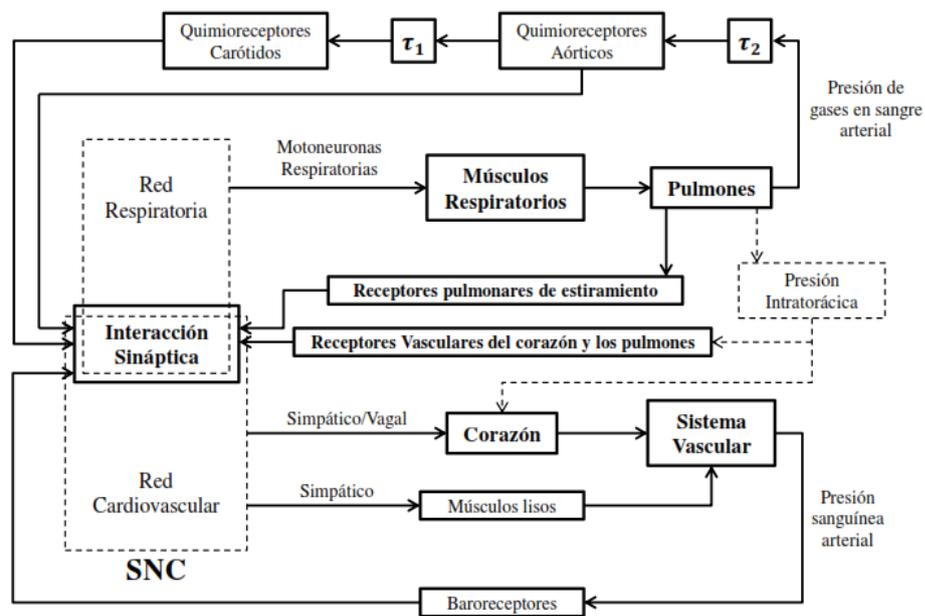


Figura 12. Esquema del sistema control del sistema cardiorrespiratorio en sujetos con respiración periódica.
Fuente: (Arcentales, 2015).

Los cambios de los receptores de estiramiento pulmonar, receptores vasculares cardiacos, receptores pulmonares, barorreceptores arteriales y quimiorreceptores se proyectan en un área del SNC, de tal manera si los receptores vasculares cardiacos y pulmonares captan los cambios de la presión arterial y volumen ventricular izquierdo cuando se producen la respiración y circulación, el SNC se encarga controlar el sistema cardiorrespiratoria para su correcto funcionamiento. Es así que la interacción sináptica de los sistemas control respiratorio y cardiovascular se produce dentro del SNC, entre las neuronas respiratorias y cardiovasculares, y el acoplamiento mecánico directo entre la respiración y la circulación (Pinna, R. Maestri, Mortara, & Rovere, 2000).

El sistema de control respiratorio retroalimentado controla la presión de gases en la sangre arterial (salida) a través de los retardos circulatorios τ_1 y τ_2 entre los pulmones y los quimiorreceptores periféricos (variables controladas). Los elementos que conforman el sistema son una red respiratoria del sistema nervioso central (controlador), los músculos respiratorios (actuadores), pulmones (planta) y quimiorreceptor aórtico y carotideo (sensores) (Pinna, R. Maestri, Mortara, & Rovere, 2000).

El sistema de control cardiovascular controla la presión sanguínea arterial (salida). Los elementos que conforman este sistema son una red cardiovascular en el SNC (controlador), los eferentes simpáticos y parasimpáticos o vágales (señales de conducción), los músculos lisos arteriales y nódulo sinoauricular (actuadores), el corazón y el sistema vascular (planta) y los barorreceptores (sensores) (Pinna, R. Maestri, Mortara, & Rovere, 2000).

2.5. Respuesta fisiológica a estímulos audiovisuales

Las emociones en los seres humanos son estados mentales que involucran diversas conexiones nerviosas que se generan en ciertas regiones del cerebro como el hipotálamo y tronco del encéfalo (Konar, Chakraborty, & Roy, 2015) (Fernández, 2012). Las emociones provocan cambios en el patrón de las señales fisiológicas debido a que las conexiones nerviosas que se producen son controladas por el Sistema Nervioso Autónomo. Estos cambios fisiológicos se pueden observar en las variaciones de señales como frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria, presión arterial y resistencia galvánica de la piel, entre otras señales (Basu, y otros, 2016) .

Emociones como la ansiedad o la ira producen un aumento en la actividad del sistema simpático mientras que emociones como la calma o alegría producen cambios en el sistema parasimpático (Fernández, 2012). En otros estados como el estrés, el cerebro aumenta la vigilancia al considerar que el cuerpo está en una situación de emergencia, lo que conlleva al aumento en los niveles de adrenalina y noradrenalina (Daneri, 2012).

Las variaciones en la resistencia galvánica de la piel (GSR del inglés, *galvanic skin resistance*) que se observan con los cambios en la secreción de sudor de la piel durante las emociones, se pueden analizar a través del estudio de la actividad electrodérmica (EDA, del inglés *electrodermal activity*). Durante la excitación emocional, los cambios de sudor son más notables en manos, dedos y plantas de los pies. Cuando las personas sienten emociones como la alegría se produce un aumento de la resistencia eléctrica de la piel al incrementarse los niveles de sal en la piel (Ayata, Yaslan, & Kamaşak, 2016).

Los cambios de presión y de volumen sanguíneo, producto de emociones como alegría y tristeza se pueden investigar a través del análisis de la señal de fotoplestismografía (PPG, del inglés *photoplethysmogram*) y de la extracción de la variabilidad del ritmo cardíaco de esta señal (Lee, y otros, 2009).

Con el análisis de la actividad cerebral a través de un electroencefalograma (EMG del inglés, *electromyography*) es posible reconocer emociones; sin embargo este análisis resulta complejo a comparación de otros métodos en que utilizan menos elementos como es el caso del registro ECG (Konar, Chakraborty, & Roy, 2015).

El comportamiento cardíaco durante las emociones se puede estudiar por medio del análisis de la variabilidad de ritmo cardíaco (HRV) y del análisis de las pendientes del complejo QRS de las ondas del ECG. Estos análisis reflejan los cambios producidos por el SNA durante la inducción de emociones (Raza, 2016).

El proceso de respiración está correlacionado con las emociones, ya que este proceso se encuentra controlado por la región medular del cerebro que es parte del SNA. Los patrones respiratorios cambian a medida que la persona transita entre diferentes emociones; sin embargo, estos patrones también se ven afectados por otros factores como la autorregulación del cuerpo, movimiento corporales y otros (Wu, Chung, & Wang, 2012).

Algunos estudios realizados acerca de los cambios de las señales fisiológicas en diferentes estados emocionales, como el realizado por Goshvarpour *et al.*, (Goshvarpour, Abbasi, & Goshvarpour, 2015) demostraron que las ondas del ECG presentan menos cambios a diferencia de las señales de frecuencia del pulso, resistencia galvánica de la piel o frecuencia respiratoria a similares estados de estudio. Mirmohamadsadeghi *et al.*, (Mirmohamadsadeghi, Yazdani, & Vesin, 2016) y otros autores proponen la realización de estudios que combinen diferentes señales fisiológicas para la identificación de emociones.

2.6. Métodos de estimulación emocional

Las emociones influyen directamente en la salud de las personas, por ejemplo la ansiedad, la ira, la depresión provocan estrés que afecta al sistema inmunológico produciendo ciertas enfermedades como trastornos digestivos, cardiopatías, dolores musculares o dolores de cabeza (Konar, Chakraborty, & Roy, 2015). Por este motivo, el reconocimiento automático de emociones a partir del análisis de señales fisiológicas son de interés para: la ingeniería, el seguimiento de enfermedades y aplicaciones multimedia personalizadas (Mirmohamadsadeghi, Yazdani, & Vesin, 2016).

Dado que las emociones se producen de forma sistemática por procesos cognitivos, sentimientos subjetivos, activación fisiológica, tendencias motivacionales y reacciones de comportamientos (Kim & André, 2008), es necesario disponer de métodos de inducción emocional que permitan estimular emociones de manera eficiente. Diferentes estudios han demostrado que imágenes de alto contenido emocional, la música, clips de sonidos, recordatorio de paradigmas, enfoques multimodales, videos y otros métodos, son capaces de estimular emociones (Basu, y otros, 2016).

El ser humano recibe la mayoría de información a través de los sentidos del oído y de la vista, estas señales viajan a través de los nervios al cerebro, el cual se encarga de interpretarlos de diferentes maneras, por ejemplo, el sonido se percibe de forma omnidireccional, mientras que las imágenes se puede distinguir con la visión aguda y la visión periférica (Krawczyk & Brachmanski, 2014).

La música se caracteriza por su ritmo, armonía, melodía y combinaciones, las cuales pueden transmitir cierto tipo de emociones, debido a que producen patrones específicos que modifican la frecuencia cardíaca y la frecuencia respiratoria entre otros cambios fisiológicos que están vinculados a las emociones (Kim & André, 2008). Según algunos investigadores como Vaitl *et al.*, (Birbaumer & Öhman, 1993), demostraron que la música de ópera es capaz de provocar que el SNA modifique la actividad respiratoria y la respuesta electrodérmica. Davis y Thaut (Davis & Thaut, 1989.), encontraron que la música influye en la respuesta de SNA con respecto a la construcción vascular, ritmo cardíaco, tensión muscular y temperatura de la piel.

Maekawa *et al.*, (Maekawa, Takahashi, & Hashimoto, 2012) evaluaron los cambios emocionales por estímulos sonoros enfocados en la progresión de acordes de la música jazz para tres emociones: positiva, negativa y neutra. Para la clasificación utilizaron redes neuronales con un promedio de 38,3% de clasificación en las tres emociones.

La percepción visual de las personas se caracteriza la distinción de imágenes una tras otras, al utilizar imágenes de alto contenido emocional se puede modificar señales fisiológicas como los latidos del corazón y respiración, entre otras (Mirmohamadsadeghi, Yazdani, & Vesin, 2016). El uso de imágenes para inducir ciertas emociones resulta de fácil implementación; sin embargo, para inducir emociones como la ira este método no resulta conveniente (Lench, Flores, & Bench, 2011).

Los métodos de inducción emocional donde se incluyen estímulos de naturaleza dinámica son los más efectivos para provocar emociones. Dentro de estos métodos se incluyen los métodos audiovisuales (Gross & Levenson, 1995). El uso de música y/o sonidos en videos formado por imágenes permite que los sentidos de vista y oído se refuerzan mutuamente, es así que es necesario que el sonido y la imagen se complementen, caso contrario, aunque el mensaje emocional del video fuese claro, la introducción de un sonido de naturaleza diferente al video puede causar que las emociones fuesen más difíciles de percibir (Krawczyk & Brachmanski, 2014). Por lo tanto, el uso de música e imágenes que se complementen entre sí, permiten inducir una emoción en específico provocando cambios fisiológicos en la variabilidad del ritmo cardiaco, frecuencia respiratoria, presión arterial, etc.

CAPITULO III

SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES CARDIORRESPIRATORIAS.

3.1.Introducción

En este capítulo se presenta la descripción detallada del diseño e implementación de un dispositivo para la adquisición de señales electrocardiográficas (ECG) y de Flujo Respiratorio (FLW), tomando en cuenta aspectos como: 1) Modular, 2) Versátil, 3) Permita adquisición de señales analógicas, 4) Permita un procesamiento digital en tiempo real, 5) Autónomo de la red eléctrica, 6) Permita transmisión de datos, 7) Confiabilidad, 8) Robustez y 9) Expandible

El dispositivo implementado se denominó sistema de adquisición cardiorrespiratorio CRAS (por sus siglas en inglés *Cardiorespiratory Acquisition System*) para hacer referencia a su capacidad de medir las señales cardiorrespiratorias. El sistema CRAS dispone de una tarjeta de adquisición STM32F047 y dos módulos biomédicos especializados en la adquisición de señales. Las etapas principales del sistema CRAS se presentan en el esquema de la Figura 13:

- Registro de la señal cardiaca a través de un módulo llamado ECG.
- Registros de la señal de flujo respiratorio a través de un módulo llamado FLW.
- Procesamiento digital de las señales en tiempo real ejecutado través de una tarjeta de adquisición.

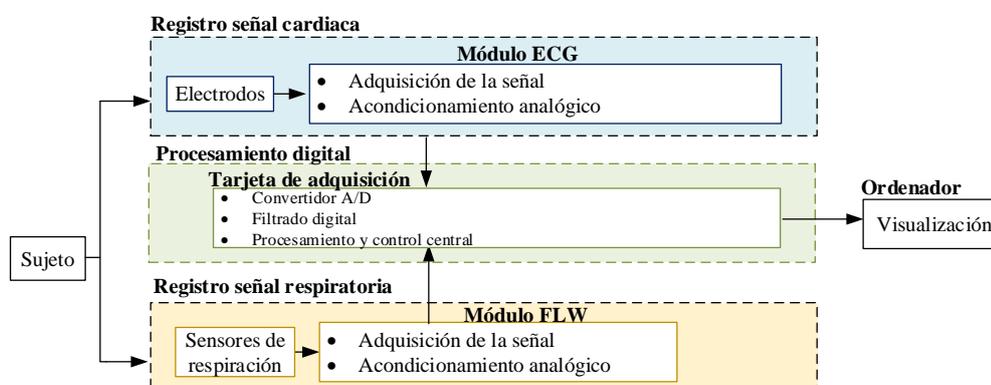


Figura 13. Diagrama de bloques para el sistema de adquisición de señales cardiorrespiratorias.

3.2.Sistema de adquisición CRAS

El sistema CRAS se diseñó como un equipo modular biomédico especializado en el registro y procesamiento en tiempo real de señales Electrocardiográficas (ECG) y de Flujo Respiratorio (FLW), con el objetivo que se pueda adaptar a diferentes aplicaciones que requieran la adquisición de una o más señales fisiológicas. A continuación se presentan las características del dispositivo implementado:

- Sistema modular expandible.
- Posee un módulo ECG con ganancia variable para la adquisición de una derivada bipolar.
- Ganancia variable de la señal ECG se configura a través de software.
- Posee un módulo FLW para la adquisición de las señales respiratorias en base a los cambios de temperatura del aire durante la respiración.
- Incorpora una tarjeta de adquisición de datos y procesamiento digital *online*.
- Dispone de una fuente de alimentación externa para el sistema con dos baterías de 3.7 VDC.
- Sus dimensiones de 16 cm x 14 cm x 4 cm.
- Permite la comunicación serial con computadora con Matlab/Simulink para la visualización de señales.

Los principales componentes que forman el sistema de adquisición CRAS (ver Figura 14) son: una fuente de alimentación externa de corriente continua de ± 3.7 VDC, una tarjeta de adquisición STM32F047, un módulo ECG para la adquisición de la señal cardíaca y un módulo FLW para la adquisición de la señal respiratoria. A continuación se realiza una descripción general del dispositivo:

- La fuente de alimentación del sistema está compuesta por dos baterías de 3.7 VDC que polarizan los elementos electrónicos como amplificadores operaciones y resistencias que conforman los circuitos eléctricos de cada módulo. De esta manera, se reduce la interferencia de la red eléctrica en las señales.

- La adquisición y procesamiento digital del sistema CRAS se ejecuta en el microcontrolador de la tarjeta STM32F047 donde se realiza la adquisición y digitalización de las señales con una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Adicionalmente se filtran digitalmente las señales para su visualización y posterior análisis.
- El módulo de adquisición ECG permite el registro de una derivación bipolar a través de electrodos superficiales. Este módulo está compuesto por un circuito electrónico que permite un acondicionamiento analógico donde se realiza la preamplificación y amplificación de la señal con ajuste de ganancia mediante software.
- El módulo de adquisición FLW realiza la estimación del flujo respiratorio a partir de la medición de los cambios de temperatura del aire que se producen durante las fases del ciclo respiratorio. La temperatura del aire aumenta con el flujo respiratorio de la espiración y disminuye con el de la inspiración. Este módulo está formado por circuito electrónico de acondicionamiento analógico en donde se realiza la conversión de temperatura a voltaje y una amplificación de la señal.

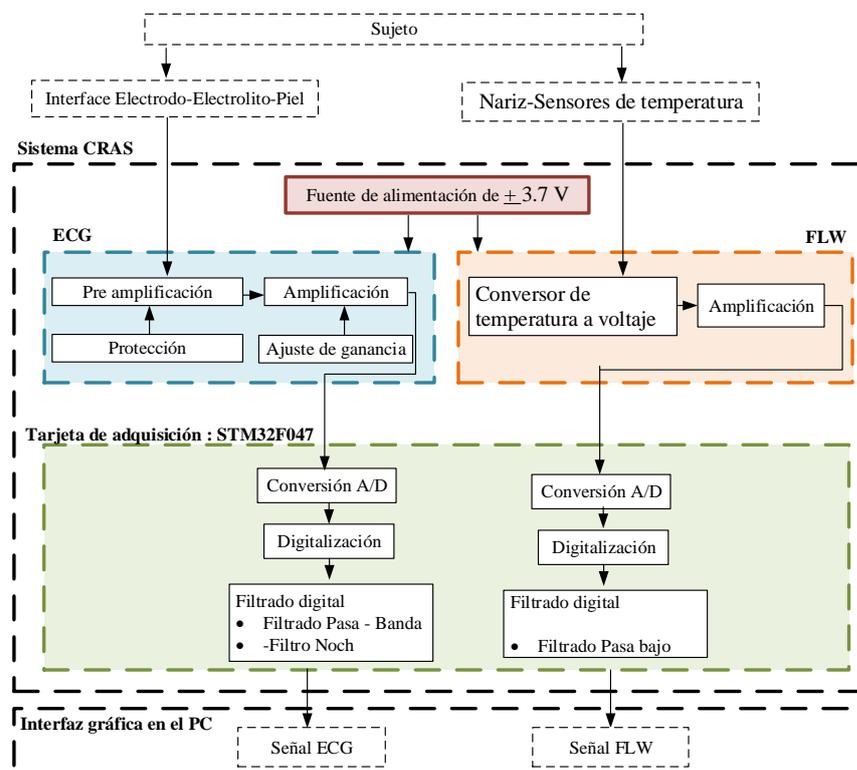


Figura 14. Diagrama de bloques del sistema CRAS.

El sistema modular CRAS implementado se muestra en la Figura 15 donde se presenta la tarjeta STM32F047, la fuente de alimentación, el módulo ECG y el módulo FLW.

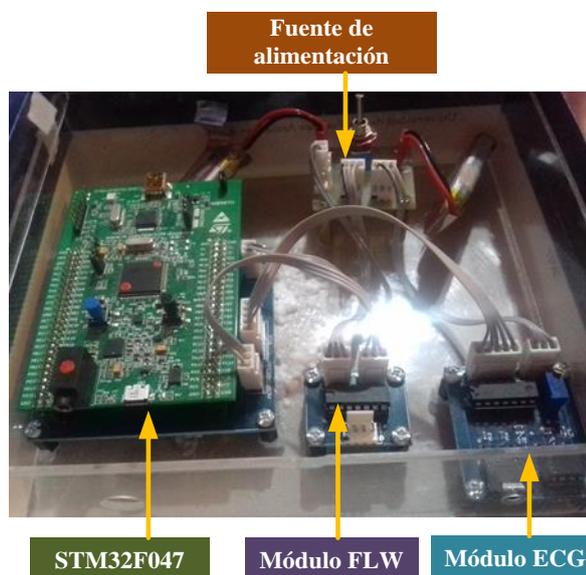


Figura 15. Ubicación de módulos del sistema CRAS

3.3. Tarjeta de Adquisición de señales

Una vez realizada la medición y acondicionamiento de las señales analógicas con cada uno de los módulos del sistema CRAS es necesario utilizar un convertor análogo digital (ADC del inglés *Analog to Digital Converter*) para registrar, almacenar y procesar los datos de forma digital. Este proceso consiste en convertir las señales analógicas en tiempo continuo en datos discretos que representan un código binario para su posterior análisis y visualización. Durante este proceso se pueden producir solapamientos de las señales o pérdidas de información debido a errores de truncamiento o redondeo de los datos durante la codificación (Raza, 2016). Con el objetivo de obtener señales con una buena resolución, sin solapamientos y reducir las pérdidas de información se debe considerar el criterio del Teorema de muestreo de Nyquist que sugiere que la frecuencia de muestro de las señales (f_s) debe al menos ser dos veces el ancho de banda (β) de la señal ($f_s > 2\beta$). En el caso de las señales ECG su ancho de banda es aproximadamente de 125 Hz (Silva & Rojas, 2010), (Micó, 2005), mientras que, en el caso de las señales de respiración su frecuencia respiratoria

puede llegar hasta 70 RPM, es decir que su ancho de banda se puede aproximar a 2 Hz.

Entre los requerimientos mínimos considerados para la selección del ADC están que: tenga mínimo 4 entradas análogas, 1 para la señal ECG y 3 para las señales FLW; disponga de una capacidad de muestreo f_s igual o mayor de 250 Hz (Teorema de muestreo Nyquist), dado que esta frecuencia mínima f_s se garantiza que tanto las señales FLW como ECG se digitalicen con una buena resolución considerando el ancho de banda de cada señal mencionado anteriormente, además es necesario que el conversor permita la implementación de filtros digitales en tiempo real.

Para la selección del conversor se consideró usar una tarjeta electrónica que se ajuste a los requerimientos mencionados, para lo cual se compararon dos tarjetas disponibles en el mercado: Tarjeta STM32F047 y Arduino Mega.

Tabla 1.
Comparación entre tarjetas de adquisición

Características	STM32F047 Discovery	Arduino Mega
Número de entradas analógicas	16	16
Reloj	168 MHz	16 MHz
Rango de voltaje	0 a 3.3 V	0 a 3.3-5 V
Bits de resolución	12 bits	10 bits

En base a las características que se muestran en la Tabla 1, ambas tarjetas podrían ser utilizadas para el procesamiento digital, sin embargo, la elección de la tarjeta STM32F047 Discovery frente al Arduino Mega, se debe a la facilidad que ofrece la tarjeta para comunicarse con diferentes entornos de programación como Matlab/Simulink, y principalmente por la resolución que ofrece para la adquisición de las señales. La tarjeta STM32F057 al disponer de una resolución de 12 bits tiene 4095 ($2^{12} - 1$) niveles de cuantificación, esto se traduce que en voltios dispone de resolución igual a $805\mu V$, mientras que, con el Arduino Mega al tener una resolución menor de 10 bits tiene 1024 ($2^{10} - 1$) niveles de cuantificación, que en voltios es igual

a $488\mu V$. Por tanto, la resolución que ofrece la tarjeta STM32F047 garantiza que hasta la más débil actividad cardiaca o respiratoria se registre correctamente.

La tarjeta STM32F047 Discovery (Véase en la Figura 16) fabricada por STMicroelectronics es utilizada generalmente en aplicaciones donde se requiere procesamientos de señales en tiempo real a una alta velocidad de procesamiento tiene las siguientes características técnicas:

- Microcontrolador STM32F407VGT& con 1 MB de memoria flash, 192 KB de RAM, encapsulado LQFP100.
- Fuente de alimentación: a través del bus USB o desde una fuente externa de 5 V.
- Reloj de 168 MHz
- Rango de lectura analógica de 0 a 3.3(V)
- Posee internamente 16 módulos ADC de 12 bits cada uno



Figura 16. STM32F407 Discovery.
Fuente: (STMicroelectronics, 2017)

La tarjeta SMT32F407 permite la comunicación a través del puerto serial con el software MATLAB/ Simulink en una PC. La programación de esta tarjeta se puede realizar utilizando los módulos de MATLAB especializados o la librería *Waijung* con el compilador *GNU GCC Compiler* (Aimagin., 2015). Para la configuración de los parámetros en la tarjeta del presente estudio se utilizó la librería libre *Waijung* disponible en su página oficial (Aimagin., 2015).

La programación de la tarjeta para el procesamiento digital se realizó a través de la generación de un modelo en Simulink con los bloques de la librería Waijung donde se especificó la frecuencia de muestreo, los puertos analógicos para la lectura de las señales, tipo de dato y el modelo de la tarjeta. Una vez generado el modelo en Simulink a través de la programación en bloques utilizando la librería mencionada se embebió en la tarjeta a través del puerto serial.

La tarjeta STM32F047 del sistema CRAS permite el registro y procesamiento digital de las señales electrocardiográficas y de flujo respiratorio que se obtienen los módulos ECG y FLW respectivamente. En este procesamiento se realiza la conversión ADC o digitalización de las señales en donde se muestrean los datos con una frecuencia de muestreo de 256 Hz con una resolución de 12 bits, y se filtran digitalmente las señales para su posterior análisis.

3.3.1. Digitalización

La digitalización de las señales se realizó mediante el conversor análogo digital de la tarjeta STM32F047 con una frecuencia de muestreo de 256 Hz respetando Teorema del muestreo Nyquist para la adquisición de las dos señales como se mencionó en la selección de la tarjeta de adquisición. Los datos digitales correspondientes a cada una de las señales obtenidas con el ADC en número de bits se transformaron a una escala de voltaje utilizando la Ecuación (1).

$$\text{Voltaje de entrada} = \frac{\text{Valor digital} \times \text{Voltaje de referencia}}{\text{Resolución}} \quad (1)$$

Donde el valor digital corresponde al valor obtenido con el módulo ADC, el voltaje de referencia es valor máximo que la tarjeta puede leer y la resolución es el número de niveles de cuantificación. El módulo ADC de la tarjeta STM32F047 permite la lectura de voltajes de máximo 3.3 (V) con una resolución de 12 bits es decir con 4095 niveles de cuantificación que al reemplazar en la Ecuación (1) se obtiene que el voltaje de entrada se calcula con la Ecuación (2).

$$\text{Voltaje de entrada} = \frac{\text{Valor digital} \times 3.3(V)}{4095} \quad (2)$$

3.3.2. Filtrado digital

Las señales electrocardiográfica y de flujo respiratorio requieren de filtros para eliminar la interferencia de las señales producida por fuentes externas. Los filtros analógicos y digitales permiten el paso de las componentes de una señal que se encuentren dentro de una determinada banda de interés de estas señales de frecuencias, y atenúan aquellas que no estén dentro de la banda de paso seleccionada (Alvarez R. B., 1999).

Se descartaron los filtros analógicos debido a que introducen desfase en la señal registrada y ruido térmico provocado a los elementos que conforman su circuito electrónico analógico. Por esta razón para este estudio se seleccionaron filtros digitales, los cuales no requieren de un circuito de instrumentación adicional para su implementación dado que se pueden implementar en conjunto con la tarjeta STM32F047.

Los filtros digitales pueden ser de respuesta finita al impulso (FIR) o filtros de respuesta infinita al impulso (IIR). Para este estudio se utilizó filtros IIR tipo Butterworth que se caracterizan por lograr respuestas máximamente planas en la banda de paso y aproximadas a cero en la banda rechazada (Fiallos & Vaca, 2015). La respuesta de estos filtros disminuye hasta el final de la banda de paso a razón de $20n \text{ dB}$ por década, donde n es el número de polos del filtro (Molero, 2008). Los filtros se diseñaron utilizando la herramienta FDA Tool de Matlab y se implementaron en el modelo de simulink embebido de la tarjeta de adquisición para el procesamiento *online*.

Los filtros digitales online no se pueden aplicar de forma directa a una sola muestra digital que se obtiene con el ADC dado que estos datos que adquieren son muestras de tiempo independientes. Para filtrar digitalmente estas señales se utilizaron tramas de tiempo de 500×1 muestras a través de bloques buffers y unbuffers en conjunto con los

filtros digitales que se embebieron en el modelo de la tarjeta como se muestra en la Figura 17.



Figura 17. Aplicación de filtrado digital online.

El bloque *buffer* ubicado antes de la etapa de filtrado digital se encarga de apilar y almacenar las muestras de la señal de entrada en tramas de 500x1 muestras cada 1.95 segundos. De esta manera se consigue un filtrado digital en tiempo real de las señales al utilizar las tramas de salida del buffer junto con los filtros digitales. Una vez realizado el filtrado digital a las tramas de 500x1 se utilizó el bloque *unbuffer* para convertir esta trama filtrada en una muestra de salida de tiempo independiente (MathWorks, 2017).

3.4. Módulo de adquisición de señales electrocardiográficas.

El módulo ECG del sistema CRAS realiza la adquisición de la señal cardiaca a través de electrodos superficiales ubicados según el triángulo de Einthoven. Los electrodos actúan como transductores que convierten las corrientes iónicas presentes en los tejidos vivos en corrientes de electrones o corriente eléctrica (Poblet, 1988). Estas corrientes eléctricas fluyen por un conductor metálico para ser procesadas por un equipo electrocardiógrafo (Meneses & Toloza, 2012).

Los electrodos que se utilizan comúnmente para el registro ECG son los de tipo superficial y de contacto directo que se caracterizan por no ser invasivos y permitir el contacto del electrodo con la superficie cutánea del sujeto. Estos electrodos son placas de metal que poseen un gel electrolito que permite el intercambio de iones entre las diferentes capas de la piel y el metal del electrodo, estos electrodos se adhieren a la piel de los sujetos formando una interfaz electrodo-electrolito-piel.

Para la presente investigación se utilizaron electrodos superficiales de cloruro de plata (Ag/AgCl) de marca DORMO debido a la facilidad de ubicación en los sujetos de prueba dado que poseen un gel electrolito que se adhiere fácilmente en la piel, y su disponibilidad en el mercado nacional ecuatoriano (Raza, 2016). En la Figura 18 se muestra el tipo de electrodo utilizado para los registros ECG.



Figura 18. Electrodo superficial Ag/AgCl
Fuente: (Market, 2017).

El módulo ECG es un sistema que permite la adquisición de una derivación bipolar. Para este estudio se decidió realizar el registro de la señal correspondiente a la segunda derivada porque el complejo QRS se marca de mejor con respecto al análisis temporal con esta derivación. La amplitud de la señal correspondiente a la segunda derivada es mayor en comparación con las señales que se obtienen con las otras derivaciones (Raza, 2016).

Debido a los niveles de voltaje y ruido de las señales adquiridas con los electrodos se implementó un circuito de acondicionamiento analógico a través de un conjunto de elementos electrónicos que inicialmente preamplifican la señal cardiaca y posteriormente la amplifican con una ganancia variable que se ajusta a través de software. La señal cardiaca obtenida se procesa digitalmente con la tarjeta STM32F047 en donde se digitaliza, filtra y configura la variación de ganancia la señal. En la Figura 19 se muestra el diagrama de bloques del módulo ECG del sistema CRAS y la ubicación de los electrodos en la piel del tórax del sujeto de acuerdo al triángulo de Einthoven para la adquisición de la segunda derivación bipolar.

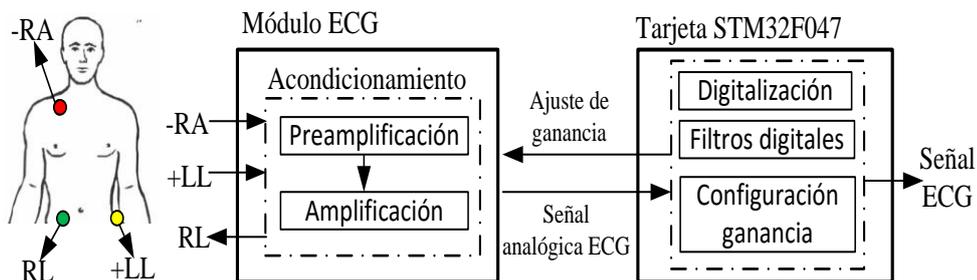


Figura 19. Diagrama de bloques del módulo ECG para la adquisición de la segunda derivación bipolar del sistema CRAS

3.4.1. Circuito de acondicionamiento de señal analógica

La amplitud de los potenciales eléctricos correspondientes a la actividad eléctrica del corazón que se obtienen con los electrodos están en el orden de los milivoltios teniendo comúnmente amplitudes de aproximadamente 0.02 - 5.0 (mV) pico-pico (Silva & Rojas, 2010). Estos potenciales no pueden ser registrados directamente por la tarjeta para su conversión análoga digital debido a que las señales presentan altos niveles de ruido. Por tal motivo la implementación de un circuito electrónico para el acondicionamiento analógico es indispensable para amplificar la señal cardiaca y que pueda ser procesada posteriormente en la tarjeta STM32F047. El diagrama de bloques de este circuito electrónico para el acondicionamiento del módulo ECG se muestra en la Figura 20, este circuito está compuesto por una etapa de preamplificación y amplificación con ajuste de ganancia.

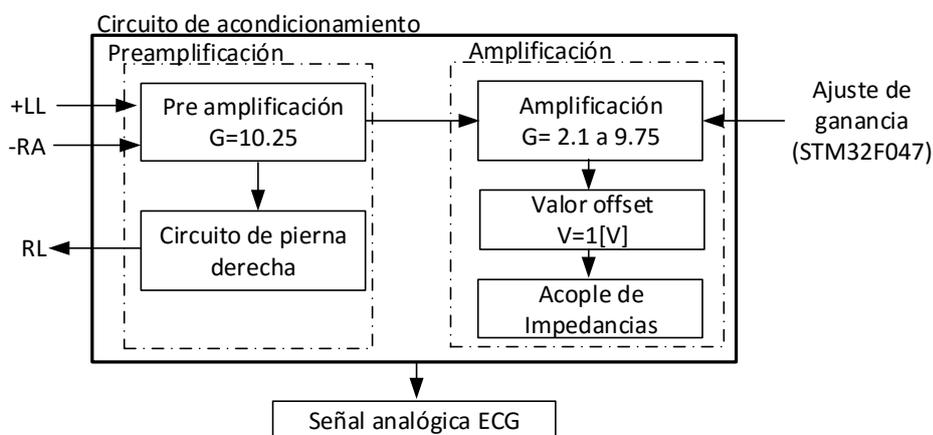


Figura 20. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica ECG.

En la etapa de preamplificación se conectó una etapa de protección para prevenir descargar eléctricas en los pacientes y disminuir el ruido de la señal al aislar la referencia del paciente de la tierra del sistema de adquisición. En la etapa de amplificación con ajuste ganancia se implementó un circuito electrónico para añadir un voltaje offset a la señal y un acople de impedancias del circuito de acondicionamiento con la tarjeta de adquisición para disminuir la distorsión de las señales. Con estas dos etapas de acondicionamiento se busca aumentar el nivel de voltaje de la señal ECG asegurando que el nivel de ruido de la señal sea el mínimo para que pueda ser digitalizada por el ADC.

3.4.1.1. Etapa de preamplificación

La etapa de preamplificación del circuito de acondicionamiento permite aumentar la amplitud de la señal cardiaca que se adquiere con los electrodos que se ubican sobre piel del tórax de los sujetos. En esta etapa se sugiere el uso de amplificadores diferenciales para medir, amplificar y eliminar el ruido de modo común de la señal cardiaca.

Los amplificadores diferenciales incrementan el voltaje diferencial de sus entradas positiva y negativa. Sin embargo, estos elementos presentan la desventaja de poseer una baja resistencia de entrada y dificultad para modificar su ganancia de amplificación (Bravo, 2010). Por este motivo, generalmente se hace uso de amplificadores de instrumentación, que consisten en una versión mejorada de los amplificadores diferenciales al incluirse otros elementos como amplificadores diferenciales y resistencias de precisión.

El amplificador de instrumentación es ideal para amplificar señales de ambientes ruidosos debido a que poseen una alta impedancia de entrada para pequeñas corrientes y una alta relación de rechazo al modo común (CMRR, del inglés *common mode rejection ratio*). Estas características implican que, al no existir señal de entrada, la salida del amplificador será cercana a cero evitando así que exista distorsión y de la señal. Los amplificadores de instrumentación resultan adecuados para señales provenientes de transductores como electrodos, porque impiden la distorsión de la

señal debido a los efectos de la impedancia entre la piel y el electrodo (Alvarez L. , 2007).

Para la implementación de esta etapa se consideraron los amplificadores de instrumentación: INA 128 de *Texas Instrument* y el AD620 de *Analog Device*, dado que estos integrados son utilizados comúnmente en aplicaciones de instrumentación médica como electrocardiogramas debido a que se caracterizan por poseer altos valores de CMRR, y trabajar bajas corrientes de polarización. El análisis de señales registradas con cada uno de estos amplificadores tanto en tiempo como en frecuencia realizadas por (Raza, 2016) muestran que cualquiera de los dos amplificadores resultan útiles para receptor la señal ECG y realizar una primera amplificación, sin embargo, en esta investigación se decidió utilizar el integrado INA 128 de *Texas Instrument* debido a que durante las pruebas de laboratorio realizadas se obtuvo un mejor desempeño para la adquisición de la señal ECG.

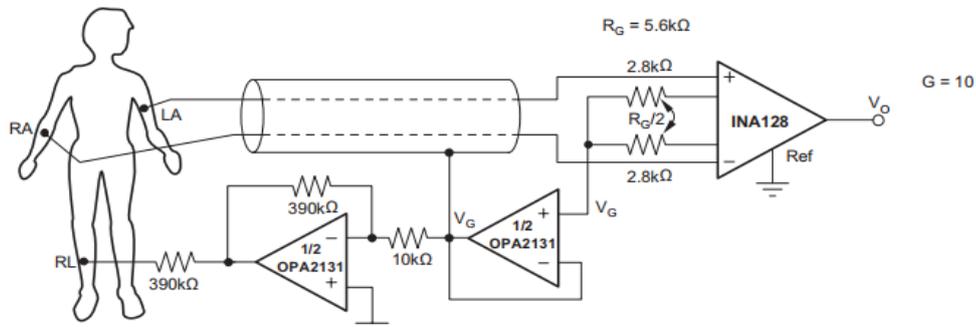
El amplificador INA 128 (Véase en el **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) es un amplificador de instrumentación de uso general de baja potencia y excelente precisión (Texas Instrument, 2016). Este amplificador presenta las siguientes características:

- Impedancia de entrada de $10^{10} \Omega$
- Ganancia de amplificación 1 – 10000
- Alto CMRR >120 dB en $G \geq 100$
- Voltaje de alimentación de $\pm 2.25 - \pm 18$
- Respuesta en frecuencia de 1 – 1.3 MHz
- Ruido $8nV$

Este amplificador de instrumentación se utiliza en diferentes aplicaciones como la adquisición de señales, amplificación de termocuplas, amplificación de sensores RTD, amplificador en modo puente y aplicaciones de instrumentación médica como electrocardiogramas (Texas Instrument, 2016).

