



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 INGENIEROS EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL**

**TEMA: DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PLATAFORMA
MULTISENSADO PARA EL MONITOREO DE SUJETOS SANOS
SOMETIDOS A UN TEST DE INDUCCIÓN DE ESTRÉS**

**AUTORES: BETANCOURT MEDIAVILLA, CELENA KARINA
YÉPEZ NARVÁEZ, IVÁN ALEJANDRO**

DIRECTOR: ING. ARCENTALES VITERI, ANDRÉS RICARDO, PhD.

SANGOLQUÍ

2018

CERTIFICACIÓN TRABAJO DE TITULACIÓN



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

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, “**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PLATAFORMA MULTISENSADO PARA EL MONITOREO DE SUJETOS SANOS SOMETIDOS A UN TEST DE INDUCCIÓN DE ESTRÉS**” fue realizado por la señorita **Betancourt Mediavilla, Celena Karina** y el señor **Yépez Narváez, Iván Alejandro**, el mismo que ha sido revisado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustenten públicamente.

Sangolquí, 20 de agosto del 2018

Ing. Andrés Ricardo Arcentales Viteri PhD.

Director

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA,
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL****AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD**

Nosotros, Betancourt Mediavilla Celena Karina, con C.I. 1725154510 y Yépez Narváez Iván Alejandro, con C.I. 1721546545, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PLATAFORMA MULTISENSADO PARA EL MONITOREO DE SUJETOS SANOS SOMETIDOS A UN TEST DE INDUCCIÓN DE ESTRÉS” es de nuestra autoría y responsabilidad cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación mencionada es veraz.

Sangolquí, 20 de agosto del 2018

Celena Karina Betancourt Mediavilla

CI: 1725154510

Iván Alejandro Yépez Narváez

CI: 1721546545

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

Nosotros, Betancourt Mediavilla Celena Karina y Yépez Narváez Iván Alejandro, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA PLATAFORMA MULTISENSADO PARA EL MONITOREO DE SUJETOS SANOS SOMETIDOS A UN TEST DE INDUCCIÓN DE ESTRÉS” en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Sangolquí, 20 de agosto del 2018

Celena Karina Betancourt Mediavilla

CI: 1725154510

Iván Alejandro Yépez Narváez

CI: 1721546545

DEDICATORIA

Este trabajo de investigación va dedicado primeramente a Dios, por ser mi guía, mi refugio y mi fortaleza, a mis padres por su apoyo incondicional y su amor que me ha permitido llegar hasta aquí y a mis hermanas que han sido mi aliento e inspiración. A través de todo el esfuerzo y dedicación representado en el presente trabajo quiero expresarles mi gratitud y el inmenso amor que tengo hacia ustedes, son mi vida.

Celena Betancourt

DEDICATORIA

Este trabajo significa un gran paso en mi vida a nivel profesional, es la culminación de una etapa de constante aprendizaje llena de alegrías y tristezas, éxitos y fracasos los cuales me han ayudado a llegar hasta este punto. Ha sido un camino largo y difícil de recorrer, pero no me he sentido solo en ningún momento por eso quisiera dedicar este logro alcanzado a Dios, a mi familia y a todos mis amigos por brindarme incondicionalmente su amor su apoyo y su confianza. Este triunfo es para todos ustedes.

Iván Yépez

AGRADECIMIENTOS

Estoy inmensamente agradecida con Dios porque ha permitido que yo llegue a este punto en mi vida, me ha dado fuerza y aliento para seguir adelante, Él es mi guía y espero permanecer en su camino y cumplir con sus planes mientras viva.

Agradezco también a mis padres Lindy y Jaime por todo el amor, la paciencia y el apoyo que me han brindado, sé que han dado todo de sí para que yo pueda salir adelante, les estoy infinitamente agradecida y prometo que todo el esfuerzo valdrá la pena. A mis hermanas Nía y Cris que son mi motor, agradezco su compañía, sus ánimos y su preocupación por mí, lo cual no me ha dejado darme por vencida. Y a mis tíos Jesús y Erlinda por estar siempre atentos en todo el proceso, por su apoyo y su cariño.

A mis amigos con los que he compartido gran parte de este duro trayecto, quiero agradecer cada granito de arena que pudieron aportar a mi vida, gracias por cada experiencia, su compañía ha hecho que el camino sea más llevadero y lleno de alegrías. De forma especial quiero agradecer a Iván por ser a más de mi compañero en este estudio, un gran amigo, agradezco su apoyo y su amistad, juntos hemos podido superar todos los retos que se han ido presentando y espero siga siendo así de aquí en adelante, que podamos celebrar cada triunfo logrado a lo largo de nuestras vidas, le deseo muchos éxitos y bendiciones.

Al Dr. Andrés Arcentales por tu tiempo, dedicación y paciencia, gracias por compartir sus conocimientos con nosotros y ayudarnos para poder culminar con esta etapa de nuestra vida de manera exitosa. Finalmente brindo un sincero agradecimiento a las personas que formaron parte de la base de datos, por su tiempo y disposición.

Celena Betancourt

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer en primer lugar a mi familia, mi madre Cristina, mi padre Iván y mi hermano Juan Pablo por todo el apoyo que siempre me brindaron durante todos estos años de formación profesional.

Al Doctor Andrés Arcentales por haber sido un excelente tutor y por todos los conocimientos, apoyo y respaldo brindados a lo largo del desarrollo de este trabajo de investigación.

Gracias a todos mis amigos que se han convertido en mi segunda familia con los que pude compartir innumerables experiencias las cuales espero no acaben aquí y espero que este fuerte cariño perdure a lo largo de nuestras vidas.

De manera especial quiero agradecer a mi compañera y mi gran amiga Cele que a pesar de todo lo bueno y malo que nos ha tocado vivir encontramos la manera de salir adelante como equipo, fortalecer nuestra amistad y concluir de manera exitosa este proceso. Te deseo muchos éxitos de aquí en adelante para todo lo que te propongas, a pesar de que concluimos este trabajo puedes contar conmigo siempre y recuerda siempre ser feliz.

Finalmente, a todas las personas que brindaron su tiempo, paciencia y disponibilidad para la conformación de la base de datos.

Iván Yépez

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN TRABAJO DE TITULACIÓN	i
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD	ii
AUTORIZACIÓN.....	iii
DEDICATORIA.....	iv
DEDICATORIA.....	v
AGRADECIMIENTOS	vi
AGRADECIMIENTOS	vii
ÍNDICE DE CONTENIDOS	viii
ÍNDICE DE TABLAS	xiv
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xvi
RESUMEN.....	xxi
ABSTRACT	xxii
CAPÍTULO I.....	1
INTRODUCCIÓN	1
1.1. Antecedentes.....	1
1.2. Justificación e Importancia.....	3
1.3. Alcance del proyecto	5
1.4. Objetivos.....	7
1.4.1. Objetivo general	7
1.4.2. Objetivos específicos	7
1.5. Organización de la tesis.....	7
CAPÍTULO II	11

MARCO TEÓRICO	11
2.1. Introducción.....	11
2.2. Sistema cardiovascular	11
2.2.1. Fisiología del Sistema Cardíaco	11
2.2.1.1. Actividad eléctrica del corazón.....	13
2.2.1.2. Electrocardiograma	15
2.2.1.3. Derivaciones cardíacas.....	16
2.2.2. Medidas de presión del sistema cardiovascular.....	17
2.2.2.1. Fotopletismografía	18
2.3. Sistema respiratorio	19
2.3.1. Fisiología del sistema respiratorio	19
2.3.2. Ventilación pulmonar	20
2.3.3. Registro de las señales del sistema respiratorio.....	21
2.4. Interacción cardiorrespiratoria.....	22
2.4.1. Fisiología Cardiorrespiratoria.....	23
2.5. Fisiología ocular	25
2.5.1.1. Músculos extra oculares.....	26
2.5.1.2. Músculos de los párpados	27
2.5.2. Movimientos oculares.....	28
2.5.3. Actividad eléctrica del ojo.....	29
2.5.4. Registro del electrooculograma	29
2.6. Sistema Tegumentario	31
2.6.1. Respuesta galvánica de la piel	32

2.6.2.	Registro de la respuesta galvánica de la piel	34
2.7.	Mecanismos biológicos del estrés	35
2.8.	Métodos de inducción de estrés.....	38
CAPÍTULO III		40
HARDWARE DE AQUISICIÓN DE SEÑALES		40
3.1.	Introducción.....	40
3.2.	Sistema de adquisición de señales	40
3.3.	Módulo de adquisición de señales electrocardiográficas	43
3.3.1.	Etapa de Preamplificación del módulo ECG.....	46
3.3.2.	Etapa de Protección del módulo ECG	48
3.3.3.	Etapa de Filtrado del módulo ECG.....	49
3.3.4.	Etapa de Amplificación del módulo ECG	50
3.3.5.	Desplazamiento de la señal y Acople de impedancias del módulo ECG	54
3.4.	Módulo de adquisición de la señal de flujo respiratorio.....	58
3.4.1.	Acondicionamiento del sensor de temperatura del módulo FLW	59
3.4.2.	Circuito de acondicionamiento de la señal analógica FLW	61
3.5.	Módulo de adquisición de la señal de Fotopletismografía	65
3.5.1.	Sensor para la adquisición de la señal PPG	65
3.5.2.	Circuito de acondicionamiento de la señal analógica PPG	66
3.6.	Módulo de adquisición de la señal electrooculográfica.....	69
3.6.1.	Circuito de acondicionamiento de la señal analógica EOG	70
3.7.	Módulo de adquisición de la respuesta galvánica de la piel.....	75
3.7.1.	Circuito de acondicionamiento de la señal analógica GSR.....	76

3.8.	Configuración y programación de la tarjeta STM32F407	79
3.8.1.	Digitalización de las señales	80
3.8.2.	Configuración SPI para los potenciómetros digitales	81
3.8.3.	Conversión de las señales	82
CAPÍTULO IV		84
ADQUISICIÓN Y PROCESAMIENTO DIGITAL DE LAS SEÑALES		84
4.1.	Introducción	84
4.2.	Registro y almacenamiento de las señales	84
4.2.1.	Estímulos audiovisuales	85
4.2.2.	Protocolo de estimulación	86
4.2.3.	Creación de la base de datos	88
4.3.	Extracción de características de la señal ECG	91
4.3.1.	Preprocesamiento de la señal ECG	91
4.3.2.	Delineación de la onda ECG	94
4.3.3.	Extracción de las series temporales	98
4.3.3.1.	Cálculo de la variabilidad del ritmo cardiaco	99
4.3.3.2.	Pendientes del complejo QRS	100
4.3.4.	Análisis espectral de la señal de ECG	101
4.3.4.1.	Método del periodograma de Welch	101
4.3.4.2.	Método MVDR	103
4.3.5.	Características temporales y espectrales de la señal ECG	105
4.4.	Extracción de las características de la señal PPG	107
4.4.1.	Preprocesamiento de la señal PPG	108

4.4.2.	Delineación de la señal PPG.....	110
4.4.3.	Extracción de las series temporales de la señal de PPG.....	112
4.4.3.1.	Cálculo de la SST.....	112
4.4.3.2.	Pendientes positivas de la señal PPG.....	113
4.4.4.	Análisis espectral de la señal de PPG.....	113
4.4.5.	Características temporales y espectrales de la señal PPG.....	114
4.5.	Extracción de las características de la señal de FLW.....	114
4.5.1.	Señal de flujo respiratorio promedio.....	115
4.5.2.	Preprocesamiento de la señal de FLW.....	116
4.5.3.	Análisis espectral de la señal de FLW.....	117
4.5.4.	Características temporales y espectrales de la señal de FLW.....	118
4.6.	Extracción de características de la señal GSR.....	118
4.6.1.	Preprocesamiento de la señal de GSR.....	118
4.6.2.	Delineación de la señal de GSR.....	120
4.6.3.	Análisis espectral de la señal de GSR.....	121
4.6.4.	Características temporales y espectrales de la señal de GSR.....	122
4.7.	Extracción de las características de la señal de EOG.....	123
4.7.1.	Preprocesamiento de la señal de EOG.....	124
4.7.2.	Delineado de la señal de EOGH.....	125
4.7.3.	Delineado de la señal de EOGV.....	127
4.7.4.	Análisis espectral de la señal de EOGH.....	129
4.7.5.	Análisis espectral de la señal de EOGV.....	130
4.7.6.	Características temporales y espectrales de la señal de EOGH.....	130

4.7.7.	Características temporales y espectrales de la señal de EOGV	131
4.8.	Estimación espectral de la interacción cardiorrespiratoria	132
CAPÍTULO V		137
INTEGRACIÓN DE LA PLATAFORMA.....		137
5.1.	Introducción.....	137
5.2.	Clasificador SVM.....	137
5.2.1.	Clasificador lineal SVM separable	138
5.2.2.	Clasificador lineal SVM no separable	139
5.2.3.	Medidas de evaluación	140
5.2.4.	Técnicas de validación.....	141
5.3.	Diseño del clasificador	142
5.4.	Análisis estadístico	146
5.5.	Sistema de detección de estrés.....	149
5.5.1.	Criterios de diseño de la interfaz HMI	151
5.5.2.	Descripción de la pantalla.....	152
5.6.	Validación ciega	153
CAPÍTULO VI.....		158
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		158
6.1.	Hardware de Adquisición de señales <i>Bio MSignal</i>	158
6.2.	Procesamiento Digital de señales	160
6.3.	Integración de la plataforma	163
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		167

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Equivalencias entre los sistemas</i>	24
Tabla 2 <i>Videos Estimulación</i>	85
Tabla 3 <i>Resultados Test de Estrés</i>	89
Tabla 4 <i>Tabulación de las encuestas</i>	90
Tabla 5 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa alto para ECG</i>	92
Tabla 6 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para ECG</i>	92
Tabla 7 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para las series temporales</i>	99
Tabla 8 <i>Tabla de intervalos de la señal</i>	105
Tabla 9 <i>Características temporales y frecuenciales de la señal ECG</i>	106
Tabla 10 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para PPG</i>	108
Tabla 11 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para FLW</i>	116
Tabla 12 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para GSR</i>	119
Tabla 13 <i>Características temporales y frecuenciales de GSR</i>	122
Tabla 14 <i>Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para EOG</i>	124
Tabla 15 <i>Características temporales y frecuenciales de EOGH</i>	131
Tabla 16 <i>Características temporales y frecuenciales de EOGV</i>	132
Tabla 17 <i>Matriz de Confusión</i>	140
Tabla 18. <i>Modelos de clasificación generados</i>	142
Tabla 19. <i>Combinaciones de estados emocionales para la clasificación</i>	143
Tabla 20. <i>Modelos generados del clasificador SVM entre el estado basal y de estrés</i>	145
Tabla 21. <i>Modelos generados del clasificador SVM entre el estado de estrés matemático y estrés psicológico</i>	145

Tabla 22	<i>Valor medio y desviación estándar de las características extraídas de las señales provenientes de sujetos en estado basal y estrés, que presentan diferencias estadísticamente significativas (ρ -valor).</i>	147
Tabla 23	<i>Valor medio y desviación estándar de las características extraídas de las señales provenientes de sujetos en estado de estrés psicológico y de estrés matemático, que presentan diferencias estadísticamente significativas (ρ -valor).</i>	148
Tabla 24	<i>Descripción del HMI.</i>	152
Tabla 25.	<i>Clasificación de los pacientes no sometidos a un estímulo inicial</i>	155
Tabla 26.	<i>Clasificación de los pacientes sometidos al estímulo de estrés psicológico</i>	156
Tabla 27.	<i>Clasificación de los pacientes sometidos al estímulo de estrés matemático</i>	157

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1.</i> Estructura del corazón y trayecto del flujo sanguíneo	12
<i>Figura 2.</i> Sistema de estimulación rítmica del corazón.	14
<i>Figura 3.</i> Electrocardiograma normal	15
<i>Figura 4.</i> Derivaciones Bipolares y Triangulo de Einthoven	16
<i>Figura 5.</i> Eventos del ciclo cardíaco.....	18
<i>Figura 6.</i> Técnicas de Fotopletismografía	19
<i>Figura 7.</i> Esquema de los Órganos Respiratorios.....	20
<i>Figura 8.</i> Cambios durante el proceso de respiración en la caja torácica.....	21
<i>Figura 9.</i> Representación esquemática del sistema retroalimentado de control del sistema cardiorrespiratorio	25
<i>Figura 10.</i> Anatomía del ojo.....	26
<i>Figura 11.</i> Músculos oculomotores	27
<i>Figura 12.</i> Músculos del párpado	28
<i>Figura 13.</i> Electrooculografía (a) Ubicación y (b) Polaridad	30
<i>Figura 14.</i> (a) EOG Vertical (pestañeos), (b) EOG Horizontal (sacadas)	31
<i>Figura 15.</i> Capas de la piel	32
<i>Figura 16.</i> Componentes de la señal de GSR	33
<i>Figura 17.</i> Características de la señal GSR.....	34
<i>Figura 18.</i> Ubicación electrodos GSR	35
<i>Figura 19.</i> HRV Estrés – Bienestar	38
<i>Figura 20.</i> Plataforma Multisensado para detección de Estrés.....	42
<i>Figura 21.</i> Electrodo superficial Ag/AgCl marca 3M	43