Para el circuito electrónico de la etapa de preamplificación de la señal ECG se hace uso del circuito recomendado por el fabricante del INA128 en donde se utiliza

este integrado como amplificador ECG con conexión en pierna derecha como se muestra en la Figura 21.



**Figura 21. Circuito ECG recomendado por el fabricante Texas Instrument.
Fuente: (Texas Instrument, 2016)**

En este circuito médico se recomienda una ganancia de 10 para la preamplificación de la señal. El datasheet del integrado presenta una fórmula propia para el cálculo de la resistencia de ganancia R_G de la ganancia del INA128. Esta fórmula se muestra en la Ecuación (3).

$$R_G = \frac{50 [K\Omega]}{G_p - 1} \quad (3)$$

Donde G_p es la ganancia recomendada para el INA128 y al reemplazar este valor de por 10 se obtiene una resistencia de ganancia R_G de 5.556 (K Ω).

$$R_G = \frac{50 [K\Omega]}{10 - 1} = \frac{50 (K\Omega)}{9} = 5.56 (K\Omega) \quad (4)$$

El valor de R_G se encuentra dividido en dos resistencias iguales ubicadas en serie, por lo que su valor está dado por la Ecuación (5), de tal manera que cada resistencia tiene un valor de 2.78 (K Ω). Sin embargo, este valor al ser no ser comercial, se escogió 2.7 (K Ω) que es el valor comercial más cercano disponible en el mercado.

$$R_G = R_{G1} + R_{G2} \quad (5)$$

$$R_{G1} = R_{G2} = 2.78 (K\Omega) \approx 2.7 (K\Omega) \quad (6)$$

El circuito correspondiente a la etapa de preamplificación utilizado se muestra en la Figura 22. Las etiquetas “LL” y “RA” hacen referencia a los electrodos bipolares conectados en el sujeto para el registro de la segunda derivación del electrocardiograma y “RLD” hace referencia al punto de conexión con la etapa de protección que se explica más adelante.

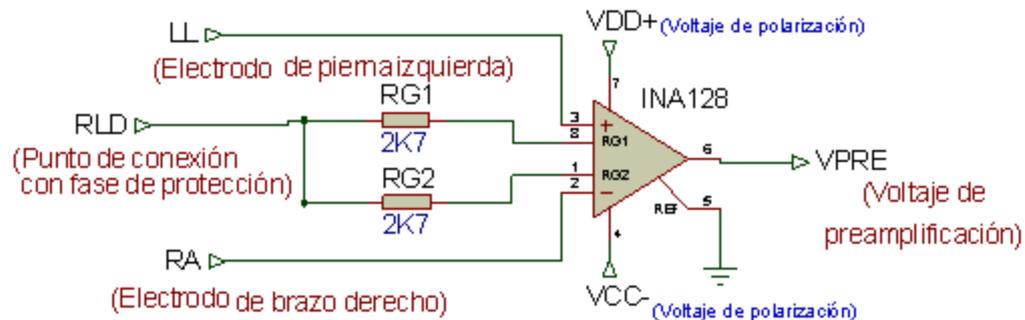


Figura 22. Etapa de pre amplificación del sistema ECG.

La etapa de preamplificación está conectada a una fase de protección o Circuito de Pierna de Derecha (RLD, del inglés *Right-Leg Drive*) como se observa en la Figura 21. Esta etapa permite aislar la tierra del sistema de medición con la referencia del sujeto conectado y así evitar el retorno de altas corrientes a través del electrodo de referencia que podrían provocar descargas eléctricas al sujeto. Otra función de esta etapa es permitir el registro de señales estables con bajos niveles de ruido, al proveer una trayectoria de baja impedancia entre el sujeto y el amplificador de instrumentación, logrando reducir el ruido de modo común (Alvarez L., 2007).

La implementación de esta etapa involucra el uso de un tercer electrodo conocido como electrodo de referencia conecta a la pierna derecha del sujeto. Con esta conexión se establece un voltaje de referencia de cero voltios en el sujeto, pero sin conectarlo directamente a tierra, de ahí el nombre de circuito de pierna derecha (Raza, 2016). Para el circuito de esta etapa el fabricante del INA128 recomienda el uso del amplificador OPA2131 en el circuito electrónico. Sin embargo, este amplificador fue reemplazado debido que no estaba disponible en el mercado local. El integrado de reemplazó fue el amplificador TL82 que posee características eléctricas similares al OPA2131, tiene un

costo menor y posee 2 amplificadores operacionales en su encapsulado (Guamán & Bermeo, 2017).

El circuito electrónico correspondiente a la etapa de protección utilizada se muestra en la Figura 23 y que corresponde al recomendado por el fabricante. En el circuito no se incluye la conexión al blindaje de los cables porque en esta investigación no se utilizó cables blindados. La etiqueta “RLD” es el punto de conexión con la fase de pre amplificación y “RL” corresponde al electrodo de referencia conectado a la pierna derecha del sujeto.

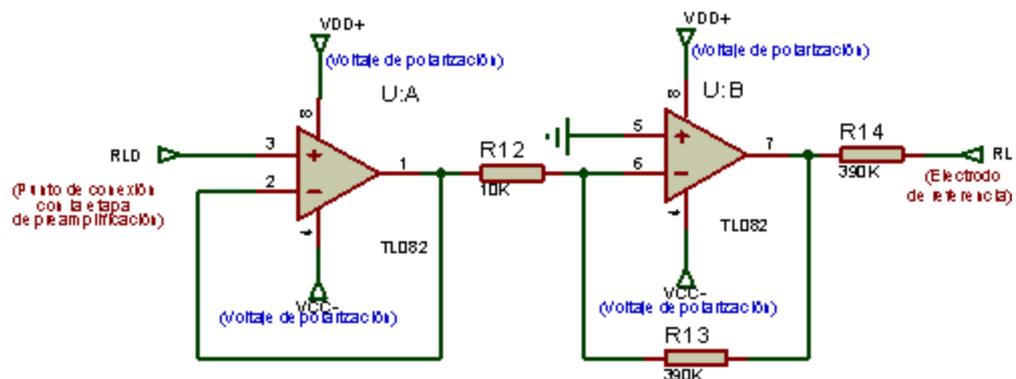


Figura 23. Etapa de protección del sistema ECG.

3.4.1.2. Etapa de amplificación

Los cambios en la actividad cardíaca dependen de la edad, sexo, factores genéticos, factores psicológicos, factores ambientales, estado físico, entre otras variantes fisiológicas. Estos cambios se ven reflejados en la amplitud de la señal, variabilidad de frecuencia cardíaca y variación de la duración del complejo QRS. (Xing, y otros, 2009). Por estos motivos se diseñó un circuito electrónico que amplifique la señal cardíaca y permita la modificación de la ganancia de amplificación de la señal a través de software para el registro ECG de sujetos con distintas fisiologías.

La etapa de amplificación con ganancia variable tiene como objetivo incrementar el nivel del voltaje de la señal ECG que se obtiene con la etapa de preamplificación. Con esta amplificación se busca que la amplitud de la señal tenga un nivel adecuado

de voltaje sin entrar en saturación y que maximice el número de bits de lectura del ADC de la tarjeta.

Esta etapa de amplificación se diseñó para que la amplitud de señal de salida de la etapa se encuentre aproximadamente en la mitad del rango de lectura 0-3.3 (V) de la tarjeta para que pueda ser digitalizada correctamente. Esta etapa de amplificación está compuesta de: i) Amplificación con ganancia variable; ii) Incorporación de un componente de voltaje continuo o valor offset de 1 (V) a la señal; y iii) Acople de impedancias.

Para esta etapa se consideró que la ganancia total debe estar comprendida entre 22 a 100. Tomando en cuenta que en la etapa de preamplificación la ganancia es de 10.25 entonces la ganancia de la etapa está comprendida entre 2.1 y 9.75. La amplificación de la señal se realizó con un amplificador operacional en configuración no inversora donde el voltaje de salida V_{out} se determina por la Ecuación (7).

$$V_{out} = V_{in} \times G \quad (7)$$

Donde G es la ganancia de amplificación dada por la relación de la resistencia de retroalimentación R_1 y la resistencia R_2 como se muestra en la Ecuación (8).

$$G = \frac{R_1}{R_2} + 1 \quad (8)$$

Para modificar la ganancia se utilizó un potenciómetro digital para que los cambios se puedan realizar por software. Este potenciómetro R_D se ubicó en serie con la resistencia R_1 de tal manera que al añadir R_D en la Ecuación (8) se obtiene que la ganancia total de amplificación variable G_T esta dada por la Ecuación (9).

$$G_T = \frac{R_1 + R_D}{R_2} + 1 \quad (9)$$

Las resistencias R_1 y R_2 se establecieron en valores fijos para que la variación de R_D permita el ajuste de la ganancia G_T . Al fijar los valores de R_1 y R_2 en 10 (K Ω) cada una, la ganancia total G_T se obtiene con la Ecuación (11).

$$G_T = \frac{10 \text{ K}\Omega + R_D}{10 \text{ K}\Omega} + 1 = \frac{20 \text{ K}\Omega + R_D}{10 \text{ (K}\Omega)} \quad (10)$$

$$G_T = 2 + \frac{R_D}{10 \text{ (K}\Omega)} \quad (11)$$

Al reemplazar, el valor mínimo y el valor máximo de la ganancia de esta etapa en la Ecuación (12) se obtiene que el potenciómetro digital debe ser capaz de variar su resistencia entre 1 (K Ω) y 77.5 (K Ω) como se muestran en las Ecuaciones (13) y (14).

$$R_D = (G - 2) \times 10 \text{ (K}\Omega) \quad (12)$$

$$R_{Dmin} = (2.1 - 2) \times 10 \text{ (K}\Omega) = 1 \text{ (K}\Omega) \quad (13)$$

$$R_{Dmax} = (9.75 - 2) \times 10 \text{ (K}\Omega) = 77.5 \text{ (K}\Omega) \quad (14)$$

En base a las Ecuaciones (13) y (14) se seleccionó el potenciómetro digital MCP41010 de Microchip con comunicación SPI de 256 posiciones, porque sus valores de resistencia varían desde 0.39 (K Ω) a 100 (K Ω), además de permitir una variación de posición lineal (Microchip, 2003).

Para el control de la resistencia digital, el microcontrolador de la tarjeta STM32F047 envía 3 bit a través de la comunicación SPI para escribir en los registros del potenciómetro digital y así establecer un valor de resistencia. El primer bit se encarga de la selección del chip \overline{CS} (selector del chip o del inglés *Chip Select*) para que se ejecute un nuevo comando para escribir en los registros potenciómetro digital; el segundo bit se comunica con el pin del reloj serial SCK (reloj serial o del inglés *Serial Clock*) del puerto SPI del chip, el cual se utiliza para registrar datos de nuevos registros; y el tercer bit envía datos al pin de entrada de datos de serie SI (entrada de datos de serie o del inglés *Serial Data Input*). Los datos se registran en el pin SI con el flanco ascendente del reloj SCK y si el pin \overline{CS} no está en alto (Microchip, 2003). El valor de la resistencia del potenciómetro digital varía según la Ecuación (15).

$$R_D = \frac{100 \text{ [K}\Omega] \times D_n}{256} \quad (15)$$

Donde D_n es el valor de la posición del potenciómetro que varía entre 1 y 256. Al reemplazar el valor de R_D en la Ecuación (11) se obtiene que el valor de la ganancia

variable total G_T de la etapa de amplificación en base a la modificación de posición del potenciómetro digital esta dada por la Ecuación (17)

$$G_T = 2 + \frac{100[K\Omega] \times D_n}{256 \times 10[K\Omega]} \quad (16)$$

$$G_T = 2 + \frac{10 \times D_n}{256} \quad (17)$$

De esta manera la ganancia G_T permite que la amplitud del voltaje de salida de la etapa de amplificación V_{Am} se pueda modificar mediante software. Este voltaje se obtiene según la Ecuación (18).

$$V_{Am} = V_{in} \times G = V_{PRE} \times G_p \times G_T \quad (18)$$

Donde V_{PRE} corresponde al voltaje de ECG que obtiene de la etapa de pre amplificación, G_p es la ganancia de pre amplificación, y G_T es la ganancia variable total de amplificación. Al reemplazar el valor de $G_p = 10.25$ y G_T en la Ecuación (18) se obtiene que V_{Am} se calcula con la Ecuación (20).

$$V_{Am} = V_{ECG} \times 10.25 \times \left(2 + \frac{10 \times D_n}{256}\right) \quad (19)$$

$$V_{Am} = V_{ECG} \times \left(20.5 + \frac{102.5 \times D_n}{256}\right) \quad (20)$$

En la Figura 24 se muestra el circuito electrónico utilizado para la amplificación con ganancia variables. La etiqueta “VPRE” corresponde al voltaje que obtiene de la etapa de preamplificación.

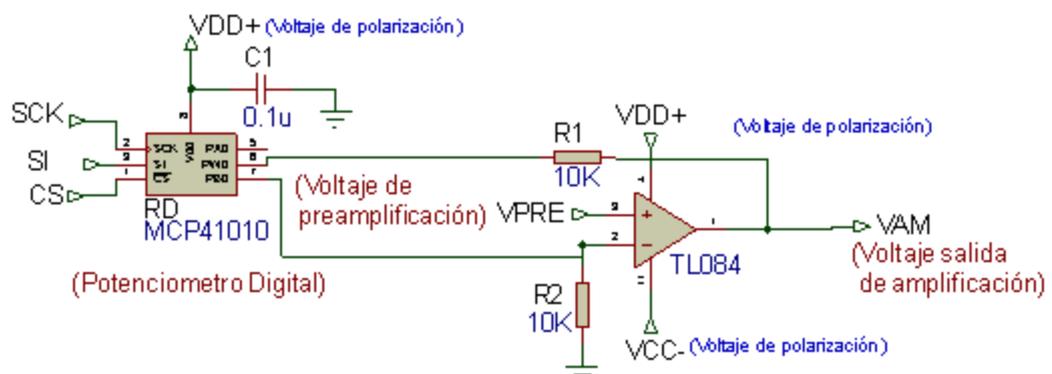


Figura 24. Etapa de amplificación con ganancia variable.

La amplitud de señal ECG se caracteriza por presentar valores positivos y negativos. Sin embargo estos últimos no pueden digitalizados por la tarjeta STM32F047 dado que la lectura del ADC solo permite valores mayores de 0 (V) (Raza, 2016). Por este motivo se desplazó la señal en amplitud con un voltaje de offset V_{of} de 1 (V) que se obtiene con un divisor de voltaje y así asegurar que las señales tengan voltajes positivos mayores de 0 (V) y menores a 3.3 (V).

Para añadir el voltaje V_{of} de 1 (V) a la señal de salida de la etapa de amplificación con ganancia variable V_{Am} se utilizó un amplificador operacional en configuración de un sumador no inversor. Al establecer las resistencias R_1, R_2 y R_4 con un valor igual a R , entonces la ganancia del sumador G_s se define por la Ecuación (21).

$$G_s = \frac{R_3}{R} + 1 \quad (21)$$

Al fijar los valores de R_3 en 1 (K Ω); y R en 10(K Ω) se obtiene una ganancia G_s de 1.1 en esta etapa.

$$G_s = \frac{1 \text{ (K}\Omega\text{)}}{10 \text{ (K}\Omega\text{)}} + 1 = 1.1 \quad (22)$$

El voltaje de salida V_{out} del sumador no inversor está dado por la Ecuación (23).

$$V_{out} = (V_{in1} + V_{in2}) * G_s \quad (23)$$

Donde V_{in1} es el voltaje de la etapa de amplificación V_{Am} , V_{in2} es el voltaje de *offset* y G_s es la ganancia del sumador no inversor. Al reemplazar $V_{in1} = V_{Am}$; $V_{in2} = V_{of} = 1(V)$ y $G_s = 1.1$ en la Ecuación (23) se obtiene el valor del voltaje de salida de la etapa de amplificación con ganancia variable V_{A_ECG} dado por la Ecuación (25).

$$V_{A_ECG} = [V_{Am} + V_{of}] \times 1.1 \quad (24)$$

$$V_{A_ECG} = \left[V_{ECG} \times \left(20 + \frac{100 \times D_n}{256} \right) + 1 \right] \times 1.1 \quad (25)$$

Finalmente, se incluyó un acople de impedancias al circuito de tal manera que la impedancia salida de toda la fase sea igual a la impedancia de entrada de la carga donde se conecta para el posterior procesamiento. Para el acople de impedancias se utilizó un

amplificador operacional en configuración de seguidor de voltaje, en donde el voltaje de salida es igual al voltaje de entrada del amplificador operacional.

El circuito electrónico correspondiente a la etapa para añadir el voltaje offset y el acople de impedancias se muestra en la Figura 25. La etiqueta “VAM” corresponde al voltaje de la etapa de amplificación con ganancia variable.

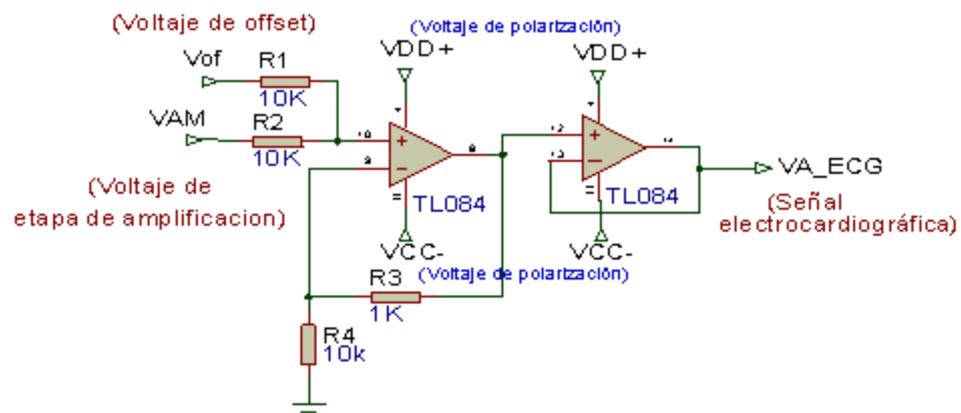


Figura 25. Etapa de inclusión de voltaje offset y acople de impedancias.

Para la implementación de esta etapa se utilizó un amplificador operacional TL084 de propósito general debido que éste integrado se caracteriza por ser de bajo consumo, tiene un CMRR de 86 dB, una impedancia de entrada $10^{12}\Omega$, se polariza con $\pm 15\text{ VDC}$, además que internamente posee cuatro amplificadores operacionales, minimizando el hardware para implementar la amplificación la señal, añadir el valor de *offset*, y el acople de impedancias detallados anteriormente. Con este integrado se logró reducir el espacio físico del circuito, una correcta amplificación de la señal ECG gracias a las características descritas, y principalmente reducir el consumo de corriente del circuito (Raza, 2016).

El esquema completo del sistema de adquisición ECG se muestra en la Figura 26, y contiene la fase de pre amplificación, fase de protección, fase de amplificación con ganancia variable en donde se incluye el valor de continua a la señal y el acople de impedancia del todo el circuito.

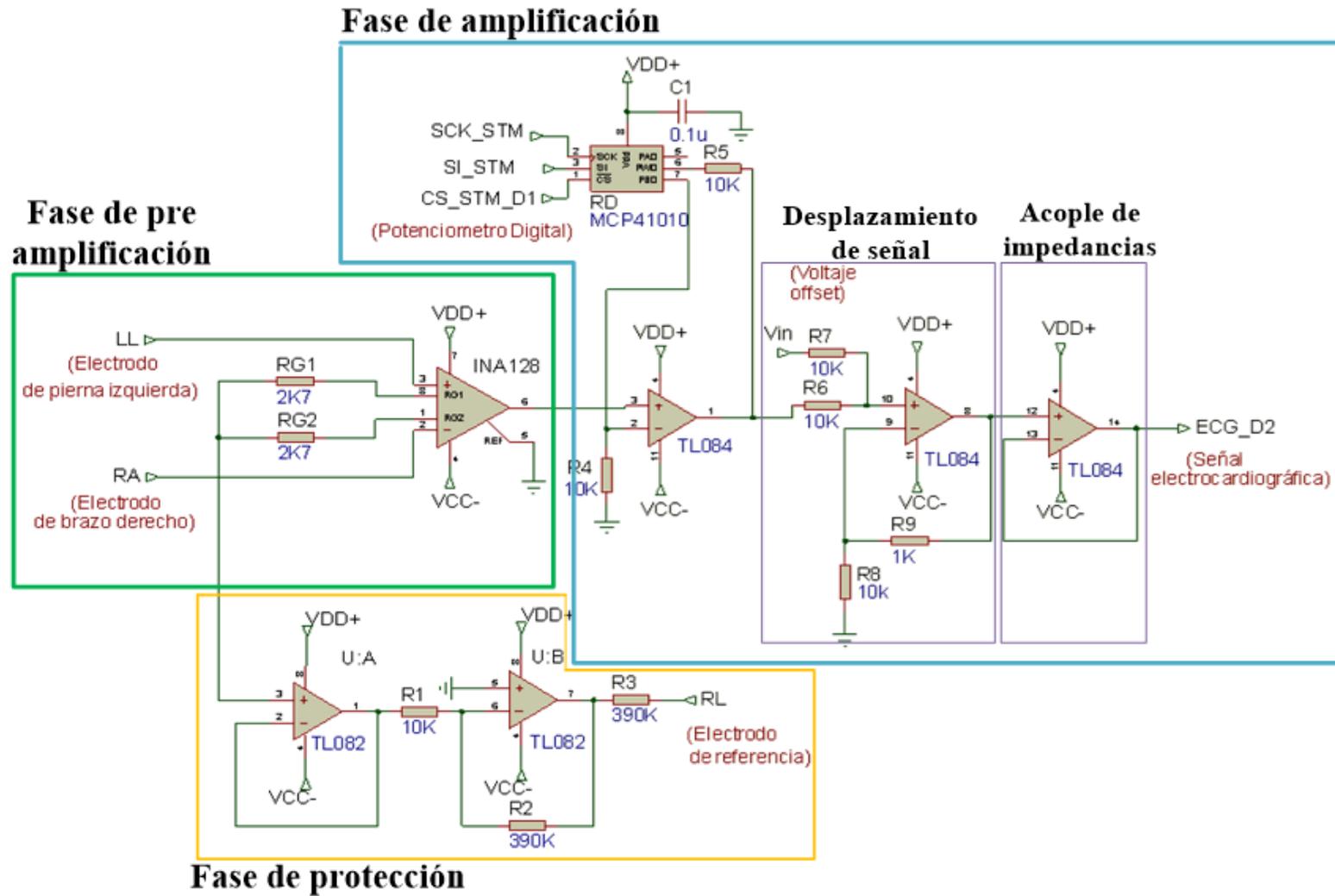


Figura 26. Esquema de hardware para el sistema de adquisición de ECG.

3.4.2. Procesamiento digital de la señal electrocardiográfica

Al voltaje de entrada de la señal electrocardiográfica denominado V_{ECG} obtenido con el módulo ECG y digitalizado con la tarjeta STM32F047 se debe eliminar la ganancia G_s , el voltaje V_{of} y el valor de las ganancias G_p y G_T que fueron incluidas a la señal durante las etapas de acondicionamiento de la señal analógica del módulo ECG. El voltaje V_{ECG} del sistema CRAS se obtiene según la siguiente expresión:

$$V_{ECG} = \left(\frac{\left(\frac{\text{Voltaje de entrada}}{G_s} \right) - 1}{G_p \times G_T} \right) \quad (26)$$

Donde la ganancia G_p de la fase de preamplificación es 10.25, la ganancia G_T de la fase amplificación se obtiene con la Ecuación (17) y la ganancia del sumando G_s es igual a 1.1. Al reemplazar G_p , G_s y G_T en la Ecuación (26), el voltaje V_{ECG} se determina con la Ecuación (28).

$$V_{ECG} = \frac{\left(\frac{\text{Voltaje de entrada}}{1.1} \right) - 1}{10.25 \times \left(2 + \frac{10 \times D_n}{256} \right)} \quad (27)$$

$$V_{ECG} = \frac{(0.9 \times \text{Voltaje de entrada}) - 1}{(20.5 + 0.40 \times D_n)} \quad (28)$$

3.4.2.1. Filtrado digital de la señal

El espectro frecuencial de la señal ECG normalmente va desde 0.05 a 100 Hz y por la naturaleza de la señal es común encontrar otras componentes frecuenciales de diferentes fuentes que producen ruido (Silva & Rojas, 2010). Estas componentes aparecen en la señal ECG debido al movimiento de los electrodos sobre la piel; movimiento de los cables con que se conectan los electrodos con el hardware; el ruido térmico generado por los elementos electrónicos utilizados en el circuito electrónico; el ruido generado por otras señales fisiológicas del cuerpo como las señales electromiografías, respiratorias, musculares, otros; el ruido generado por otros

aparatos electrónicos cercanos al electrocardiógrafo y el ruido proveniente de la red eléctrica, entre otros tipos de ruido (Micó, 2005).

Para el presente trabajo de investigación se consideró trabajar con un ancho de banda de entre 0.5 a 64 Hz (Raza, 2016), de tal manera que se garantice los siguientes requerimientos:

- Eliminar las oscilaciones de baja frecuencia (menores de 0.5 Hz) que aparecen producto del movimiento de artefactos producidos por los electrodos sobre la piel, movimiento del cable de conexión del electrodo y la respiración del sujeto.
- La detección del complejo QRS para la estimación de la variabilidad del ritmo cardiaco y las pendientes del complejo QRS. Dado que este el espectro de este complejo se encuentra entre los 10 y 50 Hz.

En base al ancho de banda seleccionada y para eliminar las componentes de frecuencia que no aportan información se diseñó un filtro digital pasa banda constituida por un filtro pasa alto y un filtro paso bajo; y un filtro rechaza banda o Filtro Noch. Las características del diseño de los filtros se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2.
Características de diseño del filtro digital pasa banda para la señal ECG

Filtro	Tipo	Parámetros
Pasa banda	IIR	$F_{p1}=0.5 \text{ Hz}, F_{s1}=0.4 \text{ Hz},$
	Butterworth	$F_{p2}=63 \text{ Hz}, F_{s2}=70 \text{ Hz}$ $A_{s1}=10 \text{ dB}, A_{s2}=10 \text{ dB}, A_p=1 \text{ dB}$

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

El filtro pasa altos se diseñó con una frecuencia de corte de 0.5 Hz para eliminar las oscilaciones de baja frecuencia, mientras que para eliminar el ruido de alta frecuencia se utilizó un filtro pasa bajo de 63 Hz que permite visualizar de mejor

manera el complejo QRS para su posterior análisis y extracción de la variabilidad del ritmo cardíaco HRV. De esta manera se elimina la información espectral en bandas superiores que no fueron consideradas para el análisis de esta investigación.

En la Figura 27 se muestra la respuesta en magnitud del filtro digital pasa banda donde se observa que en las frecuencias de 0.4 Hz y 70 Hz existe una atenuación de 10 dB; y en las frecuencias de 0.5 Hz y 66 Hz existe una atenuación de 3 dB.

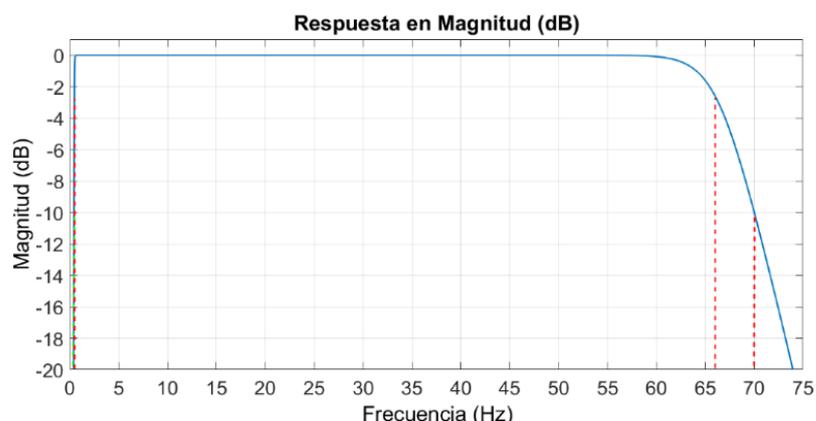


Figura 27. Respuesta en magnitud del filtro digital pasa banda

La respuesta en fase del filtro digital pasa banda se muestra en la Figura 28, en donde se observa que el filtro tiene un comportamiento no lineal introduciendo así un desfase a la señal de salida. Para corregir este desfase se aplicó un filtro banda de doble pasada es decir invertir la secuencia de números de salida del filtro digital para filtrarlos una segunda vez con el mismo filtro (Guamán & Bermeo, 2017).

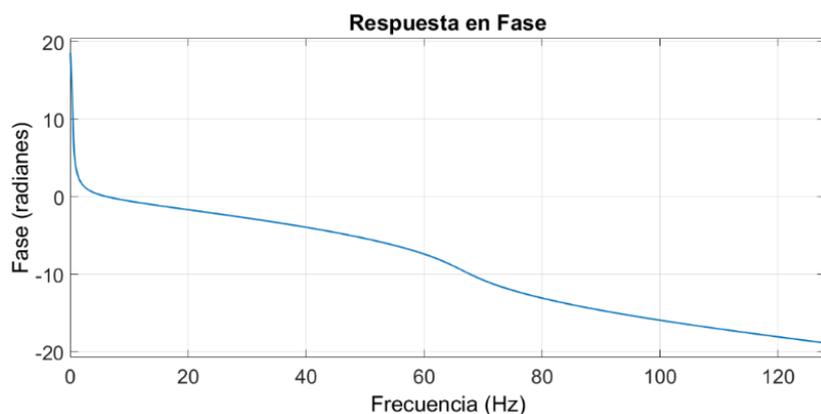


Figura 28. Respuesta en fase del filtro digital pasa banda

El filtro rechaza banda se diseñó para suprimir el contenido frecuencial de la red de distribución eléctrica que se encuentra en 60 Hz. Los parámetros de diseño de los filtros digitales implementados en la tarjeta para el procesamiento *online* se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3.
Parámetros de diseño del filtro digital rechaza banda.

Filtro	Tipo	Parámetros
Rechaza banda	IIR	$F_{s1}=57 \text{ Hz}, F_{p1}=58 \text{ Hz},$
	Butterworth	$F_{p2}=62 \text{ Hz}, F_{s2}=63 \text{ Hz}$ $A_{s1}=1 \text{ dB}, A_{s2}=1 \text{ dB}, A_p=10 \text{ dB}$

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

La Figura 29 muestra la respuesta en magnitud del filtro rechaza banda en donde existe una atenuación de 3dB en la frecuencia de 57 Hz y 63 Hz, y en las frecuencias de 58 Hz y 62 Hz existe una atenuación de 10 dB.

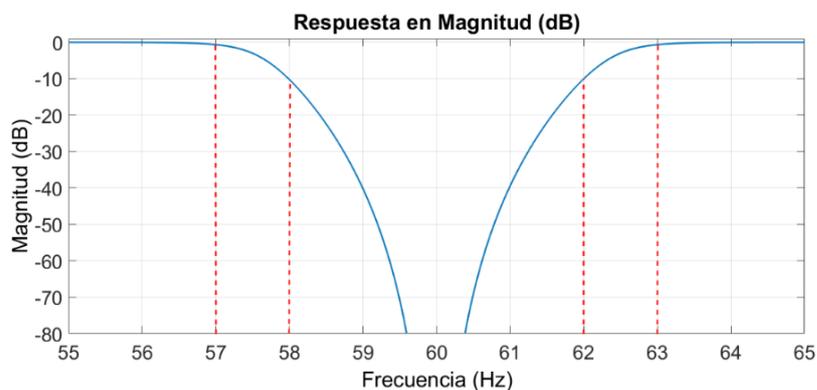


Figura 29. Respuesta en magnitud del filtro digital rechaza banda

La respuesta en fase del filtro rechaza banda se presenta en la Figura 30, en donde se observa un comportamiento no lineal, el cual introduce un desfase a la señal de salida. Por este motivo al igual que con filtro pasa banda se aplicó un filtro rechaza banda de doble pasada para compensar este desfase.

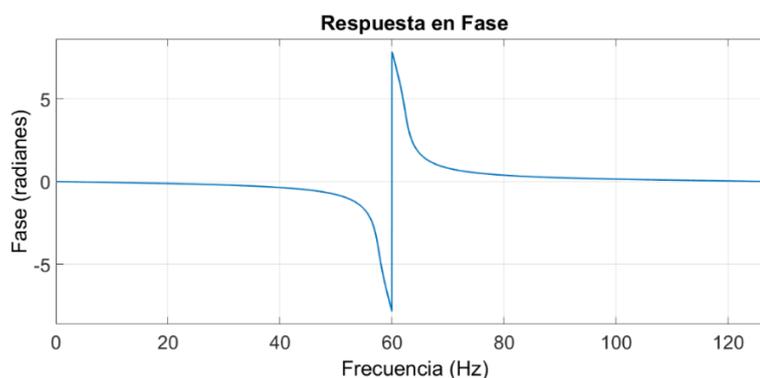


Figura 30. Respuesta en fase del filtro digital rechaza banda

De acuerdo a las especificaciones detalladas en esta sección para el preprocesamiento de la señal ECG, se construyó un modelo en el software Simulink/Matlab para la digitalización y filtrado digital *online* de la señal ECG que se embebió dentro de la tarjeta STM32f047. Este modelo se observa en la Figura 31 y consta de las siguientes secciones:

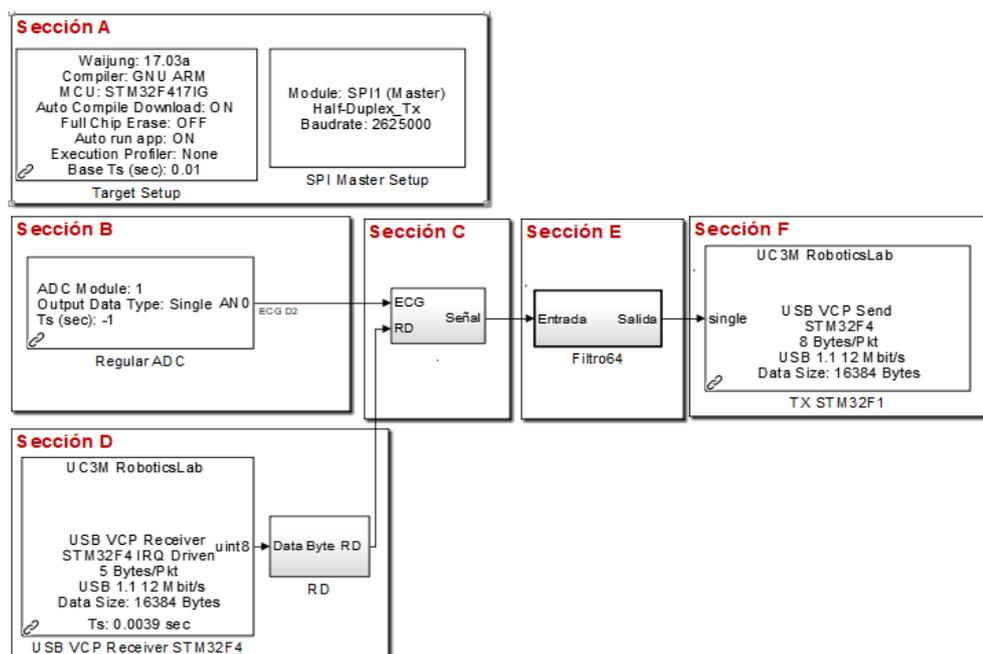


Figura 31. Modelo embebido en la tarjeta STM32f047 para el procesamiento digital de la señal ECG.

- i. Sección A: Configuración de la tarjeta STM32f047 y la comunicación SPI para la configuración del potenciómetro digital.
- ii. Sección B: Corresponde al bloque ADC para la recepción de datos.

- iii. Sección C: Conversión de los datos de entrada a una escala de voltaje, donde se elimina el valor de offset y el valor de las ganancias de preamplificación y amplificación respectivamente.
- iv. Sección D: Activación del potenciómetro digital para escritura de datos y la escritura del Data Byte a través de comunicación SPI
- v. Sección E: Filtros digitales pasa banda y rechaza banda
- vi. Sección F: Configuración de la comunicación serial de la tarjeta STM32047.

La señal electrocardiográfica (ECG) obtenida con el módulo ECG diseñado anteriormente y procesada digitalmente con la tarjeta STM32F404 se muestra en la Figura 32. Esta señal se presenta en el dominio del tiempo con una amplitud aproximada de 4.1 (mV), donde se observan la morfología típica de una señal electrocardiográfica.

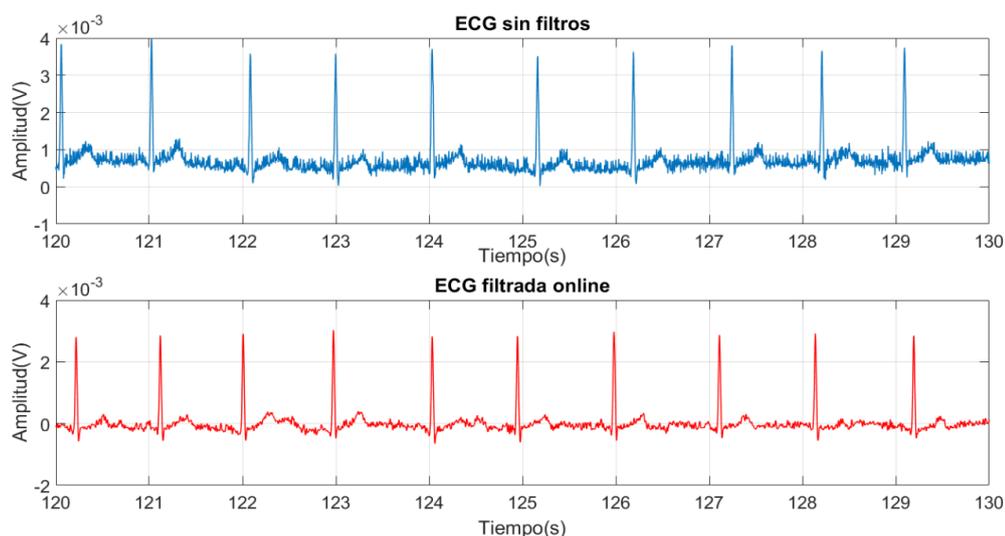


Figura 32. Señales ECG obtenida con el sistema CRAS. a) Sin filtros, b) Filtrada digitalmente

3.5. Módulo de adquisición de flujo respiratorio

El módulo FLW del sistema CRAS realiza la estimación del flujo respiratorio a partir de sensores que miden cambios de temperatura del aire que se producen durante la respiración (Bose, K, & Kumar, July 2012). Los sensores se ubican en las fosas

nasales de los sujetos para medir la temperatura del aire cuando los sujetos realizan la inspiración y espiración del ciclo respiratorio.

Este módulo permite el registro de tres señales correspondientes al flujo respiratorio: FLW promedio, FLW de la fosa nasal izquierda y FLW de la fosa nasal derecha. Para este estudio se decidió utilizar la señal FLW promedio ya que con esta señal se obtiene la frecuencia respiratoria de la respiración con ambas fosas nasales, a diferencia de las otras dos señales en las que la frecuencia respiratoria se restringe a una sola fosa nasal.

Dado que el valor de la temperatura no es un valor que pueda ser digitalizado por la tarjeta STM32F047 se diseñó el módulo FLW para que permita la conversión de temperatura a voltaje a través de un circuito de acondicionamiento y un procesamiento digital realizado en la tarjeta de adquisición en donde se estime por software las señales del flujo respiratorio. En la Figura 33 se muestra el diagrama de bloques del módulo FLW del sistema CRAS y la ubicación de los sensores de temperatura en las fosas nasales.

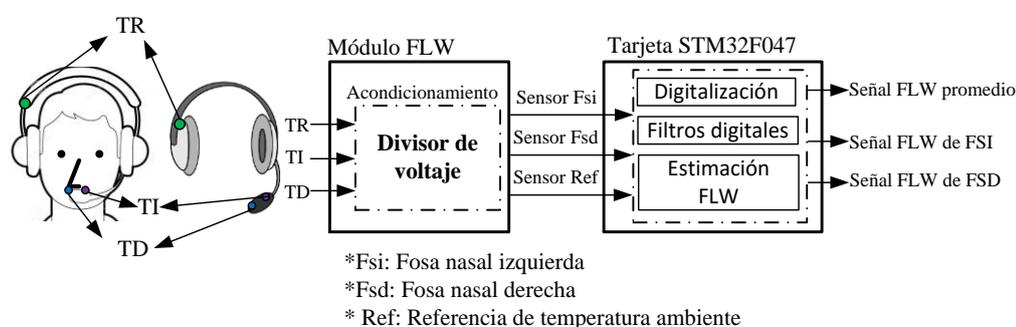


Figura 33. Diagrama de bloques del módulo FLW del sistema CRAS para la adquisición del flujo respiratorio nasal.

3.5.1. Selección de sensores de temperatura

El registro de la señal de flujo respiratorio se puede estimar a través de la medición de los cambios de temperatura del aire que se producen durante las fase del ciclo respiratorio (Bose, K, & Kumar, July 2012). Este tipo de registros se pueden realizar a través del uso de diferentes sensores analógicos y/o digitales (Qudsi, 2013)

(Agnihotri, 2013). Por este motivo en este estudio se realizaron pruebas de laboratorio para comparar la respuesta de diferentes sensores de temperatura analógicos y digitales durante las fases del ciclo respiratorio para estimar el flujo respiratorio de los pacientes. De esta manera se comparó y seleccionó el sensor con mejor respuesta en tiempo y frecuencia.

3.5.1.1. Sensor Analógico LM35

El sensor analógico de temperatura LM35 de *Texas Instrument* es un circuito integrado de precisión compuesto por transistores, amplificadores operacionales, una fuente de corriente constante y un circuito de compensación de curvatura. En la Figura 34 se muestra el encapsulado y el diagrama de bloques funcional del sensor LM35.

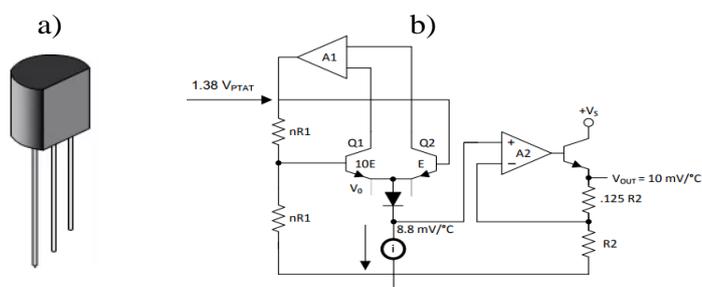


Figura 34. Sensor LM35 a) Encapsulado, b) Diagrama de bloques funcional. Modificado: (Texas Instrument, 2016)

El voltaje de salida V_{out} del LM35 es lineal y proporcional la temperatura medida en grados centígrados (Celsius). Este voltaje se obtiene con la Ecuación(29), donde T es la temperatura medida en grados centígrados °C.

$$V_{out} = 10 \frac{mV}{^{\circ}C} \times T \quad (29)$$

Las principales características técnicas del LM35 son:

- Requiere de una fuente de alimentación externa de 4 a 30 (V)
- Sensor calibrado directamente en Celsius
- Factor de escala lineal $10 \text{ mV}/^{\circ}\text{C}$
- Rango de lectura de -55 a 150 °C
- Bajo Costo

- Tamaño reducido de 4.7 mm x 4.7 mm

3.5.1.2. Sensor digital DS18B20

El sensor digital DS18B20 fabricado por *Dalla Conductor* es un circuito integrado compuesto por: una memoria ROM de 64 bits; un sensor de temperatura; una alarma de temperatura que se dispara en alto y bajo (TH y TL); y un bloque de configuración de registros. En la Figura 35 se muestra el encapsulado a prueba de agua el sensor DB18B0 y el diagrama de bloques funcional del sensor digital.

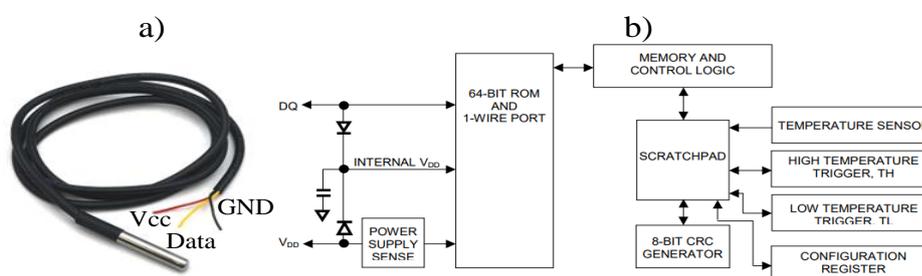


Figura 35. Sensor Digital DS18B20: a) Encapsulado, b) Diagrama de bloques funcional.
Modificado de: (Dallas Semiconductor)

El DS18B20 proporciona los datos de temperatura en Celsius con una resolución configurable de 9, 10, 11 o 12 bits, esto equivale a que el sensor es capaz de tener una resolución de 0.5 °C, 0.25 °C, 0.125 °C o 0.0625 °C respectivamente. El sensor se comunica a través del protocolo de 1-Wire es decir que solo utiliza una línea de datos para la comunicación con un microcontrolador.

La operación para la medición de temperatura con el DS18B20 inicia cuando el maestro emite un comando para realizar esta operación y la conversión ADC de los datos térmicos. Posterior a la conversión, estos datos se almacenan en el registro de temperatura en la memoria *Scratchpad* y finalmente, el sensor DS18B20 regresa a su estado original (Maxim integrated, 2015) (Dallas Semiconductor). Los datos de temperatura se almacenan con bits adicionales para complementar la información formando así una trama de 16 bits. Los bits más significativos (MSB) con signo S indican si la temperatura es positiva o negativa. Cuando los datos de temperatura se almacenan con 12 bits de resolución entonces toda la trama de bits serán datos válidos.

Si se configura la resolución a 11,10 o 9 bits entonces los bits menos significativos (LSB) contendrán ceros. Por ejemplo para una resolución de 11 bits, el bit “0” no estará definido (Maxim integrated, 2015). En la Figura 36 se muestra la relación el formato de registro de temperatura del sensor digital.

	BIT 7	BIT 6	BIT 5	BIT 4	BIT 3	BIT 2	BIT 1	BIT 0
LS BYTE	2 ³	2 ²	2 ¹	2 ⁰	2 ⁻¹	2 ⁻²	2 ⁻³	2 ⁻⁴
	BIT 15	BIT 14	BIT 13	BIT 12	BIT 11	BIT 10	BIT 9	BIT 8
MS BYTE	S	S	S	S	S	2 ⁶	2 ⁵	2 ⁴

Figura 36. Formato de registro de temperatura del sensor DS18B20.

Fuente: (Maxim integrated, 2015)

Las principales características del sensor DS18B20 son:

- Posee un único bus de datos 1-Wire
- Reducido número de componentes
- Rango de lectura 55 °C a 125 °C
- Resolución de 9,10,11 y 12 bits
- Voltaje de alimentación de 3 a 5.5 (V)
- Error de medición de ± 2 °C para rangos de temperatura de -55 a 125 °C
- Medición lineal

3.5.1.3. Termistores NTC 10k Ω

Los termistores son sensores de temperatura que varían el valor de la resistencia de un semiconductor según la temperatura. Esta resistencia puede aumentar o disminuir según el tipo de coeficiente de temperatura del termistor. Los termistores se clasifican en termistores de coeficiente positivo PTC y termistores de coeficiente negativo NTC (A, Patvardhan, V, R, & V, 2010). Los termistores NTC 10 K Ω @ 25 °C disminuyen su resistencia cuando la temperatura aumenta, es así que cuando la temperatura es de 25 °C entonces la resistencia del termistor será de 10 K Ω (Building Automation Products, Inc, 2017). Estos sensores son térmicamente sensibles y presentan grandes cambios de resistencias con pequeñas variaciones de temperatura. El cambio de resistencia de los termistores no es lineal por lo que

requieren de ser linealizados especialmente para grandes rangos de temperatura (Building Automation Products, Inc, 2017). En la Figura 37 un termistor NTC y la respuesta típica de un termistor NTC 10K.

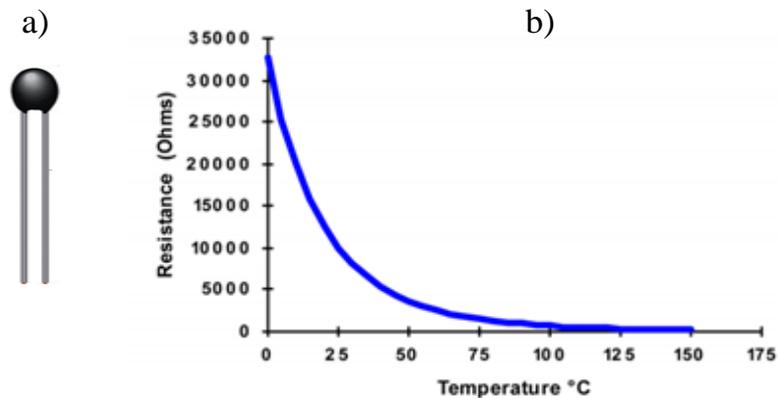


Figura 37. a) Termistor NTC 10K y b) Respuesta de la variación de resistencia vs Temperatura de un termistor NTC.

Fuente: (Building Automation Products, Inc, 2017)

Las principales características de termistor NTC 10 K Ω @ 25 °C son:

- Rango de temperatura -55 to 150 °C
- Tamaño reducido 3mm
- ± 0.2 °C de tolerancia
- Constante térmica de tiempo de < 5 segundos en ambientes de gaseosos.
- Bajo costo
- Respuesta no lineal para grandes rangos de trabajo.
- Alta sensibilidad y respuesta rápida

3.5.1.4. Comparación de sensores

La respuesta en tiempo y frecuencia de los sensores LM35, termistores y DB18B20 se compararon para determinar la capacidad que tienen para medir los cambios de temperatura del aire que se producen durante el ciclo respiratorio. En la Figura 38 se presenta las señales en tiempo obtenidas con los tres sensores en donde se observa la variación de temperatura del aire durante la respiración. Con los tres sensores se obtiene señales en donde se puede distinguir las fases de inspiración y

expiración en función de la temperatura, siendo las señales del termistor (Figura 38a) y LM35 (Figura 38b) las que presentan mayor resolución de amplitud con respecto a la señal del sensor DB18B20 (Figura 38c). La señal de temperatura que obtiene con el sensor digital muestra un retardo debido al procesamiento digital propio del DB18B20.

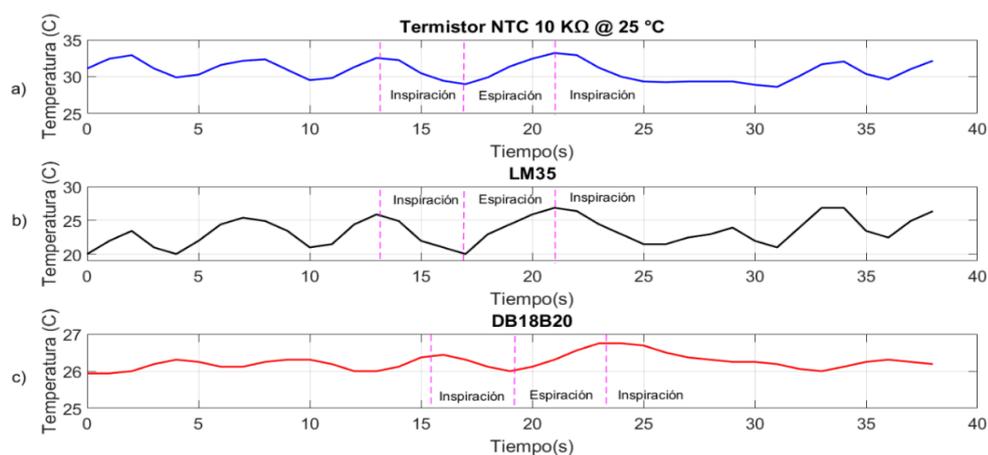


Figura 38. Comparación de señales obtenidas con los sensores de temperatura: a) Termistor, b) LM35 y c) DB18B20

El análisis frecuencial de las señales obtenidas con estos sensores de temperatura se presenta en la Figura 39. En este gráfico se compara la densidad de potencia (PSD, del inglés *power spectral density*) de las señales correspondientes a la variación de temperatura durante la respiración. El sensor LM35 presenta mayor potencia a comparación de los otros sensores, siendo el sensor digital el que menor PSD presenta. La resolución frecuencial de los sensores LM35 y termistor es comparable, siendo el primero el que mayor resolución presenta.

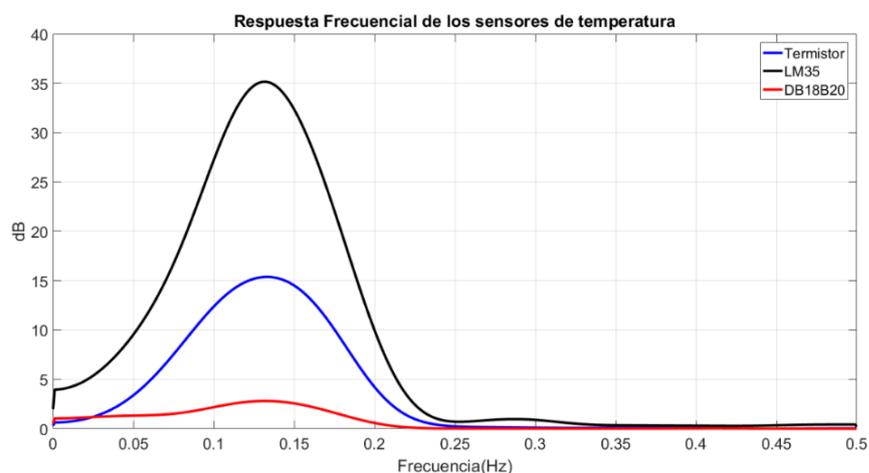


Figura 39. Comparación de espectros de potencia de los sensores de temperatura: Termistor, LM35 y DB18B20

Dado que el procesamiento digital de las señales se realizó en tiempo real se descartó el sensor digital DB18B20 debido a que su respuesta en tiempo presentó un retardo de aproximadamente 3 segundos con respecto a la medición de la variación temperatura del flujo respiratorio producto del procesamiento digital interno del sensor. Este retardo provocaba un desfase de las señales de flujo respiratorio con respecto a las señales electrocardiográficas, lo cual impedía la sincronía con las señales cardiacas e incrementaba el gasto computacional para el análisis del acople cardiorrespiratorio.

Los sensores analógicos LM35 y termistores presentaron respuestas frecuenciales y temporales similares por lo que las mediciones no presentaron mayores diferencias. Al acoplar el sistema para la adquisición de las señales ECG se descartaron los sensores LM35 porque introducían interferencia en las señales del electrocardiograma debido que estos sensores requerían de una fuente activa de alimentación para su activación.

Por tanto, para este estudio se utilizó termistores NTC 10 K Ω @ 25 °C debido a que presentan una alta sensibilidad, una respuesta rápida, bajo costo y a que estos sensores no introdujeron ruido adicional al sistema ECG que distorsionara las señales.

3.5.2. Circuito de acondicionamiento de la señal analógica

La medición del flujo respiratorio FLW se realizó en base a las variaciones de temperatura obtenidas con dos termistores NTC 10 K Ω ubicados en las fosas nasales de los sujetos y un termistor NTC 10 K Ω de referencia de temperatura ambiente dispuesto en un lugar cercano a las fosas nasales donde no se vea afectado por el flujo de aire de la respiración. Con esta configuración se obtiene las señales de los tres sensores y se calcula digitalmente las señales de flujo respiratorio FLW promedio, FLW de la fosa nasal izquierda y FLW de la fosa nasal derecha.

Con los termistores se obtiene un valor de resistencia en función de la variación de temperatura del aire durante la respiración, sin embargo estos valores no se puede digitalizar con el ADC por lo que es necesario implementar un circuito de acondicionamiento de tal manera que se obtenga un voltaje proporcional a los cambios de temperatura del aire que suceden durante la inspiración y espiración.

El circuito de acondicionamiento se diseñó para que la amplitud de señal de salida se encuentre aproximadamente en la mitad del rango de lectura de la tarjeta es decir oscile cerca 1.5 (V) cuando no exista variación de temperatura. El diagrama de bloques del circuito se muestra en la Figura 40, donde se observa que el circuito de acondicionamiento está compuesto por un divisor de voltaje que permite obtener un voltaje en función de la variación de resistencia del termistor. Adicionalmente, se implementó una etapa de amplificación para aumentar el nivel de voltaje de las señales obtenidas de tal manera que tengan un nivel de voltaje adecuado sin entrar en saturación y que permitan maximizar el número de bits de lectura del ADC de la tarjeta.

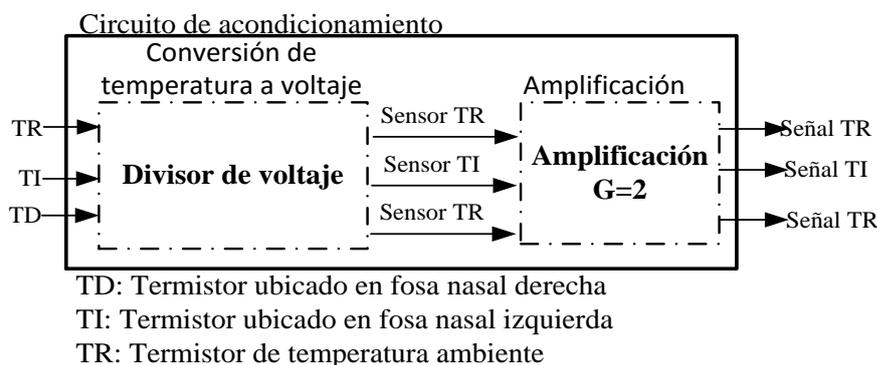


Figura 40. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento del módulo FLW.

3.5.2.1. Etapa de conversión de temperatura a voltaje

El divisor de voltaje que consiste en un circuito eléctrico con dos resistencias, donde su voltaje de salida V_{out} se toma entre el medio de las resistencias y la tensión aplicada queda dividida por un factor determinado. Este voltaje se encuentra determinado por el voltaje de entrada V_{in} y las resistencias R y R_1 según la Ecuación (30).

$$V_{out} = V_{in} \times \frac{R_1}{R + R_1} \quad (30)$$

Donde V_{in} es el voltaje de entrada dado por las baterías de 3.7 (V) del sistema, R_1 corresponde a la variación de resistencia del termistor y V_{out} es el voltaje de salida del divisor de voltaje que se fijó en 0.75 (V). Al reemplazar estos valores en la Ecuación (31) se obtiene que el valor de la resistencia R es igual a 39.3 (K Ω), sin embargo, al no ser una resistencia comercial se utilizó el valor cercano disponible de 47 (K Ω).

$$R = R_1 \times \left(\frac{V_{in}}{V_{out}} - 1 \right) \quad (31)$$

$$R = R_1 \times \left(\frac{V_{in}}{V_{out}} - 1 \right) = 10(K\Omega) \times \left(\frac{3.7(V)}{0.75(V)} - 1 \right) \quad (32)$$

$$R = 39.3[K\Omega] \approx 47[K\Omega] \text{ (valor comercial)} \quad (33)$$

El circuito electrónico utilizado para la adquisición del voltaje en función de la variación de temperatura durante respiración del sujeto se muestra en la Figura 41, donde los termistores se conectaron a tierra considerando lo sugerido en los trabajos

de investigación de (Qudsi, 2013) (Arti Sawant, 2016). De esta manera, a medida que el sujeto realiza una inspiración o espiración el aire caliente/frío de la respiración produce cambios en la resistencia del termistor. Como resultado, el voltaje (V_{out}) que se obtiene en el nodo central del divisor de voltaje se puede usar como una medida indirecta de la tasa de respiración.

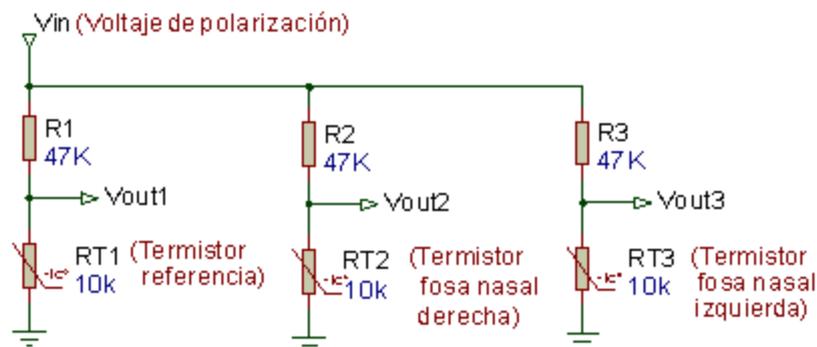


Figura 41. Fase de conversión de temperatura a voltaje.

3.5.2.2. Etapa de amplificación

La etapa de amplificación permite aumentar la amplitud de voltaje obtenida con el divisor de voltaje para disponer de un voltaje que se encuentre en la mitad del rango de lectura analógico de la tarjeta STM32F047 cuando no exista variación de temperatura.

Para la amplificación del voltaje obtenido con el divisor de voltaje se utilizó un amplificador operacional TL084 en configuración no inversora. La ganancia de amplificación G_R de esta fase es de 2 y para establecer este valor, las resistencias R_1 y R_2 de la Ecuación (8) se fijaron en 10 (K Ω) cada una.

$$G_R = \frac{R_1}{R_2} + 1 = \frac{10 \text{ (K}\Omega\text{)}}{10 \text{ (K}\Omega\text{)}} + 1 = 2 \quad (34)$$

El esquema correspondiente al sistema de adquisición la señal respiratoria con un sensor de temperatura se muestra en la Figura 42, donde se observa la etapa de conversión de acondicionamiento de señal y la etapa de amplificación de la señal.

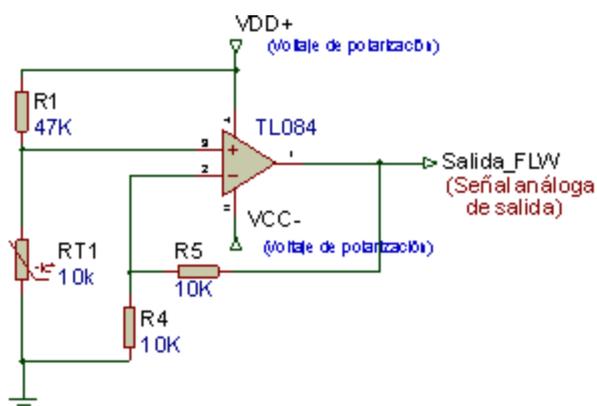


Figura 42. Esquema para la adquisición de una señal del flujo respiratorio.

En la Figura 43 se presenta las señales analógicas adquiridas en tiempo con cada uno de los termistores correspondientes a las variaciones de temperatura del aire durante las fases de inspiración y espiración del ciclo respiratorio de un sujeto.

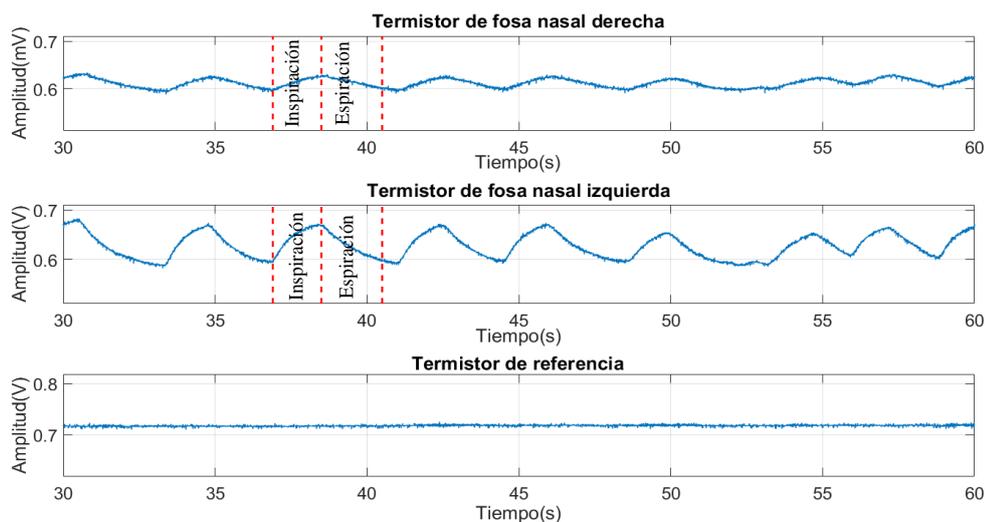


Figura 43. Señales obtenidas con los termistores correspondientes a la variación de temperatura del aire durante la respiración.

3.5.3. Procesamiento digital de la señal de flujo respiratorio

A los voltajes de entrada V_{sensor} medidos con cada uno de los termistores ubicados en la fosa nasal izquierda TI, fosa nasal derecha TD y el termistor de referencia de temperatura ambiente TR obtenidos con el módulo FLW y digitalizadas con la tarjeta STM32F047 se les deben eliminar la ganancia G_R . Esta ganancia es la que se introdujo durante la etapa de amplificación del acondicionamiento de las señales de temperatura

del módulo FLW. El voltaje V_{sensor} obtenido con cada uno de los termistores se calcula con la siguiente expresión:

$$V_{sensor} = \frac{\text{Voltaje de entrada}}{G_R} \quad (35)$$

Donde G_R es la ganancia de la etapa de amplificación igual a 2 y que al reemplazar en la expresión (35) se obtiene que V_{sensor} se determina con la Ecuación (36)

$$V_{sensor} = \frac{\text{Voltaje de entrada}}{2} \quad (36)$$

A partir de los voltajes obtenidos con los sensores de temperatura se calculó digitalmente las señales de flujo respiratorio promedio FLW_p , flujo respiratorio de la fosa nasal derecha FLW_D y flujo respiratorio de la fosa nasal izquierda FLW_I .

La señal FLW_p se calcula a partir del promedio de las señales filtradas digitalmente obtenidas con el termistor TI y el termistor TD correspondientes los termistores ubicados en cada una de las fosas nasales de los sujetos. EL FLW_p del sistema CRAS se obtiene con la Ecuación (37).

$$FLW_p = \frac{D_F + I_F}{2} \quad (37)$$

Donde D_F es la señal filtrada correspondiente al termistor ubicado en la fosa nasal derecha e I_F pertenece a la señal filtrada del termistor ubicado en la fosa nasal izquierda.

La señal FLW_D del sistema CRAS se obtiene a partir del filtrado digital de la resta de las señales analógicas obtenidas con los termistores TD y TR según la Ecuación (38).

$$FLW_D = (V_{TD} - V_{TR}) \quad (38)$$

Donde V_{TD} es la señal analógica obtenida con el termistor ubicado en la fosa nasal derecha y V_{TR} es la señal analógica obtenida con el termistor de referencia.

La señal FLW_I del sistema CRAS se obtiene a partir del filtrado digital de la resta de las señales analógicas obtenidas con los termistores TI y TR según la Ecuación (39).

$$FLW_I = (V_{TI} - V_{TR}) \quad (39)$$

Donde V_{TI} es la señal analógica obtenida con el termistor ubicado en la fosa nasal derecha y V_{TR} es la señal analógica obtenida con el termistor de referencia.

3.5.3.1. Filtrado digital de la señal

La señal respiratoria adquirida con el módulo FLW se ve afectada por la interferencia de diferentes fuentes de ruido entre las que se encuentran el ruido de la red de distribución eléctrica, el ruido térmico de los componentes electrónicos del hardware como amplificadores operacionales y termistores, entre otros. Por lo que es necesario eliminar o reducir las componentes frecuenciales del ruido de la señal sin descartar aquellas componentes frecuenciales en la que se realizara el posterior análisis.

La señal FLW representa el flujo de aire que circula a través de las vías aéreas en función del tiempo en donde se distingue las fases de inspiración y espiración de la respiración cumpliendo así el ciclo respiratorio. El promedio de respiraciones por minuto de los pacientes depende de diferentes factores entre los que se encuentra la edad, sexo, actividad física, patología y estado emocional.

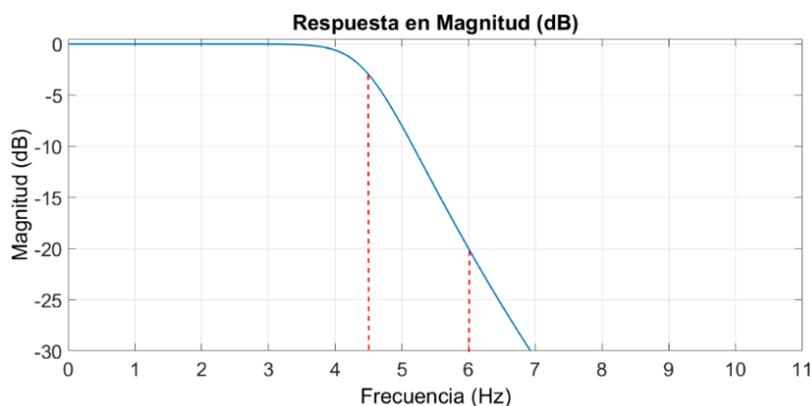
La frecuencia respiratoria en adultos menores de 65 años oscila entre 12 y 20 respiraciones por minuto (RPM) es decir que su espectro varía en un rango frecuencias entre 0.2 y 0.3 Hz, sin embargo en sujetos sometidos a esfuerzos intensos la frecuencia respiratoria puede llegar hasta 70 RPM es decir que su espectro puede oscilar cerca de 2 Hz (Yuan, Drost, & McIvo, 2016). Es así que se utilizó un filtro digital pasabajo con una frecuencia de corte de 4 Hz para eliminar el ruido presente en las señales FLW obtenidas tal manera que se elimine las componentes frecuenciales como el de la red de distribución eléctrica que se encuentra aproximadamente en 60 Hz. Los parámetros de diseño del filtro digital pasa bajo se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4.**Parámetros de diseño del filtro digital pasa bajo para la señal FLW**

Filtro	Tipo	Parámetros
Pasa bajo	IIR Butterworth	$F_p=4 \text{ Hz}$, $F_s=6 \text{ Hz}$ $A_s=20 \text{ dB}$, $A_p=1 \text{ dB}$

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

La respuesta en magnitud del filtro pasa bajo se muestra en la Figura 44 , donde se observa que en la frecuencia de 4.5 Hz existe una atenuación de 3 dB, y en las frecuencia de 6 Hz existe una atenuación de 20 dB.

**Figura 44. Respuesta en magnitud del filtro digital paso bajo**

La Figura 45 muestra la respuesta en fase del filtro pasa bajo, en donde se observa un comportamiento no lineal, el cual introduce un desfase a la señal de salida. Por este motivo al igual que en el filtro pasa banda de la señal ECG se aplicó un filtro doble pasa bajo para compensar el desfase.

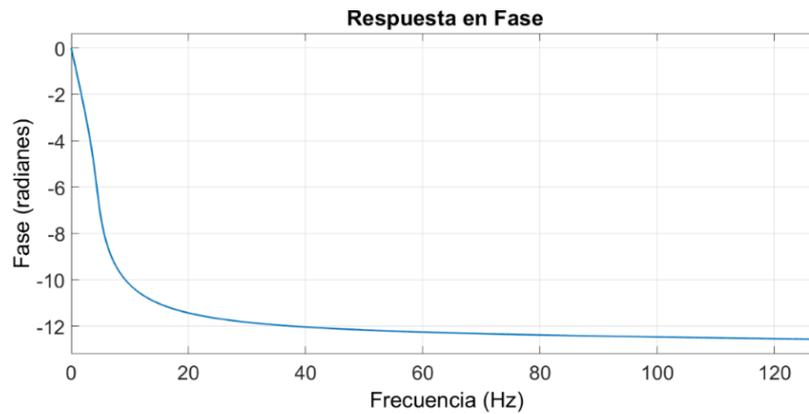


Figura 45. Respuesta en fase del filtro digital paso bajo

De acuerdo a las especificaciones detalladas en esta sección para el preprocesamiento de las señales de flujo respiratorio, se construyó un modelo en el software Simulink/Matlab para la digitalización y filtrado digital de las señales. Este modelo se embebió dentro de la tarjeta STM32f047 en conjunto con el modelo del procesamiento de la señal ECG. Este modelo se observa en la Figura 46 y consta de las siguientes secciones.

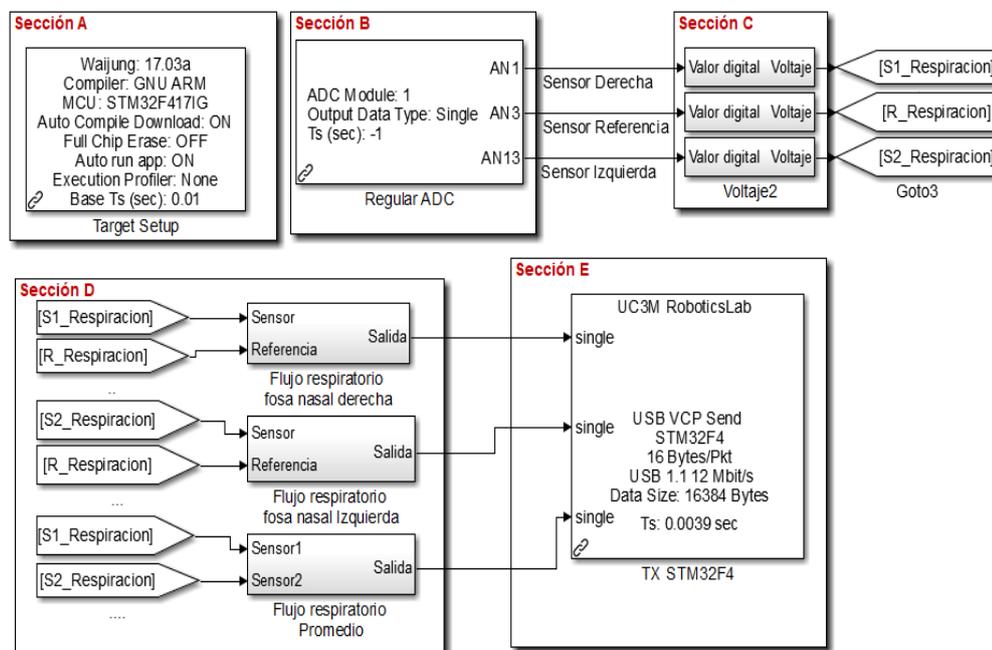


Figura 46. Modelo embebido en la tarjeta STM32047 correspondiente al procesamiento digital de la señal FLW.

- Sección A: Configuración de la tarjeta STM32f047
- Sección B: Bloque ADC para la recepción de datos de los sensores de respiración.
- Sección C: Conversión de los datos de entrada de la sección B a una escala de voltaje, donde se quita el valor de la ganancia de amplificación.
- Sección D: Calculo de la señal promedio del flujo respiratorio, la señal de FR de la fosa nasal derecha y la señal de FR de la fosa nasal izquierda.
- Sección E: Configuración de la comunicación serial de la tarjeta STM32047.

Las señales de flujo respiratorio obtenidas con el módulo FLW diseñado anteriormente y procesada con la tarjeta STM32F404 se muestra en la Figura 47 . En la gráfica se presenta las señales de flujo respiratorio en el dominio del tiempo obtenida con los sensores de temperatura ubicados en la fosa nasal derecha e izquierda. En las señales se distingue las fases de inspiración y espiración del ciclo respiratorio.