<i>Figura 22.</i> Diagrama de bloques del módulo ECG para la adquisición de DII	44
<i>Figura 23.</i> Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal ECG.....	45
<i>Figura 24.</i> Diagrama Esquemático de la etapa de Preamplificación del módulo ECG	48
<i>Figura 25.</i> Diagrama Esquemático de la etapa de Protección RLD del módulo ECG	49
<i>Figura 26.</i> Respuesta en Magnitud y Fase del filtro pasa altos	50
<i>Figura 27.</i> Diagrama Esquemático de la etapa de Filtrado del módulo ECG.....	50
<i>Figura 28.</i> Diagrama Esquemático de la etapa de Amplificación del módulo ECG	54
<i>Figura 29.</i> Diagrama Esquemático del amplificador sumador no inversor	54
<i>Figura 30.</i> Diagrama Esquemático de un divisor de voltaje.....	55
<i>Figura 31.</i> Diagrama Esquemático de la etapa de desplazamiento y acople de impedancias del módulo ECG.....	56
<i>Figura 32.</i> Diagrama Esquemático completo del módulo ECG	57
<i>Figura 33.</i> Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal FLW	59
<i>Figura 34.</i> Diagrama Esquemático del Puente de Wheatstone del módulo FLW	60
<i>Figura 35.</i> Diagrama Esquemático completo del módulo FLW	64
<i>Figura 36.</i> Sensor HRM - 2511B.....	65
<i>Figura 37.</i> Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal PPG	66
<i>Figura 38.</i> Diagrama Esquemático completo del módulo PPG	68
<i>Figura 39.</i> Colocación de electrodos para realizar un EOG	69
<i>Figura 40.</i> Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal EOG	70
<i>Figura 41.</i> Respuesta en Magnitud y Fase del Filtro Pasa Altos	71
<i>Figura 42.</i> Diagrama Esquemático de la etapa de Filtrado para EOGH.....	72
<i>Figura 43.</i> Diagrama Esquemático completo del módulo EOG	74

<i>Figura 44.</i> Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal GSR.....	75
<i>Figura 45.</i> Diagrama Esquemático del Puente de Wheatstone del módulo GSR.....	76
<i>Figura 46.</i> Diagrama Esquemático completo del módulo GSR.....	78
<i>Figura 47.</i> Diagrama de bloques de la configuración de cada potenciómetro en Simulink	82
<i>Figura 48.</i> Registro de señales.....	84
<i>Figura 49.</i> Procedimiento para el registro de señales	87
<i>Figura 50.</i> Diagrama de bloques para la extracción de características de la señal ECG	91
<i>Figura 51.</i> Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa alto ECG	93
<i>Figura 52.</i> Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo ECG	93
<i>Figura 53.</i> Señal ECG original y filtrada.....	93
<i>Figura 54.</i> Espectro de la señal ECG.....	94
<i>Figura 55.</i> Diagrama de bloques del algoritmo de Pan Tompkins	95
<i>Figura 56.</i> Resultados de cada etapa del algoritmo de Pan Tompkins	97
<i>Figura 57.</i> Salida del filtro integrador y señal ECG delineada.....	97
<i>Figura 58.</i> Diagrama de bloques del algoritmo para hallar las pendientes.....	98
<i>Figura 59.</i> Señal ECG delineada.....	98
<i>Figura 60.</i> Series temporales HRV	100
<i>Figura 61.</i> Series temporales de las pendientes positivas y negativas de ECG	101
<i>Figura 62.</i> Comparación entre el método de Welch y MVDR	104
<i>Figura 63.</i> Espectro de las series temporales de ECG	105
<i>Figura 64.</i> Diagrama de bloques para la extracción de características de la señal PPG.....	107
<i>Figura 65.</i> Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo	109
<i>Figura 66.</i> Señal PPG original y filtrada.....	109

<i>Figura 67.</i> Espectro de la señal de PPG.....	110
<i>Figura 68.</i> Algoritmo detección de picos para PPG	111
<i>Figura 69.</i> Señal PPG delineada	111
<i>Figura 70.</i> Series temporales SST.....	113
<i>Figura 71.</i> Serie temporal de las pendientes positivas de PPG.....	113
<i>Figura 72.</i> Espectro de las series temporales SST y pendientes positivas.....	114
<i>Figura 73.</i> Diagrama de bloques para la extracción de características de la señal FLW.....	115
<i>Figura 74.</i> Señales de flujo respiratorio y su promedio.....	115
<i>Figura 75.</i> Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo para FLW	116
<i>Figura 76.</i> Señal FLW promedio original y filtrada	117
<i>Figura 77.</i> Espectro de la señal de FLW promedio	117
<i>Figura 78.</i> Diagrama de bloques para la extracción de características de la señal GSR	118
<i>Figura 79.</i> Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo para GSR.....	119
<i>Figura 80.</i> Señal GSR original y filtrada	120
<i>Figura 81.</i> Señal GSR delineada.....	121
<i>Figura 82.</i> Espectro de la señal de GSR	121
<i>Figura 83.</i> Diagrama de bloques para la extracción de características de la señal EOG.....	123
<i>Figura 84.</i> Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo para EOG	124
<i>Figura 85.</i> (a) Señal EOGH original y filtrada (b) Señal EOGV original y filtrada.....	125
<i>Figura 86.</i> Algoritmo detección de picos EOGH	126
<i>Figura 87.</i> Puntos máximos, mínimos y de umbral de EOGH	127
<i>Figura 88.</i> Algoritmo para la detección de picos y valores mínimos de EOGV	128
<i>Figura 89.</i> Picos máximos y mínimos de EOGV.....	129

<i>Figura 90.</i> Comparación del espectro de la señal EOGH con el método de Welch y MVDR	129
<i>Figura 91.</i> PSD de la señal de EOGV.....	130
<i>Figura 92.</i> Estimación espectral de las señales y parámetros extraídos de la señal HRV, FLW y su MSC	133
<i>Figura 93.</i> a) PSD de FLW, b) PSD de las Series Temporales de ECG y c) MSC entre FLW y las Series Temporales de ECG.....	134
<i>Figura 94.</i> a) PSD de FLW, b) PSD de las Series Temporales de PPG y c) MSC entre FLW y las Series Temporales de PPG	134
<i>Figura 95.</i> MSC entre FLW y las series temporales de ECG de un sujeto de prueba sometido a varios estímulos	135
<i>Figura 96.</i> MSC entre FLW y las series temporales de PPG de un sujeto de prueba sometido a varios estímulos	136
<i>Figura 97.</i> Clasificación SVM para el caso linealmente separable	138
<i>Figura 98.</i> Clasificación SVM para el caso no linealmente separable	139
<i>Figura 99.</i> Diagrama de bloques de la integración de la plataforma	150
<i>Figura 100.</i> Diagrama de bloques del proceso de validación	151
<i>Figura 101.</i> Funcionamiento de la interfaz implementada	153
<i>Figura 102.</i> Resultados validación ciega sin estímulo.....	154
<i>Figura 103.</i> Resultados validación ciega con estímulo de estrés psicológico	156
<i>Figura 104.</i> Resultados validación ciega con estímulo de estrés matemático	157

RESUMEN

Comúnmente es conocido el efecto negativo que provoca el estrés en las personas, debido a que genera una serie de síntomas que contribuyen al desarrollo de enfermedades físicas y mentales. Esto ocurre debido a la reacción del sistema nervioso autónomo ante una situación de alarma generando cambios que se ven reflejados en la respiración, tensión muscular, actividad cerebral, temperatura corporal, respuesta galvánica de la piel, ritmo cardiaco, la presión arterial, entre otras. El presente trabajo de investigación propone el desarrollo de un sistema para la detección del estrés mediante la adquisición y caracterización de múltiples señales fisiológicas de una persona sometida a un protocolo de inducción de estrés. Con el fin de complementar estudios realizados previamente en donde se analiza la señal cardiaca y de flujo respiratorio se ha decidido incorporar otras señales que están estrechamente relacionadas con este estado emocional como lo son la presión arterial y la respuesta galvánica de la piel, y adicionalmente se incluyó la señal del movimiento ocular cuya vinculación al estrés ha sido escasamente analizada. Este estudio abarca el diseño e implementación de un dispositivo modular para la adquisición de las señales ECG, PPG, FLW, EOG Y GSR, la creación de una base de datos con las señales registradas a 50 sujetos voluntarios, el procesamiento y caracterización en tiempo y frecuencia de cada una de las señales y la generación de los modelos de clasificación basados en SVM que permitirán diferenciar entre el estado basal y de estrés de una persona y además identificar si el estrés es del tipo psicológico o matemático.

PALABRAS CLAVE:

- **ADQUISICIÓN MÚLTIPLE**
- **CARACTERIZACIÓN DE SEÑALES FISIOLÓGICAS**
- **CLASIFICACIÓN SVM DE ESTRÉS**

ABSTRACT

The negative effect that stress causes on people is commonly known, because it generates a series of symptoms that contribute to the development of physical and mental illnesses. This occurs due to the reaction of the autonomous nervous system to an alarm situation generating changes that are reflected in breathing, muscle tension, brain activity, body temperature, galvanic response of the skin, heart rate, blood pressure, among others. The present research work proposes the development of a system for stress detection through the acquisition and characterization of multiple physiological signals of a person subjected to a stress induction protocol. In order to complement previous studies in which the cardiac signal and respiratory flow are analyzed, it has been decided to incorporate other signals that are closely related to this emotional state, such as blood pressure and the galvanic response of the skin, and additionally it included the signal of eye movement whose link to stress has been poorly analyzed. This study covers the design and implementation of a modular device for the acquisition of the ECG, PPG, FLW, EOG and GSR signals, the creation of a database with the registered signals from 50 voluntary subjects, the processing and characterization in time and frequency of each of the signals and the generation of classification models based on SVM that will differentiate between the baseline and stress state of a person and also identify whether the stress is psychological or mathematical.

KEYWORDS:

- **MULTIPLE ACQUISITION**
- **PHYSIOLOGICAL SIGNALS CHARACTERIZATION**
- **STRESS SVM CLASSIFICATION**

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. Antecedentes

El médico y doctor en química orgánica Hans Selye en 1930, define el estrés como el conjunto de reacciones fisiológicas ante una presión o situación ejercida sobre el organismo, que da lugar a una respuesta producida por el organismo para protegerse de presiones físicas o psicológicas (Ávila, 2014). José Carlos Rando desde otra perspectiva denomina estrés no a lo que nos agrede, sino a la forma cómo reaccionamos ante cualquier agresión. (Melgosa, 2006).

Desde un punto de vista neuro – psiquiátrico el estrés es definido como una amenaza a la homeostasis (estabilidad interna), frente a la cual el organismo reacciona con un gran número de respuestas adaptativas que implican la activación del sistema nervioso simpático y el eje hipotalámico-pituitario-adrenal, también llamado el eje del estrés. Se pueden diferenciar 3 fases en la reacción del organismo ante el estrés. La primera es de alerta en donde se libera la adrenalina, su objetivo es suministrar energía en caso de peligro. Entre las respuestas que se dan en el organismo en la fase de alerta están: el aumento de la frecuencia cardíaca, vasodilatación, y aumento de la vigilancia. La fase de defensa se activa si el estrés se mantiene y trae consigo la liberación de la hormona cortisol, cuyo papel es mantener el nivel de glucosa sanguínea. Por último, si la situación persiste se activa la fase de relajamiento, en donde existe una alteración hormonal crónica que traerá consigo un impacto negativo sobre la salud. (Duval, González, & Rabia, 2010).

Debido a que el estrés genera diferentes reacciones en el organismo muchas investigaciones han tratado de extraer la mayor cantidad de información a través del monitoreo de algunas señales fisiológicas para encontrar su relación con el estrés. Uno de los principales indicadores de estrés

en una persona es la actividad cardiaca, Jun *et. al.* afirman en su investigación que se pueden calcular ocho características de la variabilidad de la frecuencia cardiaca (HRV) para la detección de estrés, siendo las más efectivas la media del intervalo RR, la desviación estándar del intervalo normal a normal (SDNN) y HRVTri. (Jun, y otros, 2016). En estudios similares clasifican la actividad cardiaca de acuerdo a su frecuencia pudiendo ser esta muy baja, baja y alta con el fin de determinar una relación entre la frecuencia cardiaca y el nivel de estrés en una persona. Gracias a este estudio Mohan, Nagarajan y Ranjan llegaron a la conclusión de que la relación entre la baja y la alta frecuencia es una buena medida del estrés de una persona. (Mohan, Nagarajan, & Ranjan, 2016).

Una de las actividades más cotidianas que realiza el ser humano como es la respiración también se ve afectada como consecuencia del estrés. En la investigación de Gandhi, Shojaei y Mukherji se menciona que la inhalación y la exhalación durante la respiración se relacionan con el equilibrio simpático (SNS) y el sistema nervioso parasimpático (PNS) y dado que el estrés es la alteración del SNS y del SNP, los patrones de respiración cambian. (Gandhi, Shojaei, & Mukherji, 2015).

La importancia de la respuesta galvánica de la piel (GSR) como medidor de estrés se ve plasmada en la investigación de Das *et. al.*, en donde se determinó que existe una fuerte correlación estadística entre el nivel de estrés y la GSR cuando se analizan las fluctuaciones de su señal pura. (Das, Gavas, Sinha, Chatterjee, & Kumar, 2016).

Además de la actividad cardiaca, respiratoria y la GSR, otra de las señales que pueden aportar en esta temática son las señales provenientes de la actividad eléctrica de los músculos. En el trabajo de Ghaderi, Frounchi y Farnam se monitorean estas 4 señales para conseguir una clasificación del estrés por niveles, aplicando diferentes estímulos durante varios intervalos de tiempo. (Ghaderi,

Frounchi, & Farnam, 2015). En otros estudios se han utilizado diferentes combinaciones de estas señales para detectar el estrés en una persona, como es el caso de Giin *et. al.*, quienes monitorean las emociones de los conductores a través de las señales provenientes de la actividad muscular del trapecio superior, de la Fotopletismografía (PPG) del lóbulo de la oreja y el movimiento inercial de la cabeza. Las respuestas emocionales las categorizaron en: relajación, estrés y fatiga, con el objetivo de proporcionar un sistema de alerta para evitar accidentes. (Giin, y otros, 2017). En el estudio de García, Garzón y Camargo se realiza la detección el estrés crónico en una persona a través de las señales del GSR, de la tensión muscular, la tensión arterial, el diámetro de la pupila y el análisis químico del sudor. Al comparar las señales entre sí concluyen que la GSR permite obtener datos de forma directa y sencilla y que es muy útil en la medición del estrés. (García, Garzón, & Camargo, 2011). Por último, Sánchez realiza una comparativa entre el aporte del electrocardiograma (ECG) y el PPG como medidores de estrés. En el estudio demuestra que ambas señales proporcionan información similar, con la ventaja de que la PPG es más cómoda y simple de usar, sin embargo, se dificulta la detección en donde el ECG no tenía problemas. (Sánchez, 2014).

1.2. Justificación e Importancia

Es mundialmente conocido que el estrés va en progresión, y es preocupante que diariamente la sociedad tenga que luchar contra sus efectos negativos. Al estrés se lo puede definir como una reacción fisiológica del organismo que provoca un conjunto de síntomas denominados, según Hans Selye, como “El síndrome de estar enfermo”. (García A. , 2011). Estar expuesto de manera prolongada a estos síntomas puede contribuir al desarrollo de enfermedades físicas, así como

preocupación y angustia, que pueden desembocar en trastornos mentales, desórdenes familiares y sociales. (Melgosa, 2006).

Una investigación realizada por la Asociación Ecuatoriana de Psiquiatría reveló que las enfermedades mentales más comunes del país se derivan del estrés diario. (El Telégrafo, 2017). Por otra parte, la empresa de investigación estratégica de mercado reconocida a nivel mundial GFK, realizó un estudio en las ciudades de Quito y Guayaquil en el año de 2012 a un total de 1006 personas, cuyo resultado fue que en el Ecuador al menos un 10% de los ecuatorianos se ve afectado por el estrés. (Expreso, 2012).

El estrés muchas veces puede pasar desapercibido y más aún en personas que tienen problemas en mostrar sus emociones, como es el caso de las personas con trastorno del espectro autista. Cuando el estrés no es detectado a tiempo puede acumularse a tal punto de sufrir una crisis, e incluso puede resultar en agresión hacia los demás y a sí mismo. En la investigación de Grifantini se destaca la importancia de la utilización de un dispositivo electrónico para detectar niveles de estrés en una persona que a simple vista no se podría. El objetivo del dispositivo es ofrecer a los médicos e investigadores una mejor comprensión sobre las conductas dañinas causadas por el autismo. (Grifantini, 2010).