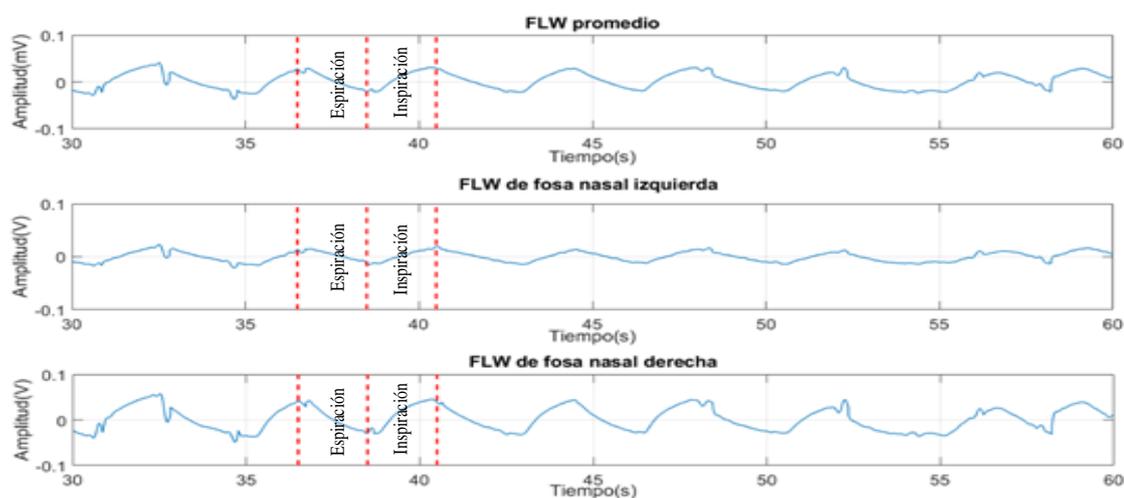


Figura 47. Señal de flujo respiratorio promedio obtenida con el sistema CRAS.

CAPITULO IV

ADQUISICIÓN Y CARACTERIZACIÓN DE LA BASE DE DATOS

4.1. Registro de señales cardiorrespiratorias de sujetos sometidos a estímulos audiovisuales

El registro de las señales electrocardiográficas (ECG) y de flujo respiratorio (FLW) se realizó a un grupo de sujetos voluntarios sometidos a estímulos audiovisuales para la inducción de diferentes estados emocionales. Para el registro de estas señales se utilizó los módulos ECG y FLW del sistema CRAS.

Durante cada registro los participantes fueron sometidos a diferentes estímulos audiovisuales bajo un protocolo de estimulación que permita la adecuada inducción de estados emocionales en los sujetos, la correcta adquisición de las señales y creación de la base de datos *EmotionSense II* con las señales registradas.

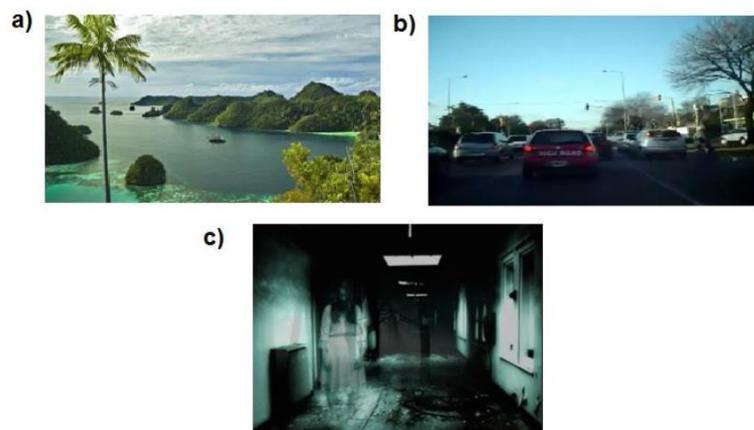
Las señales que conforman la base de datos fueron preprocesadas digitalmente para posteriormente ser caracterizadas ante los diferentes estados emocionales de estrés y tranquilidad que se indujeron con los estímulos audiovisuales utilizados en esta investigación.

4.1.1. Estímulos audiovisuales

La inducción de estados emocionales de tipo audiovisual que se utilizó en esta investigación consiste en la reproducción de clips de videos acompañados con sonidos que se complementan entre sí para lograr la correcta estimulación emocional de los estados emocionales de estrés y tranquilidad. En el trabajo de investigación de Raza (Raza, 2016) se diseñó un método audiovisual para la inducción de tres estados emocionales: calma, estrés y miedo a través de la reproducción de tres videos con una duración de tres minutos cada uno. El primer video (Figura 48a) se utiliza para estimular una sensación de tranquilidad. Este video consta de 20 imágenes de la naturaleza y se caracteriza por la reproducción de música clásica de Mozart con un centro tonal de 432 Hz, que permite que las personas sientan una armonía al aumentar

la conexión de la persona con la naturaleza. El segundo video (Figura 48b) permite estimular la ira y el enojo provocando estrés emocional. Este video está constituido por un clip de un video que muestra el movimiento de un vehículo en el tráfico en un conjunto de sonidos irritantes como pitos de autos, llantos de bebés, sirena de ambulancias, etc. El tercer video (Figura 48c) se utiliza para estimular la emoción del miedo y está compuesto por un conjunto de 20 imágenes de fantasmas y personajes de películas de terror mientras se reproduce una canción atonal, gritos escalofriantes, llantos desesperados de mujeres y niños.

En la Figura 48 se muestran capturas de las imágenes de los videos utilizados para estimular las emociones de tranquilidad, ira y miedo.



**Figura 48. Capturas de pantalla de los estímulos audiovisuales.
Fuente: (Raza, 2016)**

Dado que en este trabajo de investigación se busca inducir los estados emocionales de estrés y tranquilidad en los participantes se utilizó dos de los videos diseñados por Raza (Raza, 2016). El primer video se utilizó para provocar tranquilidad en los sujetos a través de la estimulación de calma (Figura 48a) y el segundo video se utilizó para producir un estado de estrés en los sujetos al estimular enojo e ira (Figura 48b).

La proyección de los videos y la conexión del sistema CRAS a los participantes se realizó bajo un protocolo de estimulación diseñado para disminuir los errores sistemáticos durante el proceso de adquisición y almacenamiento de las señales.

4.1.2. Protocolo de estimulación

El protocolo de estimulación consiste en un conjunto de pasos que se deben realizar previo, durante y después de los registros por parte de la persona encargada para el registro de datos y los sujetos voluntarios (Raza, 2016). De esta manera se busca reducir interferencias en los registros, estimular las emociones adecuadamente a los participantes con los diferentes videos y errores en almacenamiento de las señales en la base de datos.

Los pasos previos a los registros de las señales son importantes para obtener el efecto esperado de los estímulos en los participantes, es así que se debe buscar que el ambiente donde se realice la prueba este iluminado y sea silencioso para que los sujetos puedan visualizar claramente los videos. Además, se debe procurar que las personas asistan de forma voluntaria, con un estado emocional normal y sin conocer acerca de las emociones que se van a estimular ya que esto podría ocasionar que los estímulos audiovisuales no sean efectivos. De manera general se debe notificar a los pacientes antes de realizar los registros los siguientes aspectos:

- i. La prueba es parte de una investigación y los resultados serán parte de una estadística.
- ii. La duración total del registro es de aproximadamente 15 minutos.
- iii. El registro será indoloro.
- iv. Durante el registro, el sujeto deberá permanecer lo más quieto posible y sin hablar.
- v. No utilizar aparatos electrónicos como celulares, computados, etc.
- vi. No utiliza materiales metálicos como anillos, cinturones, etc.
- vii. La investigación incluye ubicar electrodos para el registro de la actividad cardiaca y termistores para medir los cambios de temperatura de la respiración del sistema CRAS, este proceso durará 3 minutos.
- viii. Durante los siguientes 3 minutos, se registrará las señales ECG y de FLW en estado basal (sin ningún video).
- ix. Los siguientes 3 minutos, se reproducirá un video correspondiente al primer estímulo y se registrará las señales ECG y de FLW.

- x. El tiempo de espera para el siguiente video es de 3 minutos.
- xi. Los últimos 3 minutos, se reproducirá el video correspondiente al segundo estímulo y se registrará las señales ECG y de FLW.
- xii. Se solicita llenar una encuesta acerca de las emociones percibidas según un formato preestablecido.
- xiii. Se solicita no informar o compartir con otras personas acerca de los videos que se le fueron presentados.

Adicionalmente la persona encargada del registro debe procurar seguir los siguientes pasos:

- i. Tener el mínimo contacto con el sujeto para no distraer al sujeto.
- ii. Ubicar y verificar la conexión de los electrodos según la configuración dispuesta por Einthoven y el módulo ECG del sistema CRAS.
- iii. Ubicar y verificar la conexión de los sensores de temperatura del módulo FLW del sistema CRAS.
- iv. Ubicar los audífonos en el sujeto y verificar que se reproduzca el sonido.
- v. Verificar que la persona se encuentre cómoda.
- vi. Reproducir los videos y registrar las señales.

Una vez finalizado registro de señales es necesario que los sujetos voluntarios llenen una encuesta (Véase **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) sobre el tipo de emoción que percibieron con cada video y así asociar cada estímulo a un estado emocional, además se debe solicitar a los pacientes no informar o compartir los videos con otras personas ajenas a la investigación. La persona encargada del registro debe seguir las siguientes recomendaciones una vez finalizado el registro de cada sujeto:

- i. Descartar los electrodos desechables que se utilizaron con el módulo ECG del sistema CRAS y
- ii. Limpiar con alcohol el módulo FLW del sistema CRAS para el registro de la respiración.

4.1.3. Creación de la base de datos

La base de datos *EmotionSense II* creada bajo el protocolo de estimulación descrito anteriormente está compuesta por los registros de las señales electrocardiográficas y de flujo respiratorio de 32 personas voluntarias de la Universidad de las Fuerzas Armadas – Espe, ubicada en la ciudad de Sangolquí. De estos 32 registros, se utilizaron los provenientes de 26 sujetos ya que los 6 restantes fueron descartados porque presentaron señales con altos niveles de ruido debido a movimiento de artefactos. De los registros de los 26 pacientes seleccionados, 13 corresponden a mujeres y 13 a hombres con una edad promedio de 25.08 ± 1.8 años.

Para cada uno de los estímulos se registraron 9 señales por cada sujeto, de estas señales 2 corresponden a la señal ECG y 7 a las señales FLW. En la Tabla 5 se presenta un resumen de las señales registradas en la base de datos.

Tabla 5.
Señales ECG y FLW registradas en la base de datos EmotionSense II

Tipo	Nombre	Descripción
Cardiaca	Señal ECG “cruda”	Señal ECG obtenida antes de pasar por el filtrado digital <i>online</i> .
	Señal ECG	Señal ECG filtrada digitalmente <i>online</i> .
Respiratoria	Señal FLW de TD “cruda”	Señal correspondiente al sensor de temperatura ubicado en la fosa nasal derecha.
	Señal FLW de TI “cruda”	Señal correspondiente al sensor de temperatura ubicado en la fosa nasal izquierda.
	Señal FLW de TR “cruda”	Señal correspondiente al sensor de temperatura de referencia.

Continúa →

Señal FLW_D	Señal FLW filtrada digitalmente <i>online</i> correspondiente a la fosa nasal derecha
Señal FLW_I	Señal FLW filtrada digitalmente <i>online</i> correspondiente a la fosa nasal izquierda.
Señal FLW_P	Señal de flujo respiratorio promedio calculada y filtrada digitalmente <i>online</i> .
$Ruido_{Termistor}$	Resta digital de las señales obtenida con los sensores de temperatura.

La base de datos creada con las señales registradas de los 26 sujetos consta de un total de 702 señales almacenadas y que están divididas en tres grupos correspondientes a tres estados:

- Estado basal: 234 señales (9 señales por cada sujeto).
- Estado de estrés: 234 señales (9 señales por cada sujeto).
- Estado de tranquilidad: 234 señales (9 señales por cada sujeto).

4.1.4. Análisis estadístico

Al final de cada registro se realizó una encuesta a cada uno de los participantes para el monitoreo de las sensaciones que percibieron durante la reproducción de los videos correspondientes a los diferentes estímulos. El resultado estadístico de las encuestas realizadas a los sujetos muestra que las emociones percibidas con el primer video son las siguientes: el 50% de los participantes sintieron ansiedad; el 28.85% sintieron enojo; el 7.69% sintieron miedo; el 1.92 % sintieron horror y el restante 5.77% indicaron otras sensaciones. Por lo que se concluye que con estos resultados, este video estimuló una sensación de estrés en los sujetos voluntarios.

En el segundo video se observa que las emociones percibidas con este video son las siguientes: el 77.5% de los sujetos sintieron tranquilidad, el 10% sintieron alegría,

el 5% sintieron tristeza, y el 7.5% indicaron otras sensaciones. Por lo que se concluye que con estos resultados, este video estimuló una sensación de tranquilidad en los sujetos voluntarios.

En base a estos resultados estadísticos se concluye que con los videos utilizados se indujeron los estados de estrés y tranquilidad esperados en los sujetos participantes de esta investigación.

4.2. Extracción de las características de la señal ECG

A las señales electrocardiográficas (ECG) registradas se les aplicó un preprocesamiento digital para la posterior extracción de sus características temporales y espectrales. Con estos valores cuantitativos se realizó el análisis de la variación del acople cardiorrespiratorio en los diferentes estados emocionales.

La caracterización del sistema cardiaco se analizó en base a la variabilidad del ritmo cardiaco (HRV), la series temporal de las pendientes de subida (I_{US}) y la serie temporal de las pendientes de bajada (I_{DS}) del complejo QRS obtenidas de las señales ECG. Previo a esta caracterización se realizó un preprocesamiento digital de la señal ECG, delineación para la identificación de puntos de interés, estimación de las series temporales y el cálculo de las características temporales y espectrales de cada serie. La extracción y análisis de estos parámetros permiten la caracterización de los sujetos en función de la actividad eléctrica del corazón.

En el diagrama de la Figura 49 se muestra el procedimiento aplicado a la señal ECG para la extracción de características temporales y espectrales de la señal.

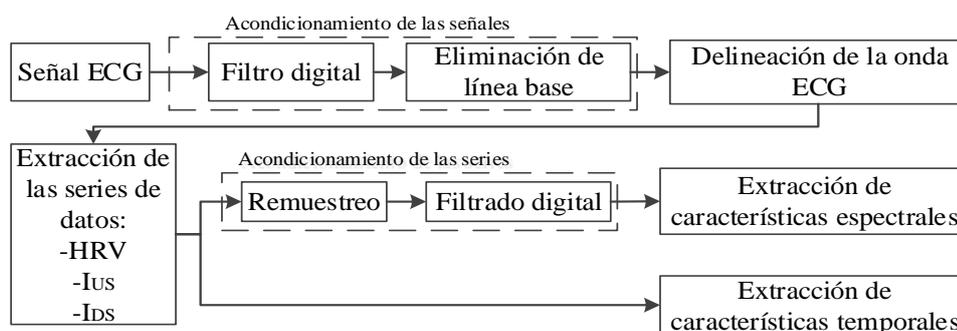


Figura 49. Diagrama de bloques para la extracción de características espectrales y temporales de la onda ECG.

4.2.1. Acondicionamiento de la onda ECG

Previo a la extracción de las características temporales y espectrales es imprescindible un preprocesamiento digital de las señales ECG para eliminar las componentes que no aportan información verdadera de la actividad eléctrica del corazón. Este proceso consiste en la aplicación de filtros digitales *offline* a las señales de entrada ECG “crudas” que se almacenaron en la base de datos.

Los filtros digitales *offline* se aplican a toda la trama de la señal ECG registrada y no solo a las tramas de 500x1 muestras tal como se hace en el filtrado en tiempo real, de esta manera las señales filtradas *offline* para el análisis cuantitativo se garantizó una mejor atenuación del ruido presente en las señales.

Las señales ECG “crudas” se filtraron digitalmente con filtros IIR Butterworth pasa alto de doble pasada a una frecuencia de corte de 0.5 Hz y una atenuación de 50 dB, un filtro digital IIR Butterworth pasa bajo de doble pasada a una frecuencia de corte de 64 Hz con una atenuación de 50 dB, y con un filtro rechaza banda de doble pasada centrado en 60 Hz con una atenuación de 100 dB.

Posteriormente a la aplicación de estos filtros se procedió a la eliminación de la línea base de la señal ECG que se produce debido al movimiento de los electrodos, respiración del sujeto, cambios de las propiedades fisicoquímicas entre el electrodo y la piel (Raza, 2016). Para este proceso se utilizó la función *detrend* del software Matlab que permite eliminar el valor medio o tendencia lineal de las ondas ECG. En la Figura 50 se presentan la señal ECG “cruda” y la señal ECG filtrada obtenida y procesada digitalmente *offline*. Estas señales se presentan en el dominio del tiempo donde se observan la morfología típica de una señal ECG.

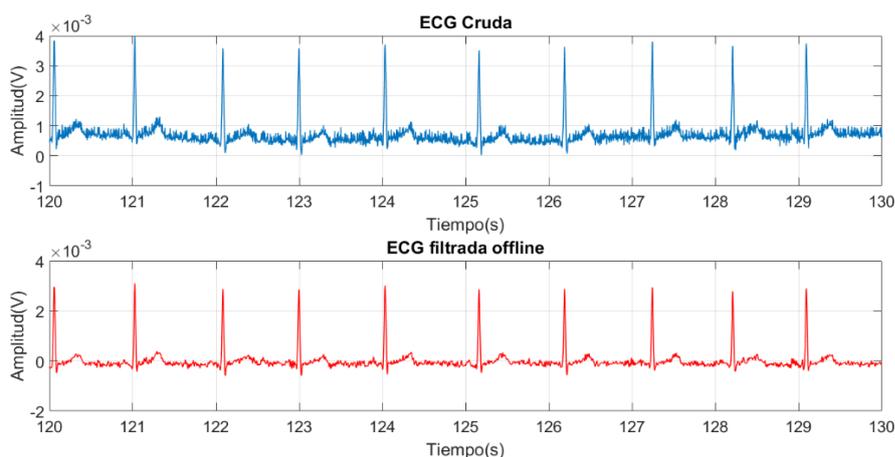


Figura 50. a) Señal ECG “cruda” y b) Señal ECG filtrada digitalmente *offline*

4.2.2. Delineación de la onda ECG

Una vez procesadas digitalmente las señales ECG de la base de datos se obtienen las series temporales correspondientes a la variabilidad del ritmo cardiaco (HRV) y las pendientes del complejo QRS de la señal ECG. Para la estimación de HRV y las pendientes del complejo QRS es necesario implementar un algoritmo para la detección de los picos de las señales Q, R y S en cada ciclo cardiaco, a este proceso se lo conoce como delineado de la señal ECG.

Para este estudio se utilizó el algoritmo de *Pan–Tompkins*, el cual fue desarrollado por Jiapu Pan y Willis J. Tompkins en 1985 y que se basa en el análisis de pendiente, amplitud y ancho del complejo QRS. Este algoritmo se aplicó a cada una de las señales ECG filtradas de forma *offline*. Las señales pasan a través de un procesamiento digital que incluye tres filtros digitales propuestos por Jiapu Pan y Willis J. Tompkins, e implementados en Matlab.

El primero es un filtro digital pasa banda compuesto por un filtro pasa bajo y un paso alto conectados en cascada; el segundo es un filtro derivador; y el tercero es un filtro integrador de ventana móvil que se aplica después de un proceso de cuadratura móvil (Pan & Tompkins, 1985).

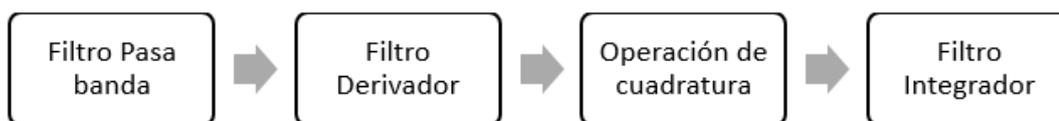


Figura 51. Bloques del algoritmo de Algoritmo de Pan-Tompkins.

Fuente: (Pan & Tompkins, 1985).

El filtro de pasa de banda reduce la influencia del ruido muscular, la interferencia de 60 Hz, el desvío de la línea de base y la interferencia de la onda T. Este filtro es un filtro rápido recursivo con coeficientes enteros que permiten reducir el gasto computacional y la complejidad al momento de implementarlo. Este filtro pasa banda se encuentra formado por un filtro pasa bajo y un filtro pasa alto conectados en cascada, con esta configuración se busca obtener una banda de paso de aproximadamente 3 dB en las frecuencias de 5-11 Hz, banda donde el complejo QRS presenta la mayor concentración de potencia (Pan & Tompkins, 1985).

El filtro pasa bajo es de segundo orden, con una frecuencia de corte 11 Hz, una ganancia de 36 y un retardo de 6 muestras. Su función de transferencia discreta de segundo orden está dada por la Ecuación (40) y para implementar este filtro de manera computacional es necesario expresar esta función de transferencia en términos de ecuación de diferencias como se muestra en la Ecuación (41), donde la salida $y(n)$ se relaciona con la entrada $x(n)$.

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (40)$$

$$y(n) = 2y(n - 1) - y(n - 2) + x(n) - 2x(n - 6) + x(n - 12) \quad (41)$$

Mientras que el filtro pasa alto se obtiene al sustraer la salida de un filtro pasa bajo de primer orden de un filtro pasa todo. Este filtro tiene una frecuencia de corte de 5 Hz, una ganancia de 32 y un retardo de 16 muestras. La función de transferencia discreta de este filtro está dada por la Ecuación (42) y para implementar esta función de manera computacional es necesario expresar su función de transferencia en términos de ecuación de diferencias como se muestra en la Ecuación (43), donde la salida $y(n)$ se relaciona con la entrada $x(n)$.

$$H(z) = z^{-16} - \frac{(1 - z^{-32})}{(1 - z^{-1})} \quad (42)$$

$$32y(n) - 32y(n - 1) = 32x(n - 16) - 32x(n - 17) - x(n) - x(n - 32) \quad (43)$$

Una vez filtrada la señal con el filtro pasa banda es necesario aplicar un operador derivativo a la señal para obtener la información de las pendientes del complejo QRS. Pan- Tompkins propone un filtro derivativo con una respuesta de frecuencia que se aproxima a un operador derivativo ideal cercano a 30 Hz con un retardo de 2 muestras. La función de transferencia discreta está dada por la Ecuación(44) y para implementar este filtro de manera computacional esta función es necesario expresar esta función de transferencia en términos de ecuación de diferencias como se muestra en la Ecuación(45), donde la salida $y(n)$ se relaciona con la entrada $x(n)$.

$$H(z) = \frac{1}{8} (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (44)$$

$$y(n) = \frac{1}{8} (-x(n-2) - 2x(n-1) + 2x(n+1) + x(n+2)) \quad (45)$$

La señal filtrada anteriormente se eleva al cuadrado para hacer positivos todos los puntos de la señal, suprimir las pequeñas diferencias de las ondas P y T y enfatizar los componentes de alta frecuencia correspondientes al complejo QRS. La operación de cuadratura está dada por la Ecuación (46).

$$y(n) = [x(n)]^2 \quad (46)$$

El propósito de aplicar un filtro integrador de ventana móvil es eliminar aquellos picos presentes en el intervalo QRS después de aplicar la operación de cuadratura. Este filtro permite suavizar la señal para obtener información de la característica de forma de onda R y se calcula a partir de la Ecuación (47).

$$y(n) = \frac{1}{N} ((x(n - (N - 1))) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)) \quad (47)$$

Donde N es el número de muestras en la ventana móvil. El valor de N es un parámetro que se debe escoger de tal manera que asegure la detección del complejo QRS, para esta investigación se determinó el valor de N según Pan & Tompkins (Pan & Tompkins, 1985), para lo cual N es igual a 150 ms por la frecuencia de muestreo como se muestra en la Ecuación (48).

$$N = 150 [ms] \cdot F_s \quad (48)$$

$$N = 150 [ms] \cdot 256 \frac{\text{muestras}}{s} = 38.4 \approx 38 \text{ muestras} \quad (49)$$

En la Figura 52, se muestra los resultados obtenidos a la salida de cada una de las etapas del algoritmo de Pan-Tompkins para la detección del complejo QRS de una señal ECG almacenada en la base de datos creada anteriormente.

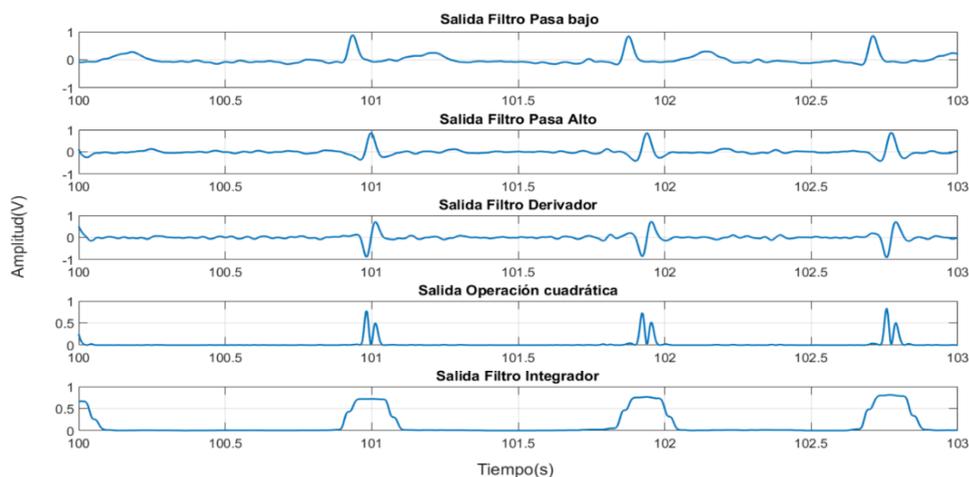


Figura 52. Resultados obtenidos al aplicar los filtros del Algoritmo de Pan-Tompkins a una señal ECG registrada

La detección de los picos de las ondas Q, R y S se determina utilizando la salida del filtro integrador. Esta señal como se observa en la Figura 52 presenta una serie de rectángulos que representan al intervalo del complejo QRS. La parte inicial del rectángulo representa la ubicación de punto Q, el punto medio de la meseta del rectángulo representa el punto R y la parte final del rectángulo representa el punto S de la onda ECG (Raza, 2016). En la Figura 53 se muestra como cada rectángulo de la salida del filtro integrador corresponde al complejo QRS y como se observa que existe un retraso entre la salida del filtro integrador y la señal ECG debido a que los filtros detallados anteriormente introducen un retardo en el número de muestras de la señal.

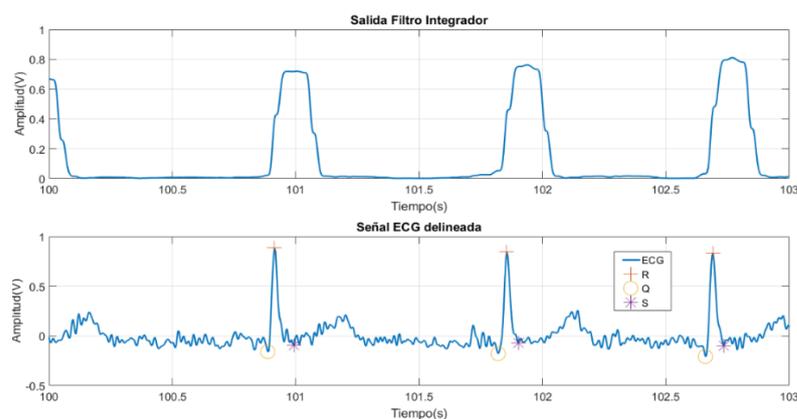


Figura 53. Detección de picos de ondas Q, R y S mediante Algoritmo de Pan-Tompkins para una señal ECG registrada.

4.2.3. Cálculo de la variabilidad del ritmo cardiaco

La señal ECG delineada por el Algoritmo de *Pan-Tompkins* muestra la ubicación de los picos de la onda Q, R y S. A partir de la estimación del complejo QRS se obtienen las series temporales RR por medio de la extracción de la distancia entre los picos consecutivos de las ondas R (Task Force, 1996).

Las series temporales RR obtenidas fueron remuestreadas, filtradas y se les eliminó la tendencia lineal. El proceso de remuestreo de esta serie se realizó mediante el método de interpolación con *splines cúbicos*; el filtrado se realizó aplicando un filtro pasa alto tipo IIR Butterworth con una frecuencia de corte de 0.001 Hz y un filtro pasa bajo con una frecuencia de corte de 1.9 Hz, mientras que la tendencia lineal se eliminó utilizando la función *detrend* de Matlab (Arcentales, 2015). Los parámetros de diseño de los filtros implementados se muestran en la Tabla 6.

Tabla 6.
Características de diseño de los filtros digitales para el análisis de las series de datos de la señal ECG.

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

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

La estimación de la variabilidad de ritmo cardiaco HRV se obtiene a partir del inverso de las distancias RR. En la Figura 54 se observa el HRV en el dominio del tiempo y frecuencia de un sujeto después de haber realizado el procedimiento descrito anteriormente.

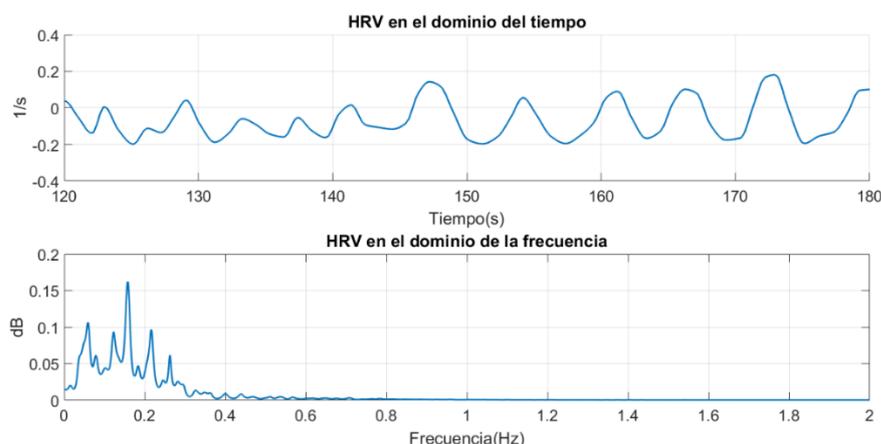


Figura 54. Variabilidad del ritmo cardiaco obtenido de una señal ECG registrada de un sujeto.

4.2.4. Cálculo de las pendientes del complejo QRS

La señal ECG delineada por el Algoritmo de *Pan-Tompkins* se obtiene las series temporales de las pendientes del complejo QRS. La serie de la pendiente de subida I_{US} se calcula a partir de los picos de onda Q y la onda R, mientras que las series temporales de las pendientes de bajada I_{DS} se calculan a partir de los picos de onda R y la onda S.

La pendiente de subida I_{US} y pendiente de bajada I_{DS} del complejo QRS se obtienen de la onda R. La pendiente I_{US} se encuentra al ajustar una línea recta centrada

en el punto de máxima pendiente n_{us} de la pendiente entre las ondas Q y R, mientras que la pendiente I_{DS} se calcula al ajustar una línea recta en el punto de máxima pendiente n_{ds} de la pendiente de las ondas R y S. Estas líneas rectas se ajustaron en una ventana de 8 ms centradas en los puntos máximos encontrados n_{us} y n_{ds} respectivamente (Arcentales, 2015). Las series de I_{US} y I_{DS} fueron remuestreadas, filtradas y se eliminó la tendencia lineal utilizando los mismo métodos que se aplicaron en las series RR. En la Figura 55 se muestra la ubicación de las pendientes del complejo QRS calculadas en un latido cardiaco.

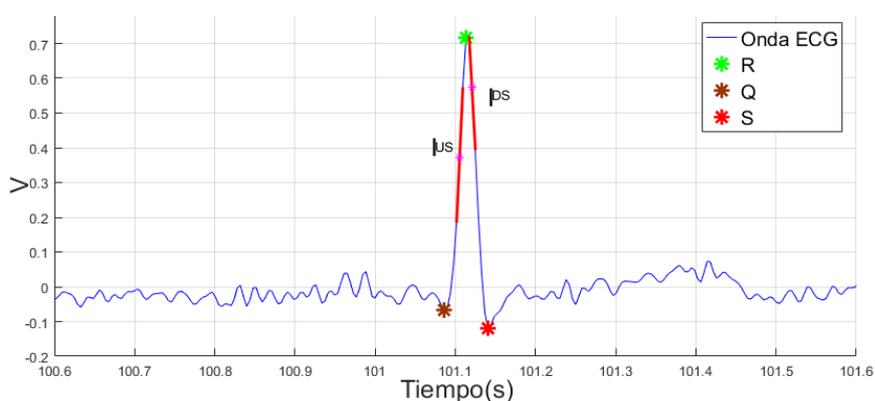


Figura 55. Pendientes de subida I_{US} y bajada I_{DS} del complejo QRS de la señal ECG de un registro.

En la Figura 56 se muestra la serie temporal de las pendientes de subida I_{US} obtenidas en el dominio del tiempo y frecuencia, mientras que en la Figura 57 se muestra la serie temporal de las pendientes de bajada I_{DS} obtenidas en el dominio del tiempo y frecuencia de un sujeto.

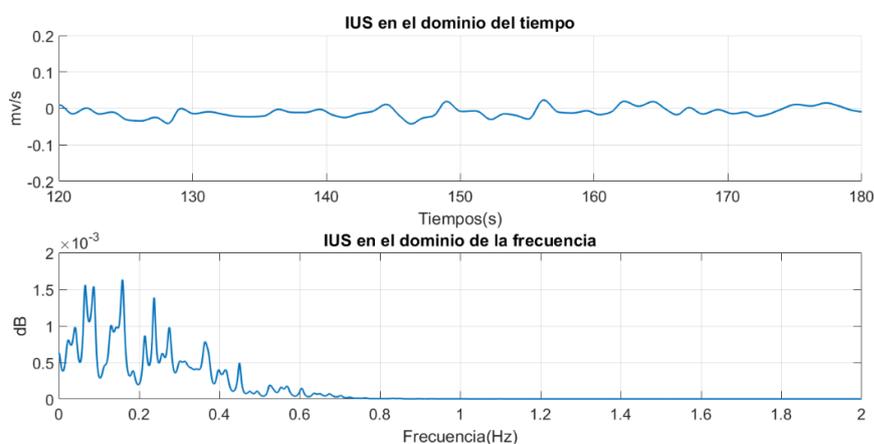


Figura 56. Series I_{US} obtenidas de una señal ECG registrada.

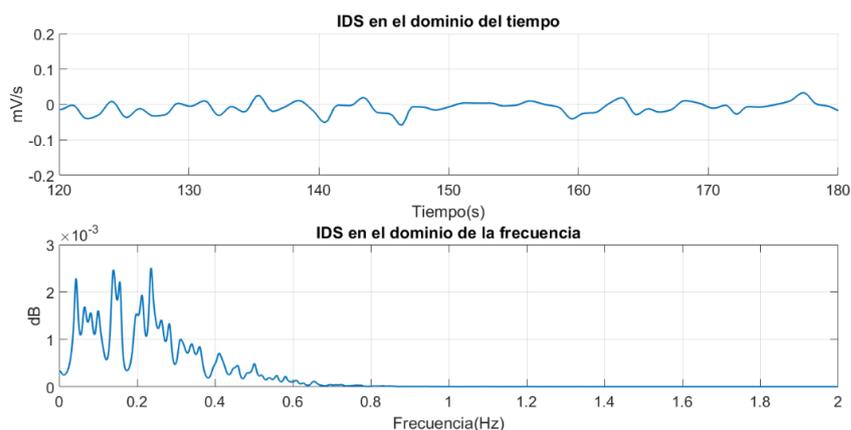


Figura 57. Series I_{DS} obtenidas de una señal ECG registrada

4.2.5. Análisis espectral

El análisis espectral o análisis en el dominio de la frecuencia de una señal se puede realizar con métodos clásicos que se basan en la transformada discreta de Fourier, estos métodos también son conocidos como métodos no paramétricos. Para el análisis espectral de las series de datos obtenidos de la onda ECG se utilizaron dos métodos: el periodograma de Welch, y la respuesta de mínima varianza sin distorsión (MVDR, del inglés *minimun variance distortionless response*).

4.2.5.1. Método Welch

Este método conocido como método modificado de promediación de periodograma fue propuesto por P.D Welch en 1967 se basa en la transformada rápida de Fourier FFT en los segmentos de una señal para obtener el espectro de potencia de cada uno de ellos, y posteriormente promediarlos (Welch, 1967).

El espectro final de potencia de la señal se obtiene del promedio de cada uno de los espectros calculados en los segmentos de la densidad espectral (PSD). Este método es estimación permite mejorar las propiedades estadísticas logrando así mejorar la confiabilidad de la estimación (Echeverry & Cristian Guarnizo, 2007).

La densidad espectral de la potencia (PSD, del inglés *power spectral density*) está definida por la Ecuación (50) donde $x(n)$ es la función de transferencia de auto correlación de la señal, L es el número de secciones, M es la longitud de cada uno de

las secciones, D es el solapamiento entre dos segmentos consecutivos y $w(n)$ es la función de enventanado. El valor U representa el factor de normalización que está relacionado con las características de $w(n)$, y está definido por la Ecuación (51). Si el traslape de los segmentos es del 50% como lo sugiere Welch, entonces el número de segmentos se calcula con la Ecuación (52).

$$S_{xx}(f) = \frac{1}{LMU} \sum_{i=0}^{L-1} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x(n+iD) \cdot w(n) \cdot (e^{-j2\pi f n}) \right|^2 \quad (50)$$

$$U = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{L-1} |w(n)|^2 \quad (51)$$

$$L = \frac{2N}{M-1} \quad (52)$$

La densidad espectral de potencia cruzada (CPSD, del inglés *cross power spectral density*) normalizada de dos señales $x(f)$ y $y(f)$ respecto a las potencias de las señales. La CPSD está dada por la Ecuación(53) donde $S_{xy}(f)$ es el valor de la CPSD entre dos señales de frecuencia f .

$$Y_{xy}(f) = \frac{S_{xy}(f)}{\sqrt{S_{xx}(f)}\sqrt{S_{yy}(f)}} \quad (53)$$

La magnitud de coherencia al cuadrado (MSC, del inglés *magnitude squared coherence*) se define como la normalización de la CPSD respecto a la PSD. Este valor es proporcional al grado de la correlación entre dos señales $x(f)$ y $y(f)$, se define por la ecuación (54).

$$|Y_{xy}(f)|^2 = \frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_{xx}(f)S_{yy}(f)} \quad (54)$$

4.2.5.2.Método MVDR

Este método no paramétrico propuesto por Capón en 1969 (Capon, 1969) se basa en la utilización de un banco de filtros donde su frecuencia central se ajusta dinámicamente a la frecuencia de análisis. De esta manera se obtiene el espectro de estas frecuencias con una varianza mínima (Rodríguez, Altuve, Guerra, Adrianza, & Wong, 2014).

Dada una señal de entrada $x(n) = (x(n) \cdot x(n-1) \dots x(n-K+1))^T$, estacionaria en el tiempo con una media nula y aplicada a un banco de K filtros de longitud L, y donde T denota un vector transpuesto. La densidad espectral de potencia PSD se define por la Ecuación (55), donde R_{xx} es la matriz de auto correlación de $x(n)$, $E\{\cdot\}$ es la esperanza matemática, f_x es la matriz de Fourier y H denota la transpuesta conjugada de una matriz.

$$S_{xx} = \frac{1}{f_K^H \cdot R_{xx}^{-1} \cdot f_k} \quad (55)$$

Donde:

$$R_{xx} = E\{x(n) \cdot x^H(n)\} \quad (56)$$

$$f_k = \frac{1}{\sqrt{K}} [1, \exp(jw_k), \exp(j2w_k), \dots, \exp(j(K-1)w_k)]^T \quad (57)$$

La densidad espectral de potencia cruzada CPSD de dos señales $x_1(n)$ y $x_2(n)$, se obtiene con la Ecuación (58) donde $R_{x_1x_2}$ es la matriz de correlación cruzada, $E\{\cdot\}$ es la esperanza matemática, f_x es la matriz de Fourier y H denota la transpuesta conjugada de una matriz.

$$S_{x_1x_2}(w_k) = \frac{f_K^H \cdot R_{x_1x_1}^{-1} \cdot R_{x_1x_2} \cdot R_{x_2x_2}^{-1} \cdot f_k}{|f_K^H \cdot R_{x_1x_1}^{-1} \cdot f_k| \cdot |f_K^H \cdot R_{x_2x_2}^{-1} \cdot f_k|} \quad (58)$$

$$R_{x_1x_2} = E\{x_1(n) \cdot x_2^H(n)\} \quad (59)$$

La magnitud de la coherencia al cuadrado MSC se define como la normalización de la CPSD respecto a la PSD según la Ecuación (60).

$$\gamma_{x_1x_2} = \frac{|S_{x_1x_2}|^2}{S_{x_1x_1} \cdot S_{x_1x_2}} \quad (60)$$

Al Reemplazar las Ecuaciones (55) y (58) en la Ecuación (60), la MSC esta dada por la ecuación (61):

$$\gamma_{x_1x_2}(w_k) = \frac{|f_K^H \cdot R_{x_1x_1}^{-1} \cdot R_{x_1x_2} \cdot R_{x_2x_2}^{-1} \cdot f_k|^2}{|f_K^H \cdot R_{x_1x_1}^{-1} \cdot f_k| |f_K^H \cdot R_{x_2x_2}^{-1} \cdot f_k|} \quad (61)$$

Para el análisis espectral de las series de datos obtenidas de la onda ECG se utilizó el método MVDR debido que permite una mayor resolución frecuencial que otros métodos también basado en la transformada de Fourier como el método Welch. En la

Figura 58 se observa la densidad espectral de potencia PSD de la señal HRV obtenida con el método MVDR vs el método de Welch.

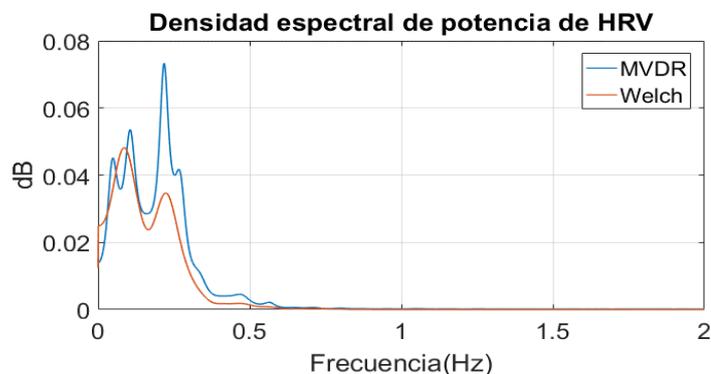


Figura 58. Comparación de estimación espectral entre el método MVDR y el periodograma de Welch para la señal HRV.

4.2.6. Características temporales y espectrales de las series temporales de la señal ECG

El análisis del cambio en la actividad eléctrica del corazón en función de sus patrones cardíacos se realizó a través de la extracción de parámetros temporales y espectrales de las series temporales HRV, I_{US} e I_{DS} obtenidas de las señales ECG de 3 minutos de duración que se registraron en la base de datos, cada serie temporal se segmentó en 3 tramos de 60 segundos. En la Tabla 7 se muestran las medidas estadísticas calculadas de las series temporales de las señales ECG de la base de datos *EmotionSense II* para el análisis temporal.

Tabla 7.

Descripción de parámetro temporales extraídos de la señales.

No.	Parámetro	Descripción
1	Media	Valor medio
2	SD	Desviación estándar
3	IQR	Rango intercuartil
4	K	Curtosis

En el dominio frecuencial se analizó las ondas de las series temporales mediante el cálculo del PSD, estos valores se normalizaron con respecto al valor de potencia

total. Los cálculos se realizaron en tres bandas frecuenciales de cada una de las series temporales para obtener la información de la modulación del SNA en el ritmo cardiaco. Estas bandas son la banda VLF con un rango de frecuencia de 0-0.04 Hz; ii) la banda LF con un rango de frecuencia de 0.04:0.15 Hz y la banda HF con un rango de frecuencia de 0.15-0.4 Hz (Task Force, 1996). Además se calcularon las relaciones (*ratios*) entre las bandas VLF y HF; y las bandas LF y HF para obtener información del equilibrio de los sistemas simpático y parasimpático (Raza, 2016). En la Tabla 8 se muestran los parámetros espectrales considerados para esta investigación.

Tabla 8.
Descripción de los parámetros frecuenciales extraídos de las señales.

Parámetros		Característica
P_p		Máximo pico de potencia
f_p	0- 0.4 Hz	Frecuencia del máximo pico
P_a		Potencial Total
$P_{VLF}, P_{LF} \text{ y } P_{HF}$	VLF,LF y HF	Potencia Total
$Media_{VLF}, Media_{LF}, \text{ y } Media_{HF}$		Potencia media
$R_{VLF/HF}$		Potencia VLF/HF
$R_{LF/HF}$		Potencia LF/HF
$R_{VLF/pa}$	Ratios	Potencia VLF /potencia total
$R_{LF/pa}$		Potencia LF /potencia total
$R_{HF/pa}$		Potencia HF /potencia total

De esta manera se calcularon en total 18 parámetros para cada una de las series temporales de la señal electrocardiográfica, de los cuales 4 corresponden al análisis temporal y 14 análisis frecuencial.

4.3.Extracción de las características de las señales de FLW

Para la extracción de las características temporales y frecuenciales de las señales de flujo respiratorio se realizó un preprocesamiento digital de las señales obtenidas

con el módulo FLW del sistema CRAS. Este proceso incluye el filtrado digital de las señales de los sensores de respiración, cálculo de la señal promedio de flujo respiratorio (FLW_p) y la extracción de parámetros de la señal. Con la extracción de estos parámetros se realiza la caracterización de los sujetos en función de la actividad del sistema respiratorio. En el diagrama de la Figura 59 se muestra el procedimiento aplicado a las señales de FLW para la extracción de características temporales y espectrales.

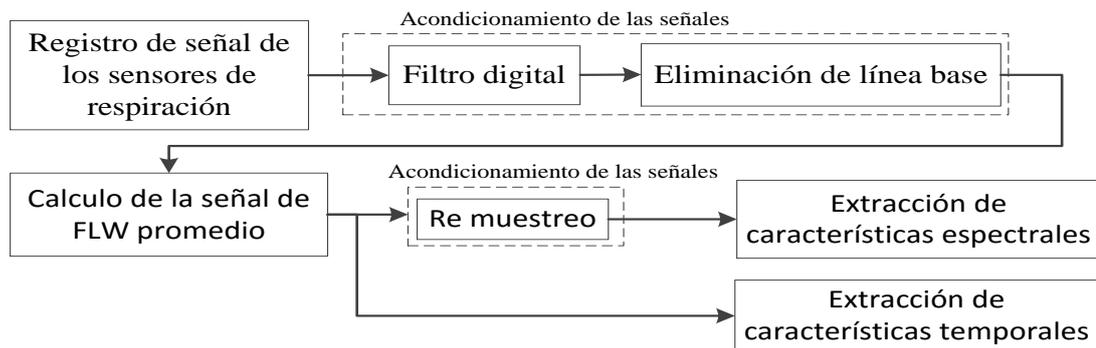


Figura 59. Diagrama de bloques para la extracción de características espectrales y temporales de la señal de FLW.

4.3.1. Acondicionamiento de las señales FLW

Las señales de flujo respiratorio “crudas” obtenidas de cada termistor con el sistema CRAS se filtraron digitalmente *offline* con un filtro IIR Butterworth pasa alto de orden 64 de doble pasada seguido por una pasa bajo de doble pasada para eliminar el ruido presente en cada una de las señales. El filtro pasa alto se diseñó a una frecuencia de corte de 0.1 Hz y una atenuación en la banda de parada de 2 dB; mientras que, el filtro pasa bajo fue diseñado a una frecuencia de corte de 2 Hz con una atenuación en la banda de parada de 10 dB. Posteriormente se procedió a la eliminación del valor medio de las señales al igual que con las señales ECG se utilizó la función *detrend* del software Matlab.

4.3.2. Señal de flujo respiratorio promedio

Para el análisis de la actividad respiratoria se calculó la señal promedio de respiración. La señal promedio *offline* FLW_{pof} se obtuvo con la Ecuación (62), donde D_{Fof} es la señal filtrada *offline* correspondiente al termistor ubicado en la fosa nasal

derecha, mientras I_{Fof} pertenece a la señal filtrada *offline* del termistor ubicado en la fosa nasal izquierda.

$$FLW_{Pof} = \frac{D_{Fof} + I_{Fof}}{2} \quad (62)$$

La señal FLW_{Pof} se remuestro a una frecuencia de 4 Hz al igual que las señales temporales de la onda ECG. Para ello se utilizó la función *downsample* de Matlab, que permite disminuir la tasa de muestreo de la señal por un factor entero (Matlab, 2017). En la Figura 60 se presenta la señal del flujo respiratorio promedio obtenido en el dominio del tiempo y frecuencia de un sujeto después de haber realizado el procedimiento descrito anteriormente.

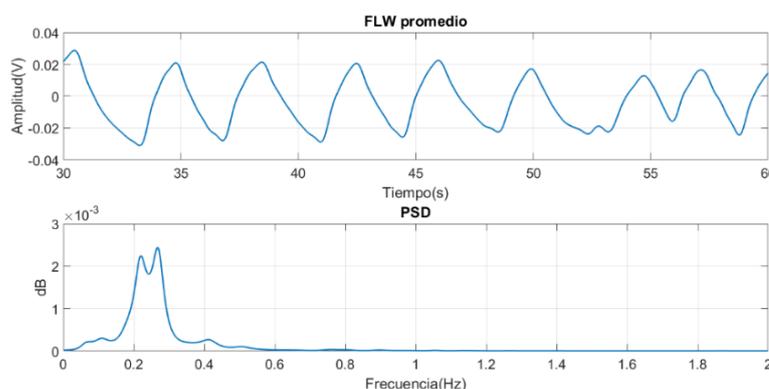


Figura 60. Flujo respiratorio promedio de un sujeto.

4.3.3. Análisis espectral

Para el análisis espectral de la señal FLW_{Pof} se utilizó el método MVDR al igual que con la señal electrocardiográfica. En la Figura 61 se observa la densidad espectral de potencia PSD de la señal FLW_{Pof} calculada con el método MVDR y el método de Welch.

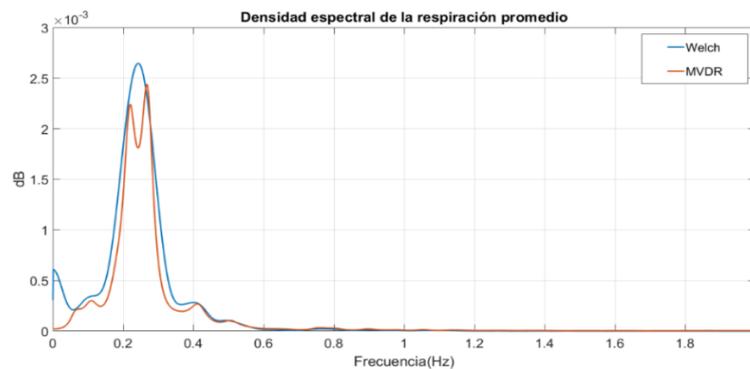


Figura 61. Comparación de estimación espectral entre el método MVDR y el Periodograma de Welch para la señal promedio de respiración.

4.3.4. Características temporales y espectrales de FLW

Para realizar la caracterización de la variación de la actividad respiratoria en conjunto con los cambios de la actividad cardíaca se extrajeron los mismo parámetros temporales y espectrales obtenidos en el análisis realizado con la señal electrocardiográfica ECG. Para este análisis se extrajeron las características temporales que se muestran en la Tabla 7 y los parámetros frecuenciales de la Tabla 8. De esta manera se logró que las características obtenidas tanto en el estudio de las señales ECG y FLW estuvieran en las mismas bandas frecuenciales.

4.4. Estimación espectral del acople cardiorrespiratorio

Las señales ECG fueron caracterizadas a través de la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) y de las pendientes del complejo QRS mientras que las señales respiratorias se caracterizaron en función de la señal promedio del flujo respiratorio ($FLW_{promedio}$). La caracterización de ambas señales se realizó por medio de la extracción de 14 características frecuenciales descritas en la Tabla 8. Con la caracterización de ambas señales se realiza la estimación espectral del acople cardiorrespiratorio para estudiar los cambios de que se producen en la respiración y actividad cardíaca durante los diferentes estados emocionales.

Los cambios en la respiración se ven reflejados principalmente en la frecuencia cardíaca, la presión sanguínea, el volumen funcional residual de los pulmones, los tiempos de las fases de inspiración y la espiración (Arcentales, 2015). El análisis espectral de señales resulta útil para el estudio de señales biomédicas como en el caso

de la señal de HRV y de FLW ya que permite la visualización de aquellos picos de potencia que coinciden con las frecuencias de los periodos de modulación de la respiración como se observa en la Figura 62 (Vazir, et al., 2006).

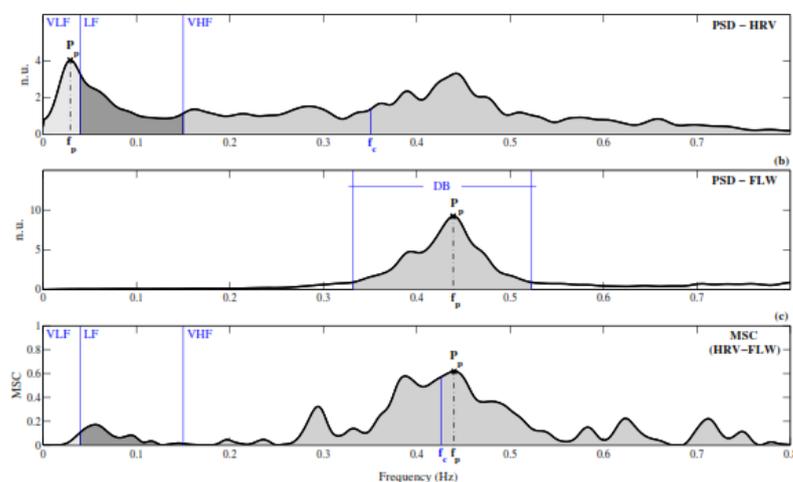


Figura 62. Estimación espectral de las señales y parámetros extraídos de la señal (HRV), la señal de FLW y la MSC entre las señales.
Fuente: (Arcentales, 2015).

En este estudio se realizó la estimación espectral de las series temporales utilizando el método MVDR, y se estimó la magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC) y la densidad de potencia cruzada (CPSD) entre la señal FLW promedio vs cada una de las series extraídas de las señales ECG. En la Tabla 9 se muestra en detalle las señales utilizadas para el estudio del análisis espectral de los cambios en el acople cardiorrespiratorio de los registros de la base de datos.

Tabla 9.
Señales de estudio para el análisis espectral

Análisis espectral	Señales de estudio
	FLW promedio vs HRV
MSC y CPSD	FLW promedio vs IUS
	FLW promedio vs IDS

A partir del cálculo de la MSC entre el flujo respiratorio promedio y las series temporales de la señal ECG se puede estimar el grado de influencia de la respiración

en el comportamiento de la actividad eléctrica cardíaca. Los valores que se obtienen se encuentran entre 0 (ausencia de correlación) y 1 (correlación completa). Mientras que con el método de análisis de CPSD se puede realizar un análisis equivalente mediante la función de correlación cruzada entre la señal respiratoria y cada una de las series temporales de la señal ECG.

A manera de ejemplo se presenta los espectros de un paciente en la Figura 63 obtenidos con los métodos CPSD y MSC entre la señal FLW promedio con cada una de las series temporales obtenidas de la señal ECG. Se observa que con el método MSC se obtienen valores de coherencia superiores a cero en frecuencias donde existe un desacoplamiento completo, esto se debe a que el uso de esta herramienta está acompañado de errores que desvían la coherencia estimada de su valor esperado (Faes, Pinna, Porta, Maestri, & Nollo, 2004).

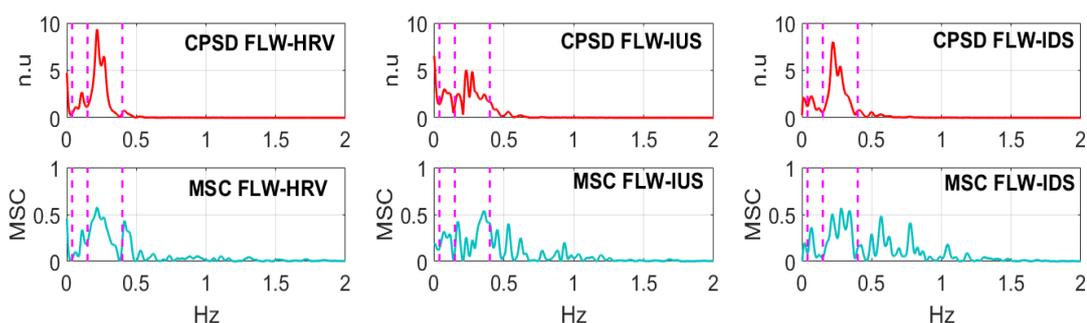


Figura 63. MSC y CPSD entre el flujo respiratorio FLW vs las series temporales obtenidas de la señal ECG de un sujeto.

Mientras que en la Figura 64 se muestra la estimación espectral con el método CPSD entre la señal *FLW* promedio y los parámetros característicos de la señal cardíaca de un sujeto en estado basal, de estrés y de tranquilidad. Se observa que en la banda VLF (0.15 a 0.4 Hz) se obtiene la mayor potencia de la densidad espectral de los parámetros característicos de los tres estados emocionales del sujeto.

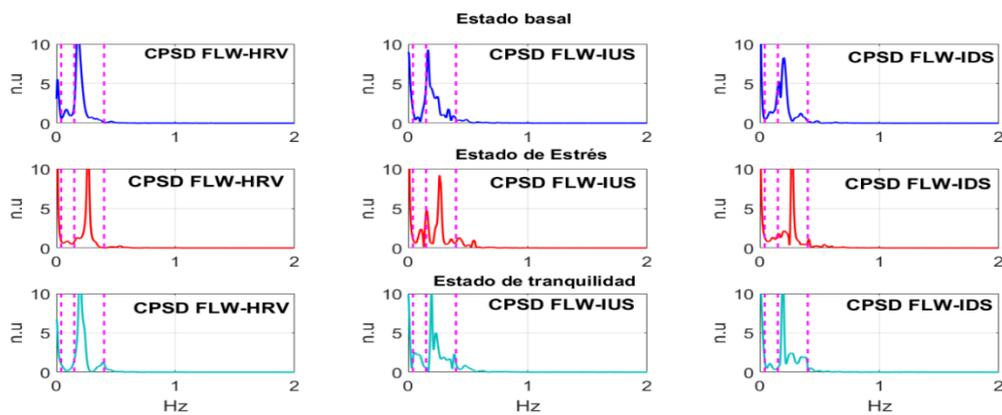


Figura 64. Estimación espectral con CPSD entre las señales FLW y las series temporales obtenidas de la señal ECG de un sujeto ante diferentes estados emocionales.

Por otra parte en la Figura 65 se muestra la estimación espectral con el método MSC entre la señal *FLW* promedio y los parámetros característicos de la señal ECG de un sujeto en estado basal, de estrés y de tranquilidad. La mayor potencia de las señales se concentra en la banda VLF (0.15-0.4 Hz) además con este método se obtiene mayor resolución frecuencial que con el método CPSD, de tal forma que se puede diferenciar los picos de potencia de las señales en los diferentes estados emocionales.

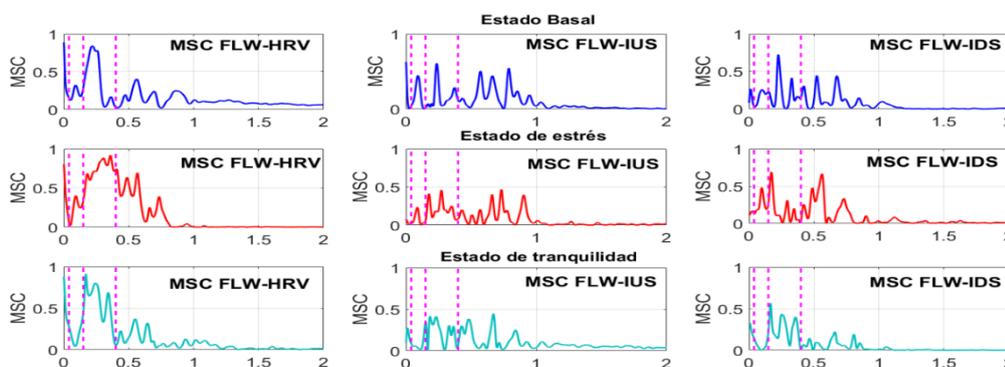


Figura 65. Estimación espectral con MSC entre las señales FLW y las series temporales obtenidas de la señal ECG de un sujeto ante diferentes estados emocionales.

La caracterización del acople cardiorrespiratorio se realizó a través de la estimación espectral de las series temporales obtenidas de las señales ECG y FLW por medio de la extracción de las mismas características temporales y espectrales que se calcularon con respecto a la actividad cardíaca y respiratoria de forma individual. Con estas características se pudo reflejar los cambios de la respiración en la frecuencia

cardiaca producidos en el Sistema Nervioso Autónomo tras la inducción de 2 diferentes estímulos audiovisuales.

4.4.1. Análisis estadístico

Con la prueba no paramétrica de *U Mann-Whitney* se compararon las muestras obtenidas de los 18 parámetros temporales y espectrales extraídos de las series temporales de cada estado emocional de los 26 sujetos. Aplicando esta prueba se calcularon los ρ -valores, de los parámetros temporales y espectrales extraídos de cada una de las series temporales. El ρ -valor es un parámetro que representa el grado de compatibilidad de los muestras con la hipótesis nula (Gutiérrez E. p., 2011). En esta investigación se realizó una comparación estadística entre todos los parámetros obtenidos entre todas las señales registradas durante los diferentes estímulos emocionales. Las muestras se dividieron en tres grupos diferentes correspondientes a los estados emocionales que los sujetos presentaron:

- Estado basal (GB) vs Estado de estrés (GE).
- Estado basal (GB) vs Estado de tranquilidad (GT).
- Estado estrés (GE) vs Estado de tranquilidad (GT)

En la Tabla 10, Tabla 11, y Tabla 12 se presentan aquellos parámetros que exhibieron diferencias estadísticamente significativas ($\rho \leq 0.05$) entre los sujetos de los grupos de estado basal, estado de estrés y tranquilidad.

Tabla 10.

Valor medio e intervalos de confianza al 95%(IC) de los parámetros extraídos de las series de los sujetos en estado de basal y de estrés, que presentan las mejores diferencias estadísticamente significativas (p-valor).

	Basal Media(95% IC)	Estrés Media(95% IC)	p-valor
Parámetros PSD I_{US}			
P_p	0.16(0.12 – 0.19)	0.22(0.18 – 0.25)	0.0078
Parámetros PSD I_{DS}			
P_p	0.18(0.14 – 0.22)	0.23(0.19 – 0.28)	0.025
P_{VLF}	0.04(0.03 – 0.04)	0.03(0.02 – 0.04)	0.033
$Media_{VL}$	0.91(0.77 – 1.05)	0.73(0.57 – 0.89)	0.036
$R_{LF/HF}$	0.53(0.45 – 0.61)	0.42(0.34 – 0.50)	0.030
$R_{VLF/pa}$	0.04(0.03 – 0.04)	0.03(0.02 – 0.03)	0.033
Parámetros PSD $FLW_{promedio}$			
f_p	0.244(0.22 – 0.19)	0.286(0.26 – 0.31)	0.005
$Media$	0.004(0.0043 – 0.003)	0.0018(0.002 – 0.0017)	<0.001
Parámetros CPSD $FLW_{promedio}$-HRV			
P_p	16.1(12.37 – 19.83)	23.48(17.85 – 29.12)	0.016
f_p	0.13(0.09 – 0.19)	0.07(0.03 – 0.13)	0.023
Parámetros MSC $FLW_{promedio}$-HRV			
P_{VLF}	0.06(0.04 – 0.08)	0.09(0.07 – 0.12)	0.007
$Media_{VL}$	1.49(1.07 – 1.93)	2.32(1.73 – 2.91)	0.007
P_{LF}	0.03(0.02 – 0.03)	0.03(0.03 – 0.04)	0.045
$Media_{LF}$	0.25(0.19 – 0.31)	0.31(0.26 – 0.37)	0.045
$R_{VLF/pa}$	0.06(0.04 – 0.08)	0.09(0.07 – 0.11)	0.007
$R_{LF/pa}$	0.02(0.02 – 0.03)	0.03(0.03 – 0.04)	0.045
Parámetros MSC $FLW_{promedio}$-I_{US}			
P_p	7.905(7.27 – 8.54)	9.30(8.34 – 10.27)	0.017
f_p	0.236(0.19 – 0.28)	0.06(0.02 – 0.12)	<0.001
P_{VLF}	0.08(0.06 – 0.11)	0.15(0.12 – 0.17)	<0.001
$Media_{VL}$	2.10(1.53 – 2.68)	3.65(3.04 – 4.27)	<0.001
$R_{VLF/HF}$	1.79(1.13 – 2.46)	3.44(2.48 – 4.41)	<0.001
$R_{VLF/pa}$	0.08(0.06 – 0.11)	0.14(0.12 – 0.17)	<0.001
Parámetros MSC $FLW_{promedio}$-I_{DS}			
P_{VLF}	0.092(0.07 – 0.11)	0.11(0.09 – 0.13)	0.03
$Media_{VL}$	2.30(1.78 – 2.82)	2.8(2.41 – 3.19)	0.027
$R_{VLF/pa}$	0.092(0.07 – 0.11)	0.11(0.10 – 0.13)	0.029

Tabla 11.
Valor medio e intervalos de confianza al 95%(IC) de los parámetros extraídos de las series de los sujetos en estado de basal y tranquilidad, que presentan las mejores diferencias estadísticamente significativas (p-valor).

	Basal Media(95% IC)	Tranquilidad Media(95% IC)	p-valor
Parámetros PSD I_{US}			
P_{VLF}	0.03(0.02 – 0.03)	0.03(0.03 – 0.04)	0.02
$Media_{VLF}$	0.63(0.45 – 0.82)	0.82(0.54 – 1.01)	0.02
$R_{VLF/Pa}$	0.02(0.02 – 0.03)	0.03(0.03 – 0.04)	0.02
Parámetros PSD I_{DS}			
P_{VLF}	0.03(0.03 – 0.04)	0.03(0.02 – 0.03)	0.002
$Media_{VLF}$	0.91(0.77 – 1.05)	0.64(0.48 – 0.81)	0.002
$R_{LF/HF}$	0.53(0.45 – 0.61)	0.43(0.37 – 0.51)	0.002
$R_{VLF/Pa}$	0.03(0.03 – 0.04)	0.03(0.02 – 0.03)	0.002
Parámetros MSC $FLW_{promedio-I_{US}}$			
P_{VLF}	0.08(0.06 – 0.11)	0.12(0.09 – 0.15)	0.05
$Media_{VLF}$	2.10(1.52 – 0.11)	3.02(2.21 – 3.83)	0.05
$R_{VLF/HF}$	1.79(1.12 – 0.11)	3.25(1.76 – 4.73)	0.02
$R_{LF/HF}$	0.31(0.23 – 0.11)	0.42(0.33 – 0.51)	0.04

Tabla 12.
Valor medio e intervalos de confianza al 95%(IC) de los parámetros
extraídos de las series de los sujetos en estado de estrés y tranquilidad,
que presentan las mejores diferencias estadísticamente
significativas (p-valor)

	Estrés Media(95% IC)	Tranquilidad Media(95% IC)	p-valor
Parámetros PSD I_{US}			
f_p	0.22(0.18 – 0.25)	0.17(0.14 – 0.21)	0.04
P_{LF}	$1.12(3.7 – 1.87)e^{-5}$	$1.58(9.7 – 2.19)e^{-4}$	0.04
$Media_{LF}$	$0.001(3.3 – 0.17)e^{-4}$	$0.001(8.7 – 0.2)e^{-4}$	0.04
$R_{LF/Pa}$	$1.12(3.7 – 1.87)e^{-5}$	$1.58(9.7 – 2.19)e^{-4}$	0.04
SD	0.01(0.01 – 0.02)	0.02(0.02 – 0.03)	0.02
IQR	0.02(0.02 – 0.03)	0.03(0.02 – 0.23)	0.04
Parámetros PSD $FLW_{promedio}$			
f_p	0.29(0.26 – 0.31)	0.24(0.22 – 0.01)	0.009
Parámetros CPSD $FLW_{promedio}$-HRV			
P_p	23.47(17.85 – 29.12)	16.48(13.27 – 19.70)	0.03
f_p	0.08(0.03 – 0.13)	0.14(0.09 – 0.19)	0.01
P_{VLF}	0.25(0.19 – 0.32)	0.18(0.13 – 0.23)	0.03
$Media_{VLF}$	6.42(4.77 – 8.08)	4.50(3.19 – 5.80)	0.03
$R_{VLF/Pa}$	0.252(0.19 – 0.32)	0.18(0.13 – 0.23)	0.03
Parámetros MSC $FLW_{promedio}$-HRV			
P_{VLF}	0.09(0.07 – 0.12)	0.05(0.04 – 0.07)	0.001
$Media_{VLF}$	2.32(1.73 – 2.91)	1.36(0.99 – 1.74)	0.001
P_{LF}	0.03(0.03 – 0.04)	0.03(0.02 – 0.03)	0.04
$Media_{LF}$	0.31(0.26 – 0.37)	0.25(0.19 – 0.30)	0.04
$R_{VLF/HF}$	1.17(0.49 – 1.84)	0.59(0.38 – 0.79)	0.04
$R_{VLF/Pa}$	0.09(0.07 – 0.12)	0.05(0.04 – 0.07)	0.001
$R_{LF/Pa}$	0.03(0.03 – 0.04)	0.03(0.02 – 0.03)	0.04
Parámetros MSC $FLW_{promedio}$-I_{US}			
f_p	0.07(0.02 – 0.12)	0.19(0.13 – 0.24)	<0.001
Parámetros MSC $FLW_{promedio}$-I_{DS}			
f_p	0.15(0.09 – 0.21)	0.24(0.20 – 0.28)	0.012
$Media_{VLF}$	2.80(2.41 – 3.19)	2.41(1.67 – 3.16)	0.05

De los resultados obtenidos se observó que los parámetros temporales y espectrales del grupo GB-GT presentaron menores diferencias estadísticas que con los grupos GB-GE y GE-GT. La señal de flujo respiratorio FLW de los grupos GB-GE y GR-GT, aportaron la mayor información, al igual que la CPSD y MSC del flujo respiratorio con las series temporales extraídas de la señal ECG.

CAPITULO V

DISEÑO DEL SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ESTADOS EMOCIONALES

5.1. Introducción

El reconocimiento de patrones consiste en la aplicación de algoritmos que permitan identificar patrones de interés en un conjunto de datos para su clasificación dentro de diferentes categorías (Bishop, 2006). El reconocimiento de patrones se puede realizar a través de diferentes métodos entre los que se encuentran la clasificación supervisada que asigna al patrón dentro de una clase predefinida en el diseño, y la clasificación no supervisada que se fundamenta en la asignación del patrón dentro de una clase desconocida basado en la similitud de los patrones (Jain, Duin, & Mao, 2000).

El diseño del sistema de reconocimiento utilizado en esta investigación para la identificación de estrés de sujetos sometidos a estímulos audiovisuales se fundamentó en el preprocesamiento digital de las señales cardiorrespiratorias de la base de datos *EmotionSense II*; la caracterización de estas señales en base a la extracción de un conjunto de parámetros temporales y espectrales ; la representación de estos datos en un espacio de características para describir el comportamiento y los cambios de los patrones de las señales, y finalmente en el entrenamiento y validación del sistema de clasificación.

A partir del conjunto de las características que se extrajeron de cada señal se creó una matriz con las 18 características extraídas de las señales registradas de 26 pacientes para formar un espacio de características. Este espacio se dividió en los grupos de entrenamiento y validación utilizando el método de *Random sub-sampling*. El grupo de entrenamiento permitió el diseño y ajuste de los modelos de clasificación, y con el grupo de validación se comprobó la capacidad de clasificación de los modelos a través del cálculo de error de predicción (Arcentales, 2015).

La agrupación automática de estos patrones se puede lograr estableciendo fronteras de decisión para separar las diferentes clases definidas a partir de la aplicación de algoritmos basados en la estadística (Jain, Duin, & Mao, 2000). Es así que para este estudio se diseñaron dos clasificadores en base a las técnicas de reconocimiento de patrones para la identificación de los estados emocionales de los sujetos durante la estimulación audiovisual.

El primer clasificador se diseñó en base en la reducción del espacio de dimensionalidad de características utilizando la técnica del análisis de componentes principales (PCA, del inglés *Principal Components Analysis*), y de la clasificación a través del método fuzzy KNN (fKNN, del inglés *fuzzy K-Nearest-Neighbour*). Mientras que el diseño del segundo clasificador se fundamentó en las máquinas de soporte vectorial (SVM, del inglés *support vector machine*) para una clasificación binaria basada en la teoría de aprendizaje estadístico (Vapnik & Lerner, 1963).

La clasificación de los estados emocionales de los sujetos entre los estados basal, estrés y tranquilidad se realizó en base a las técnicas de reconocimiento de patrones que se muestran en el esquema de la Figura 66.

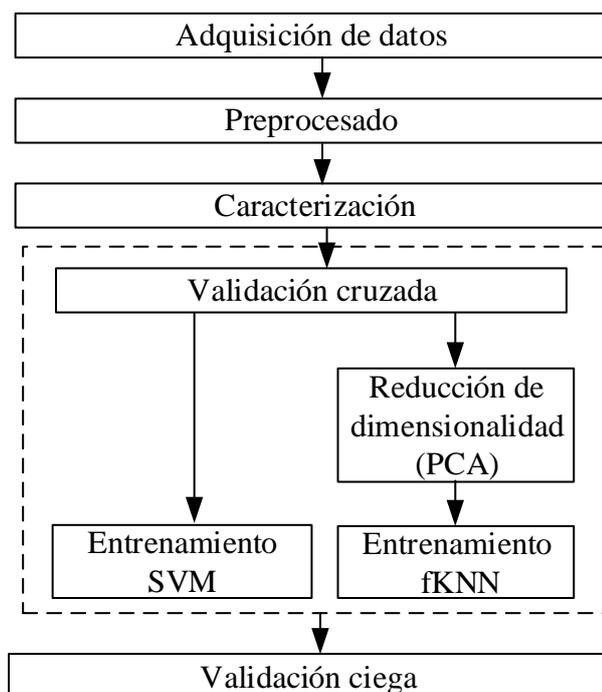


Figura 66. Modelo del método utilizado para el reconocimiento de patrones.

5.2. Reducción de dimensionalidad PCA

El conjunto de características cuantitativas, cualitativas, cualidad o medida que describen a un sistema forman un espacio de dimensión N . El incremento o reducción de estos parámetros durante el entrenamiento de los clasificadores puede afectar el rendimiento y la capacidad de discriminación al existir una posible pérdida de información (Arcentales, 2015).

Los algoritmos de reducción de dimensionalidad permiten transformar un conjunto de características M a sub-espacios con una dimensión N ($N < M$) para eliminar los datos redundantes, mejorar el proceso de clasificación y reducir el costo computacional del procesador (Arroyo-Hernández, 2016). Una de las técnicas más utilizada para la reducción de dimensionalidad es el análisis de componentes principales PCA.

El análisis de componentes PCA se fundamenta en la reducción del número de las variables que conforman un conjunto de datos y así formar un nuevo conjunto que conserva la mayor varianza posible presente de las variables del conjunto de datos original (Jolliffe, 2002). El objetivo de emplear la reducción del espacio dimensional de características es eliminar los datos redundantes y obtener un nuevo espacio de variables con las componentes principales. Este nuevo espacio ubica primero las variables que conservan la mayor parte de la varianza presente en todas las variables del espacio original (Jolliffe, 2002).