Dadas las evidentes consecuencias que trae consigo el estrés y sabiendo que este puede pasar desapercibido, se resalta la importancia de detectar a tiempo esta anomalía. Es por esto que el presente proyecto pretende contribuir con el desarrollo de una plataforma multisensado en base a la caracterización y comparación de determinadas señales fisiológicas, para determinar los parámetros que describan de mejor manera cuando una persona se encuentra estresada y que además permita visualizar los resultados en tiempo real. La investigación puede aportar de manera

significativa a la medicina ayudando a la identificación anticipada del estrés para la prevención de enfermedades provocadas por esta condición.

1.3. Alcance del proyecto

A través de la realización del presente proyecto se pretende identificar los parámetros que permitan la detección del estrés provocado en una persona que ha sido sometida a un test de inducción de estrés, mediante el sensado y análisis del comportamiento cardiaco, la frecuencia respiratoria, la actividad de los músculos de los ojos, la conductividad de la piel y la presión arterial, de forma simultánea.

En la primera fase del proyecto se realiza el diseño e implementación del dispositivo encargado de adquirir las diferentes señales fisiológicas y acondicionarlas para su posterior análisis. Para el registro de la actividad eléctrica del corazón se utiliza el electrocardiograma con la segunda derivación bipolar, para obtener las variaciones existentes en el ritmo cardiaco. Para la adquisición de las señales eléctricas de los músculos en los ojos se utiliza el electrooculograma (EOG), el cual permite detectar todos los movimientos oculares registrando la diferencia de potencial existente entre la córnea y la retina. La frecuencia respiratoria se determina mediante la variación de temperatura, entre la inspiración y la exhalación. Para obtener la variación de la conductancia de la piel se mide directamente la resistencia en los dedos índice y medio, haciendo circular por ellos una pequeña corriente eléctrica continua. Finalmente, para trabajar con la presión arterial se utiliza la técnica óptica no invasiva de PPG en el lóbulo de la oreja. Considerando que se trabaja sobre partes del cuerpo que pueden verse afectadas al ser sometidas a altas corrientes se han tomado en cuenta las recomendaciones para la obtención de cada una de las señales fisiológicas con las que

se está trabajando, así como las respectivas consideraciones para la protección de los circuitos electrónicos.

Para la fase de pruebas se establecerá un protocolo de inducción de estrés social agudo llamado TSST (del inglés *Trier Social Stress Test*). El protocolo TSST basa su efectividad en combinar 2 principales fases, una de activación (un discurso en público) y una de evaluación (ejercicio de cálculo aritmético) las cuales serán evaluadas por un jurado y grabadas en video. (Rincón, 2013)

Es importante la selección adecuada del tamaño de la población sobre la cual se va a trabajar ya que si es muy pequeña representa un desperdicio de esfuerzo, mientras que al ser muy extensa significaría un desperdicio de recursos. Es por esto que el protocolo de inducción de estrés se aplica a una muestra conveniente de 30 personas con el objetivo de provocar cambios en las señales fisiológicas monitoreadas y almacenar esta información en una base de datos.

A continuación, se realiza el procesamiento de las señales almacenadas y se analizan sus diferentes parámetros, para determinar cuál de ellos proporciona mayor cantidad de información que caracterice el estrés en una persona. Se realiza el estudio de las señales en el dominio temporal y frecuencial.

Por último, se integra el hardware de adquisición de señales con un software capaz de mostrar los resultados en tiempo real en base a las características obtenidas de la base de datos. Para validar su correcto funcionamiento se lo pone a prueba con personas que no hayan sido registradas en la base de datos, sometiéndolas al mismo protocolo de inducción de estrés.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

- Diseñar e implementar un sistema multisensado, que permita determinar en tiempo real el estrés en una persona sometida a un test de inducción de estrés, a través del procesamiento y caracterización de las señales provenientes del ECG, EOG, GSR, PPG y flujo respiratorio.

1.4.2. Objetivos específicos

- Diseñar e implementar el hardware para la adquisición de las señales provenientes del ECG, EOG, GSR, PPG y flujo respiratorio, de manera simultánea y envío de manera serial a una computadora.
- Generar una base de datos en una computadora a partir de las señales extraídas de una muestra de sujetos sanos sometidos a un test de inducción de estrés.
- Extraer e identificar los parámetros que permitan el modelamiento del estrés en una persona, a través del procesamiento de cada una de las señales almacenadas.
- Integrar el hardware de adquisición de señales con un software que permita la identificación en tiempo real del estrés en sujetos sanos sometidos al protocolo de pruebas.
- Validar el funcionamiento de la plataforma de detección de estrés en base al registro de nuevos sujetos.

1.5. Organización de la tesis

La presente tesis está organizada en los siguientes capítulos:

1.5.1. Capítulo 1: Introducción.

Este capítulo muestra una descripción general del proyecto, presenta estudios previos referentes a la detección de estrés mediante señales fisiológicas y la importancia y el aporte que tiene el desarrollo de este estudio. Además, especifica el alcance y objetivos de la presente investigación.

1.5.2. Capítulo 2: Marco Teórico.

Se presenta la información necesaria y relevante para la comprensión de las señales fisiológicas con las que se está trabajando, el sistema del cuerpo que las maneja, sus características, la forma de registro, entre otras. Además, se presenta la investigación realizada en diferentes estudios acerca de la fisiología del estrés y de métodos de inducción de estrés, calma y técnicas de respiración controlada.

1.5.3. Capítulo 3: Diseño y construcción del hardware para adquisición de señales.

En la presente sección se presenta todo el proceso correspondiente al diseño e implementación de la plataforma multisensado para la detección de estrés. La plataforma consta de 5 módulos los cuales van a ser los encargados de adquirir distintas señales fisiológicas de un paciente. Estas señales analógicas deben ser acondicionadas mediante distintas etapas que han sido integradas en cada módulo para posteriormente poder realizar el procesamiento digital de cada una de las señales registradas. En el diseño del hardware se especifica todos los cálculos y los distintos elementos utilizados para cada una de las etapas que conforman los 5 módulos de la plataforma multisensado.

1.5.4. Capítulo 4: Adquisición y procesamiento digital de las señales.

Se adquieren las señales provenientes del ECG, EOG, GSR, FLW y PPG sobre una muestra de 50 personas sanas sometidas al protocolo de inducción de estrés y se almacena la información en

una base de datos. El protocolo aplicado para la realización de las pruebas consiste en una serie de videos para estimular, ya sea calma, estrés psicológico, estrés matemático o una respiración controlada. Los videos correlacionan la parte visual con la auditiva para obtener mejores resultados en la estimulación.

Se realiza un preprocesamiento de cada una de las señales para la extracción de características que provean la información necesaria para entrenar al clasificador. La señal cardiaca fue filtrada y delineada para la extracción de 3 series temporales (variabilidad del ritmo cardiaco, pendientes positivas y pendientes negativas), de las cuales se extrajeron 14 características frecuenciales y la entropía. Un procedimiento similar se siguió con la señal del flujo sanguíneo del cual se extrajeron solamente 2 series temporales (tiempo entre sístoles y pendientes positivas). La señal del flujo respiratorio fue promediada y filtrada para extraer sus características frecuenciales. Las señales del movimiento ocular y de la respuesta galvánica de la piel fueron también filtradas y delineadas para determinar puntos de interés, de los cuales se extrajeron características temporales y del espectro de las señales se obtuvieron las características frecuenciales. Finalmente se analizó la correlación entre las series temporales y la señal de flujo respiratorio a través de la magnitud de la coherencia al cuadrado.

1.5.5. Capítulo 5: Integración de la plataforma

Las características frecuenciales y temporales obtenidas de la base de datos fueron utilizadas para entrenar un clasificador que fue diseñado en estudios anteriores, con el fin de generar varios modelos para que el clasificador pueda diferenciar entre un estado de estrés y un estado basal de una persona. Además de poder clasificar 2 diferentes tipos de estrés (psicológico y matemático).

En este capítulo se describe la técnica de clasificación utilizada basada en las máquinas de soporte vectorial (SVM) y los modelos seleccionados.

También se muestra el diseño de la interfaz gráfica utilizada para integrar el hardware con software y mostrar los resultados de la clasificación. Finalmente se muestran las gráficas y tablas de los resultados obtenidos en el proceso de validación.

1.5.6. Capítulo 7: Conclusiones y Recomendaciones.

Finalmente se muestran los resultados obtenidos de la investigación, las conclusiones generadas y las recomendaciones que se deben tomar en cuenta en trabajos futuros.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Introducción

Con el fin de familiarizarse con las señales fisiológicas con las que se va a trabajar, se presenta en este capítulo los conceptos básicos para poder comprender la estructura y funcionamiento de los sistemas sensados y la descripción de los métodos utilizados para su registro.

Además de describir la fisiología de las señales es importante también conocer cómo se interrelacionan con el estrés, por lo que se presenta el estado del arte donde se analiza el comportamiento de los diferentes sistemas y señales fisiológicas ante una situación estresante, y los métodos empleados para inducir esta sensación.

2.2. Sistema cardiovascular

El sistema cardiovascular es el encargado de transportar sustancias tales como oxígeno y nutrientes hacia todas las partes del cuerpo, además de recoger todos los desechos y dióxido de carbono de los procesos metabólicos para que puedan ser eliminados por otros sistemas del cuerpo. También se encarga de regular la temperatura corporal e intervenir en la defensa del organismo transportando células y proteínas del sistema inmunológico. (Arcentales, 2015). El sistema cardiovascular en conjunto con el sistema nervioso autónomo realizan acciones adaptativas para compensar cualquier cambio que se presente en el exterior, con el fin de mantener constantes las condiciones de vida (homeostasis).

2.2.1. Fisiología del Sistema Cardíaco

El sistema cardiovascular está conformado por los vasos sanguíneos (arterias y venas), la sangre y el corazón. Las arterias se encargan de transportar la sangre oxigenada hacia todo el

cuerpo, mientras que las venas permiten el retorno de la sangre con dióxido de carbono y desechos metabólicos para que sea limpiada y filtrada. La sangre a pesar de ser líquida es realmente un tejido conformado por una parte líquida conformada por el plasma y una parte sólida conformada por las células como los glóbulos rojos, glóbulos blancos y plaquetas. (Arcentales, 2015).

El corazón es un músculo hueco del tamaño aproximadamente del de un puño que se encuentra localizado entre los pulmones, detrás y levemente a la izquierda del esternón. (Texas Heart Institute, s.f.). Está dividido en dos mitades que no tienen comunicación entre si y funcionan como bombas independientes, cada una posee una aurícula y un ventrículo. Las aurículas reciben la sangre que regresa al corazón desde los vasos sanguíneos mientras que los ventrículos bombean sangre hacia los vasos sanguíneos. (Muñoz E. , 2012). La Figura 1 muestra la estructura del corazón, así como la trayectoria del flujo sanguíneo.

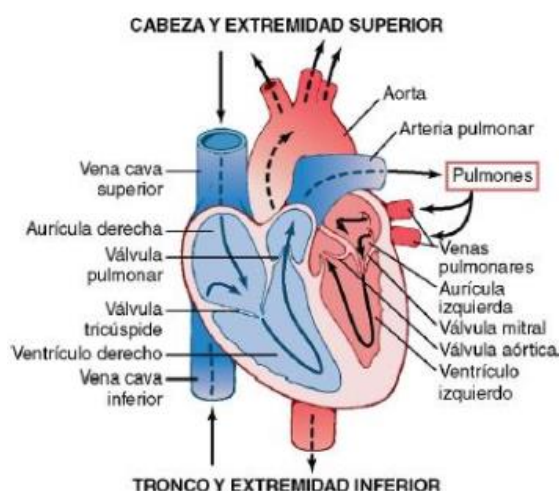


Figura 1. Estructura del corazón y trayecto del flujo sanguíneo
Fuente: (González, Espinoza, & Salido, 2016)

El corazón efectúa dos tipos de circulación, la primera llamada circulación pulmonar generada por el lado derecho, recibiendo la sangre con dióxido de carbono y desechos metabólicos para enviarla a los pulmones para su oxigenación. La segunda se la conoce como circulación sistémica

generada por el lado izquierdo, recibe la sangre oxigenada que proviene de los pulmones y la envía hacia todos los tejidos del organismo. (Muñoz E. , 2012).

2.2.1.1. Actividad eléctrica del corazón

El corazón posee células recubiertas por una membrana semipermeable capaz de permitir o impedir el paso de determinadas sustancias encargadas de la generación y transmisión de estímulos eléctricos (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006). Las células cardíacas son excitadas por las células próximas produciendo así variaciones en la concentración de iones en la célula, desplazando los iones de sodio (Na^+), Potasio (K^+) y Cloro (Cl^-) hacia el interior y exterior de la membrana (Cabarcas & Guerrero, 2007). Al desplazarse los iones producen corrientes conocidas como iónicas originadas con la propagación del impulso eléctrico hacia las diferentes células del músculo cardíaco, dando lugar a la denominada contracción sincrona (Oscullo, 2017). El potencial generado durante un latido cardíaco varía desde los -85 mV hasta los 20 mV . El movimiento de los diferentes iones constituye el potencial de acción del músculo cardíaco. (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

El corazón posee un sistema de estimulación el cual tiene el propósito de generar y posteriormente transmitir los impulsos eléctricos a través de determinadas fibras cardíacas tales como: el nódulo sinusal (SA), el nódulo auriculoventricular (AV), el fascículo de His y las ramificaciones periféricas de las cuales se desprenden la red subendocárdica, e intramiocárdica de Purkinje. (Electrocardiografía, 2018). La Figura 2 muestra el sistema de estimulación rítmica del corazón.

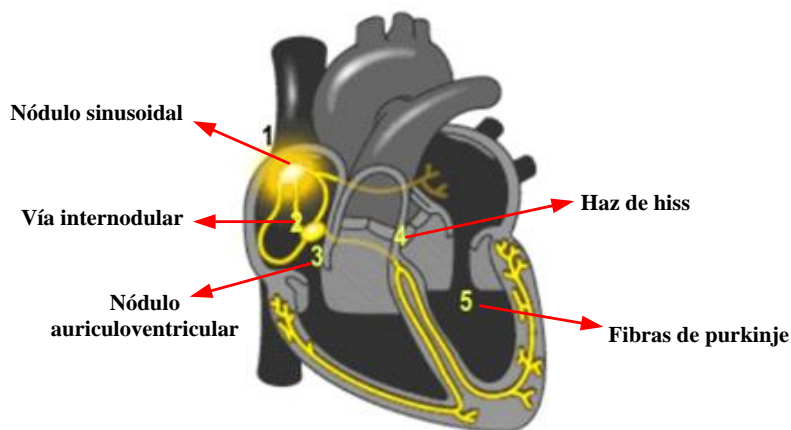


Figura 2. Sistema de estimulación rítmica del corazón.
Fuente: (El sistema eléctrico del corazón, 2017)

La actividad eléctrica del corazón comienza en el nodo SA generando un impulso que se desplaza a través de fibras conductoras en la zona de las aurículas, este proceso se denomina despolarización auricular, a continuación, el impulso eléctrico viaja hasta llegar al nodo AV, en donde el impulso reduce su velocidad dando tiempo para que las aurículas se contraigan y expulsen la sangre contenida hacia los ventrículos. Posteriormente el Haz de Hiss conduce el impulso eléctrico de las aurículas a los ventrículos donde se lleva a cabo la contracción auricular. Finalmente, el impulso eléctrico se propaga a través de una red de fibras llamadas fibras de Purkinje, generando la denominada despolarización ventricular lo que permite que las fibras musculares se contraigan sincrónicamente. (El sistema eléctrico del corazón, 2017) (Cabarcas & Guerrero, 2007).

Cada impulso cardiaco genera una corriente iónica que viaja desde el corazón hacia los tejidos ubicados alrededor, llegando hasta los tejidos de superficie corporal. Se puede captar los potenciales eléctricos generados por estas corrientes mediante la colocación de electrodos superficiales en la piel en lados opuestos del corazón. Los potenciales que pueden registrar los

electrodos pueden visualizarse mediante una representación gráfica conocida como electrocardiograma.

2.2.1.2. Electrocardiograma

El electrocardiograma normalmente se encuentra conformado por distintas ondas características asociadas a la actividad del corazón como lo son por ejemplo la onda P, Q, R, S y T. En la figura continuación se muestra la representación gráfica de un ECG normal y todas las ondas que lo conforman.