Considerando una matriz de datos X que contiene en cada una de sus filas p_i las características de una señal S_p de acuerdo con:

$$X = [S_{p1} \ S_{p2} \ \dots \ S_{pnp}]^T \quad (63)$$

Según Jolliffe (Jolliffe, 2002) basado en la teoría de descomposición del valor singular, la matriz X se puede descomponer en:

$$X = ULA' \quad (64)$$

Donde U y A representan a matrices columna ortogonales, mientras que L representan una matriz diagonal. Los *scores* (Z) o puntajes de las componentes principales se definen según la siguiente expresión:

$$Z = UL \quad (65)$$

Con esta técnica se logra redefinir el espacio formado por las características S_p en un nuevo subespacio dimensional formado por los componentes principales PC. La varianza capturada por cada uno de los PC se encuentra definida por los vectores propios calculados a partir de la matriz L .

En esta investigación se utilizaron matrices de dimensión de 26x18 para el diseño de los diferentes clasificadores. Estas matrices se formaron a partir de las señales de los 26 registros seleccionados y las 18 características espectrales y temporales obtenidas de cada señal. Las señales de cada registro se analizaron 3 diferentes intervalos de tiempo: el primer minuto (0-60 segundos), el segundo minuto (60-120 segundos) y el tercer minuto (120-180 segundos), formando así 3 matrices de 26x18 en cada registro.

5.3. Métodos de clasificación

Dentro del reconocimiento de patrones basado en técnicas estadísticas se pueden distinguir los clasificadores supervisados que se fundamentan en que los patrones de entrenamiento se identifican con etiquetas de una clase determinada. (Jain, Duin, & Mao, 2000). Uno de los métodos más utilizados de clasificación es el descrito por Fisher en 1936 llamado análisis lineal discriminante (LDA, del inglés *Linear Discriminant Analysis*), además existen otros métodos como el cuadrático de Fisher (QDA, del inglés *Quadratic Discriminant Analysis*) y otras técnicas como la de K vecinos más cercanos (KNN, del inglés *K-Nearest Neighbors*), redes neuronales los arboles de clasificación y las máquinas de vectores soporte SVM (Cano & Barril).

5.3.1. Clasificador fuzzy KNN

El método de clasificación fuzzy KNN se deriva del método KNN que se fundamenta en clasificar un patrón sin etiqueta, considerando los K vecinos más

cercanos del conjunto de patrones de entrenamiento y así determinar la clase a la que pertenece el patrón.

En la Figura 67 se muestra gráficamente la clasificación de un patrón (círculo verde) en donde se distinguen dos clases: Clase “+”, la Clase “o”, las variables x_1 y x_2 que son características de las clases y el patrón a clasificar. Como se observa, el patrón está ubicado dentro de un círculo de líneas entrecortadas con 3 vecinos más cercanos, en donde se realiza la votación por cada vecino clasificando al patrón dentro de la clase “o”.

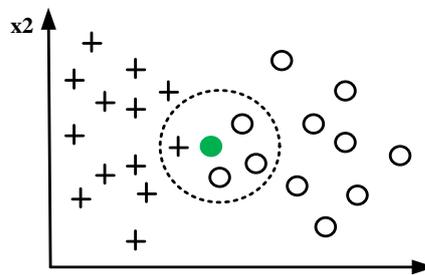


Figura 67. Ejemplo de aplicación del algoritmo KNN

El grado de pertenencia hacia las distintas clases se asigna con la ponderación del voto de cada uno de los K vecinos más cercanos al patrón en función de la distancia Euclídea que existe entre cada uno de ellos con el patrón. Con la variación de este método con el clasificador KNN, las votaciones de los vecinos más cercanos tendrán mayor peso a comparación de los vecinos más lejanos.

Considerando un conjunto de entre $W = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ de n muestras etiquetadas dividido en dos subespacios de entrenamiento y validación de un clasificador fKNN. El cálculo del grado de pertenencia $\mu_i(x)$ del conjunto de las muestras validación del vector X a una clase i se obtiene en función de los K vecinos más cercanos del sub espacio de entrenamiento (Keller, Gray, & Givens, 1985). El grado de pertenencia $\mu_i(x)$ está definido por:

$$\mu_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k \mu_{ij} \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{2/(m-1)}} \right)}{\sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{2/(m-1)}} \right)} \quad (66)$$

Donde μ_{ij} es el valor de pertenencia de la clase i a la muestra j y el valor m es la distancia entre los K vecinos y la muestra a clasificar. El grado de pertenencia μ_i es un valor comprendido entre 0 y 1. Si la muestra j pertenece a la clase i entonces μ_i será igual a 1, mientras que si la muestra no pertenece a dicha clase, el valor de μ_i será igual a 0.

5.3.2. Clasificador SVM

La clasificación SVM se fundamenta en hiperplanos o planos de decisión que determinan los límites de separación de un espacio de características de alta dimensión para separar un conjunto de datos de diferentes clases (Giraldo, y otros, 2006). En este espacio se construyen funciones lineales (hiperplanos en el espacio de características) de un grupo de entrenamiento para dividir las muestras en negativas o positivas (Chamasemani & Singh, 2011).

Los algoritmos SVM mapean un espacio de M -dimensiones de un conjunto de características de entrada en un nuevo espacio de N -dimensiones ($N > M$) para resolver problemas no lineales. En este nuevo espacio se construye un hiperplano a través de una función discriminante y se busca maximizar la distancia entre los puntos límites de las clases y el hiperplano de separación para lograr la discriminación entre clases (Vapnik & Lerner, 1963).

5.3.2.1. Clasificador lineal SVM separable

El objetivo de diseño de SVM en este tipo de clasificación es construir un hiperplano de separación que este lo más alejado de cualquier punto del conjunto de datos de entrenamiento como se muestra en la Figura 68. El límite de decisión para una SVM está identificado por una porción de puntos de datos conocidos como vectores de soporte que permiten la identificación de la posición del separador. La distancia de separación desde el hiperplano hasta el punto más cercano de datos determina el margen del clasificador. (Chamasemani & Singh, 2011).

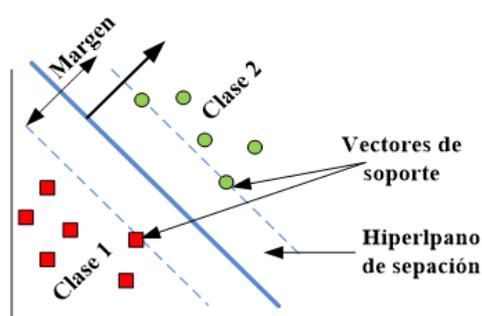


Figura 68. Clasificación de dos clases linealmente separables.
Modificado: (Chamasemani & Singh, 2011)

La clasificación de binaria $y_i \in \{-1,1\}$ de un vector de características definido por $x_i \in R^n, i = 1 \dots M$, donde M es el número de muestras de entrenamiento y n es el número de características cada muestra está dada por una tupla $\{x_i, y_i\}$. Considerando que las muestras de entrenamiento son separables por una función lineal y que el límite de decisión (hiperplano) de un clasificador lineal está dado por la Ecuación (67), donde w es un vector normal al plano y b es un término de sesgo (*bias*).

$$w \cdot x + b = 0 \quad (67)$$

Si los datos de conjunto de muestras entrenamiento son linealmente separables, entonces define un par (w, b) de tal manera que cumpla las siguientes expresiones:

$$\begin{cases} x_i \cdot w + b \geq +1, \text{ si } y_i = 1 \\ x_i \cdot w + b \leq -1, \text{ si } y_i = -1 \end{cases} \quad (68)$$

Las expresiones de la Ecuación (68) se pueden formular en una desigualdad dada por (69):

$$y_i(w \cdot x + b) \geq +1, \forall_i \quad (69)$$

Dado que la distancia más corta desde cualquier muestra y el hiperplano es perpendicular al plano y paralela a w , esta distancia desde cualquier punto x_i al hiperplano se puede definir por la expresión (70).

$$\bar{Y} = \frac{y_i(w \cdot x + b)}{\|w\|} = \frac{1}{\|w\|} \quad (70)$$

El ancho máximo para separar los vectores de soporte de dos clases es conocido como margen geométrico o margen de clasificación, y su distancia es igual a $\frac{2}{\|w\|}$. El

algoritmo SVM busca construir el mejor plano que permita una correcta clasificación de cada muestra del conjunto de entrenamiento, para ello es necesario maximizar el margen de clasificación. El par de hiperplanos que maximicen este margen, se encuentran al minimizar la norma de la distancia $\|w\|^2$ (Arcentales, 2015).

La búsqueda del hiperplano correcto es un problema de optimización cuadrático sujeto a restricciones lineales. La solución de estos problemas se puede solucionar utilizando el método de Multiplicadores de *Lagrange*, donde un multiplicador α_i se vincula con cada restricción lineal de la Ecuación (69) (Chamasemani & Singh, 2011). De esta manera se consigue que los datos de entrenamiento aparezcan en forma de producto punto entre vectores como se muestra en la Ecuación (71).

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i (w \cdot x + b) + \sum_{i=1}^M \alpha_i \quad (71)$$

Con el cálculo de la gradiente de L_p con respecto a las variables w y b se obtiene las siguientes condiciones:

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i x_i \quad (72)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i = 0 \quad (73)$$

Sustituyendo las condiciones (72) y (73) en la expresión (71) se obtiene la forma dual L_D de la primaria L_p , tanto L_D como L_p son dos formas diferentes de Lagrange de la misma función objetivo pero considerando diferentes restricciones. En la Ecuación (74) se presenta la forma dual L_D .

$$L_D = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (74)$$

Para hallar el mayor margen de clasificación, se minimiza L_p o maximiza L_D (Arcentales, 2015). En la solución descrita, la mayoría de α_i son valores de cero para las muestras de datos que no son vectores de soporte. Cada α_i con un valor diferente a cero especifica que x_i equivale a un vector de soporte (Chamasemani & Singh, 2011). Finalmente, la función de clasificación está dada por la siguiente expresión:

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i x_i^T x + b \quad (75)$$

5.3.2.2. Clasificador lineal SVM no separable

Cuando los datos de conjunto de entrenamiento no son separables linealmente por un hiperplano, el enfoque estándar de clasificación lineal separable descrito anteriormente conlleva a que en la frontera de decisión existan valores atípicos en el lado equivocado del margen (Chamasemani & Singh, 2011). En la Figura 69 se presenta la clasificación de dos clases linealmente no separables.

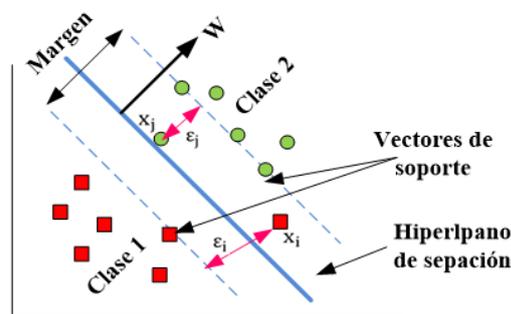


Figura 69. Clasificación de dos clases linealmente no separables
Modificado: (Chamasemani & Singh, 2011)

Para dos grupos no separables linealmente, las condiciones de la Expresión (68) se modifican para introducir un coste adicional a las muestras mal clasificadas (aquellas que no correspondan a su categoría). Este coste depende de que tan lejos se encuentren las muestras de cumplir con el requisito del límite de clasificación dado en (69). La implementación de este coste adicional se realiza a través de la introducción de una variable de holgura ε_i (Vapnik & Lerner, 1963).

$$\begin{cases} x_i \cdot w + b \geq +1 - \varepsilon_i, & \text{si } y_i = 1 \\ x_i \cdot w + b \leq -1 + \varepsilon_i, & \text{si } y_i = -1 \end{cases} \quad (76)$$

$$\varepsilon_i \geq 0, \forall_i$$

Este problema de optimización de SVM con variables de holgura se realiza a través de la búsqueda de w, b , y $\varepsilon_i \geq 0$ por lo que el hiperplano de separación óptimo está determinado por el vector w , que minimiza la función:

$$\Phi(w, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \varepsilon_i \quad (77)$$

El término de regularización C es un parámetro de compensación entre la importancia relativa de maximizar el margen de clasificación y ajustar los datos de entrenamiento. El aumento de este valor disminuye el número de errores permitidos y la capacidad de generalización. Este problema dual es el mismo que en el caso de separación lineal, y se puede resolver maximizando la Ecuación (78) al aplicar las condiciones de $0 \leq \alpha_i \leq C$ y $\sum_{i=1}^l \alpha_i = 0$.

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \quad (78)$$

El clasificador entonces se obtiene con la siguiente expresión:

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i x_i + b \quad (79)$$

Donde los parámetros de penalización (α_i y C) se deben elegir de acuerdo a los datos y a la aplicación. El valor óptimo de α_i de los datos que están fuera del margen de clasificación es cero, y para los vectores de soporte que se ubican dentro del área de clasificación o en sus límites, el valor de α_i , es diferente a cero..

5.3.2.3. Clasificador no lineal SVM

Con los algoritmos SVM descritos se define un hiperplano óptimo para maximizar la clasificación para datos linealmente separables. Sin embargo, cuando estos datos de entrenamiento no son separables linealmente, aunque los hiperplanos se determinen de manera óptima, el clasificador diseñado podría no tener una alta capacidad de generalización. De tal forma que para la clasificación de este tipo de datos se requiere de una solución compleja a través de una separación no lineal como se observa en la Figura 70.

Para ello, el espacio de entrada original se transforma en otro espacio euclideo H de alta dimensión conocido como espacio de características. Donde los datos originales se proyectan en este nuevo espacio euclideo H a través de una función de mapeo Φ que depende del producto entre los datos de conjunto de entrenamiento de acuerdo a $\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$.

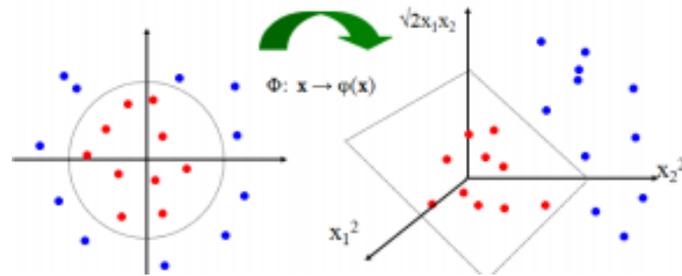


Figura 70. Límite de decisión no lineal de SVM.
Fuente: (Chamasemani & Singh, 2011)

Dado $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ es una función de *Kernel* y donde se cambian los productos internos a funciones de *Kernel* para los datos de entrenamiento, de tal manera que se produce una transformación no lineal.

Para el diseño SVM se debe encontrar $\alpha_1 \dots \alpha_N$ de tal manera que la Ecuación (80) se pueda resolver maximizando y aplicando las condiciones de $0 \leq \alpha_i \leq C$ y $\sum_i^L \alpha_i = 0$.

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j)_i \quad (80)$$

El clasificador entonces se obtiene con la siguiente expresión:

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \quad (81)$$

Las funciones de penalización positiva y negativa se usan para distribuciones desbalanceadas, o para conseguir asimetría en los márgenes del hiperplano de separación. A partir de las muestras de los grupos de clasificación se obtienen los valores del parámetro C con la siguiente expresión:

$$C_+ = C_- \frac{N_-}{N_+} \quad (82)$$

Donde (N_+, N_-) son el número de muestras de los grupos de clasificación y (C_+, C_-) son los parámetros de penalización. La selección adecuada de los parámetros C y las características de Kernel α_i es necesaria para el correcto entrenamiento de los modelos diseñados con SVM.

5.4. Medidas de evaluación

Para validar los modelos generados con los clasificadores se emplean ciertas medidas de evaluación, las cuales entregan información acerca de la capacidad de los modelos para la correcta clasificación de las muestras a la clase a la que pertenecen. Con esta información se puede seleccionar los modelos más óptimos y descartar aquellos que no cumplan con la clasificación esperada (Arcentales, 2015). Algunos de los métodos utilizados para la evaluación de los modelos generados se encuentran el Método de Coeficientes de Fisher, la Matriz de Confusión, y las Curvas ROC.

El coeficiente de Fisher es una de las técnicas más utilizadas para la selección de características, este método consiste en el cálculo del valor de un coeficiente que depende de que si una característica tiene valores similares o no en una misma clase. Si una característica presenta valores similares un una misma clase, entonces se obtiene un valor de coeficiente alto (Wang, Liu, & Zheng, 2009) (Kumar & Arockiam, 2012).

La Matriz de Confusión es una tabla que contiene información sobre las predicciones del clasificador para comparar los valores reales versus los resultados de clasificación predichas realizadas por el algoritmo de clasificación. En esta matriz se registran el número de muestras reconocidas que se identificaron correctamente o incorrectamente para cada clase (Sokolova, Japkowicz, & Szpakowicz, 2006).

En la Tabla 13 se presenta una matriz de Confusión para una clasificación binaria, en donde se consideran cuatro indicadores para su realización: VP, condiciones positivas que se identificaron en la clase positiva; FP, condiciones negativas que se identificaron incorrectamente en la clase positiva; VN, condiciones negativa correctamente descartadas; y FN, condiciones positivas incorrectamente clasificadas (Sokolova, Japkowicz, & Szpakowicz, 2006).

Tabla 13.
Matriz de Confusión

		Valor Real	
		Positiva	Negativa
Predicción del clasificador	Positiva	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativa	Falso Positivo (FN)	Verdadero Negativo (VN)

Para la evaluación del algoritmo de clasificación a través de la Matriz de Confusión se consideran cinco parámetros: i) Precisión (Acc, del inglés accuracy); ii) Sensibilidad (Se, del inglés sensitivity); iii) Especificidad (Sp, del inglés specificity); iv) Valor predictivo positivo (PPV, del inglés positive predictive value) y v) Valor predictivo negativo (NPV, del inglés negative predictive value)

Para evaluar de manera general el rendimiento del algoritmo sin centrarse en una clase se usa la medida de precisión (Acc). Esta medida de evaluación permite medir el rendimiento del modelo generado por el clasificador, sin distinguir entre el número de etiquetas correctas de las distintas clases:

$$Acc = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} \quad (83)$$

La Sp y Se son valores utilizados para estimar el rendimiento del algoritmo de clasificación en cada una de las clases, ya que estas medidas evalúan la capacidad del clasificador para distinguir la información de clasificación de cada clase. La sensibilidad (Se) es una medida de evaluación de la capacidad del algoritmo de identificar una condición positiva en la clase correcta. La especificidad (Sp) es la probabilidad que tiene una muestra con condición negativa en ser clasificada con en clase negativa correspondiente.

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \quad (84)$$

$$Sp = \frac{VN}{VN + FP} \quad (85)$$

Por su parte, los valores PPV y NPV son parámetros utilizados para grupos que tienen un número disminuido de muestras o muestras desbalanceadas. El valor

predictivo positivo (PPV) es el porcentaje de muestras positivas que se clasificaron en su correspondiente clase positiva, mientras que, el valor predictivo negativo (NPV) representa el porcentaje de muestras negativas clasificadas en clase negativa.

$$PPV = \frac{VP}{VP + FP} \quad (86)$$

$$NPV = \frac{VN}{VN + FN} \quad (87)$$

La gráfica de características operativa (ROC, del inglés *Receiver Operating Characteristic*) es una técnica utilizada para evaluar el rendimiento del algoritmo de clasificación. La curva ROC se puede definir como un espacio de dos dimensiones, en donde en la coordenada “X” se ubica la tasa de falsos positivos (1-Sensibilidad) y en la coordenada “Y” se ubican la tasa de verdaderos positivos (Especificidad). Este método resulta efectivo para evaluar la calidad o rendimiento del diagnóstico de las pruebas (Arcentales, 2015).

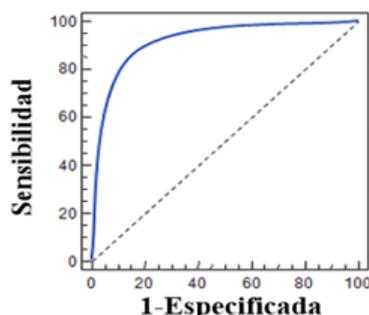


Figura 71. Curva ROC de un clasificador binario.
Modificado: (MedCalc Software)

El área bajo la curva ROC conocida como AUC (del inglés *area under the curve*) es una medida que representa la posibilidad que tiene un clasificador para distinguir entre dos grupos de diagnóstico (positivo y negativo) de una muestra. El AUC es un valor que representa la porción del área del cuadrado unitario bajo la curva ROC. Este valor se encuentra en el rango de (0- 1), si el clasificador indentifica correctamente todas las muestras en su respectiva clase entonces el valor de AUC sera 1.

5.5. Métodos de validación

Los métodos de validación permiten valorar cuantitativamente los resultados obtenidos de los modelos generados por el clasificador en función de la estimación del error de predicción de un conjunto de muestras independientes. Existen diferentes métodos de validación, entre los más comunes están los siguientes: restitución, validación simple, validación cruzada y bootstrap (Arcentales, 2015).

La validación cruzada es un método sencillo en donde el conjunto de datos se divide en los subgrupos: entrenamiento y validación. Las muestras del grupo de entrenamiento participan en la generación del modelo de clasificación, mientras que las muestras de validación son aquellas que no intervienen en la generación del modelo y sirven para comprobar la capacidad de generalización del modelo generado (Arcentales, 2015). Este método se puede clasificar de acuerdo a la forma en que se dividen el conjunto de datos, entre los más comunes se encuentran:

- *Leave-p-out*: Se separan un subconjunto de p muestras del conjunto total de muestras y con las muestras sobrantes se construye el clasificador. Este proceso se repite para todas las combinaciones posibles del sujeto para los dos subconjuntos.
- *Leave-one-out*: Al igual que *Leave-p-out*, este método separa las muestras en los grupos de validación y entrenamiento pero con la diferencia que se considera una a una las muestra como validación ($p=1$).
- *K-fold*: Se divide el conjunto de datos originales de forma aleatoria en K subgrupos tanto para validación y entrenamiento. Este proceso se repite K veces y en cada una de estas repeticiones se considera solo uno de los grupos como validación. El valor de precisión final de predicción se obtiene con el promedio los K resultados de cada uno de los subgrupos.
- *Random sub-sampling*: Las muestras se dividen aleatoriamente en validación y entrenamiento, este proceso se repite n veces. En cada división se genera un modelo de clasificación y con las muestras restantes de validación se calcula la precisión del modelo. Para el resultado final se promedian los valores de cada una de las n divisiones realizadas.

5.6. Diseño de los clasificadores

Para el diseño de los clasificadores PCA-fKNN y SVM para el reconocimiento de los diferentes estados emocionales de los sujetos sometidos a los estímulos audiovisuales correspondientes a estrés y tranquilidad se utilizaron los siguientes espacios dimensionales: i) los espacios formados por las características extraídas con el análisis de la densidad espectral de potencia (PSD) de la señal de flujo respiratorio promedio (FLW_{Pof}) y las series estimadas de la señal electrocardiográfica (ECG); ii) los espacios de características calculados de los análisis de la densidad espectral de potencia cruzada (CPSD) y la magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC) de la señal FLW_{Pof} con cada una de las series de la señal ECG y iii) los espacios dimensionales obtenidos a partir de la unión de características de los espacios formados por los diferentes análisis de MSC, CPSD y PSD de las señales. En la Tabla 14 se muestra el resumen de todos los espacios dimensionales utilizados en esta investigación.

Tabla 14.
Espacios dimensionales para el diseño de los clasificadores

Descripción	No. de parámetros	Tipo de parámetros	Señales analizadas	
PSD	18	Temporales Espectrales	HRV	
			I_{US}	
			I_{DS}	
			FLW_{Pof}	
CPSD	14	Espectrales	FLW_{Pof} con HRV	
			FLW_{Pof} con I_{US}	
			FLW_{Pof} con I_{DS}	
			FLW_{Pof} con HRV	
MSC	14	Espectrales	FLW_{Pof} con I_{US}	
			FLW_{Pof} con I_{DS}	
			FLW_{Pof} y HRV	
			HRV y I_{US}	
Unión de características	PSD	Temporales Espectrales	HRV y I_{DS}	
			FLW_{Pof} y HRV	
			FLW_{Pof} con HRV y FLW_{Pof} con I_{US}	
	MSC	28	Espectrales	FLW_{Pof} con HRV y FLW_{Pof} con I_{US}
				FLW_{Pof} con HRV y FLW_{Pof} con I_{US}
				FLW_{Pof} con HRV y FLW_{Pof} con I_{US}

En este trabajo de investigación se dividió las muestras de cada uno de los espacios dimensionales en dos grupos utilizando la técnica de validación *Random sub-sampling* en el diseño de cada uno de los clasificadores utilizados. Este algoritmo permite dividir de manera aleatoria las muestras en grupos de entrenamiento y validación a través de la asignación de un porcentaje de las muestras que se situaran en cada grupo, este proceso se repite durante N veces para el entrenamiento del clasificador. A partir de las pruebas realizadas se obtuvo los mejores resultados con $N=300$ y la asignación de un porcentaje de 60% para el grupo de entrenamiento y 40% para el grupo de validación.

Los clasificadores se diseñaron para el reconocimiento entre 3 clases correspondientes a los estados emocionales que se indujeron durante el protocolo de estimulación descrito anteriormente. A continuación se presentan las clases definidas:

- Clase 1: Estado basal de la persona
- Clase 2: Estado de estrés inducido por el primer video audiovisual.
- Clase 3: Estado de tranquilidad inducido por el segundo video audiovisual.

En base a estas clases se realizó la clasificación entre los siguientes grupos:

- Clase 1 vs Clase 2
- Clase 2 vs Clase 3

El entrenamiento y validación de los clasificadores para cada grupo se realizó en tres intervalos diferentes: el primer minuto (0-60 segundos), el segundo minuto (60-120 segundos) y el tercer minuto (120-180 segundos) formando así diferentes modelos de clasificación con cada uno de los espacios de estado definidos.

El clasificador PCA-fKNN y el clasificador SVM se diseñaron e implementaron en Matlab utilizando algoritmos de clasificación realizados en previos trabajos (Arcentales, 2015) (Raza, 2016).

5.6.1. Clasificador PCA-fKNN

El diseño del clasificador PCA-fKNN comprende la generación de modelos de clasificación utilizando el conjunto de características de todos los espacios dimensionales definidos. El proceso utilizado para la generación de los modelos de clasificación PCA-fKNN se basa en el modelo estadístico para el reconocimiento de patrones que se muestra en la Figura 72.

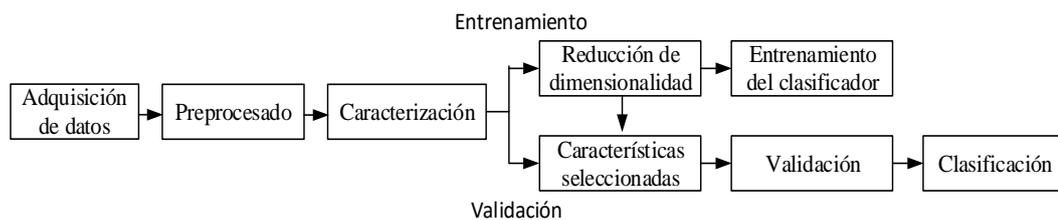


Figura 72. Modelo estadístico para el reconocimiento de patrones.
Modificado: (Arcentales, 2015).

Una vez que se preprocesaron y caracterizaron las señales de la base de datos, y se definieron las características del método validación *Random sub-sampling* para la división de las muestras de los espacios de características en los grupos de entrenamiento y validación, se procedió a la implementación del algoritmo PCA para la reducción de dimensionalidad del conjunto de muestras de entrenamiento. El PCA se diseñó para que capture el 98% de la varianza de las muestras y así seleccionar las principales componentes que mejor describen los cambios del comportamiento cardiorrespiratorio de los pacientes ante los diferentes estados emocionales.

Con el conjunto de muestras de entrenamiento procesadas a través del algoritmo de reducción de dimensionalidad PCA se realizó el entrenamiento del clasificador fKNN. El algoritmo implementado se diseñó de tal manera que permita entrenar los modelos con diferentes números de K vecinos más cercanos y así generar diferentes modelos para la selección de aquellos que permitan la clasificación más óptima. El número de K vecinos se especificó en un rango de (3:15).

Todos los modelos generados se validaron con las muestras del grupo de validación que no participaron durante el entrenamiento del clasificador fKNN. En

este proceso de validación se calcularon los valores de evaluación Acc , Se , Sp y AUC de los modelos generados para la selección de los más óptimos.

5.6.1.1. Resultados de clasificación

En base a la metodología descrita anteriormente para el diseño del clasificador PCA-fKNN se seleccionaron las características que mejor realizan la clasificación entre las clases clase 1 y 2 correspondientes a los estados de basal y estrés. En la Tabla 15 se presentan las características que se seleccionaron en los tres intervalos de tiempo definidos anteriormente en base a las medidas de precisión (Acc), sensibilidad (Se), especificidad (Sp).

Tabla 15.
Resumen de los modelos generados del clasificador PCA-FKNN para la clase 1 vs clase 2

No	Intervalo de tiempo (s)	Características	nKv	nPC	Acc	S_e	S_p	AUC
1	0-60	FLW	6	8	0.92	0.92	0.92	0.98
2		PSD U: FLW - HRV	5	14	0.77	0.66	0.87	0.88
3		FLW - I_{US}	12	5	0.74	0.73	0.75	0.76
4	60-120	MSC U:FLW - HRV y FLW- I_{US}	15	9	0.76	0.66	0.85	0.83
5		PSD FLW	15	7	0.72	0.75	0.68	0.80
6	120-180	PSD U: FLW - RR	15	14	0.79	0.83	0.75	0.89
7		FLW - RR	12	6	0.72	0.81	0.63	0.81
8		CPSD FLW - I_{US}	10	6	0.72	0.87	0.58	0.82
9								

U: Unión; nKV: Número de vecinos más cercanos, nPC: Número de componentes principales, Acc: precisión, S_e : sensibilidad, S_p : especificidad, AUC: área bajo la curva

Los resultados obtenidos muestran que los tres modelos más óptimos pertenecen al análisis del intervalo de tiempo de 0 a 60 segundos. Estos modelos son: i) el modelo No.1 correspondiente al análisis de PSD de la señal FLW promedio (FLW_{pof})

entrenado con 6 vecinos más cercanos y 8 componentes principales; ii) el modelo No. 3 correspondiente al análisis MSC de las señales FLW_{Pof} y la pendiente de subida del complejo QRS (I_{US}). Este modelo se entrenó con 12 vecinos y 5 componentes espectrales; y iii) el modelo No.4 correspondiente a la unión de las características del análisis de la MSC de FLW promedio con HRV y la MSC de FLW promedio con I_{US} . Este modelo se entrenó 15 vecinos y 9 componentes espectrales.

En la Tabla 16 se presentan las características que mejor realizan la clasificación entre las clases clase 2 y 3 correspondientes a los estados de estrés y tranquilidad. Estas características se seleccionaron en los tres intervalos de tiempo definidos anteriormente en base a las medidas de precisión (Acc), sensibilidad (S_e), especificidad (S_p).

Tabla 16.
Resumen de los modelos generados del clasificador PCA-FKNN para la clase 2 vs clase 3

No	Intervalo de tiempo (s)	Características	nKv	nPC	Acc	S_e	S_p	AUC
1		FLW	15	8	0.91	0.96	0.86	0.97
2	0-60	PSD U:FLW – HRV	10	14	0.81	0.76	0.87	0.90
3		MSC FLW – I_{US}	15	5	0.69	0.63	0.74	0.75
4	60-120	PSD FLW	15	8	0.71	0.71	0.72	0.80
5		FLW	6	8	0.85	0.90	0.79	0.93
6		PSD U:FLW – HRV	11	14	0.76	0.78	0.74	0.86
7		FLW – I_{US}	11	6	0.75	0.82	0.69	0.84
8	120-180	CPSD FLW – – I_{DS}	4	6	0.71	0.78	0.63	0.76
9		FLW – HRV	14	4	0.71	0.76	0.65	0.78
10		MSC FLW – I_{US}	12	5	0.69	0.63	0.74	0.75
11		U:FLW – HRV y FLW– I_{US}	14	9	0.71	0.70	0.71	0.79

U: Unión; nKV: Número de vecinos más cercanos, nPC: Número de componentes principales, Acc: precisión, S_e : sensibilidad, S_p : especificidad, AUC: área bajo la curva

Los resultados obtenidos muestran que los tres modelos más óptimos pertenecen al análisis del intervalo de tiempo de 120 a 180 segundos. Estos modelos son: i) el modelo No.5 correspondiente al análisis de PSD de la señal FLW promedio (FLW_{Pof}) entrenado con 6 vecinos más cercanos y 8 componentes principales; ii) el modelo No. 10 correspondiente al análisis MSC de las señales FLW_{Pof} y la pendiente de subida del complejo QRS (I_{US}). Este modelo se entrenó con 12 vecinos y 5 componentes espectrales; y iii) el modelo No.4 correspondiente a la unión de las características del análisis de la MSC de FLW promedio con HRV y la MSC de FLW promedio con I_{US} . Este modelo se entrenó con 14 vecinos y 9 componentes espectrales.

5.6.2 Clasificador SVM

El diseño del clasificador binario SVM comprende la generación de modelos de clasificación utilizando el conjunto de características de los espacios dimensionales definidos. El proceso utilizado para la generación de los modelos de clasificación SVM se basa en el modelo que se muestra en la Figura 73.

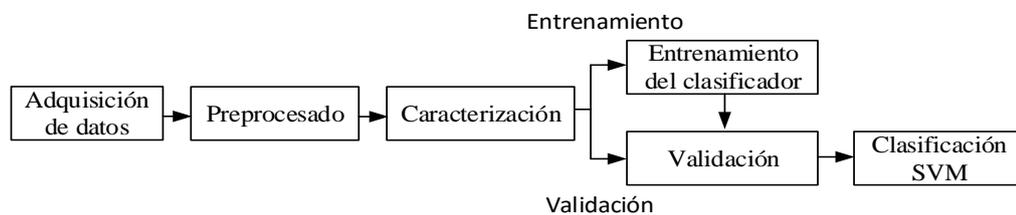


Figura 73. Modelo para el reconocimiento de patrones SVM

Una vez que se preprocesaron y caracterizaron las señales de la base de datos se utilizó el método de validación *Random sub-sampling* para la división de las muestras de los espacios dimensionales en muestras de entrenamiento y validación de los modelos de clasificación SVM. Este algoritmo de clasificación utiliza todas las características de los espacios dimensionales definidos para no perder información y así utilizar todas aquellas características que describen los cambios del acople cardiorrespiratorio durante la proyección de los estímulos audiovisuales.

Para el diseño de este algoritmo se calcularon los parámetros (α y C) y se utilizó la función de *Kernel* para el entrenamiento de los modelos. El parámetro α se calculó en base a la Ecuación (88).

$$\alpha = \frac{1}{\sqrt{2\gamma}} \quad (88)$$

Donde γ es un dato que varía en cada iteración y se obtiene según la Ecuación (89).

$$\gamma = 2^{eG} \quad (89)$$

Donde eG es un conjunto de valores reales que se definieron en el rango de -15 a 15 con incrementos de 1. El parámetro C del ajuste del clasificador se obtiene según la Ecuación (90):

$$C = 2^{eC} \quad (90)$$

Donde eC es un conjunto de valores reales que se definió para que varíen entre -5 a 15 con incrementos de 1. Los modelos se entrenaron y validaron para todas las combinaciones posibles de los parámetros α y C utilizando la técnica *mesh*. Esta técnica consiste en crear una malla entre todo el conjunto de los parámetros para formar las N combinaciones posibles.

5.6.2.1 Resultados de clasificación

En base a la metodología descrita anteriormente para el diseño del clasificador SVM se seleccionaron las características que mejor realizan la clasificación entre las clases clase 1 y 2 correspondientes a los estados de basal y estrés. En la Tabla 17 se presentan las características que se seleccionaron en los tres intervalos de tiempo definidos anteriormente en base a las medidas de precisión (Acc), sensibilidad (Se), especificidad (Sp).

Tabla 17.
Resumen de los modelos generados del clasificador SVM para la
clase 1 vs clase 2

No.	Intervalo de tiempo (s)	Características	α	C	Acc	S_e	S_p	S
1		PSD FLW	16	512	0.95	0.93	0.96	
2		U: FLW – HRV	45.25	8192	0.90	0.90	0.89	
3		FLW – HRV	22.62	32	0.70	0.68	0.71	
4		FLW – I_{US}	90.50	512	0.79	0.81	0.76	
5		MSC FLW – I_{DS}	2.82	2	0.69	0.75	0.62	
6		U: FLW – HRV y FLW - I_{US}	32	128	0.78	0.81	0.76	
7		PSD FLW	16	512	0.77	0.74	0.79	
8	60-120	PSD U:FLW – HRV	128	2048	0.70	0.68	0.72	
9		PSD FLW	64	512	0.91	0.87	0.94	
10		PSD U:FLW – HRV	128	1024	0.83	0.81	0.86	
11	120-180	FLW – HRV	32	512	0.70	0.66	0.73	
12		MSC FLW – I_{DS}	1.41	64	0.74	0.75	0.73	
13		U:FLW - HRV y FLW- I_{US}	128	512	0.68	0.62	0.74	

U: Unión; $\alpha = \sigma$, nRep: Número de repeticiones de Random sub-sampling, Acc: precisión, S_e : sensibilidad, S_p : especificidad, AUC: área bajo la curva

Los resultados obtenidos muestran que los tres modelos más óptimos pertenecen al análisis del intervalo de tiempo de 0-60 segundos. Estos modelos son: i) el modelo No.1 correspondiente al análisis de PSD de la señal FLW promedio (FLW_{pof}). Este modelo se entrenó con un sigma de 16 y un valor de C de 512; ii) el modelo No. 4 correspondiente al análisis MSC de las señales FLW_{pof} y la pendiente de subida del complejo QRS (I_{US}). Este modelo se entrenó con un sigma de 90.50 y un valor de C de 512; y iii) el modelo No.6 correspondiente a la unión de las características del

análisis de la MSC de FLW promedio con HRV y la MSC de FLW promedio con I_{US} . Este modelo se entrenó con un sigma de 32 y un valor de C de 128.