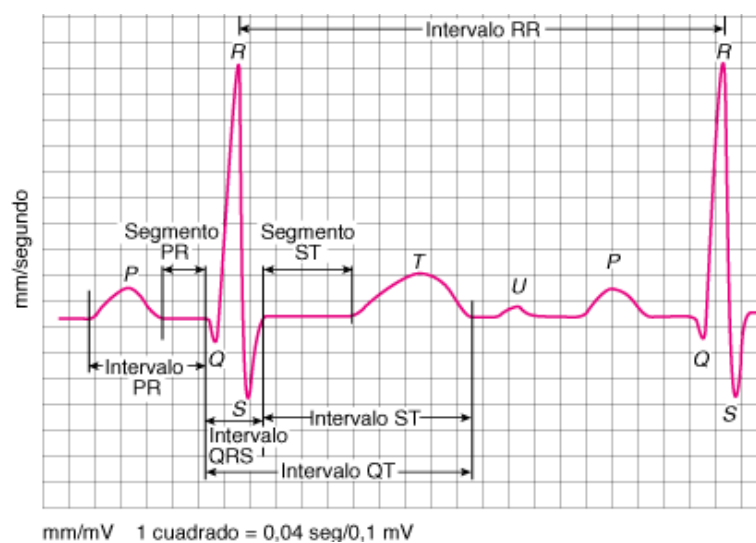


Figura 3. Electrocardiograma normal

Fuente: (Shean, 2017)

La onda P se genera cuando se despolarizan las aurículas y ventrículos. Las Ondas Q, R y S forman el denominado complejo QRS, generado cuando la onda de despolarización se propaga por los ventrículos antes de estos se contraigan (Gaibor, 2014). El tiempo transcurrido entre dos ondas R consecutivas se define como el intervalo RR; en base a esta medida se puede construir el tacograma y calcular la variabilidad del ritmo cardíaco (Arcentales, 2015). La onda T representa la repolarización de los ventrículos, y generalmente es de menor amplitud que el QRS que le precede. (My EKG, 2018).

2.2.1.3. Derivaciones cardiacas

A las distintas configuraciones en las que se pueden colocar los electrodos para registrar un ECG se les conoce como derivaciones. Se utilizan habitualmente doce derivaciones: las derivaciones de extremidades, las derivaciones de extremidades aumentadas y las derivaciones precordiales. (Electrocardiografía, 2018).

Las derivaciones de extremidades suelen llamarse también bipolares, debido a que registran la diferencia de potencial entre dos electrodos ubicados en extremidades diferentes. La primera derivada (DI) es la diferencia de potencial entre brazo y brazo izquierdo, la segunda derivada (DII) es la diferencia de potencial entre brazo derecho y pierna izquierda, y la tercera derivada (DIII) es la diferencia entre brazo izquierdo y pierna izquierda. Las tres derivaciones bipolares tienen una relación matemática llamada Ley de Einthoven la cual establece que $DII = DI + DIII$. Además, las tres derivaciones conforman el Triángulo de Einthoven el cual permite saber si los electrodos de las extremidades se encuentran en la posición correcta. (My EKG, 2018). La Figura 4 muestra el triángulo de Einthoven, así como la colocación de los electrodos para cada derivación.

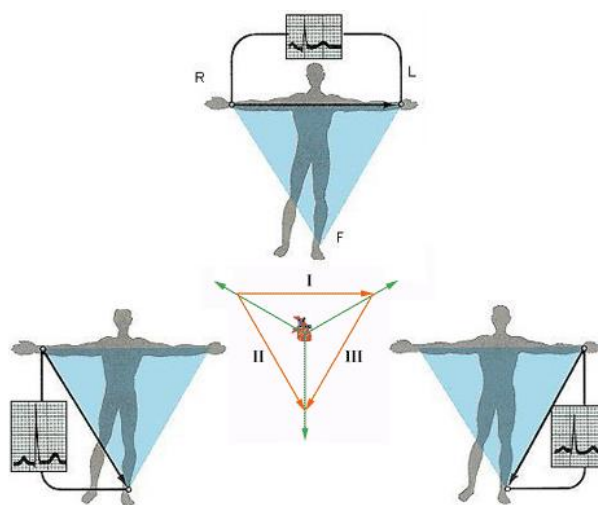


Figura 4. Derivaciones Bipolares y Triangulo de Einthoven
Fuente: (My EKG, 2018), (Electrocardiografía, 2018)

2.2.2. Medidas de presión del sistema cardiovascular

Otras medidas importantes del sistema cardiovascular son las de la presión y flujo sanguíneo. Cuando la presión sanguínea es demasiado alta (hipertensión), las arterias generan mayor resistencia al flujo sanguíneo, dificultando así la circulación de la sangre con lo que el corazón debe hacer un esfuerzo mucho más grande. La presión sanguínea alta puede aumentar los riesgos de sufrir un ataque cardíaco y embolia cerebral. (George Washington University, 2018).

La presión sanguínea es una medida de fuerza ejercida sobre las paredes de las arterias mientras el corazón bombea sangre a través del cuerpo, esta fuerza es dependiente del volumen de sangre bombeada y también de la flexibilidad de las arterias. La presión sanguínea puede variar debido a un conjunto de factores tales como la temperatura, la alimentación, la actividad, el estado físico, la postura y el estado emocional de cada persona. (University of Maryland Medical Center, 2018).

Todos los fenómenos que ocurren durante la aparición de un latido del corazón hasta la aparición del siguiente se los denomina ciclo cardíaco. Cada ciclo cardíaco se conforma por un periodo de relajación denominado diástole seguido de un periodo de contracción denominado sístole. (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006). La presión sistólica es la máxima presión producida durante la expulsión de sangre por parte del corazón hacia el sistema arterial, determinada por el volumen de cada latido, mientras que la presión diastólica es la presión mínima, determinada por las resistencias vasculares y por el volumen sanguíneo. (Alexánder, 2017).

La Figura 5 representa la interacción entre las señales producidas por los distintos tipos de presión, volumen ventricular, así como también la relación existente con el ECG y el fonocardiograma registradas durante el ciclo cardíaco.

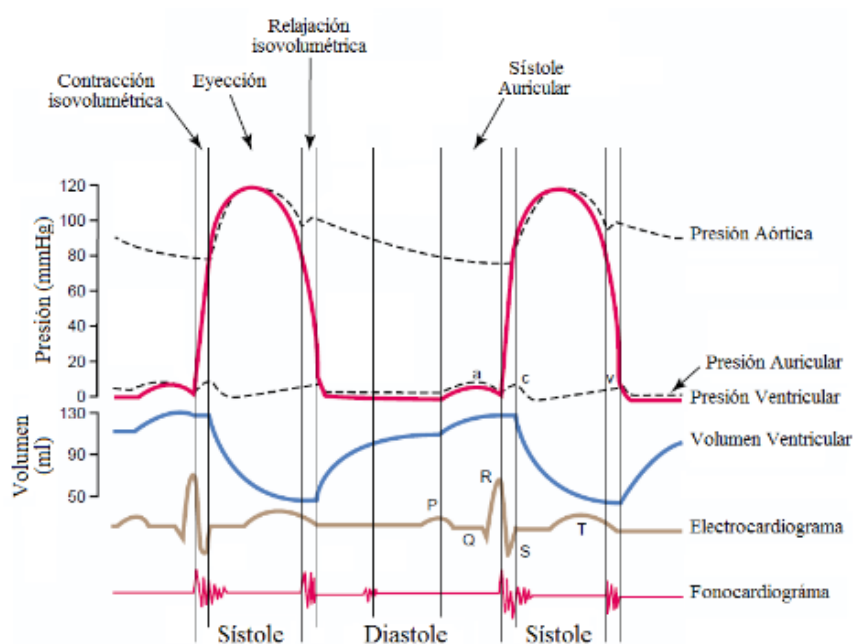


Figura 5. Eventos del ciclo cardíaco
Fuente: (Arcentales, 2015)

2.2.2.1. Fotopletismografía

La fotopletismografía es un método no invasivo ampliamente utilizado que permite conocer los cambios de volumen sanguíneo captados mediante reflexión o transmisión de luz, para poder estimar parámetros como el ritmo cardíaco.

La fase de sístole concentra mayor cantidad de sangre en los vasos sanguíneos permitiendo así una mayor absorción de luz, mientras que durante la diástole la cantidad de sangre disminuirá con lo que una menor cantidad de luz será absorbida por componentes de la sangre como hemoglobina, oxihemoglobina y bilirrubina. Esta atenuación de la luz dependerá también de las características fisiológicas de la piel de cada persona. (Saa, 2018).

La fotopletismografía tiene dos métodos de medición: mediante transmisión de luz y mediante reflexión de luz. El método de la transmisión de luz se aplica en partes del cuerpo en donde la luz pueda atravesar de un lado al otro generalmente en la falange distal de los dedos y los lóbulos de

las orejas. Mientras que el método de reflexión puede aplicarse en cualquier parte del cuerpo, de preferencia en donde no exista presencia de huesos o músculos. (Weinman, Hayat, & Ravig, 1976).

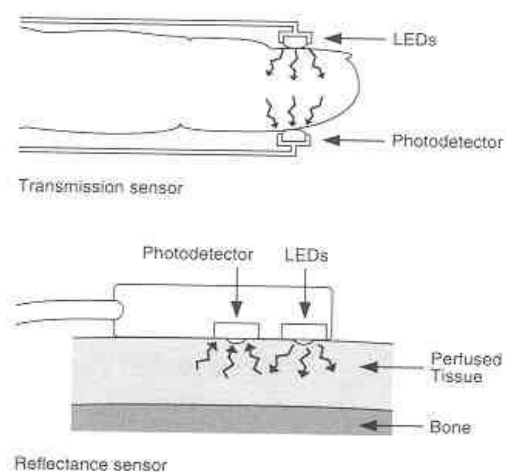


Figura 6. Técnicas de Fotopletismografía

2.3. Sistema respiratorio

El sistema respiratorio tiene como principal objetivo proveer de oxígeno a los tejidos del cuerpo y remover el dióxido de carbono, además toma parte en otros procesos como la regulación del pH corporal, protección contra agentes patógenos y sustancias irritantes que puedan ser inhaladas (Reiriz, 2015). Para poder llevar a cabo todos estos objetivos debe cumplir con cuatro importantes funciones: (1) ventilación pulmonar que consiste en el intercambio de aire entre la atmósfera y los alveolos pulmonares; (2) la difusión de oxígeno y dióxido de carbono entre los alveolos pulmonares y la sangre; (3) el transporte de oxígeno y dióxido de carbón en la sangre y fluidos corporales desde y hacia las células y tejidos del cuerpo; y (4) la regulación de la ventilación y demás aspectos involucrados en la respiración. (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

2.3.1. Fisiología del sistema respiratorio

Dentro del sistema respiratorio se encuentra el sistema de conducción y el sistema de intercambio. Los órganos conductores de aire como lo son las cavidades nasales, faringe, laringe,

esófago, tráquea y bronquios conforman el sistema de conducción, mientras que el sistema de intercambio está compuesto por los pulmones, los bronquiolos y terminales (Ramon, 2017). La Figura 7 muestra la distribución de los órganos en el sistema respiratorio.

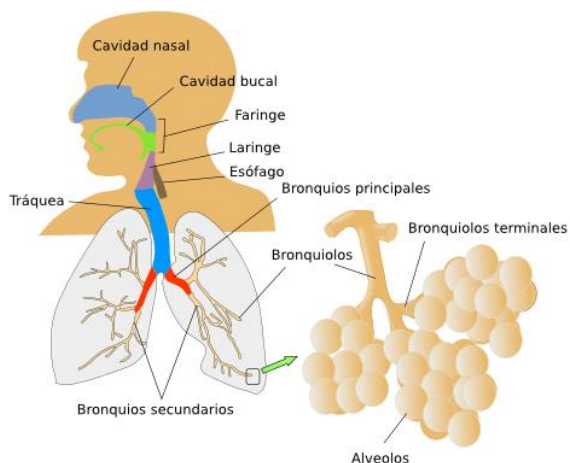


Figura 7. Esquema de los Órganos Respiratorios
Fuente: (Pacheco, 2016)

Los pulmones son los principales órganos encargados del proceso respiratorio, son ligeros, blandos y muy elásticos, están ubicados en la cavidad torácica. Se pueden expandir y contraer de dos maneras: (1) con movimientos hacia abajo y hacia arriba del diafragma para alargar o acortar la cavidad torácica, y (2) por elevación y depresión de las costillas para aumentar y disminuir el diámetro anteroposterior de la cavidad torácica. (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006).

2.3.2. Ventilación pulmonar

La ventilación pulmonar tiene como objetivo renovar el contenido gaseoso de los pulmones para así mantener un nivel óptimo de oxígeno y dióxido de carbono en los alveolos (McGraw-Hill Education). Esto se logra gracias a las constantes inspiraciones y espiraciones que se producen por la acción los músculos intercostales, abdominales y el diafragma. Durante la inspiración el diafragma se contrae con lo que permite el ingreso de aire a los pulmones y que estos puedan

expandirse, mientras que durante la espiración el aire contenido en el organismo es expulsado hacia el exterior provocando que los pulmones y diafragma vuelvan a su estado inicial. En la Figura 8, se muestra la contracción del diafragma, contracción de los músculos intercostales y la expansión y contracción de la caja torácica producto del proceso respiratorio.

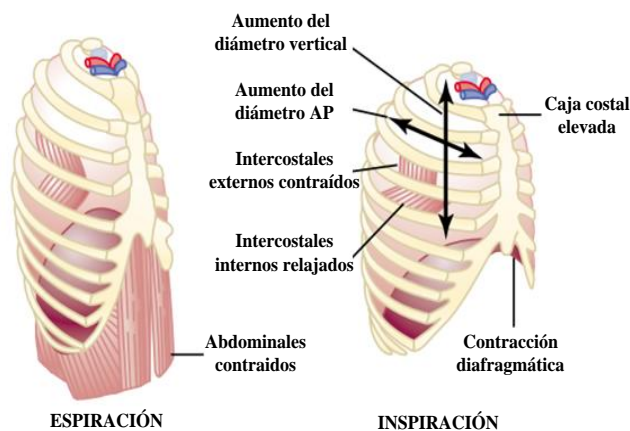


Figura 8. Cambios durante el proceso de respiración en la caja torácica
Fuente: (Arthur C. Guyton & John E. Hall, 2006)

2.3.3. Registro de las señales del sistema respiratorio

La señal de flujo respiratorio de una persona representa el flujo de aire que circula a través de las vías aéreas que conforman el sistema respiratorio durante un determinado periodo de tiempo. En un estado de reposo, el número de respiraciones que pueden producirse por minuto (RPM) por lo general alcanza 12 hasta 22 RPM, mientras que para condiciones de esfuerzo intenso la frecuencia respiratoria alcanza hasta las 70 RPM (Arcentales, 2015).

La temperatura del aire producto de un ciclo respiratorio oscila entre los 2 y 3 °C. Durante el proceso de inspiración el aire ingresa a una temperatura ambiente es decir aproximadamente 25 °C, mientras que al realizar la espiración el aire expulsado aumenta su temperatura a 28 °C. (Bose, K, & Kumar, 2012).

Un análisis de la actividad del sistema respiratorio permite identificar patologías, dar un seguimiento a enfermedades y generar tratamientos, entre otras diversas aplicaciones. (Oscullo, 2017). Conociendo las características que presenta la señal de flujo respiratorio se han propuesto diversas estrategias para obtener el registro de esta señal, por ejemplo utilizar los cambios de temperatura producidos en el aire durante la respiración, cambios de la humedad, cambios de composición química o los distintos sonidos que se producen en cada ciclo respiratorio (Bose, K, & Kumar, 2012). Kroutil *et al.*, (Kroutil & Husaik, 2008) utilizan micrófonos como método para registrar la señal de flujo respiratorio logrando así detectar los sonidos que se generan durante la inspiración y espiración. Rao y Sudarshan (Karthik Mohan Rao) usan termistores para medir los cambios de temperatura producidos durante la inspiración y espiración producto del ciclo respiratorio.

2.4. Interacción cardiorrespiratoria

La actividad del sistema cardiovascular y del sistema respiratorio es controlada por el sistema nervioso central (SNC), a través del sistema nervioso autónomo (SNA), específicamente por los sistemas simpático y parasimpático. El SNA controla y regula los sistemas del cuerpo y sus distintas funciones, también es el encargado de todas las acciones que se producen de manera involuntaria como el movimiento de músculos, latidos del corazón, la sudoración, la digestión, la presión arterial, entre otros. Además, regulariza la interacción cardiorrespiratoria a través de la distribución de flujo de sangre oxigenada a los órganos del cuerpo humano, función en la cual interactúan el sistema respiratorio y el sistema cardiovascular. (Oscullo, 2017). (Basu, y otros, 2016). El SNA se divide en dos sub sistemas: (1) el sistema simpático encargado de preparar el cuerpo para que pueda reaccionar y defenderse ante situaciones amenazantes; y (2) el sistema

parasimpático que se encarga de mantener al organismo en un estado de reposo (Ataee, Belingard, Dumont, Noubari, & Boyce, 2012).

2.4.1. Fisiología Cardiorrespiratoria

Además de la interacción de control entre estos dos sistemas, existe también una interacción puramente mecánica, debido a la rotación o desplazamiento del vector cardíaco bajo la acción de los pulmones. (Colominas, Balangué, Rosell, & Pallas, 1987).

Los aumentos en el volumen pulmonar tienen una incidencia sobre el sistema cardiovascular mediante determinados mecanismos que favorecen las relaciones cardiorrespiratorias:

- Estimulación del sistema nervioso autónomo: con un volumen pulmonar bajo se inhibe el tono vagal aumentándose la frecuencia cardíaca (arritmia sinusal respiratoria) y con un volumen pulmonar alto se inhibe el tono simpático, con disminución de la frecuencia cardíaca.
- Factores mecánicos: Aumento del volumen pulmonar y también la interdependencia ventricular, esto quiere decir que mientras el ventrículo derecho se contrae, el ventrículo izquierdo se expande.

Los factores ventilatorios que más influyen en el sistema cardiovascular son la presión pleural y el volumen pulmonar. Existe una interrelación directa entre las modificaciones en la presión y volumen en ambas cámaras, siendo de mayor presión el ventrículo izquierdo y de mayor capacitancia el derecho. Los cambios en la presión media de las vías aéreas, afecta el flujo sanguíneo que se dirige hacia el corazón., por lo que cualquier cambio que se produzca en las presiones pleurales influye en el llenado y vaciado del corazón. (Sandoval, 2006).

El acople cardiorrespiratorio se asemeja a un sistema de control en lazo cerrado el cual se encuentra conformado por sub sistemas en este caso el cardiovascular y el respiratorio. En la Tabla 1 se indica las variables que conforman un sistema de control y su respectivo equivalente dentro de los sistemas cardiovascular y respiratorio. (Pinna, R. Maestri, Mortara, & Rovere, 2000).

Tabla 1

Equivalencias entre los sistemas

Sistema de control	Sistema Cardiovascular	Sistema Respiratorio
Planta	Corazón y sistema vascular	Pulmones
Controlador	Red cardiovascular en el SNC	Red respiratoria del SNC
Variable controlada	Eferentes simpáticos y parasimpáticos	Retardos circulatorios
Actuador	Músculos lisos arteriales y nodo SA	Músculos respiratorios
Sensor	Barorreceptores	Quimiorreceptor aórtico y carotideo
Variable de salida	Presión sanguínea	Presión de gases en la sangre

Si los sensores del sistema cardiorrespiratorio en este caso los receptores vasculares cardiacos y pulmonares detectan cambios en las variables de salida producto de las acciones de respiración y circulación, el SNC se encarga de ejercer una acción de control sobre los músculos lisos arteriales y respiratorios con el fin de mantener un correcto funcionamiento en el sistema cardiorrespiratorio. Es así que la interacción sináptica de ambos sub sistemas de control se produce dentro del SNC, entre las neuronas respiratorias y cardiovasculares, y el acoplamiento mecánico que existe entre la respiración y la circulación (Pinna, R. Maestri, Mortara, & Rovere, 2000).

En la Figura 9 se presenta un diagrama esquemático del sistema de control cardiorrespiratorio y la influencia mecánica de cada uno de sus sub sistemas.

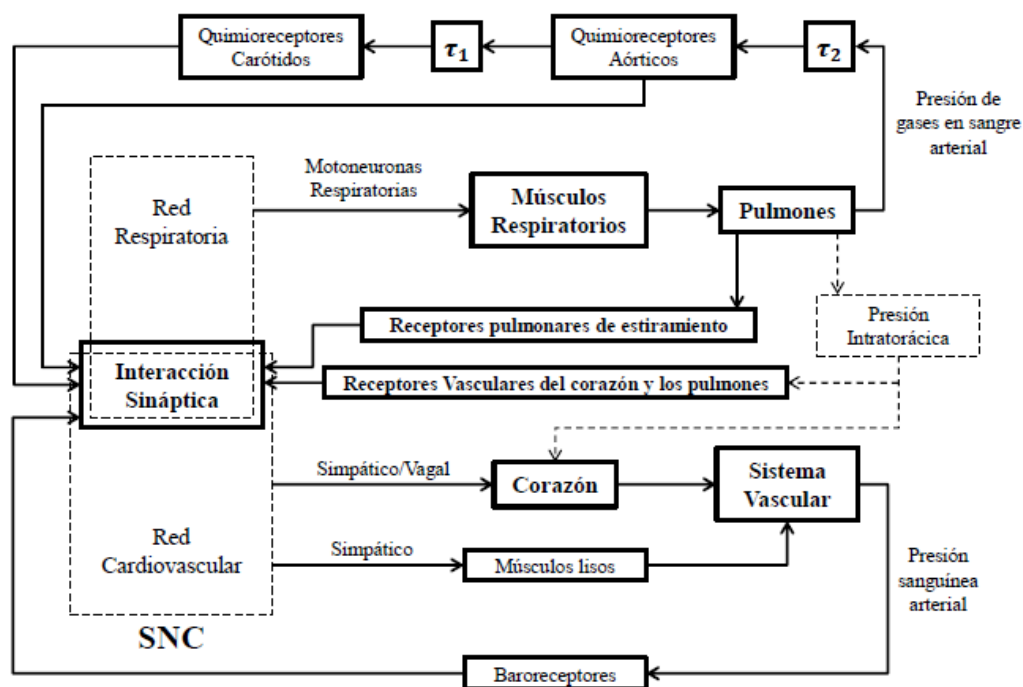


Figura 9. Representación esquemática del sistema retroalimentado de control del sistema cardiorrespiratorio
Fuente: (Arcentales, 2015)

2.5. Fisiología ocular

El globo ocular humano es un órgano sensorial complejo y en conjunto con tejidos blandos, paredes óseas, el nervio óptico, los músculos oculares, la glándula lagrimal, párpados y demás estructuras relacionadas conforman una unidad coordinada que brinda protección al ojo y principalmente cumple con la función visual, la cual consiste en captar la luz emitida o reflejada por diferentes objetos y convertir esta información en impulsos eléctricos que viajan a través del sistema nervioso para que pueda ser interpretada por el cerebro. (Bueno, 1994).

El globo ocular tiene forma esférica, ligeramente ovalada, está formado principalmente por 3 capas concéntricas: (1) la capa externa, también llamada esclerótica, es de naturaleza fibrosa y dura, esta capa sirve como protección y se extiende desde la córnea hasta el nervio óptico; (2) la

capa intermedia conocida como úvea tiene como función proveer sustancias nutritivas a la córnea y regular la entrada de luz, está compuesta por la coroides, cuerpo ciliar y el iris; y (3) la capa interna que está constituida por la retina, contiene células fotorreceptoras y neuronas que transmiten señales eléctricas al cerebro. (Peña & Pilar, 2014).

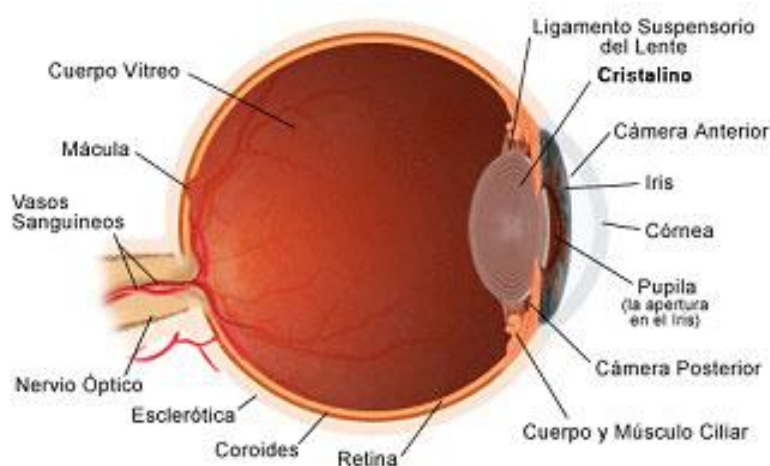


Figura 10. Anatomía del ojo
Fuente: (Peña & Pilar, 2014)

2.5.1.1. Músculos extra oculares

Dentro de la cavidad del hueso de la órbita, el globo ocular se mantiene y se pone en movimiento gracias a seis músculos, cuatro rectos y dos oblicuos. Los músculos rectos son: (1) superior, el cual gira el ojo hacia arriba y un poco hacia adentro; (2) inferior que gira el ojo hacia abajo y un poco hacia adentro; (3) y (4) el interno y externo que giran el ojo hacia adentro y hacia afuera respectivamente. Los músculos oblicuos son: (1) el superior que es el más largo y permite girar el ojo hacia abajo y hacia afuera; y (2) el inferior, el cual permite girar el ojo hacia arriba y abajo (Rueda, Gonzales, & Bahena).

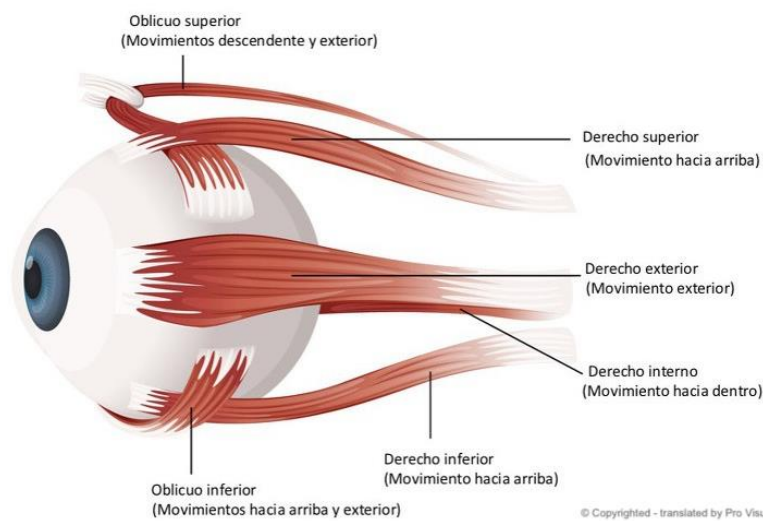


Figura 11. Músculos oculomotores

Fuente: (Pro Visu, 2018)

2.5.1.2. Músculos de los párpados

Estos músculos son los encargados de controlar la posición de los párpados y su movimiento denominado parpadeo, son principalmente tres: (1) elevador del párpado superior, es el principal responsable de la retracción del párpado superior después del parpadeo y de la mirada hacia arriba, además coordina con los músculos rectos extra oculares para hacer movimientos simultáneos; (2) músculo de Müller el cual es liso y proporciona el tono muscular para las retracciones del párpado superior e inferior al abrir el ojo gracias a los estímulos nerviosos que recibe del SNS; y (3) músculo orbicular que es el principal encargado del cierre de los ojos, ya sea de forma voluntaria (guiño) o involuntaria (parpadeo). (Quevedo, 2012).

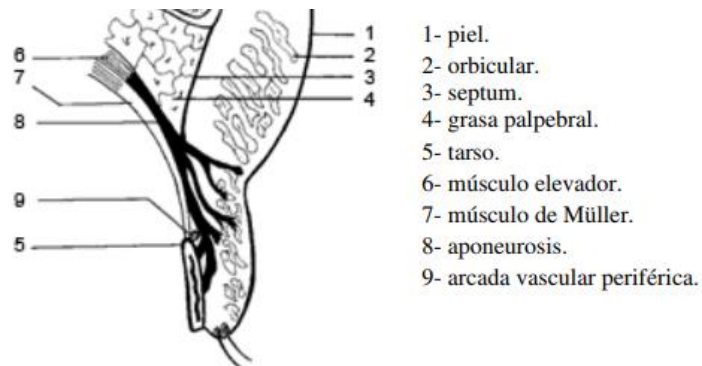


Figura 12. Músculos del párpado
 Fuente: (Quevedo, 2012)

2.5.2. Movimientos oculares

Los ojos pueden girar libremente hacia todas las direcciones y en forma simultánea gracias a estímulos nerviosos que actúan sobre grupos de músculos al mismo tiempo. Los movimientos pueden ser voluntarios o involuntarios. Entre los movimientos voluntarios están:

- Movimientos sacádicos, son movimientos reflejos, voluntarios y rápidos, permiten el desplazamiento de la mirada de un punto de fijación a otro, duran entre 30 ms y 120 ms y su velocidad es aproximadamente 700°/s.
- Movimientos lentos, se realizan en el seguimiento con la mirada de un objeto en movimiento, su velocidad máxima es de 30 a 50 °/s y su duración de 125 ms.
- Movimientos vestibulares, se producen al fijar la mirada en un punto estático mientras se mueve la cabeza.
- Movimientos de convergencia, ocurren cuando ambos ojos miran hacia el centro al mismo tiempo.

Por otro lado, los movimientos involuntarios pueden ser de vibración cuando se producen vibraciones en los ojos entre 30 – 80 Hz y los microsacádicos que son movimientos pequeños casi

imperceptibles que permiten hacer reajustes en el campo de visión y tienen una frecuencia de 2 a 5 Hz. (Alameda, 2011).

2.5.3. Actividad eléctrica del ojo

El funcionamiento del ojo se basa en la percepción de luz y empieza cuando ésta atraviesa la córnea cuya forma convexa permite desviar los rayos para que lleguen desde la pupila hasta el cristalino. Detrás de la córnea está el iris, que conjuntamente con los músculos ciliares regulan la cantidad de luz que entra en el ojo, ajustando por presión el tamaño de la pupila (se dilata o se contrae). Cuando la luz llega al lente cristalino se refleja hacia la retina, ésta por su parte logra enfocar con precisión la imagen en el fondo del ojo después de haber atravesado el humor vítreo, el enfoque se logra gracias a que la retina está constituida por material blando que permite aumentar o reducir su curvatura. (Alameda, 2011). Cuando la luz llega a la retina los fotorreceptores (conos y bastones) transforman la luz en energía eléctrica y la envían a través del nervio óptico hacia el tronco encefálico para su interpretación. (Pro Visu, 2018).

2.5.4. Registro del electrooculograma

Debido al proceso electrofisiológico en donde la energía luminosa se transforma en energía eléctrica por acción de los fotorreceptores, se genera una diferencia de potencial eléctrico en reposo entre la córnea y la retina con carga positiva y negativa respectivamente. Cuando el ojo se mueve varía el valor y la dirección del vector de la diferencia de potencial, lo cual se registra gráficamente en un electrooculograma. (Pinzón, León, & Blanco, 2007).

Para el registro de un electrooculograma se emplean electrodos superficiales ubicados alrededor del ojo como muestra la Figura 13 (a). Para registrar la actividad horizontal se utiliza un montaje binocular para evitar la interferencia del otro ojo, mientras que para la vertical basta con

un montaje monocular, es necesario también un electrodo de referencia en la frente para protección del circuito y del paciente y se debe procurar que los electrodos queden alineados y que no causen incomodidad. La polaridad de los electrodos y el uso del ojo izquierdo o derecho dependerá de las necesidades del estudio, siendo lo más común que los movimientos la derecha y arriba sean positivos. Los electrodos captan la orientación del dipolo ocular y registran un potencial más positivo cuando el ojo gira hacia él y más negativo cuando se aleja, de igual manera, si la córnea y la retina están equidistantes a ambos electrodos la actividad captada será nula, como se puede observar en la Figura 13 (b). (Merino, 2015).

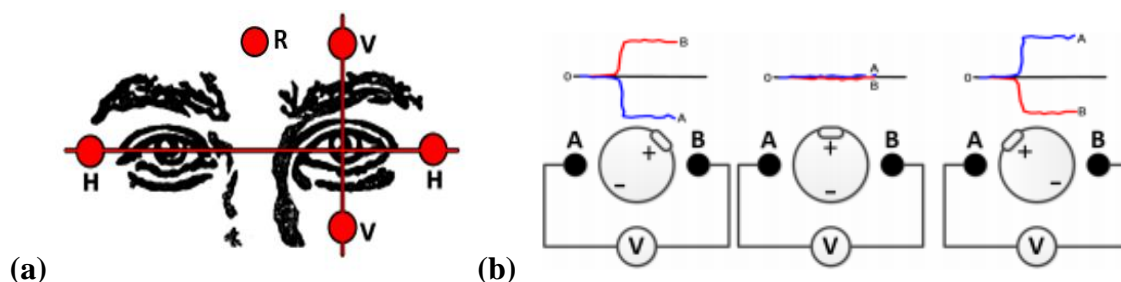


Figura 13. Electrooculografía (a) Ubicación y (b) Polaridad
Fuente: (Merino, 2015)

El voltaje en un electrooculograma varía entre 0.05 y 3.5 mV dependiendo de la iluminación y del paciente y trabaja en un rango de frecuencia entre 0.1 Hz hasta 30 Hz, la variación del potencial se considera prácticamente proporcional al desplazamiento del ojo hasta un ángulo de $\pm 50^\circ$ en horizontal y de $\pm 30^\circ$ en vertical.

El electrooculograma registra los desplazamientos rápidos (sacadas) producidos por el movimiento horizontal, vertical y oblicuo de los ojos, su duración depende del ángulo de movimiento, siendo las más comunes de 100ms en movimientos menores a 20° . El intervalo de tiempo entre dos sacadas consecutivas oscila entre 100 y 200ms.

El registro de un electrooculograma vertical permite también observar el parpadeo del paciente, el cual será útil o no dependiendo de los requerimientos del estudio a realizar, la frecuencia de parpadeo en un sujeto relajado oscila entre 12 y 19 ocurrencias por minuto. (Merino, 2015). En la Figura 14 se puede observar la respuesta característica de un electrooculograma vertical (a) y horizontal (b).