En la Tabla 18 se presentan las características que mejor realizan la clasificación entre las clases clase 2 y 3 correspondientes a los estados de estrés y tranquilidad. Estas características se seleccionaron en los tres intervalos de tiempo definidos anteriormente en base a las medidas de precisión (Acc), sensibilidad (S_e), especificidad (S_p).

Tabla 18.
Resumen de los modelos generados del clasificador SVM para la clase 2 vs clase 3

No.	Intervalo de tiempo(s)	Características	σ	C	Acc	S_e	S_p
1	0-60	FLW	22.62	64	0.94	0.96	0.92
2		PSD U: FLW – HRV	128	1024	0.92	0.92	0.93
3		FLW – HRV	2.82	8	0.72	0.81	0.62
4		CPSD U:FLW – HRV y FLW - I_{US}	4	4096	0.77	0.79	0.74
5		FLW – I_{US}	45.25	64	0.72	0.69	0.75
6		MSC U:FLW – HRV y FLW - I_{US}	128	4096	0.75	0.77	0.74
7		FLW	90.509	4096	0.74	0.77	0.70
8		PSD U FLW - HRV	90.509	512	0.72	0.75	0.70

U: Unión; $\alpha = \sigma$, $nRep$: Número de repeticiones de Random sub-sampling, Acc : precisión, S_e : sensibilidad, S_p : especificidad, AUC: área bajo la curva

Los resultados obtenidos muestran que los tres modelos más óptimos pertenecen al análisis del intervalo de tiempo de 0 a 60 segundos. Estos modelos son: i) el modelo No.1 correspondiente al análisis de PSD de la señal FLW promedio (FLW_{Pof}). Este modelo se entrenó con un sigma de 22.62 y un valor de C de 64; ii) el modelo No. 5

correspondiente al análisis MSC de las señales FLW_{Pof} y la pendiente de subida del complejo QRS (I_{US}). Este modelo se entrenó con un sigma de 42.25 y un valor de C de 64; y iii) el modelo No.6 correspondiente a la unión de las características del análisis de la MSC de FLW promedio con HRV y la MSC de FLW promedio con I_{US} . Este modelo se entrenó con un sigma de 128 y un valor de C de 4096.

5.7. Validación Ciega

Una vez realizado el entrenamiento de los clasificadores y seleccionadas las características que mejor realizan la clasificación entre las diferentes clases, se realizó una validación ciega para comprobar la generalización de los modelos y sus características seleccionadas. La validación ciega en esta investigación consistió en el registro y procesamiento *online* de señales de 6 nuevo participantes considerando el mismo protocolo de estimulación descrito en el Capítulo 4. Estos nuevos datos no intercedieron en el proceso de entrenamiento de los clasificadores sino que se consideraron como un conjunto de muestras de un nuevo conjunto de validación de los modelos de clasificación. El registro de las señales se realizó con el sistema CRAS mientras que el procesamiento *online* se ejecutó en un ordenador.

El registro de las señales se realizó durante 60 segundos con una frecuencia de muestreo de 256 Hz formando así ventanas de 15360 muestras, a continuación estos datos se procesaron durante los siguientes 60 segundos para la estimación de sus series temporales, análisis espectral y la extracción de características temporales y espectrales. Las características que se extrajeron se proyectaron en el espacio dimensional que se definió y se guardó en memoria con cada modelo seleccionado con el clasificador PCA-fKNN y el clasificador SVM.

Para la identificación de estrés durante la proyección de estímulos audiovisuales se seleccionaron 3 modelos de clasificación basados en el método de PCA-fKNN y 3 modelos de clasificación basados en la clasificación SVM. Las características seleccionadas de los modelos se generaron en el entrenamiento de los clasificadores entre la clase 1 vs clase 2 correspondientes al estado basal y estado de estrés. Los modelos de clasificación y sus parámetros de diseño se presentan en la Tabla 19.

Tabla 19.
Parámetros de los modelos de clasificación seleccionados

Modelo	Clasificador	Intervalo de tiempo(s)	Características	Parámetros
1	PCA-fKNN	0-60	PSD de FLW	$nKv=6, nPC=8$
2			MSC FLW - I_{US}	$nKv=12, nPC=5$
3			MSC U:FLW - HRV y FLW - I_{US}	$nKv=15, nPC=9$
4	SVM	0-60	PSD de FLW	$\alpha = 16, C=512$
5			MSC FLW - I_{US}	$\alpha = 90.50, C=512$
6			MSC U:FLW - HRV y FLW - I_{US}	$\alpha = 32, C=128$

U: Unión; nKV : Número de vecinos más cercanos, nPC : Número de componentes principales, $\alpha = \text{sigma}$

A manera de ejemplo se presenta en la Figura 74 y Figura 75 los resultados obtenidos con los 6 modelos de clasificación para el monitoreo de estrés a un paciente durante la proyección de los estímulos audiovisuales de estrés y tranquilidad. Este estudio se realizó durante un tiempo de 600 segundos bajo el mismo protocolo de estimulación descrito anteriormente.

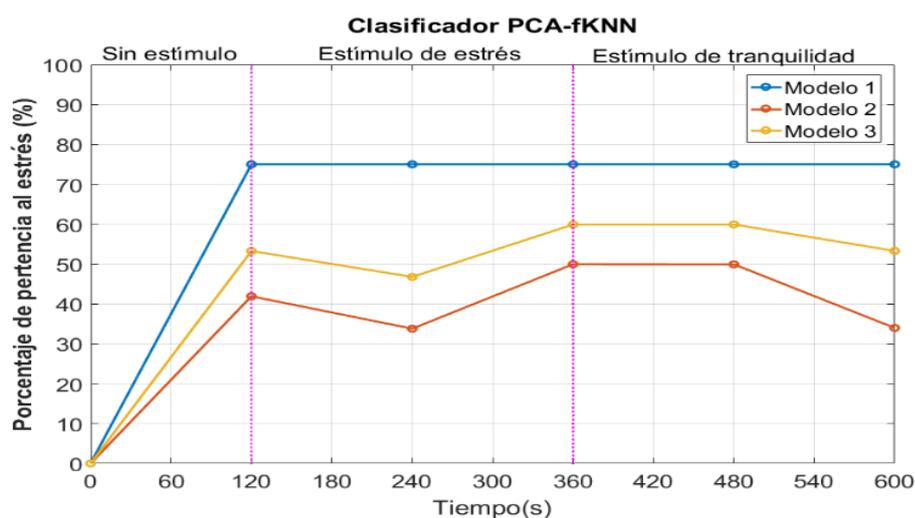


Figura 74. Respuesta de los modelos de clasificación PCA-fKNN a través del procesamiento *online* de un sujeto sometido a los dos estímulos audiovisuales.

En los resultados obtenidos con el modelo No.2 (color rojo) se observa que cuando se monitoreo al paciente en estado basal y sin la proyección de ningún video el resultado del nivel de estrés se sitúa en un 42% sugiriendo que este aumento de estrés se debe a la conexión del sistema de adquisición CRAS al sujeto. El resultado del nivel de estrés aumentó hasta un 51% cuando se proyectó el segundo video correspondiente al estímulo de estrés, y finalmente este resultado disminuyó hasta un 33.86% durante la proyección del video correspondiente al estímulo de tranquilidad.

En los resultados obtenidos con el modelo No.3 (color amarillo) se observa que cuando se monitoreo al paciente en estado basal y sin la proyección de ningún video el resultado del nivel de estrés se sitúa en un 53% de estrés sugiriendo que este aumento de estrés se debe a la conexión del sistema de adquisición CRAS. El resultado de estrés aumentó hasta un 60% cuando se proyectó el segundo video correspondiente al estímulo de estrés, y finalmente este resultado disminuyó hasta un 53.29% durante la proyección del video correspondiente al estímulo de tranquilidad.

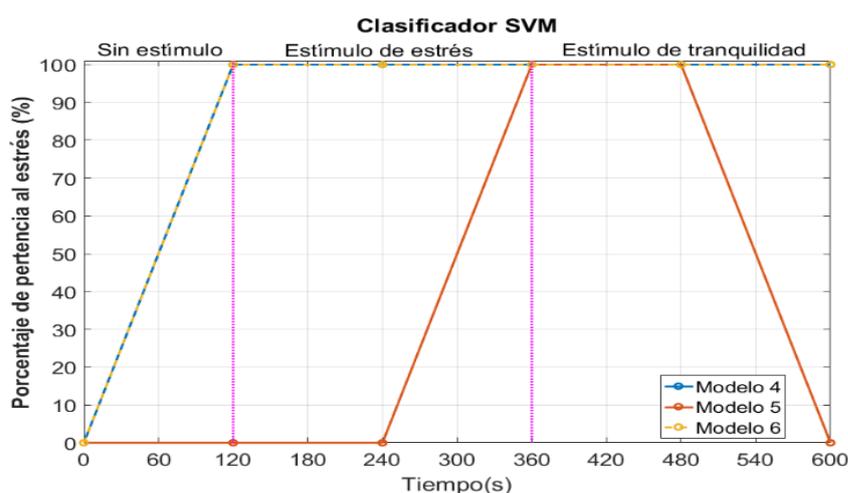


Figura 75. Respuesta de los modelos de clasificación SVM a través del procesamiento *online* de un sujeto sometido a los dos estímulos audiovisuales

Por parte del análisis realizado con el modelo No. 5 (color rojo) del clasificador SVM se observa una correcta de identificación de estrés durante la proyección de cada video. Los resultados muestran que el paciente no presentaba estrés cuando no se proyectó ningún video, estrés en la proyección del primer estímulo correspondiente al video de estrés, y sin estrés cuando se proyectó el segundo video correspondiente al estímulo de tranquilidad.

Por lo que se concluye que con el análisis de las características del modelo No.2, el modelo No.3 del clasificador PCA-FKNN y el modelo No.5 del clasificador SVM se obtuvo una variación correcta del nivel de estrés del paciente durante la proyección de los dos estímulos logrando así la detección efectiva de estrés en el paciente. Mientras que con los valores obtenidos con el modelo No.1 del clasificador PCA-fKNN, y los modelos No. 4 y No. 6 del clasificador SVM no se logró una clasificación entre las clases de basal y estrés debido a que las características no aportaron información suficiente para una clasificación.

Adicionalmente se muestra como ejemplo los resultados obtenidos con los 6 modelos de clasificación para el monitoreo de estrés de un paciente utilizando solo la proyección del estímulo audiovisual de tranquilidad. Este estudio se realizó durante un tiempo de 480 segundos.

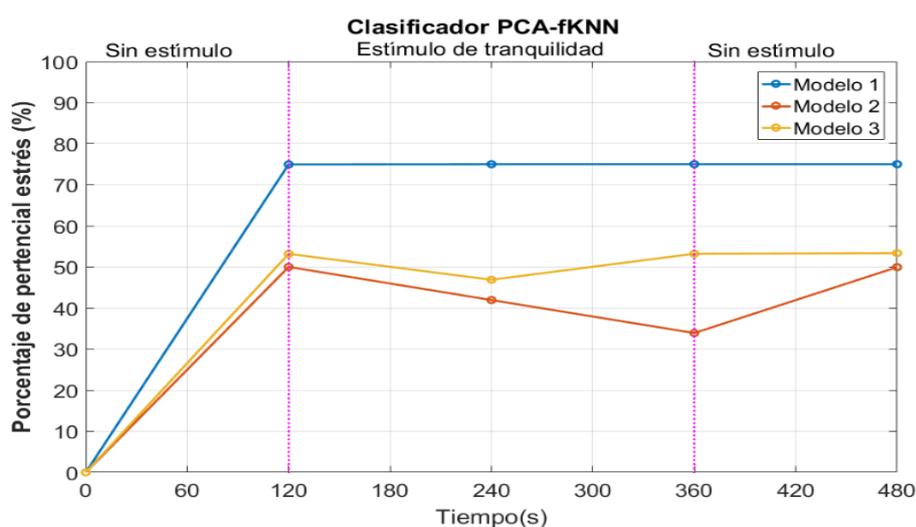


Figura 76. Respuesta de los modelos de clasificación PCA-fKNN a través del procesamiento *online* de un sujeto sometido al estímulo de tranquilidad.

En los resultados obtenidos con el modelo No.2 (color rojo) se observa que durante el monitoreo del paciente en estado basal y cuando no se proyectó ningún video el resultado del nivel de estrés se sitúa en un 50% sugiriendo que este aumento de estrés se debe a la conexión del sistema de adquisición CRAS. El resultado del nivel de estrés disminuye progresivamente de 41.94% a 33% conforme se proyectó el video de

tranquilidad, y finalmente este resultado aumento a un 49.95% de estrés cuando el video deo de proyectarse.

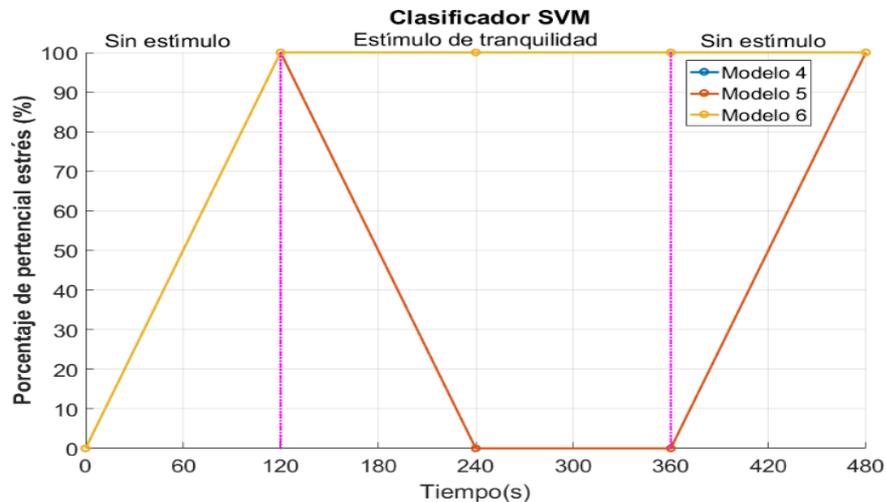


Figura 77. Respuesta de los modelos de clasificación SVM a través del procesamiento *online* de un sujeto sometido al estímulo de tranquilidad.

En los resultados obtenidos con el modelo No. 5 (color rojo) del clasificador SVM se observa una correcta de identificación de estrés durante la proyección del video. Los resultados muestran que el paciente presentaba estrés cuando no se proyectó ningún video, sin estrés durante la proyección del video, y nuevamente estrés cuando no se proyectó ningún video.

Por lo que se concluye que el modelo No. 2 del clasificador PCA-fKNN y el modelo 5 del clasificador SVM se logró la detección correcta de estrés durante la proyección del video de tranquilidad, logrando así un una identificación de estrés efectivo con estos dos modelos a diferencia de los otros modelos que no lograron una correcta clasificación.

CAPITULO VI

SISTEMA DE DETECCIÓN DE ESTRÉS

6.1. Introducción

El sistema de detección *online* de estrés trabaja en conjunto con el sistema CRAS diseñado en el Capítulo 3 para la adquisición de señales cardiorrespiratorias; con la plataforma VREP para la retroalimentación del estado identificado; y con un software especializado desarrollado en MatlabR2016 y que se ejecuta en un ordenador para la identificación de estrés en base al análisis *online* del acople cardiorrespiratorio. La interrelación de estos elementos se muestra en la Figura 78.

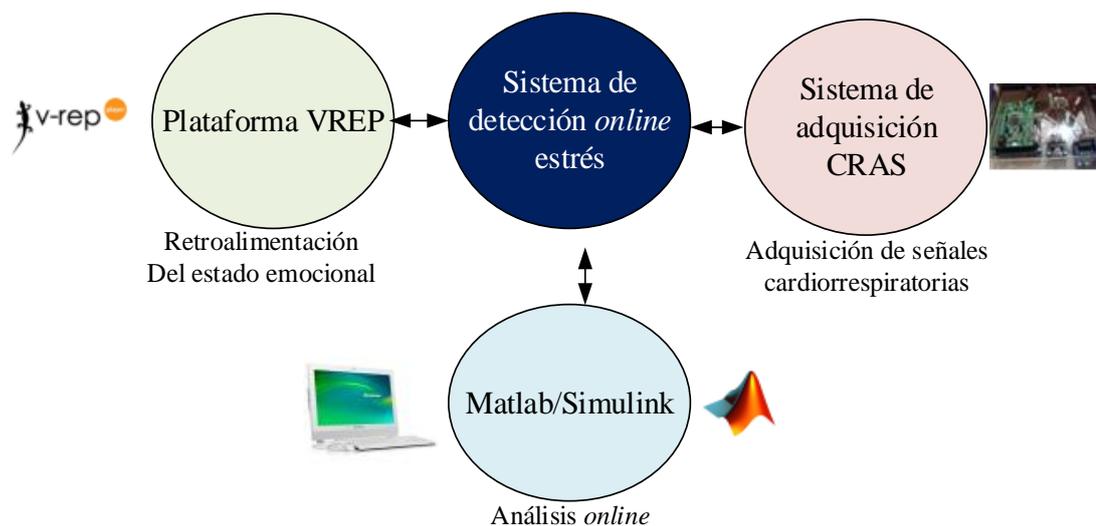


Figura 78. Elementos del sistema de detección *online* de estrés.

El sistema de identificación *online* de estrés consta de una interfaz humana máquina (HMI, del inglés *human machine interface*) diseñada e implementada con las interfaces gráficas de usuario GUI (del inglés *graphical user interface*) de Matlab y cumple con las siguientes características:

- Visualización y registro de las señales electrocardiográficas (ECG) y de flujo respiratorio (FLW).
- Ajuste de la ganancia variable de la señal ECG.
- Procesamiento digital de las señales ECG y FLW.

- Estimación y visualización de la variabilidad del ritmo cardiaco (HRV), las series temporales de las pendientes del complejo QRS y la señal FLW promedio.
- Análisis espectral del acople cardiorrespiratorio.
- Identificación del estado de estrés o basal.
- Comunicación con la plataforma V-REP (del inglés *Virtual Robot Experimentation Platform*) para la retroalimentación del estado emocional del paciente a través de un robot virtual.

Las señales electrocardiográficas (ECG) y de flujo respiratorio (FLW) del acople cardiorrespiratorio obtenidas con el sistema CRAS se presentan en tiempo real a través de ventanas gráficas de 5 segundos ubicadas en la interfaz HMI del sistema de identificación de estrés.

El procesamiento digital *online* que realiza el sistema detección de estrés consiste en la estimación de las series temporales de la señal ECG, la estimación del flujo respiratorio promedio, el análisis espectral de las características extraídas de las series estimadas de cada señal, y el reconocimiento de patrones de estas características para identificar el estado de estrés. Este procesamiento se realiza a través de la programación en bloques utilizando Matlab/Simulink.

El sistema de detección de estrés se comunica con la plataforma VREP para la retroalimentación del estado de estrés o basal identificado. En esta plataforma se muestra la modificación del comportamiento de un robot virtual en base a los resultados obtenidos de la identificación de estado emocional de los pacientes utilizando los 6 modelos óptimos seleccionados de la clasificación PCA-fKNN y la clasificación SVM entre el estado basal y estado de estrés que se describió en el Capítulo 5.

El diagrama de bloques general del sistema de detección *online* de estrés implementado en esta investigación se muestra en la Figura 79.

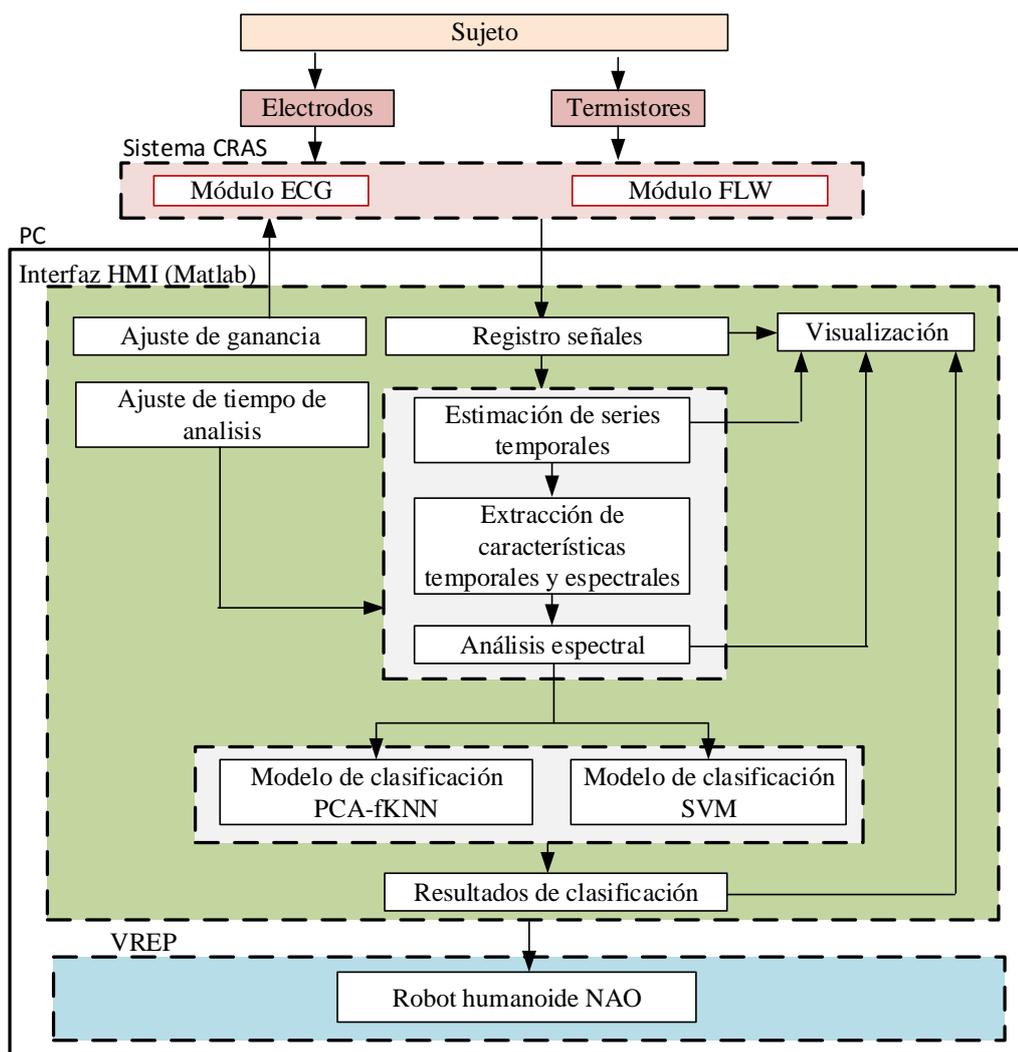


Figura 79. Diagrama de bloques del sistema de detección *online* de estrés.

6.2. Interfaz Humano Máquina

La interfaz HMI diseñada permite el monitoreo de las señales fisiológicas del ECG y FLW del acople cardiorrespiratorio, análisis online de las señales, identificación automática del estado de estrés y la comunicación con la plataforma VREP para la retroalimentación del estado emocional detectado a través de un robot virtual humanoide.

Para el monitoreo de las señales cardiorrespiratorias se utilizó el módulo ECG y el módulo FLW del sistema CRAS para la adquisición y el filtrado digital de las señales cardiacas y respiratorias. Estas señales se presentaron gráficamente en tiempo real en la interfaz HMI a través de ventanas de 5 segundos.

En el análisis online del acople cardiorrespiratorio, primero se realiza la estimación de la variabilidad del ritmo cardiaco (HRV), las series de las pendientes del complejo QRS de la señal ECG, y el flujo respiratorio promedio. Posteriormente a esta estimación, se realiza el análisis de la densidad espectral de potencia (PSD) de cada una de las series obtenidas así como el análisis de la densidad espectral de potencia cruzada (CPSD) y magnitud de coherencia al cuadrado (MSC) entre la señal FLW promedio y las series temporales obtenidas de la señal ECG.

A partir de cada uno de estos análisis se extraen las características temporales descritas en la Tabla 7: Media, SD, IQRS y K; y las características espectrales descritas en la Tabla 8: Máximo pico de potencia; frecuencia del máximo pico; potencia total de 0-0.4 Hz; potencial total y media de las bandas VLF, VL y HF; ratio entre la potencia VLF/HF; ratio entre la potencia total LF/HF; ratio entre la potencia VLF/potencia total; ratio entre la potencia LF/potencia total; y el ratio entre la potencia HF/potencia total. Estas características se definieron en la caracterización del acople cardiorrespiratorio del capítulo 4.

La identificación automática del estado de estrés se realizó utilizando las características de la Tabla 19 de los 6 modelos de clasificación seleccionados para la clasificación entre estado basal o estrés de los pacientes, estas características son:

1. Características del análisis PSD de la señal FLW del clasificador PCA-fKNN
2. Características del análisis MSC de la señal FLW con HRV del clasificador PCA-fKNN.
3. Unión de características del análisis MSC de la señal FLW con HRV y la MSC de la señal FLW con I_{US} del clasificador PCA-fKNN.
4. Características del análisis PSD de la señal FLW del clasificador SVM.
5. Características del análisis MSC de la señal FLW con HRV del clasificador SVM.
6. Unión de características del análisis MSC de la señal FLW con HRV y la MSC de la señal FLW con I_{US} del clasificador SVM.

La comunicación con la plataforma VREP y Matlab se realizó para la visualización del comportamiento del robot virtual humanoide NAO en base al estado de estrés o basal detectado por el sistema. Para esta comunicación se empleó la herramienta *remote API* de VREP que permite el control de las simulaciones esta plataforma desde una aplicación externa como Matlab.

6.2.1. Criterios de diseño de la interfaz

El diseño del HMI descrito anteriormente se fundamentó en diferentes criterios para que la interfaz fuese práctica, intuitiva y sencilla de tal manera que permita el seguimiento las señales ECG y FLW del acople cardiorrespiratorio, el ajuste gráfico de la ganancia de la señal ECG y una clara identificación del estado de estrés.

Los criterios de diseño considerados para la interfaz HMI son:

- Visibilidad para que el usuario pueda monitorear las señales con un tamaño adecuado e identificar el estado de estrés o basal del paciente.
- Interactividad para que el usuario se capaz ajustar los parámetros como la amplitud de la señal ECG y el tiempo de análisis de las señales para el procesamiento digital *online* a través de botones que se puedan accionar fácilmente.
- Proporción de colores de la interfaz que permita enfatizar la información relevante y evitar la sobrecarga visual del usuario.

6.2.1.1. Distribución de las pantallas

En base a los criterios que se definieron la interfaz HMI se dividió en tres pantallas para que se simplifique la abstracción mental del operario, y disminuir la densidad de las pantallas.

La pantalla principal permite la visualización de la señal ECG, señales del FLW, señal de la variabilidad del ritmo cardiaco, los resultados de la identificación de estrés con cada uno de los modelos seleccionados, además permite la configuración de los

parámetros como el ajuste de ganancia de la señal ECG y el tiempo de análisis *online*. El diseño esquemático de esta pantalla se presenta en la Figura 80.

Título		Menú	
Visualización de señales	Configuración	Clasificación	
		PCA-fKNN	SVM
		Modelo 1	Modelo 4
		Modelo 2	Modelo 5
		Modelo 3	Modelo 6
Navegación			
Logo	Institución		Autora

Figura 80. Diseño esquemático de la pantalla principal del interfaz HMI.

La pantalla de análisis *online* permite la visualización la respuesta temporal y frecuencial de cada una de las señales obtenidas y analizadas. El diseño esquemático de esta pantalla se presenta en la Figura 81.

Título	Menú
Visualización series estimadas en el dominio temporal	Visualización series estimadas en el dominio frecuencial

Figura 81. Diseño esquemático de la pantalla de análisis *online* de la interfaz HMI.

La pantalla de ayuda brinda información al usuario para que pueda manejar la interfaz. El diseño esquemático de esta pantalla se presenta en la Figura 82.

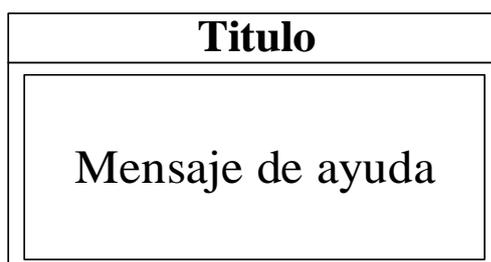


Figura 82. Diseño esquemático de la pantalla ayuda de la interfaz HMI.

6.2.1.2.Formato de la pantalla del HMI

Las pantallas de la interfaz HMI se diseñaron en base a colores neutros y distinguibles entre sí, para obtener un alto contraste y evitar una sobre carga visual. Los colores primarios se evitaron en grandes proporciones de la pantalla para no crear estrés ni confusión visual en los operadores. En la Tabla 20 se presentan los colores utilizados en las pantallas HMI.

Tabla 20.

Colores utilizados en la interfaz HMI

Ítem	Color	Descripción
Fondo de las pantallas		Gris Claro
Título de pantallas (Fondo)		Azul Marino
Título de pantallas (Texto)		Blanco
Texto general primario		Azul Marino
Texto general secundario		Negro
Botones de navegación		Azul oscuro

En base a este conjunto de parámetros que se definieron se diseñó e implemento las pantallas que conforman la interfaz HMI del sistema CARSIS como se muestra en la Figura 83, Figura 84 y Figura 85 correspondientes a la pantalla principal, pantalla de análisis *online* y la pantalla de ayuda respectivamente.

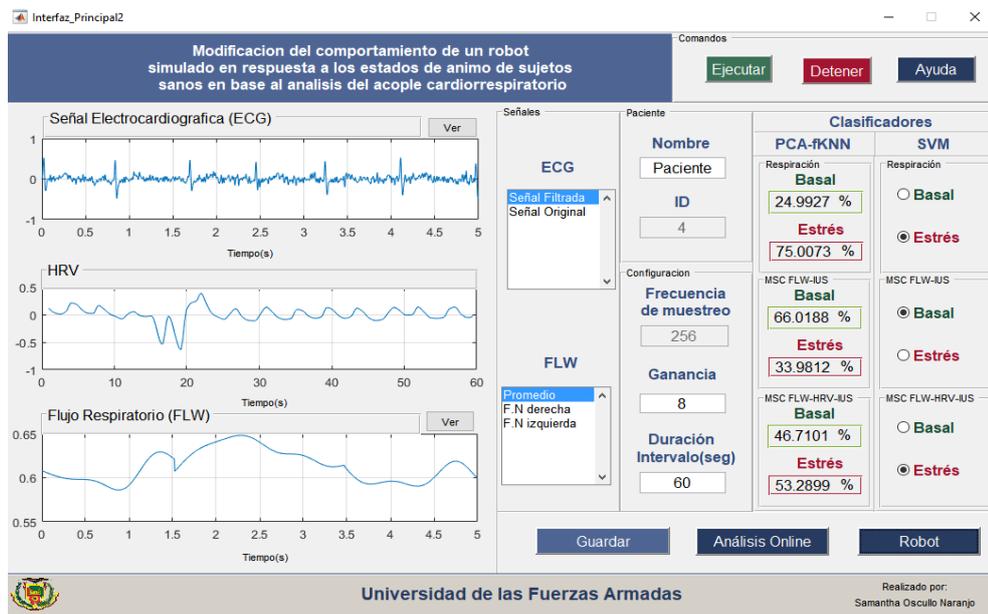


Figura 83. Pantalla Principal del sistema de detección de estrés.

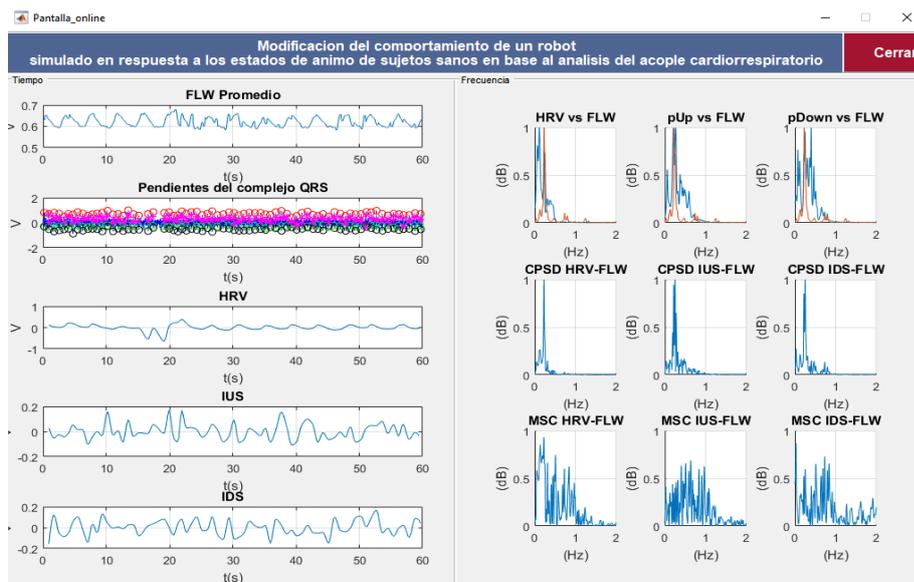


Figura 84. Pantalla de análisis *online* del sistema de detección de estrés.

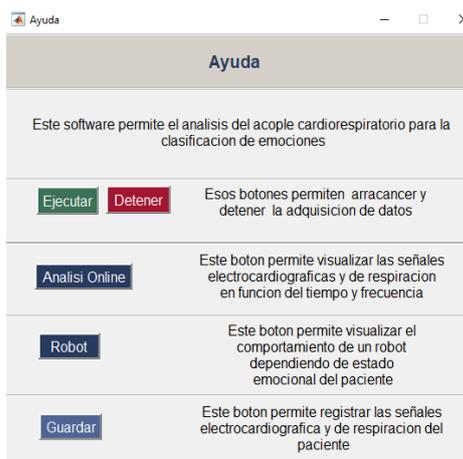


Figura 85. Pantalla de ayuda del sistema de detección de estrés.

6.3. Plataforma de Experimentación de Robots Virtuales – VREP

La retroalimentación del estado emocional se realizó a través de un robot simulado en la plataforma VREP con el objetivo de informar gráficamente al paciente su estado de estrés, basal detectado por el sistema de identificación descrito anteriormente. De esta manera se logró que el paciente sea consciente de su estado emocional actual y pueda tomar una acción correctiva en caso de que el resultado del sistema de identificación de estrés sea positivo.

La plataforma VREP permite realizar simulaciones de robots virtuales, el control de los objetos a través de script embebidos, cliente API remoto, nodos ROS, entre otros, la programación en diferentes lenguajes de programación como C/C++, Lua, Matlab, Python, Java, Octava o Urbi y el manejo de diversos de objetos que permiten el desarrollo de algoritmos rápidos, simulación de sistemas de automatización industrial, monitoreo remoto, monitoreo de seguridad, diseño y creación de prototipos. Los robots virtuales que ofrece VREP son robots móviles capaces de movilizarse en distintos ambientes y robots no móviles que solo permiten la modificación de articulaciones (Robotics, s.f.).

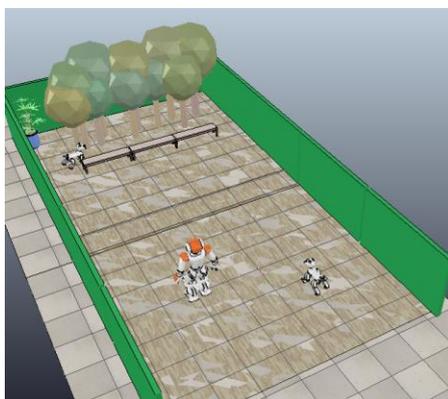
Para esta investigación se utilizó un robot humanoide programable y autónomo NAO que se observa en la Figura 86, desarrollado en 2008 por *Softbank Robotics* y que se encuentra disponible en VREP de forma gratuita (Alive Robots, s.f.). Este robot

presenta un código pre definido en el lenguaje de programación LUA, que le permite desplazarse libremente en plataforma de simulación VREP (Raza, 2016). El código se modificó para que el robot realice una actividad de acuerdo al estado de estrés o basal identificado con el sistema de detección *online* de emociones.

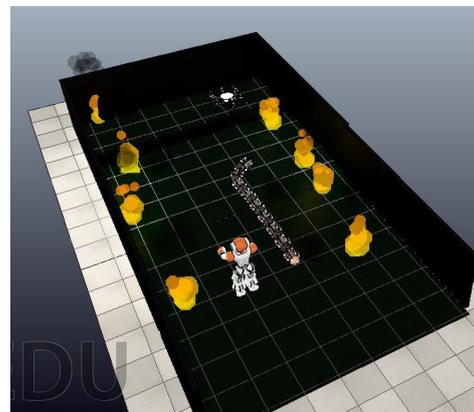


Figura 86. Robot virtual NAO disponible en VREP.

Para cada emoción se asignó un ambiente y un comportamiento diferente para el robot en VREP. Cuando el sistema detecta tranquilidad, el robot se desenvuelve en un ambiente que representa la naturaleza y se desplaza de manera continua sin ningún tipo de alteración. Por el contrario, cuando el sistema detecta estrés, el robot se desplaza rápidamente en un ambiente oscuro que representa caos a través del uso de animaciones de fuego, humo y serpientes. Los ambientes diseñados se muestran en la Figura 87.



a)



b)

Figura 87. Escenarios virtuales para la simulación en VREP para la representación de emociones. a) Tranquilidad y b) Estrés.

CAPITULO VII

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

7.1. Sistema de Adquisición CRAS

En el presente trabajo de investigación, se diseñó, implementó y validó un sistema modular de adquisición y procesamiento de señales denominado CRAS para el registro y procesamiento en tiempo real de señales cardiorrespiratorias. Este sistema se utilizó para el monitoreo y detección de estrés, en base al análisis del acople cardiorrespiratorio en sujetos voluntarios sanos sometidos a estímulos audiovisuales

El sistema CRAS se diseñó como un equipo biomédico modular, que está compuesto por una tarjeta de adquisición de señales STM32F047, una fuente de alimentación externa de 3.7 VDC, un módulo ECG para la adquisición de la señal electrocardiográfica, un módulo FLW para la adquisición del flujo respiratorio y accesorios necesarios para la adquisición estas las señales.