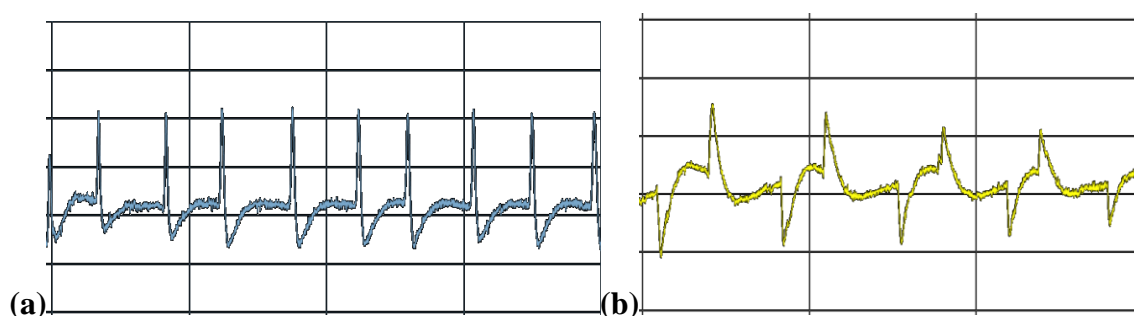


Figura 14. (a) EOG Vertical (pestaños), (b) EOG Horizontal (sacadas)

2.6. Sistema Tegumentario

El sistema tegumentario está compuesto por estructuras externas como la piel, el pelo y las uñas su función es brindarle protección, sensibilidad, regulación de temperatura, equilibrio de agua, transpiración y producción de vitaminas.

La piel es el órgano más grande del cuerpo, está formada por 3 capas: (1) la epidermis, que es la capa externa, contiene células muertas que son reemplazadas constantemente; (2) la dermis, que es una capa muy sensible al tacto debido a que posee numerosas terminales nerviosas y vasos sanguíneos, además de glándulas sudoríparas ecrinas cuya función es regular la temperatura corporal a través del sudor; y (3) la hipodermis, que es la capa adiposa del organismo. (Nieves & Carvajal, 2014).

La mayor cantidad de glándulas sudoríparas se encuentra en las manos, los pies, las axilas y la frente y su actividad es regulada por el sistema nervioso simpático. (Castelo-Branco, 2010).

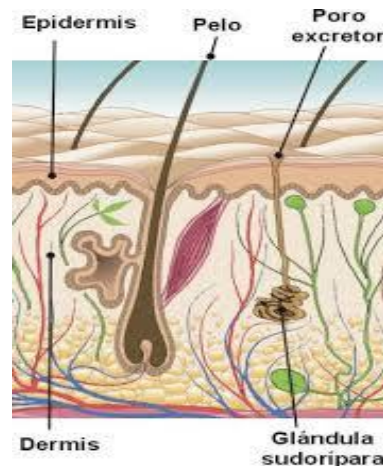


Figura 15. Capas de la piel
Fuente: (Nieves & Carvajal, 2014)

2.6.1. Respuesta galvánica de la piel

El cambio de resistencia o conductividad de la piel se da como respuesta a variaciones de temperatura, riego sanguíneo, emociones o por caracteres síquicos de la persona. (Nieves & Carvajal, 2014). También existen estudios de su correlación con los procesos psicológicos como indicador de los diferentes estados de estrés de una persona (Clemens & Turpin, 2000).

La respuesta galvánica de la piel puede analizarse a través de dos componentes:

- Componente tónica, es la respuesta lenta de la piel, también conocida como nivel de conductancia de la piel (NCP) se encuentra en el rango de frecuencias de 0 a 0.05 Hz y permite obtener información sobre la activación psico-física.
- Componente fásica, es la respuesta rápida de la piel, se encuentra en el rango de 0.05 a 1.5 Hz y muestra la respuesta ante un estímulo ya sea específico o no, es decir que no se ha identificado el estímulo. (Guardiola, 2016).

El análisis de la señal es complejo debido a las constantes fluctuaciones causadas por el sudor, además varía dependiendo de la edad, sexo, personalidad, temperatura, humedad de la piel, entre

otras. La señal trabaja en un rango de 0 a 5 Hz. En la Figura 16 se puede observar la señal y sus componentes.

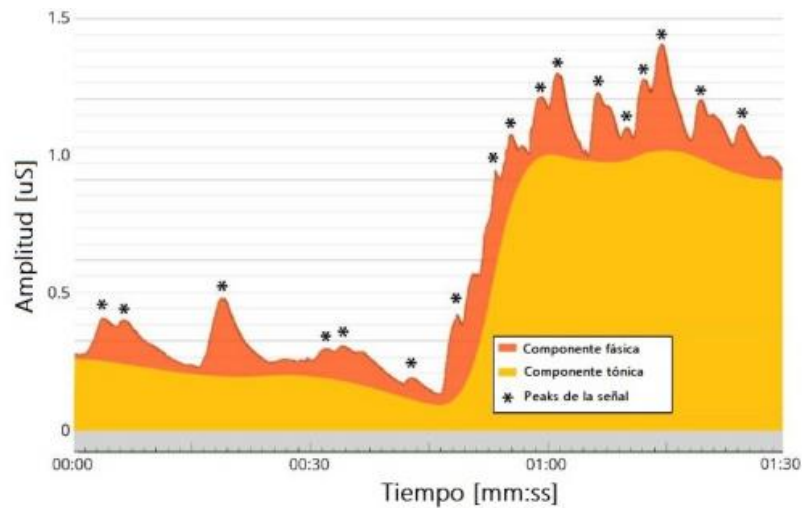


Figura 16. Componentes de la señal de GSR
Fuente: (Retamal, 2017)

A más de la componente tónica y fásica, la respuesta galvánica puede ser caracterizada por algunos otros parámetros, los cuales aportan información importante y se muestran en la Figura 17.

- Latencia: tiempo que transcurre desde que se presenta el estímulo hasta que cambia la señal.
- Tiempo de recuperación: tiempo necesario para que la amplitud máxima de la señal se reduzca en un 63%. (Guardiola, 2016)
- Tiempo de elevación: tiempo desde que se produce el cambio hasta que llega a su pico máximo de amplitud.
- La amplitud se mide en micro Siemens (μS).

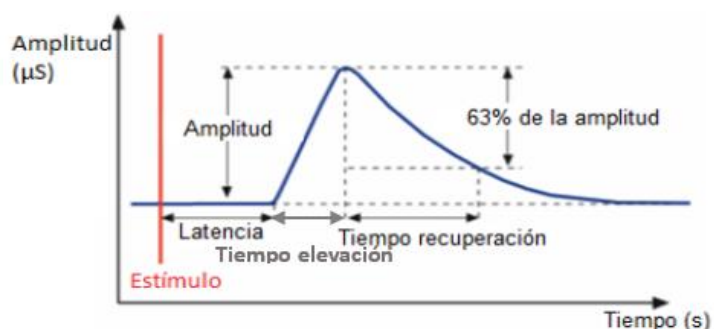


Figura 17. Características de la señal GSR
Fuente: modificado (Guardiola, 2016)

2.6.2. Registro de la respuesta galvánica de la piel

El registro de la respuesta galvánica de la piel suele ser empleado como herramienta para el estudio del sistema nervioso autónomo (SNA), así como del sistema nervioso periférico (SNP). (Peuscher, 2012). Es uno de los sistemas más utilizados de respuesta fisiológica desde su descubrimiento antes del siglo XIX.

Para visualizar o determinar los cambios causados por la actividad de las glándulas sudoríparas e indirectamente del SNA y SNP se mide la actividad eléctrica de la piel conocida como electrodermografía, y puede llevarse a cabo a través de varios métodos:

- Respuesta del potencial dérmico, este método consiste en medir el voltaje generado en una zona de gran concentración de glándulas sudoríparas con respecto a una zona de menor concentración, es pasiva es decir en ausencia de una fuente de voltaje, el resultado se obtiene en μV .
- Resistencia o impedancia galvánica de la piel, es un método activo, es decir que se hace pasar una pequeña corriente a través de dos electrodos y se mide la resistencia(Ω) o impedancia(Ω), la diferencia está en que para medir resistencia se usa corriente continua y para impedancia se usa corriente alterna. Es común utilizar el inverso matemático de las

magnitudes anteriores, conductancia(μS) y admitancia(μS) respectivamente. (Handler, 2010).

- Se puede también realizar una combinación de ambos métodos.

Para el registro se utilizan electrodos secos de cloruro de plata generalmente en la mano, ya sea en la zona palmar o en los falanges distal o medial de los dedos índice y medio. Puede realizarse también en el arco de la planta del pie separados unos centímetros. (Márquez, 2014). En la Figura 18 se puede observar las ubicaciones más comunes para registrar GSR.

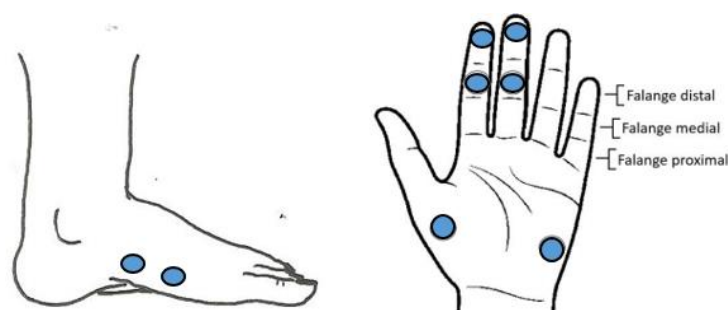


Figura 18. Ubicación electrodos GSR
Fuente: modificado (Retamal, 2017)

2.7. Mecanismos biológicos del estrés

La Organización Mundial de la Salud define al estrés como el conjunto de reacciones fisiológicas, que en conjunto preparan al organismo para la acción. (World Health Organization, 1995). Las respuestas fisiológicas emitidas ante situaciones de estrés están relacionadas con la actividad del sistema nervioso autónomo y el eje hipotálamo-hipofisarioadrenal (HPA). Si la activación de estas reacciones fisiológicas es pasajera se considera un fenómeno agudo, pero cuando el tiempo es muy extenso el organismo pierde la habilidad adaptativa y se produce un desgaste en las funciones bioquímicas del organismo, a lo que se denomina estrés crónico. (Spangenberg, 2015).

El sistema nervioso simpático produce un conjunto de reacciones como respuesta a una situación de alarma, entre ellas están: dilatación pupilar, sudoración, aumento de la actividad cardíaca y presión arterial, broncodilatación, entre otras. (Navarro, 2002). Las respuestas del sistema nervioso autónomo y el eje HPA son activadas ante casos de estrés agudo y estrés crónico como parte de la adaptación del organismo ante estas circunstancias. (Zárate, Cárdenas, Acevedo, Sarmiento, & León, 2014).

Cuando el organismo percibe algún estímulo estresante activa las neuronas postganglionares simpáticas, las cuales liberan noradrenalina y activan a la vez distintos receptores adrenérgicos en varios órganos del cuerpo, como es el corazón, en donde produce un aumento en la fuerza de contracción y de la frecuencia cardíaca, además, causa un incremento en la frecuencia respiratoria, entre otras. (Márquez, 2014).

El estrés provoca en el SNA una serie de reacciones que se ven reflejadas en la respiración, tensión muscular, actividad cerebral, temperatura corporal, respuesta galvánica de la piel, ritmo cardíaco, la presión arterial y aumento de la cantidad de hormonas prolactina y cortisol. Varios estudios demuestran que los parámetros fisiológicos que están más relacionados con el estrés son: respiración, tensión de los músculos, respuesta galvánica de la piel y el aumento en la producción hormonal. (Acevedo, 2000).

En un estudio de detección de estrés a través de métodos no invasivos se determinó que, entre la respuesta galvánica de la piel, el volumen de pulso sanguíneo, el diámetro de la pupila y la temperatura corporal el indicador más significativo de este estado emocional es la dilatación en las pupilas la cual está estrechamente relacionada con el SNA. (Zhai & Barreto, 2006).

Ante estímulos estresantes las glándulas sudoríparas presentes en las superficies de las palmas de las manos o sobre la base de los pies son inervadas por ramas simpáticas del sistema nervioso central, actuando como resistencias variables según su estado de llenado con fluidos. (Muñoz E. , 2016). La resistencia eléctrica de la piel ha sido empleada como indicador de la actividad del sistema nervioso autónomo, al secretar sudor las glándulas sudoríparas aumentan la permeabilidad de las membranas de las células dermales, facilitando el intercambio de iones, mejorando su conductividad. De lo que se deduce que, ante estados de ansiedad o tensión, la sudoración produce disminución de la resistencia eléctrica, mientras que en estados de tranquilidad y relajación la resistencia aumenta. (Gallegos & Torres, 1983).

En estados de bienestar existe una mayor actividad el sistema nervioso parasimpático, disminuyen los niveles de transmisores adrenérgicos y colinérgicos, y por lo tanto el corazón se desacelera y se mantiene a un ritmo constante, el nivel de sudoración baja y la variabilidad del ritmo cardíaco es armónica. (Martínez, 2016)

La variabilidad del ritmo cardiaco (HRV, del inglés *Heart Rate Variability*) se extrae principalmente a través del ECG, sin embargo, también se la puede obtener mediante la señal fotopleletismográfica y permite medir la variación en la frecuencia cardíaca latido a latido, resultando un índice fisiológico importante del estrés que ha sido descrito en una serie de estudios, los cuales resaltan también la importancia de la respiración y sus efectos en el corazón. (Climov, 2008). El HRV está directamente relacionado con los sistemas reguladores interdependientes del organismo, con su eficiencia y salud. Por lo tanto, al realizar técnicas de respiración controlada diariamente el organismo entra en un estado de equilibrio que afecta la condición de todos los sistemas bajo el control del SNA, como es: respiratorio, cardíaco, digestivo, sistema inmune y sensación de

bienestar general. La técnica de respiración recomendada es de 5 a 6 segundos de inspiración y 5 a 6 segundos de expiración. (Trousselard, Canini, Claverie, Cungi, & Putois, 2015).

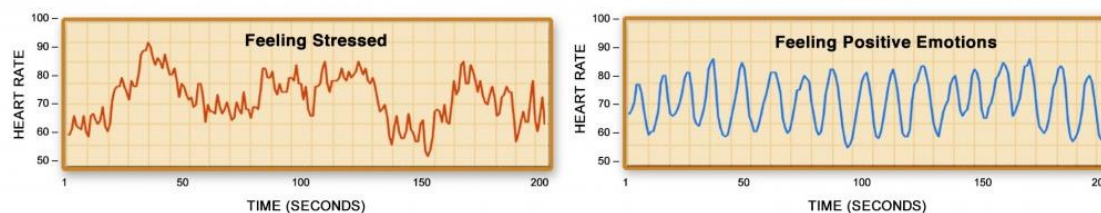


Figura 19. HRV Estrés – Bienestar

Fuente: (Heartmath Institute, 2018)

2.8. Métodos de inducción de estrés

Se ha encontrado que el protocolo de inducción de estrés *Trier Social Stress Test* (TSST) el cual consta de dos fases, la primera es dar una charla a una audiencia y la segunda realizar ejercicios matemáticos mentalmente induce cambios considerables en la concentración de cortisol e incrementos significativos en el ritmo cardíaco. (Kirschbaum, Pirke, & Hellhammer, 1993).

El TSST es uno de los métodos más populares para inducir estrés agudo en entornos experimentales ya que es fiable la activación del eje hipotalámico pituitario adrenal, además de afectar el sistema simpático adrenal medular, el sistema inmune, el sistema cardiovascular, la función gástrica y la cognición. (Allen, Kennedy, Cryan, Dinan, & Clarke, 2014). Con el fin de investigar los efectos del estrés mental en la actividad cardíaca se han utilizado varios métodos, entre ellos: hablar en público, conflicto de palabra-color, y ejercicios aritméticos mentales. Las respuestas cardiovasculares involucran ritmo cardíaco, presión sanguínea, HRV, elevación y depresión del segmento ST, entre otras. (Liao & Mary, 2015).

El método de inducción de emociones a través de la música permite una reacción emocional natural del sujeto de prueba, a través de este método se pueden clasificar diferentes emociones como son: ira, alegría, tristeza y placer, a través del análisis de señales musculares, del corazón,

conductividad de la piel y cambios en la respiración, siendo ésta más agitada ante emociones negativas. (Wagner, Kim, & André, 2005). En otros estudios relacionados con la inducción de emociones, se ha demostrado que escuchar música ambiental, instrumental o de orquesta puede reducir notablemente los efectos negativos del estrés. (Khalifa, Dalla, Roy, Peretz, & Lupien, 2006). Escuchar música clásica después de exponerse al estrés reduce el nivel de ansiedad y la actividad del sistema nervioso simpático e incrementa la relajación comparado con sentarse en silencio o escuchar heavy metal. (Labbé, Schmidt, Babin, & Pharr, 2007).

El ruido actúa como estímulo estresante, produciendo respuestas que preparan al cuerpo para la lucha o huida, como la activación del sistema nervioso autónomo que afecta al sistema cardiovascular. El ruido puede provenir de sonidos cotidianos como es el tráfico (motores, traqueteo, vibraciones, bocinas, etc.) (Osman, 2009).

Un video que proyecta diferentes imágenes y sonidos acordes, especificando siempre el nombre la emoción que se quiere influenciar es un método efectivo para la inducción de emociones, se le pide al sujeto que trate de sentir la emoción presentada a través de recuerdos y de la visualización de las imágenes. Dicho método puede modificar la conductancia de la piel, el HRV, la respiración, la actividad muscular, la presión sanguínea, entre otros. (Healey, 2000).

Se puede estimular emociones negativas, neutrales y positivas a través de la combinación de imágenes y sonidos correlacionados, por ejemplo, para inducir sensaciones negativas: imágenes de una persona mutilada con el sonido de bombas. (Surakka & Anttonen, 2005).

CAPÍTULO III

HARDWARE DE AQUISICIÓN DE SEÑALES

3.1. Introducción

Para la adquisición de las señales fisiológicas se diseñó un dispositivo que contiene 5 módulos encargados del acondicionamiento de las señales para que puedan ser interpretadas y procesadas por una tarjeta de adquisición de datos. A continuación, se presenta una descripción detallada de todas las etapas contenidas en cada uno de los módulos, los elementos utilizados para el sensado de las señales y los componentes electrónicos que conforman cada circuito.

3.2. Sistema de adquisición de señales

El dispositivo de adquisición de señales denominado “*Bio MSignal*” permite registrar en tiempo real una o varias señales a la vez, entre las cuales están: electrocardiograma (ECG), flujo respiratorio (FLW), fotopletimografía (PPG), electrooculograma horizontal (EOGH), electrooculograma vertical (EOGV) y respuesta galvánica de la piel (GSR). El dispositivo debe adaptarse a cualquier persona, por lo que las señales poseen ganancia variable. No es necesario que sea móvil, sin embargo, tiene un tamaño reducido para poder ser transportado.

El dispositivo presenta las siguientes características:

- Modular y expandible, con dimensiones de 26 cm x 16 cm x 6 cm.
- Módulo ECG con ganancia ajustable por software para la adquisición de la segunda derivada bipolar.
- Módulo FLW con ganancia ajustable por software para la adquisición de la señal respiratoria de cada fosa nasal mediante el cambio de temperatura del aire durante la respiración.

- Módulo PPG con ganancia ajustable por software para la adquisición de la señal de flujo sanguíneo proveniente del lóbulo de la oreja.
- Módulo EOG que permite adquirir las señales bipolares EOGH y EOGV, cada una con ganancia ajustable por software.
- Módulo GSR con ganancia ajustada por hardware, que permite adquirir la señal de la respuesta galvánica de la piel entre los dedos.
- El dispositivo se alimenta externamente con dos baterías de litio de 3.7 [V], para evitar la interferencia de la red eléctrica.
- El voltaje de salida debe estar en el rango de 1 a 3 [V] pico y pico para obtener una mejor visualización y digitalización de las señales.
- La visualización y el registro se realiza en una computadora. Para lo cual se usa un microcontrolador encargado de la adquisición y se conecta a la computadora a través de comunicación serial, la computadora será la encargada de la visualización, almacenamiento y procesamiento.

Los módulos del dispositivo *Bio MSignal* cuentan con un circuito de acondicionamiento de señal. Para el desarrollo de este circuito se tienen 5 etapas las cuales serán implementadas según las necesidades de cada una de las señales de ECG, FLW, PPG, EOG y GSR. Las etapas propuestas para el circuito de acondicionamiento son: preamplificación, filtrado, amplificación, desplazamiento de señal y acople de impedancias. Para el caso del módulo ECG y EOG se añade una etapa de protección al circuito y al individuo. Mientras que el circuito de acondicionamiento de señales del módulo de GSR consta solamente de una etapa de amplificación y el acople de impedancias.

Para la adquisición y digitalización de las señales se utilizó la tarjeta de desarrollo STM32F407, que en su núcleo posee un microcontrolador de 32 bits ARM C rtex M4 el cual trabaja a una frecuencia de 168 MHz, este microcontrolador cuenta con la posibilidad de alimentaci n y comunicaci n a trav s de conexi n serial y adem s cuenta con suficientes puertos anal gicos necesarios para la adquisici n de todas las se ales. La tarjeta se conecta de forma serial a una computadora para guardar y visualizar las se ales en la interfaz de Simulink/Matlab. La digitalizaci n de las se ales se realiza con una frecuencia de muestreo de 256 Hz. El dispositivo implementado con cada uno de los m dulos que lo conforman, la tarjeta de adquisici n de se ales STM32F407 y la fuente de alimentaci n se muestran en la Figura 20.

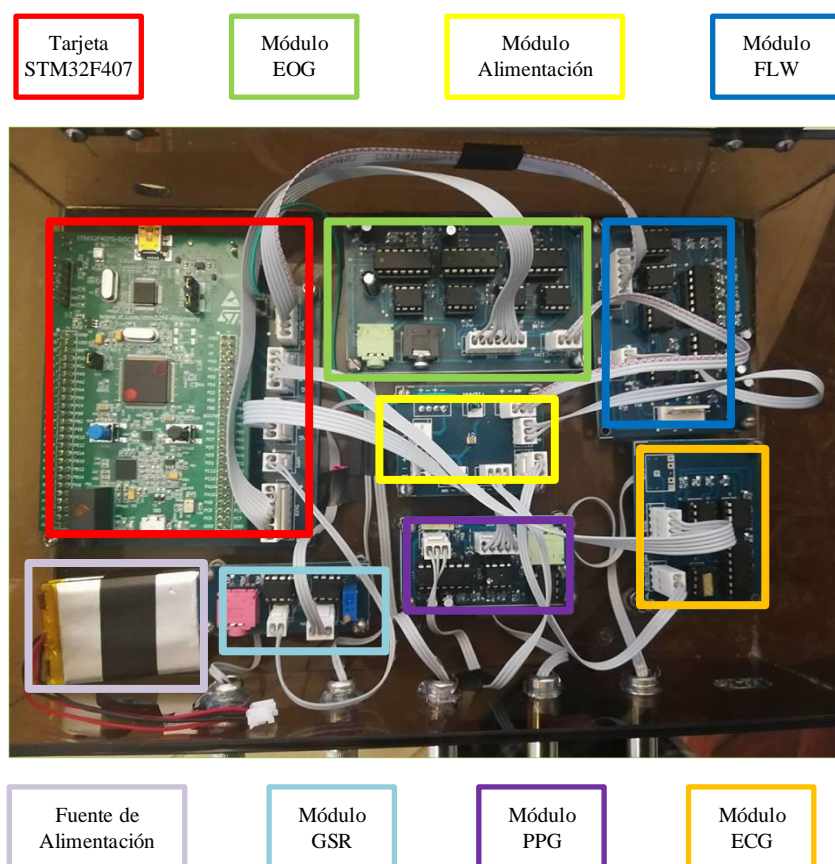


Figura 20. Plataforma Multisensado para detecci n de Estr s

3.3. Módulo de adquisición de señales electrocardiográficas

El módulo del electrocardiograma 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). La diferencia de potencial puede registrarse utilizando las derivaciones de Einthoven, la primera registra la diferencia de potencial entre el brazo derecho y el izquierdo (Derivación I), la segunda registra la diferencia de potencial entre el brazo derecho y la pierna izquierda (Derivación II) y la tercera registra la diferencia de potencial entre la pierna izquierda y el brazo izquierdo (Derivación III).

El registro de la actividad eléctrica del corazón se realiza de una forma no invasiva, por lo cual es común utilizar electrodos de tipo superficial que permiten el contacto directo del electrodo con la superficie cutánea del paciente. Los electrodos generalmente están conformados por placas de metal sobre las cuales se encuentra un gel electrolito que permite el intercambio de iones entre las distintas 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. (Oscullo, 2017). Para esta investigación se optó por trabajar con electrodos de Cloruro de Plata de la marca 3M RedDot. Estos electrodos poseen reverso de cinta de espuma y gel adhesivo que garantiza un excelente contacto con la piel, son desechables, económicos y de fácil manipulación.



Figura 21. Electrodo superficial Ag/AgCl marca 3M
Fuente: (3M, s.f.)

El módulo ECG permite el registro de la actividad cardiaca correspondiente a la Derivación II ya que esta nos permite apreciar de una manera clara y marcada el complejo QRS debido a que la amplitud obtenida en esta derivación es mayor en comparación con las otras. (Raza, 2016)

Para la correcta adquisición y posterior procesamiento de la señal cardiaca se diseñó e implementó un circuito para el acondicionamiento analógico a través de un conjunto de etapas con el objetivo de amplificar y acoplar impedancias para que posteriormente la tarjeta STM32F407 pueda digitalizar y configurar la variación de la ganancia de la señal. En la Figura 22 presentada a continuación se muestra el correspondiente diagrama de bloques del módulo ECG, así como la colocación de los electrodos en el paciente de acuerdo a la segunda derivación bipolar.

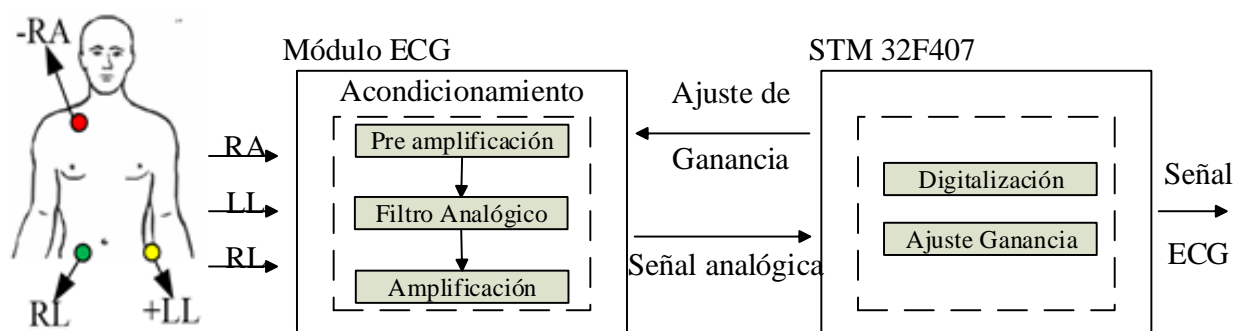


Figura 22. Diagrama de bloques del módulo ECG para la adquisición de DII
Fuente: Modificado de (Oscullo, 2017)

La actividad eléctrica del corazón presenta potenciales eléctricos que se encuentran en el orden de los mili voltios aproximadamente de 0.02 hasta 5 [mV] (Franco, 2005), por lo cual la tarjeta STM32F407 no logra registrar dichos potenciales, además debido al alto nivel de ruido presente en la señal original se debe diseñar e implementar un circuito de acondicionamiento capaz de pre amplificar la señal y eliminar el ruido en modo común, logrando así que pueda ingresar a la tarjeta para su conversión análoga digital.

En la etapa de amplificación se utilizó un potenciómetro digital para poder modificar la ganancia de amplificación a través de software, posteriormente a la señal se le agrega un voltaje de offset para poder visualizar las componentes positivas y negativas sin exceder el máximo voltaje que puede recibir el puerto analógico de la tarjeta, finalmente se implementó el seguidor de voltaje con el propósito de evitar distorsión en la señal y que no exista ningún tipo de pérdida cuando ingrese al puerto analógico de la tarjeta. Además, es necesario colocar una etapa de aislamiento que impida el paso de corrientes hacia el paciente, resultantes de la conexión de baja impedancia compuesta por la interfaz entre el electrodo y la piel. (Guerrero, 2014).

El diseño del circuito de acondicionamiento tomó como base los trabajos de Raza y Oscullo. (Raza, 2016) (Oscullo, 2017). Con el fin de evitar el desfase producido por la implementación de filtros en cascada y debido a la necesidad de eliminar la línea base de las señales provenientes del paciente para que al realizar una amplificación no se sature el conversor análogo digital del microcontrolador, se decidió realizar el diseño e implementación únicamente de un filtro activo pasa altos con una frecuencia de corte cercana a cero. El diagrama de bloques presentado en la Figura 23 resume las etapas implementadas en el circuito de acondicionamiento de la señal ECG.

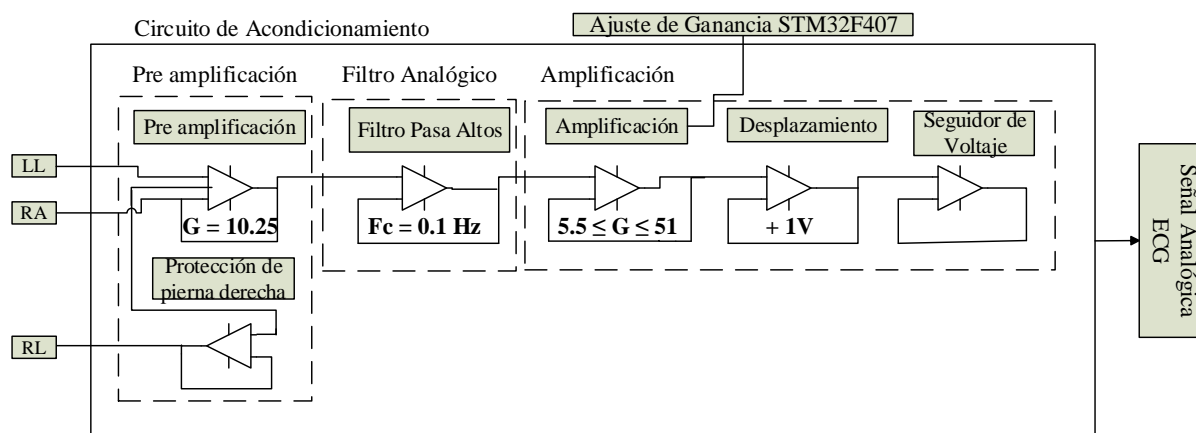


Figura 23. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica ECG

3.3.1. Etapa de Preamplificación del módulo ECG

La etapa de preamplificación es la encargada de realizar una primera amplificación en cuanto a la amplitud del electrocardiograma obtenida a partir de la colocación de los electrodos superficiales en el paciente según la segunda derivación de Einthoven.

Debido a la importancia de realizar una primera amplificación de forma precisa, sin distorsión y sin ruido de modo común se utilizan amplificadores diferenciales. 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 lo tanto, es indispensable el uso de un dispositivo que cuente con las ventajas del amplificador diferencial y brinde mejores prestaciones como lo hacen los amplificadores de instrumentación, que internamente cuentan con elementos como amplificadores diferenciales y resistencias de precisión. (Oscullo, 2017).

Para realizar la preamplificación de las señales se utilizó el amplificador de instrumentación INA 128 de Texas Instruments debido a su bajo consumo de potencia y excelente precisión. Este amplificador de instrumentación tiene una amplia gama de aplicaciones como la adquisición de señales, amplificación de termocuplas, amplificación de sensores RTD, amplificador en modo puente y aplicaciones de instrumentación biomédica. (Texas Instrument , 2017). 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, 2007). Entre algunas de las características técnicas necesarias para el registro del ECG tenemos:

- 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 $8nV$

Dentro de la hoja técnica del amplificador de instrumentación se detalla la configuración que debe usar el amplificador para aplicaciones de bajo voltaje, en donde se recomienda que el amplificador tenga una ganancia de 10 y una resistencia capaz de proporcionar esta ganancia de $5.6 [k\Omega]$, además de las recomendaciones para el circuito de protección de pierna derecha conocido como RLD de sus siglas en inglés *Rigth Leg Drive*. La ganancia de esta etapa correspondiente a la preamplificación viene dada por la ecuación (1).

$$G_p = \frac{50 k\Omega}{R_g} + 1 \quad (1)$$

Los valores de resistencias que se encuentran de manera comercial no son del mismo valor del indicado en la hoja técnica, por lo cual se seleccionaron los valores más cercanos, obteniendo así que $R_g = 5.4 [k\Omega]$. Al reemplazar el valor de la resistencia en la ecuación (1) se obtiene que la ganancia exacta de la etapa de preamplificación será de:

$$G_p = \frac{50 k\Omega}{5.4 k\Omega} + 1 = 10.25$$

Al ser un amplificador en configuración diferencial la salida que se obtiene en esta etapa viene dada por la diferencia entre los voltajes a la entrada multiplicada por la ganancia del amplificador en este caso:

$$V_{out} = (V_{in+} - V_{in-}) * G \quad (2)$$

Para el caso de la etapa de preamplificación del módulo ECG será:

$$V_{pre} = (V_{LL} - V_{RA}) * G_p \quad (3)$$

La Figura 24 muestra un esquemático de la etapa de preamplificación del módulo ECG.