El módulo ECG diseñado consta de un circuito electrónico que permite la adquisición de una derivada bipolar mediante tres electrodos superficiales que se ubican en el tórax de las personas. Para el diseño del circuito electrónico se consideró que las amplitudes de las señales ECG de aproximadamente de 0.02 a 5.0 mV, y que varían según diferentes factores como la edad o género. El circuito electrónico diseñado está compuesto por las etapas de preamplificación, protección, y amplificación con ganancia variable que se ajusta a través de software. De esta manera se logró un acondicionamiento de las señales ECG analógicas para garantizar el registro de los cambios de la actividad cardiaca de personas con distintas fisiologías.

De acuerdo a investigaciones previas como la realizada por Raza (Raza, 2016), el análisis especializado de una señal como la electrocardiográfica permite la clasificación de emociones de personas sometidas a diferentes estímulos. Sin embargo, otros autores como Mirmohamadsadeghi (Mirmohamadsadeghi, Yazdani, & Vesin, 2016) sugieren que el estudio de dos o más señales fisiológicas presentan resultados más robustos respecto a los realizados con una sola señal. Por tanto, a partir del trabajo

de Raza (Raza, 2016), se decidió complementar el estudio de la señal cardiaca con la el análisis de la señal respiratoria para analizar la correlación cardiorrespiratoria, obteniendo así un incremento en los índices de clasificación al comparar el estado de estrés y estado basal. Por esta razón se diseñó e implemento el módulo FLW para la estimación del flujo respiratorio en función de la variación de la temperatura del aire que se produce durante el ciclo respiratorio.

El módulo FLW utiliza sensores ubicados en las fosas nasales para medir el incremento o disminución de la temperatura del aire que sucede durante la espiración e inspiración de la respiración. Para la selección de los sensores de temperatura se realizaron pruebas de laboratorio donde se probó el desempeño de los sensores analógicos LM35 y termistores NTC 10K, y del sensor digital DS19B20 para registrar la temperatura del aire durante la respiración.

El sensor digital DS18B20 fue descartado debido a que las señales registradas con este sensor presentaron un retardo de aproximadamente 3 segundos debido al procesamiento digital interno que realiza el mismo sensor, y que impedía la sincronía de las señales respiratoria y cardiacas. El sensor analógico LM35 y el termistor NTC 10K, en las pruebas individuales presentaron una alta sensibilidad, y respuestas similares tanto en tiempo como en frecuencia. Comparando estos sensores se determinó que ambos cumplían con las necesidades requeridas para el registro de la señal del flujo respiratorio. No obstante, al integrar tanto el módulo ECG y el módulo FLW, se verifico que el LM35 indujo ruido a la señal electrocardiográfica, por lo tanto, se descartó este sensor y se seleccionó el termistor NTC 10K.

7.2. Base de datos

En el presente trabajo se planteó la adquisición de una base datos de señales cardiorrespiratorias que contengan información de sujetos sanos en tres diferentes estados emocionales. Para el registro de las señales se consideró el protocolo definido por Raza (Raza, 2016), y a la base de datos se denominó *EmotionSense II*.

En total se registraron las señales ECG y FLW de un grupo de 32 personas voluntarias en estado basal, estado de estrés y estado de tranquilidad. Sin embargo, 6 registros se descartaron porque las señales ECG presentaron altos niveles de ruido a causa de artefactos de movimiento que impedía la extracción de las series temporales. El estudio para la caracterización del acople cardiorrespiratorio y la identificación de estrés se realizó con la base de datos *EmotionSense II* compuesta por los 26 registros seleccionados que corresponden a los datos de 13 hombres y 13 mujeres con edad promedio de 25.08 ± 1.8 años.

Para la estimulación emocional se utilizaron dos de los tres videos que originalmente se diseñaron en el protocolo de estimulación de Raza (Raza, 2016). El orden de la proyección de los videos se invirtió de tal manera que primero se presentó el video de estrés y después se presentó el video de tranquilidad. Considerando estos cambios, se realizó un análisis de las encuestas completadas por lo sujetos cuando finalizó el registro de las señales cardiorrespiratorias. En este análisis se obtuvo que durante la proyección del primer estímulo, el 50% las personas sintieron ansiedad y el 28.8% sintieron enojo. Para el segundo estímulo, el 77.5 % de las personas sintieron tranquilidad. Los resultados obtenidos fueron similares a los que se obtuvo con el orden original, 50% ansiedad, 31.25% enojo, y 60.47% tranquilidad. Por tanto, se concluye que el contenido visual y sonoro de los videos fueron los determinantes para inducir los estados emocionales esperados, y no el orden en que se presentaron los videos.

7.3. Procesamiento digital de las señales ECG y FLW

Para la selección del tipo de filtrado para eliminar el ruido presente en las señales fisiológicas, se realizaron pruebas de laboratorio para comprobar el desempeño de filtros analógicos y digitales. Ambos filtros permitieron atenuar las componentes de ruidos de las señales de manera similar. Sin embargo, con la implementación del filtro analógico se observó un desfase no lineal propio del diseño del filtro. Por tal motivo, se decidió utilizar filtros digitales que ayudó a minimizar el hardware, potenciar el uso de la tarjeta, y facilitar la compensación del desfase de las señales, así como la reconfiguración de los filtros para futuros trabajos.

De igual manera, se probó la aplicación de filtros digitales de manera *online* y *offline*. La primera consistió en realizar un filtrado en tiempo real (*online*) durante el registro de las señales, donde los filtros se aplicaron a ventanas de un tamaño de 500x1 muestras de las señales registradas. La segunda forma consistió en realizar un filtrado posterior al registro de las señales (*offline*), donde los filtros no se aplicaron a ventanas sino a las tramas completas de las señales ya registradas. Se comprobó que ambas formas de filtrado atenuaban correctamente el ruido de las señales, siendo las señales filtradas *offline*, las que mejor respuesta temporal y espectral presentaron.

Los filtros *offline* fueron utilizados para el procesamiento digital de las señales obtenidas de la base de datos *EmotionSense II*, garantizando que las señales tienen la mejor relación señal a ruido señales, y que permitirán una mejor caracterización del acople cardiorrespiratorio y posterior entrenamiento de los clasificadores. Sin embargo, dado que para la aplicación práctica se requería monitorear las señales e identificar el estrés en tiempo real se utilizaron los filtros *online*. Por tanto, para la presente investigación se usaron tanto los filtros digitales *online* y *offline*.

Para el análisis en el dominio de la frecuencia de las señales se probaron dos métodos no paramétricos de estimación espectral: el periodograma de Welch y la Respuesta de mínima varianza sin distorsión (MVRD). Se observó que con el método MVRD se obtuvo una mejor resolución frecuencial, permitiendo una mejor distinción de las componentes espectrales. Este incremento en la resolución frecuencial permite una mejor distinción de las componentes espectrales de la señal, y por tanto, permite una mejor detección de los diferentes parámetros espectrales como los picos de máxima frecuencia de las señales obtenidas de los sujetos en estado basal, estrés y tranquilidad.

7.4. Caracterización del acople cardiorrespiratorio

Para cuantificar los cambios del acople cardiorrespiratorio que suceden durante el estrés se caracterizaron las señales ECG y FLW registradas en la base de datos, considerando que tanto el sistema cardíaco y respiratorio se encuentran relacionados

directamente por el sistema nervioso central y el sistema nervioso autónomo (Silvestre. A, 2005).

La caracterización de las señales ECG y FLW se puede separar en dos bloques principales: estimación de las series temporales y espectrales de las señales; y extracción de características. Específicamente de la señal ECG se obtuvo la HRV, y las pendientes del complejo QRS, mientras que a partir de las señales FLW se estimó el flujo respiratorio promedio. Las señales ECG y FLW fueron caracterizadas en base a 18 parámetros: 4 temporales y 14 espectrales. Para el análisis de las señales en frecuencia se consideraron las bandas VLF, LF y HF, que pueden ser relacionadas con la actividad de los Sistemas Simpático y parasimpático.

Aplicando la prueba de medianas de U *Mann–Whitney* para muestras independientes se analizaron las diferentes características extraídas para determinar los parámetros que presentaban diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) capaces de permitir una diferenciación entre el grupo basal (GB), grupo de estrés (GE), y el grupo tranquilidad (GT).

Se comprobó que los espectros de las señales obtenidos con el análisis PSD para los diferentes estímulos presentaban diferencias notables. En particular, la señal de FLW fue la señal que mayores diferencias presentaba, particularmente en los valores de los picos de potencia. Al analizar la f_p del espectro de la señal FLW entre el grupo GB vs GE (ver Tabla 10), y el grupo GE y GT (Ver Tabla 12), se observó que el flujo respiratorio aumenta ante situaciones de estrés, y disminuye en situaciones donde los sujetos perciban tranquilidad o normalidad. Comprobando así que los sujetos sufrieron hiperventilación en el estado de estrés, tal como se sugiere en (M. Henry Benítez, 1994).

De igual manera, al analizar la f_p del espectro de la señal I_{US} entre el GB vs GE (ver Tabla 10), y el grupo GE y GT (Ver Tabla 12), se verificó que este valor aumentó en sujetos sometidos a estrés y disminuyó cuando los sujetos estuvieron en estado de basal o de tranquilidad. Comprobando así que en situaciones de estrés se acelera la

contracción ventricular del corazón que puede desencadenar enfermedades cardiovasculares como la hipertensión (Organización Mundial de la Salud, 2008).

La caracterización del acople cardiorrespiratorio se realizó en base a 14 características espectrales calculadas del análisis la densidad espectral de potencial cruzada (CPSD) y magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC) entre la señal respiratoria y todas las series extraídas de las señales ECG. Comparando el método MSC y CPSD, se concluye que con el análisis MSC realizado entre las señales se logró identificar de mejor manera los cambios cardiorrespiratorios durante el estrés. Siendo el análisis MSC entre la señal FLW y las pendientes de subida del complejo QRS, el estudio que mayor diferenciación entre los estados emocionales presentó.

Los valores obtenidos muestran que la frecuencia del pico máximo f_p de la MSC entre la señal FLW con I_{US} presenta diferencias significativas cuando se compara el grupo GB vs el grupo GE, y el grupo GE vs el grupo GT. Este valor tiende a ser superior cuando los sujetos se encuentran en estado basal que cuando están en estado de estrés. Es así que, la coherencia entre la respiración y la contracción ventricular del corazón disminuye cuando los sujetos presentan estrés, y aumenta a medida que el sujeto regresa a la normalidad. Sugiriendo que el alto acople de la respiración y la contracción ventricular del corazón puede asociarse con un estado de tranquilidad.

Se observó que los parámetros P_p , f_p , P_{VLF} , $Media_{VLF}$, $R_{VLF/Total}$ y $R_{VLF/HF}$ respecto al análisis de la MSC entre la señal FLW y la I_{US} (ver Tabla 10) presentaron las mayores diferencias estadísticas significativas entre los grupos de basal y estrés. Estos parámetros presentan valores más altos de potencia en la banda de VLF, sugiriendo su relación directa con la rama simpática del sistema nervioso central.

En relación con la comparación estadística de los parámetros del grupo basal y grupo de tranquilidad se llegó a la conclusión ambos grupos presentan similitudes tanto en su comportamiento cardíaco como en el respiratorio. Si bien es cierto, que existen parámetros con diferencias significativas, estas fueron en menor número que las obtenidas con el grupo de estrés. Por tal motivo se decidió realizar la identificación de estado de estrés y estado basal.

7.5. Clasificación

Se diseñaron dos clasificadores para identificar el estrés frente a los estados de tranquilidad y basal. Estos clasificadores se diseñaron en base al conjunto de características que se extrajeron del análisis temporal y espectral de las señales. El primer clasificador se diseñó mediante la reducción de dimensionalidad PCA y aplicando la técnica de clasificación fKNN, mientras que, el segundo clasificador se diseñó en base al reconocimiento binario SVM.

En anteriores investigaciones como la realizada por Raza (Raza, 2016), se realizó una clasificación de emociones con la técnicas fKNN en base al análisis de la señal cardiaca, en donde se obtuvo una media del AUC de 66% para tranquilidad vs estrés, y una media del AUC 79% para basal vs estrés. A partir de este estudio y con la incorporación de la señal respiratoria se mejoró los índices de clasificación teniendo valores de AUC de 92% a 98% con el clasificador PCA-fKNN, y de 71% a 96% con el clasificador SVM para las clases de tranquilidad vs estrés. Mientras que para las clases basal vs estrés se obtuvo valores de AUC de 75-97% con el clasificador PCA-fKNN, y de AUC de 70-93% con el clasificador SVM. El análisis en conjunto de la interrelación de las señales cardiacas y respiratorias para la calificación de estados emocionales fue determinante para incrementar notablemente los índices de clasificación, y permitir una mejor distinción entre las diferentes clases.

Para la implementación del sistema de identificación de estrés fue fundamental la selección de distintos modelos de clasificación obtenidos del entrenamiento de los clasificadores PCA-fKNN y SVM. Los modelos se seleccionaron en base a las características que mejor realizan la clasificación (Ver Tabla 19). Después de la implementación, se realizó una validación ciega con los modelos de clasificación seleccionados donde se comprobó que los clasificadores que emplearon el análisis MSC de la señal FLW con la con la pendiente de subida (I_{US}) para la identificación de estrés tuvieron un correcto y eficiente desempeño. Esto se respalda con los resultados obtenidos en el análisis estadístico de los parámetros temporales y espectrales, donde se pudo observar un mayor número de parámetros con diferencias estadísticas entre los grupos.

Si bien el análisis PSD de la señal FLW presentó los mejores resultados de clasificación en la validación cruzada para la detección de estrés vs estado basal en tiempo real el análisis de la MSC entre el FLW con la pendiente de subida (I_{US}) fue el estudio que permitió identificar de manera efectiva el estado de estrés. Esto se explica debido a que la frecuencia respiratoria no necesariamente aumenta en estados de estrés, sino que también se puede producir una hipoventilación en donde la respiración disminuye (M. Henry Benítez, 1994). Demostrándose una vez más que el análisis de la interacción entre 2 señales presenta mejores índices de clasificación.

Si bien es cierto que la incorporación de la señal respiratoria para la detección de estrés aumento los índices de clasificación, en ocasiones la respuesta respiratoria podría dar falsos positivos al enmascaran otro tipo de enfermedades mas no un estado estrés. Por tanto, se recomienda que para futuros estudios se combinen más señales fisiológicas como la señal de fotoplestismografía (PPG) o la resistencia galvánica de la piel (GSR) para la identificación de estados emocionales.

7.6. Sistema de identificación de estrés

El sistema de identificación de estrés fue diseñado para trabajar con el sistema CRAS para el monitoreo de las señales ECG y FLW, y lograr la detección de los niveles de estrés en tiempo real a través del análisis de acople cardiorrespiratorio. Específicamente este sistema permite la retroalimentación del estado emocional a través del entorno de simulación robótica VREP donde se presenta un robot humanoide que modifica su comportamiento en función del estado emocional detectado.

Aunque se logró un primer acercamiento entre la empática humana y la robótica emocional se podría amplificar el trabajo al lograr no solo una detección de estrés sino también una acción correctiva por parte del paciente a través del uso de robots reales.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- La neurobiología actual. (2011). En F. Palmero Cantero, C. Guerrero Rodríguez, C. Gómez Iñiguez, & A. Carpi Ballester, *Manual de teorías emocionales y motivacionales* (pág. 159). Castellón de la Plana: Union de editoriales Universitarias Españolas.
- A, B., Patvardhan, P. A., V, R. D., R, A., & V, P. (2010). Embedded Temperature Monitoring and Control Unit. *Recent Trends in Information, Telecommunication and Computing (ITC), 2010 International Conference on*, 293-297.
- Acuña, C. (2016). Interacción cardiopulmonar en el paciente pediátrico crítico. *Revista Neumología Pediátrica*, 175-179.
- Agencia Europea para la seguridad y la salud. (2015). *Campaign: Trabajos saludables 2014-2015*. Obtenido de Datos Y Cifras Sobre El Estrés Y Los Riesgos Psicosociales: <http://hw2014.healthy-workplaces.eu/es/stress-and-psychosocial-risks/facts-and-figures>
- Agnihotri, A. (2013). Human Body Respiration Measurement Using Digital Temperature Sensor with I2c Interface. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 3.
- Aimagin. (2015). *Waijung Blockset*. Obtenido de <http://waijung.aimagin.com>
- Alive Robots. (s.f.). *Robotica*. Obtenido de NAO: Los robots del futuro son ya una realidad: <http://aliverobots.com/nao/>
- Alvarez, L. (2007). *Acondicionamiento de señales bioelectricas*. Pereira, Colombia.
- Alvarez, R. B. (1999). *Filtros Digitales*. Lima, Perú: Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Araur. (s.f.). Recuperado el 24 de agosto de 2017, de Consecuencias de la mala colocación de los electrodos en el ECG: <http://www.aur.com/consecuencias-de-la-mala-colocacion-de-los-electrodos-en-el-ecg/>
- Arcentales, D. A. (2015). *Análisis de la interacción cardíaca y respiratoria en pacientes con cardiomiopatía y pacientes en proceso de extubación*. Barcelona.
- Arroyo-Hernández, J. (2016). Métodos de reducción de dimensionalidad: Análisis. *Uniciencia*, 115-122.
- Arthur C. Guyton, & John E. Hall. (2006). En *Textbook of Medical Physiology*. Philadelphia: Elsevier Inc., 11th ed., 2006.

- Arti Sawant, S. S. (2016). Respiratory Monitor with Corrective Measure. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, 3910-3917.
- Ataee, P., Belingard, L., Dumont, G. A., Noubari, H. A., & Boyce, W. T. (2012). Autonomic-Cardiorespiratory Regulation: A Physiology-Based Mathematical Model. *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE*, 3805-3808.
- Ayata, D., Yaslan, Y., & Kamaşak, M. (2016). Emotion recognition via random forest and galvanic skin response: Comparison of time based feature sets, window sizes and wavelet approaches. *Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO)*.
- Badner, N. H., Nielson, W. R., Munk, S., Kwiatkowska, C., & Gelb, A. W. (1990). Preoperative anxiety: detection and contributing factors. *Canadian Journal of Anaesthesia*, 37:444.
- Basu, S., Bag, A., Aftabuddin, M., M, M., Mukherjee, J., & Guha, R. (2016). Effects of Emotion on Physiological Signals. *India Conference (INDICON), 2016 IEEE Annual*, 1-6.
- Birbaumer, N., & Öhman, A. (1993). Prompts-Leitmotif-Emotion: Play It Again, Richard Wagner. *The Structure of emotion: psychophysiological, cognitive, and clinical aspects*, 169-189.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learnin*. Springer.
- Bose, S., K, P., & Kumar, D. D. (July 2012). Real-Time Breath Rate Monitor based Health Security System using Non-invasive Biosensor . *Computing Communication & Networking Technologies (ICCCNT), 2012 Third International Conference on*(10.1109/ICCCNT.2012.6395957), 1-6.
- Bravo, S. (2010). *Amplificadores diferenciales , de instrumentacion y de puente*. Viña del Mar.
- Building Automation Products, Inc. (Noviembre de 2017). *Thermistor Overview*. Obtenido de http://2avrmz2nom8p47cc28p2743e-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/uploads/2010/11/Thermistor_10K-2.pdf
- Cabarcas, A., & Guerrero, T. (2007). *Técnicas de extracción de características de señales biomedicas*. Cartagena: Universidad tecnologica de bolivar.

- Cano, J., & Barril, M. (s.f.). Microrrays de expresión génetica en las enfermedades reumáticas. En S. E. Reumatología, *Técnicas de Investigación Básica en Reumatología*. Madrid.
- Capon. (1969). High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE (Volume: 57, Issue: 8, Aug. 1969)*, 1408 - 1418.
- Cassalett, G. (28 de agosto de 2017). *X Congreso de la Sociedad Latinoamericana de Cuidado Intensivo Pediátrico (SLACIP)*. Obtenido de Interacción corazón pulmón: <http://www.slacip.com.br/aulas/Interacci%F3n%20Coraz%F3n-Pulm%F3n.%20Dr.%20Gabriel%20Cassalett%20Cl%EDnica%20Shaio,%20Bogot%El.pdf>
- Castro, J. F., & Edo, S. (1994). Emociones y Salud. *Anuario de Psicología*(61), 26-32.
- Chamasemani, F. F., & Singh, Y. P. (2011). Multi-class Support Vector Machine (SVM) Classifiers -- An Application in Hypothyroid Detection and Classification. *Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA), 2011 Sixth International Conference on*, 351-356.
- Daian, M. R., Petroianu, A., Alberti, L. R., & Jeunon, E. E. (2012). Estresse em procedimentos cirúrgicos. *ABCD Arq Bras Cir Dig*, 118-124.
- Dallas Semiconductor. (s.f.). *DS18B20*. Recuperado el 12 de diciembre de 2017, de <https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Temp/DS18B20.pdf>
- Daneri, F. (2012). *Psicobiología del Estrés*. Buenos Aires.
- Davis, W., & Thaut, M. (1989.). The Influence of Preferred Relaxing Music on Measures of State Anxiety, Relaxation, and Physiological Responses. *J. Music Therapy*, vol. 26, 168-187.
- Echeverry, J., & Cristian Guarnizo, Á. O. (2007). Análisis de la densidad espectral de potencia en registros mer . *Scientia et Technica Año XIII, No 35, Agosto de 2007. Universidad Tecnológica de Pereira. ISSN 0122-1701* , 123-126.
- El comercio*. (2014). Recuperado el 8 de febrero de 2017, de El estrés, la causa principal de los trastornos mentales en el Ecuador: <http://www.elcomercio.com/tendencias/estres-causa-trastornos-mentales.html>
- El sistema eléctrico del corazón*. (2017). Recuperado el 23 de agosto de 2017, de Fenomenos electricos en el corazon ecg normal:

<https://www.youbioit.com/es/article/shared-information/24512/el-marcapasos-del-corazon>

- Endo, B., & Gutierrez, L. (23 de Agosto de 2017). *Conceptos de fisiología respiratoria en UCI*. Obtenido de Organización Internacional de Gestión del Conocimiento: http://www.salamandra.edu.co/fileadmin/documentos/Articulos_Home/SegundaEntrega/Conceptos_de_Fisiología_Respiratoria.pdf
- Esterling, Kiecolt-Glaser, Bodnar, & Glaser. (1994). Chronic stress, social support, and persistent alterations in the natural killer cell response to cytokines in older adults. *Health Psychology*, 291-298.
- Estrés Laboral. (2004). En M. A. Delgado, *Estrés Laboral* (pág. 6). Madrid: Instituto Nacional de Seguridad e Higiene en el Trabajo.
- Expresso*. (2012). Recuperado el 8 de febrero de 2017, de En Ecuador, el 10% de la población tiene estrés: http://expreso.ec/actualidad/en-ecuador-el-10-de-la-poblacion-tiene-estr-FEGR_3645226
- Faes, L., Pinna, G. D., Porta, A., Maestri, R., & Nollo, G. (2004). Surrogate Data Analysis for Assessing the Significance of the Coherence Function. *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 51, NO. 7, JULY 2004*, 1156-1166.
- Faller, A., & Schünke, M. (2006). Sistema Respiratorio. En *Estructura y función del cuerpo humano* (págs. 355-386). Barcelona: 16.
- Fernández, C. (2012). *Inducción de emociones en condiciones experimentales: un banco de estímulos audiovisuales*. Barcelon.
- Fiallos, M., & Vaca, F. (2015). *Análisis de un filtro de cavidades acopladas y su implementación a una frecuencia de 2.4 GHz*. Trabajo de investigación, Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba.
- Gaïbor, M. (2014). El Corazón: aspectos fisiológicos, clínicos y experimentales. *Editorial Universitaria de la Universidad Central del Ecuador*.
- García, M. Á. (1998). *Estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco mediante técnicas estadísticas, espectrales y no lineales*. Catalunya: Departament d'Enginyeria Electrònica.
- Giraldo, B., Garde, A., Arizmendi, C., Jane, R., Benito, S., Diaz, I., & Ballesteros, D. (2006). Support Vector Machine Classification Applied. *Engineering in Medicine*

and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE.

- González, N., Espinoza, A., & Salido, R. (18 de Agosto de 2016). Potencial Eléctrico en el Corazón: Representación Mediante un Grafo. *Revista Electrónica de computación, informatica, biomedica y electrónica*. Obtenido de Centro de Información Cardiovascular: http://www.texasheart.org/HIC/Anatomy_Esp/anato_sp.cfm
- Goshvarpour, A., Abbasi, A., & Goshvarpour, A. (2015). Affective Visual Stimuli: Characterization of the Picture Sequences Impacts by Means of Nonlinear Approaches. *Basic and Clinical Neuroscience*, vol. 6,, 209–222.
- Gross, J., & Levenson, R. (1995). Emotion elicitation using films. *Cognition & emotion*, vol. 9, 87–108.
- Guamán, E., & Bermeo, J. (2017). *Diseño e implementación de la instrumentación para la caracterización de la biomecánica de la extremidad inferior en sujetos sanos*. Sangolqui.
- Gutiérrez, E. p. (2011). Contraste de hipótesis. En *55 respuestas a dudas típicas de estadística*. Madrid.
- Gutiérrez, M. (2014). *Procesado de señales electrocardiográficas para la evaluación de arterias coronarias auriculares en humanos*". Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya.
- Gutiérrez, O. (2000). Variabilidad de la frecuencia cardíaca en individuos sanos costarricenses. *Rev. costarric. cardiol vol.2 n.1 San José Apr. 2000*.
- Hall, J. E. (2016). Músculo cardíaco: el corazón como bomba y la función de las válvulas cardíacas. En *Tratado de Fisiología médica*. Barcelona: Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology.
- Jain, A. K., Duin, R., & Mao, J. (2000). Statistical Pattern Recognition: A Review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4-36.
- Jeria, C., Hernández, R., & Benn, C. (2011). Alteración de la variabilidad del ritmo cardíaco en pacientes con síndrome coronario agudo sin supradesnivel del segmento ST. Experiencia preliminar. *Revista chilena de cardiología*, 104 -112.
- Jolliffe, I. (2002). *Principal Component Analysis*. New York: Springer.

- Karthik Mohan Rao, B. S. (2015). Design and development of real time respiratory rate monitor using non-invasive biosensor. *IJRET: International Journal of Research in Engineering and Technology*, 2321-7308.
- Keller, J. M., Gray, M. R., & Givens, J. A. (1985). A fuzzy K-nearest neighbor algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Volume: SMC-15, Issue: 4, 580-585.*
- Kempe, R. M. (2008). *Corpus de voz y video para apoyar la detección de mentiras, enojo y nerviosismo*. Departamento de Computación, Electrónica y Mecatrónica. Escuela de Ingeniería y Ciencias, Universidad de las Américas Puebla., Cholula, Puebla, México.
- Kiecolt-Glaser, J., Lynanne McGuire, Robles, T., & Glaser, R. (2003). Emotions, morbidity, and mortality: New perspectives. *Annual Review of Psychology*, 83-107.
- Kim, J., & André, E. (2008). Emotion recognition based on physiological changes in music listening. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (Volume: 30, Issue: 12, Dec. 2008)*, 2067-2083.
- Kim, K., Bang, S., & S.R.Kim. (2004). Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 419-427.
- Konar, A., Chakraborty, A., & Roy, A. H. (2015). Introduction to Emotion Recognition. *John Wiley and Sons, Inc*, 1-45.
- Krawczyk, D., & Brachmanski, S. (2014). Influence of sound on perception of the video image. *Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA), Poznan., 77-82.*
- Kroutil, J., & Husaik, M. (2008). Detection of Breathing. *Advanced Semiconductor Devices and Microsystems, 2008. ASDAM 2008. International Conference on(10.1109/ASDAM.2008.4743307)*, 167-170.
- Kumar, V. A., & Arockiam, L. (2012). MFSPFA : An Enhanced Filter based Feature Selection Algorithm . *International Journal of Computer Applications* , 27-31.
- Leanderson, S., Laguna, P., & Sornmo, L. (2005). Estimation of the respiratory frequency using spatial information in the VCG. *Medical Engineering & Physics* 25 (2003), 501-507.

- Lee, H. M., D.-J. K., H.-K. Y., Kim, K.-S., J.-W. L., Cha, E.-J., & Kim, K.-A. (2009). Human Sensibility Evaluation using Photoplethysmogram(PPG). *International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems*.
- 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. *Psychological Bulletin*.
- M. Henry Benítez, C. d. (1994). Relevancia de factores psicosociales en el aparato respiratorio. *Psiqui*, 244-247.
- Maekawa, M., Takahashi, K., & Hashimoto, M. (2012). Remarks on Computational Emotion Classification from Physiological Signal -Evaluation of how jazz music chord progression influences emotion. *12th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA)*, 967-972.
- Maria Salaverría, P. V. (2011). *Psiquiatría y Salud Mental*. Obtenido de Estrés post quirúrgico: <https://psiquiatriafacmed.files.wordpress.com/2011/04/estrc3a9s-postquirc3bargico.pdf>
- Market, M. (2017). *Electrodos, Geles y Accesorios ECG*. Obtenido de Electrodo ECG - Foam DORMO: <https://www.medicalmarket.es/electrodos-geles-y-accesorios-ecg/electrodo-ecg-foam-dormo.html>
- MathWorks. (2017). *Matlab*. Obtenido de DSP System Toolbox: https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/dsp/dsp_ref.pdf
- Matlab. (2017). *Downsample*. Obtenido de <https://www.mathworks.com/help/signal/ref/downsample.html>
- Maxim integrated. (2015). *DS18B20*. Recuperado el 12 de diciembre de 2017, de <https://datasheets.maximintegrated.com/en/ds/DS18B20.pdf>
- McGraw-Hill Education. (2017). Obtenido de El aparato cardiocirculatorio: <http://assets.mheducation.es/bcv/guide/capitulo/8448175905.pdf>
- McGraw-Hill Education. (2017). Obtenido de Aparato respiratorio.Procedimientos relacionados: <http://assets.mheducation.es/bcv/guide/capitulo/8448177851.pdf>
- MedCalc Software. (s.f.). Recuperado el Noviembre de 2017, de ROC curve analysis: <https://www.medcalc.org/manual/roc-curves.php>
- Meneses, A., & Toloza, D. (2012). *Elaboración de las etapas que conforman el circuito de amplificación de los potenciales evocados auditivos*.

- Micó, P. (2005). *Nuevos Desarrollos Y Aplicaciones Basados En Métodos Estocásticos Para El Agrupamiento No Supervisado De Latidos En Señales Electrocardiográficas*. Tesis Doctoral, Escola Politècnica Superior d'Alcoi, Valencia.
- Microchip. (2003). *Single/Dual Digital Potentiometer with SPI™ Interface*.
- Mirmohamadsadeghi, L., Yazdani, A., & Vesin, J.-M. (2016). Using Cardio-Respiratory Signals to Recognize emotions elicited by watching music video clips. *Multimedia Signal Processing (MMSP), 2016 IEEE 18th International Workshop on*, 1-5.
- Molero, F. J. (2008). *Diseño de un receptor óptimo en la banda de 1420 MHZ para aplicaciones de radioastronomía (Radiotelescopio)*. Universidad politécnica de cartagena, Cartagena.
- Montoya, J. R. (2013). Determinación de intervalos rr a partir de datos crudos del ecg. *Revista científica de la Universidad de Mendoza*.
- Organización Mundial de la Salud. (2008). *Sensibilizando sobre el Estrés Laboral en los Países en Desarrollo*. Recuperado el 8 de febrero de 2017, de Los riesgos del estrés laboral para la salud: <https://www.insp.mx/avisos/3835-riesgos-estres-laboral-salud.html>
- Pacheco, M. M. (2016). *Atlas de la histología vegetal y animal*. Obtenido de Sistema Respiratorio: https://mmegias.webs.uvigo.es/2-organos-a/guiada_o_a_10respiratorio.php
- Palastanga, N., & Field, D. (2007). Sistema Cardiovascular. En *Anatomía y movimiento humano. Estructura y funcionamiento*. Barcelon: Paidotribo.
- Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. BME-32, NO. 3, MARCH 1985*, 230-236.
- Picard, R., Vyzas, E., & Healey, J. (2002). Toward machine Emotional intelligence: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 1175 - 1191.
- Pinna, G. D., R. Maestri, A., Mortara, & Rovere, M. T. (2000). Cardiorespiratory interactions during periodic breathing in awake chronic heart failure patients. *American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology Published 1 March 2000 Vol. 278 no. 3*.

- Poblet, J. M. (1988). Electrodo como biopotencial. En *Introducción a la bioingeniería*. Marcombo.
- Qudsi, M. G. (2013). Low-Cost, Thermistor Based Respiration Monitor. *Bioengineering Conference (NEBEC)*.
- Ramon, G. (2017). *Instituto Universitario de Educación Física*. Obtenido de Sistema respiratorio y actividad física: http://viref.udea.edu.co/contenido/menu_alterno/apuntes/ac24-sist-respiratorio.pdf
- Raza, M. R. (2016). *Caracterización de la variabilidad del ritmo cardíaco y de las pendientes del complejo qrs en sujetos sanos sometidos a estímulos audiovisuales*. Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE, Eléctrica y Electrónica, Sangolquí.
- Reyes, C. C., Attie, F., & Romero, M. A. (2004). Conceptos generales de electrocardiografía. En *Electrocardiografía clínica* (págs. 9-12). Madrid: Elsevier.
- Robotics, C. (s.f.). *Virtual Robot Experimentation Platform*. Obtenido de <http://www.coppeliarobotics.com/helpFiles/>
- Rodríguez, M., Altuve, M., Guerra, B., Adrianza, A., & Wong, S. (2014). Estudio de la coherencia y la correlación entre la frecuencia cardíaca y la despolarización y repolarización ventricular en sujetos diabéticos. *Ingeniería y ciencias aplicadas: modelos matemáticos y computacionales*.
- Scutti, S. (2015). *Medical Daily*. Obtenido de How To Reduce Anxiety And Pain During Surgery With Small Talk And Stress Balls: <http://www.medicaldaily.com/how-reduce-anxiety-and-pain-during-surgery-small-talk-and-stress-balls-320176>
- Shean, M. (23 de agosto de 2017). Obtenido de Electrocardiografía: <https://www.merckmanuals.com/es-us/hogar/trastornos-del-corazón-y-los-vasos-sanguíneos/diagnóstico-de-las-enfermedades-cardiovasculares/electrocardiografía>
- Shouldice, R. B., Heneghan, C., Petres, G., Zaffaroni, A., Boyle, P., McNicholas, W., & Chazal, P. d. (2010). Real Time Breathing Rate Estimation from a Non Contact Biosensor. *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, 630-633.

- Silva, C. V., & Rojas, V. G. (2010). Diseño e implementación de un sistema electrocardiográfico digital. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, 99-107.
- Silvestre, A. B. .. (2005). Coherencia entre la frecuencia respiratoria y la variabilidad del ritmo cardíaco durante prueba de esfuerzo. *XXIII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica*, 23-26.
- Sokolova, M., Japkowicz, N., & Szpakowicz, S. (2006). Beyond Accuracy , F-Score and ROC: a Family of Discriminant Measures for Performance Evaluation. *Advances in Artificial Intelligence*, 1015–1021.
- STMicroelectronics. (2017). *User manual*. Recuperado el Noviembre de 2017, de Discovery kit with STM32F407VG MCU: http://www.st.com/content/ccc/resource/technical/document/user_manual/70/fe/4a/3f/e7/e1/4f/7d/DM00039084.pdf/files/DM00039084.pdf/jcr:content/translations/en.DM00039084.pdf
- Tapia, J. (2002). *Anatomía Humana: Fisiología e Higiene Generalidades*. Quito: Panorama.
- Task Force, T. F. (1996). Heart Rate Variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *European Heart Journal*, 354-381.
- Texas Instrument. (2016). Recuperado el 18 de agosto de 2017, de INA12x Precision, Low Power Instrumentation Amplifiers: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ina128.pdf>
- Texas Instrument. (2016). *LM35 Precision Centigrade Temperature Sensors*. Obtenido de <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/lm35.pdf>
- Tresguerres, J. A. (2009). Sistema Cardiovascular. En *Anatomía y fisiología del cuerpo humano*. Mc Graw Hill.
- Valenza, G., Lanata, A., & Scilingo, E. P. (2012). Oscillations of Heart Rate and Respiration Synchronize During Affective Visual Stimulation. *IEEE Transactions on information technology in biomedicine*, 683-690.
- Vapnik, & Lerner. (1963). Pattern Recognition using generalized portraits. *Automation and Remote Control, Vol. 24*, 774-780.

- Vazir, M. D., PC, H., HF, M., MY, H., PA, P.-W., . . . AK., S. (2006). Can heart rate variation rule out sleep-disordered breathing in heart failure? *Eur Respir J.* 2006 Mar;27(3), 571-7.
- Wang, C., & Wang, F. (2012). An emotional analysis method based on heart rate variability. *International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI 2012)*, 2-7.
- Wang, S., Liu, C.-L., & Zheng, L. (2009). Feature Selection by Combining Fisher Criterion and Principal Feature Analysis. *Machine Learning and Cybernetics, 2007 International Conference on*, 19-22.
- Welch, P. D. (1967). The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms. *IEEE Transactions on audio and electroacoustics*, 70-73.
- Wilmore, J. H., & Costill, D. L. (2007). Control cardiovascular durante el ejercicio. En *Fisiología del esfuerzo y del deporte* (págs. 207-240). Barcelona.
- Wu, C.-K., Chung, P.-C., & Wang, C.-J. (2012). Representative Segment-Based Emotion Analysis and Classification with Automatic Respiration Signal Segmentation. *IEEE transactions on effective computing* .
- Xing, S., Tsaih, S.-W., Yuan, R., Svenson, K. L., Jorgenson, L. M., So, M., . . . Korstanje, R. (2009). Genetic influence on electrocardiogram time intervals and heart rate in aging mice. *Am J Physiol Heart Circ Physiol.* , 1907-1913.
- Yuan, G., Drost, N. A., & McIvo, R. A. (2016). Respiratory Rate and Breathing Pattern. *McMaster University Medical Journal*, 23-25.
- Zong, C., & Chetouani, M. (2009). Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition. *Signal Processing and Information Technology (ISSPIT), 2009 IEEE International Symposium on*, 334-339.

ANEXOS