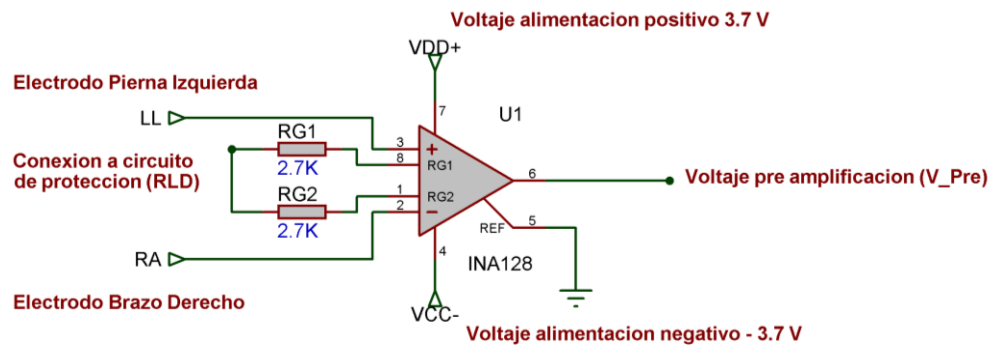


Figura 24. Diagrama Esquemático de la etapa de Preamplificación del módulo ECG

3.3.2. Etapa de Protección del módulo ECG

Para la implementación esta etapa y de las etapas restantes de cada uno de los módulos se seleccionó el amplificador operacional de la familia TL del fabricante Texas Instruments, este amplificador cuenta con algunas características que son necesarias para este trabajo de investigación, se destaca su bajo consumo de energía, su alta impedancia de entrada y cuenta además con protección contra corto circuitos (Texas Instruments, 2015). Adicionalmente estos amplificadores cuentan con las siguientes características:

- 4 o 2 amplificadores embebidos en un solo integrado
- Rango de voltaje de alimentación de ± 5 a ± 15 [V]
- Amplificadores de alta velocidad
- Corriente de salida típica 10 [mA]
- Alta tasa de velocidad 13 [V/us]

La etapa de preamplificación se conecta a la etapa de protección RLD. Este circuito de protección aísla la tierra del módulo ECG de la referencia del paciente para evitar la recirculación de corrientes que puedan propagarse a través del electrodo colocado como referencia y que podría resultar en una descarga eléctrica al paciente. Además, la etapa de protección permite el registro de señales más estables y con menores niveles de ruido. (Alvarez, 2007).

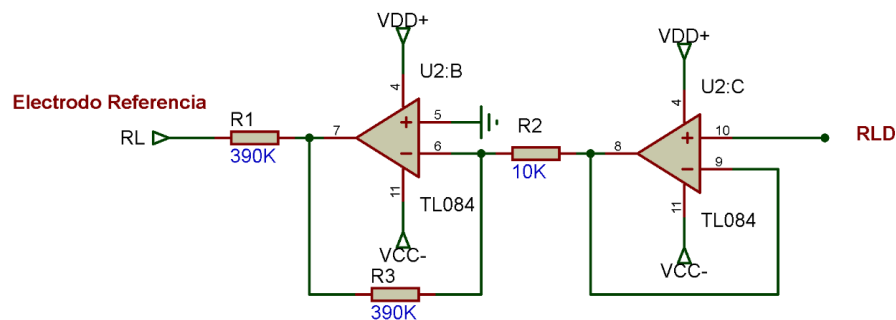


Figura 25. Diagrama Esquemático de la etapa de Protección RLD del módulo ECG

3.3.3. Etapa de Filtrado del módulo ECG

En esta etapa se diseñó e implementó un filtro activo pasa alto para eliminar el ruido de baja frecuencia y en particular la línea base, esta componente puede introducirse en el circuito debido a diversas situaciones como puede ser el movimiento del paciente, la interacción entre electrodo y la piel o debido a la influencia de la respiración a baja frecuencia en la señal ECG. Es indispensable tomar en cuenta que el filtro debe mantener las componentes de baja frecuencia que formen parte de la señal ECG. (Raza, 2016). Se optó por un filtro activo de tipo Butterworth, utilizando una configuración Sallen-Key que necesita menor número de componentes electrónicos para su implementación y además induce menos ruido al circuito.

El filtro se diseñó con la ayuda del software Webench de Texas Instruments (Texas Instrument, 2017), este software presenta la gran ventaja de entregar un diseño completo del circuito con todas las gráficas correspondientes al comportamiento del filtro. El filtro diseñado no tiene ganancia y al

ser del tipo Butterworth se tiene una respuesta bastante aproximada a lo que sería la respuesta ideal, además este filtro presenta un desfase en la banda de paso muy bajo lo cual se puede apreciar en la Figura 26.

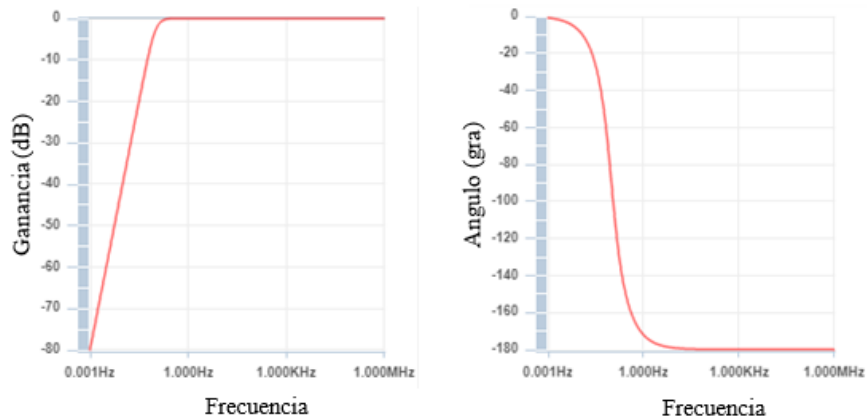


Figura 26. Respuesta en Magnitud y Fase del filtro pasa altos
Fuente: (Texas Instrument, 2017)

El diseño completo de la etapa de filtrado del módulo ECG se observa en la Figura 27.

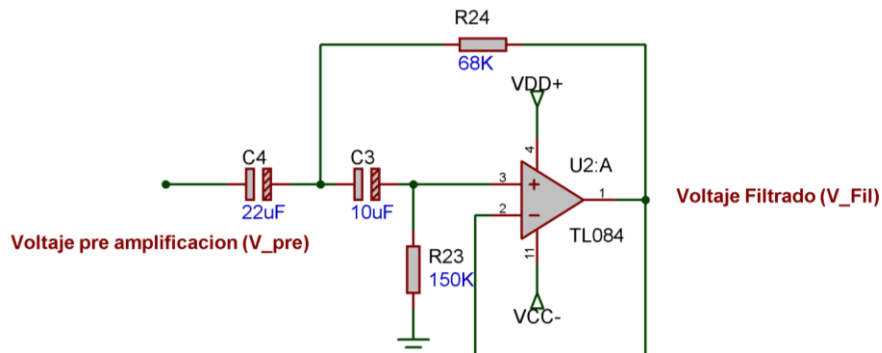


Figura 27. Diagrama Esquemático de la etapa de Filtrado del módulo ECG

3.3.4. Etapa de Amplificación del módulo ECG

La señal de un ECG no es la misma para todas las personas, esta varía debido a factores como la edad, sexo, factores genéticos, factores ambientales, condición física, entre otros, haciendo que no todas las señales de ECG tengan la misma amplitud. Por tanto, la amplificación debe contar con la capacidad de ajustar mediante software la ganancia del amplificador para poder compensar todos

estos factores. El dispositivo capaz de realizar dicha acción es el potenciómetro digital, el cual varía su valor de resistencia en base a señales digitales receptadas mediante comunicación SPI y que además cuenta con una unidad de memoria encargada de almacenar el último valor de resistencia asignado. Comercialmente se dispone del modelo MCP fabricado por Microchip el cual cuenta con ciertas características técnicas de interés:

- 8 bits de resolución lo que quiere decir que se dispone de 255 resistencias en un solo integrado
- Voltaje de alimentación de 2.7 a 5.5 [V]
- Bajo consumo de corriente 1 [uA]

Una vez establecida la ganancia para la fase de preamplificación en 10.25, la etapa de amplificación debe considerar la amplitud típica de un ECG, para que al aplicar la ganancia de amplificación el voltaje obtenido a la salida no supere el máximo permitido por el conversor análogo digital. Por lo general un electrocardiograma toma valores entre 0.2 hasta 5 [mV] (Franco, 2005), al tener una ganancia de preamplificación de 10.25, para esta etapa se consideró una ganancia de amplificación máxima de 50, con lo que se obtiene una ganancia total de 500, es decir que el voltaje máximo que se puede obtener es de 2.5 [V] cumpliendo de esta manera con los requisitos del conversor análogo digital. La ecuación correspondiente a esta etapa viene dada por la ecuación (4).

$$V_{out} = V_{in} \times G \quad (4)$$

G corresponde a la ganancia de amplificación que a su vez puede expresarse como la relación que existe entre la resistencia de retroalimentación y la resistencia conectada a tierra del amplificador operacional.

$$G = \frac{R_1}{R_2} + 1 \quad (5)$$

Para poder modificar esta ganancia por software se utiliza un potenciómetro digital, R_D colocado en serie con la resistencia de retroalimentación, obteniendo así la ecuación de la ganancia total del amplificador.

$$G_T = \frac{R_1 + R_D}{R_2} + 1 \quad (6)$$

Al colocar valores de R_1 y R_2 fijos de $10 [k\Omega]$ y $2.2 [k\Omega]$ respectivamente, las variaciones en R_D permitirán el ajuste de la ganancia total G_T , al reemplazar los valores de R_1 y R_2 en la ecuación (6) se obtiene la siguiente expresión.

$$G_T = \frac{10 k\Omega + R_D}{2.2 k\Omega} + 1 = \frac{12.2 k\Omega + R_D}{2.2 k\Omega} \quad (7)$$

De la ecuación (7) nos interesa el valor del potenciómetro digital R_D , para poder seleccionar un potenciómetro digital que pueda encontrarse comercialmente.

$$R_D = (G_T * 2.2 k\Omega) - 12.2 k\Omega \quad (8)$$

La ganancia G_T idealmente tiene un valor máximo de 50, al reemplazar este valor en la ecuación (8) podemos encontrar el valor máximo del potenciómetro digital.

$$R_{Dmax} = (ganancia\ maxima * 2.2 k\Omega) - 12.2 k\Omega \quad (9)$$

Desarrollando la expresión (9) se tiene que la resistencia máxima será:

$$R_{Dmax} = (50 * 2.2 k\Omega) - 12.2 k\Omega = 97.8 k\Omega$$

Determinando así que el valor comercial del potenciómetro sería $100 [k\Omega]$. En caso de la mínima ganancia que tendrá la etapa de amplificación se debe reemplazar el valor mínimo del potenciómetro en este caso $0 [k\Omega]$ en la ecuación (8).

$$0 = (\text{ganancia minima} * 2.2 \text{ k}\Omega) - 12.2 \text{ k}\Omega \quad (10)$$

Desarrollando la ecuación (10) se obtiene que el valor mínimo de ganancia de esta etapa será:

$$\text{ganancia minima} = \frac{12.2 \text{ k}\Omega}{2.2 \text{ k}\Omega} = 5.5$$

Para obtener la ecuación que rige el comportamiento del potenciómetro digital seleccionado se trabajó dando valores digitales entre 0-255 al potenciómetro para así poder medir mediante un multímetro de precisión los valores de resistencia a la salida del potenciómetro y de esta manera se obtuvo la ecuación (11).

$$R_D = 371.39202 D_N + 163.88628 \quad (11)$$

Una vez obtenido R_D se reemplaza este valor en la ecuación de ganancia del amplificador (7).

$$G_T = \frac{12.2 \text{ K}\Omega + 371.39202 D_N + 163.88628}{2.2 \text{ K}\Omega} \quad (12)$$

Desarrollando la expresión matemática (12) se llega al siguiente resultado:

$$G_T = 5.61995 + 0.16881 D_N \quad (13)$$

Relacionando el voltaje de salida de la etapa de amplificación con la anterior etapa y reemplazando las variables de esta etapa en la ecuación (4) se obtiene:

$$V_{Amp} = V_{Fil} * G_T \quad (14)$$

$$V_{Amp} = V_{Fil} * (5.61995 + 0.16881 D_N) \quad (15)$$

En la Figura 28 se muestra el esquemático correspondiente a la etapa de amplificación.

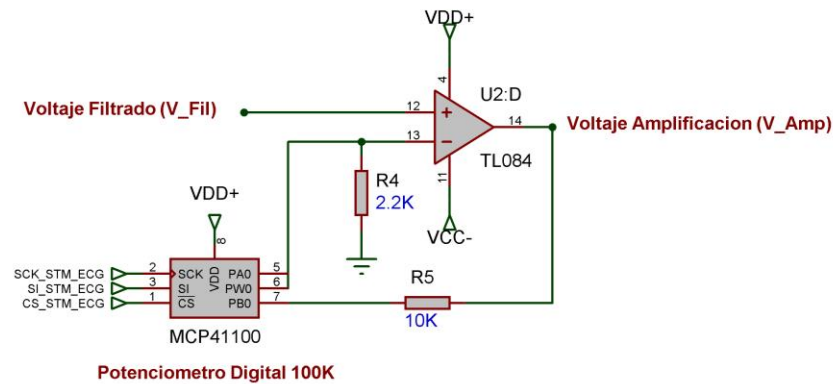


Figura 28. Diagrama Esquemático de la etapa de Amplificación del módulo ECG

3.3.5. Desplazamiento de la señal y Acople de impedancias del módulo ECG

Dado que la señal de ECG tiene componentes positivas y negativas es necesario realizar un desplazamiento con el fin de asegurar que la señal pueda registrarse completa y que se encuentre dentro de un rango de 0 a 3.3 [V] que son los límites de voltaje que pueden ingresar al conversor analógico digital de la tarjeta. En esta etapa se considera la configuración de un amplificador sumador no inversor mostrado en la Figura 29.

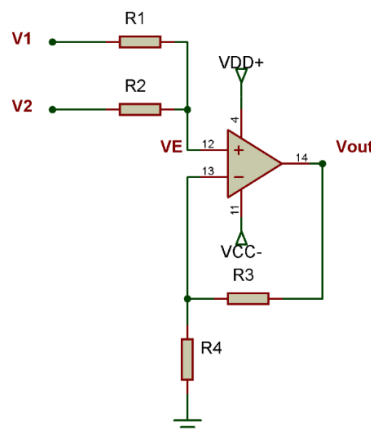


Figura 29. Diagrama Esquemático del amplificador sumador no inversor

Del circuito se puede obtener una expresión la cual sea capaz de relacionar el voltaje de salida en función de los voltajes de entrada.

$$V_{out} = \frac{(V_1 * R_2 + V_2 * R_1)}{R_1 + R_2} * \frac{R_3 + R_4}{R_4} \quad (16)$$

También es importante considerar el voltaje de entrada al amplificador V_E

$$V_E = \frac{(V_1 * R_2 + V_2 * R_1)}{R_1 + R_2} \quad (17)$$

Al colocar resistencias iguales, podemos reducir la expresión (16).

$$R_1 = R_2 = R$$

$$V_{out} = \frac{V_1 + V_2}{2} * \frac{R_3 + R_4}{R_4} \quad (18)$$

El voltaje V_1 corresponde al voltaje de offset que se va a agregar mediante un divisor de tensión cuyo diagrama esquemático se presenta en la Figura 30, el divisor se alimenta con un voltaje de 5 [V] proveniente de la tarjeta STM32F407. El circuito utilizado se muestra en la Figura 30 y la ecuación para el voltaje de offset viene dada por (19).

$$V_{out} = V_{in} * \frac{R_2}{R_2 + R_1} \quad (19)$$

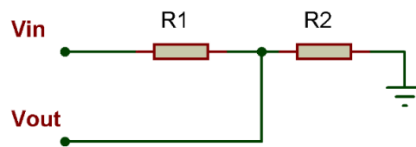


Figura 30. Diagrama Esquemático de un divisor de voltaje

Para este circuito se seleccionó resistencias comerciales $R_1 = 3.3 [k\Omega]$ y $R_2 = 2.2 [k\Omega]$, utilizando la ecuación (19) se obtiene que el voltaje de salida del divisor V_{out} es de 2 [V]. Este voltaje se suma con el voltaje proveniente de la etapa de amplificación, siguiendo el esquema del

circuito de la Figura 29. El voltaje de offset encargado del desplazamiento de la señal es el voltaje V_E , para conocer su valor se utiliza la ecuación (17).

$$V_E = \frac{V_{out} * R_2 + V_{Amp} * R_1}{R_2 + R_1} \quad (20)$$

De la ecuación (20) se conoce que $R_1 = R_2 = 10 \text{ K}\Omega$, el voltaje del divisor $V_{out} = 2 \text{ V}$ y el voltaje de la etapa de amplificación V_{Amp} es pequeño en comparación al voltaje del divisor por lo que el voltaje de offset tendrá un valor de aproximadamente de 1 [V], lo cual es valor óptimo para que el convertor análogo digital no se sature y se pueda visualizar todas las componentes de la señal ECG. En la Figura 31 se puede apreciar el esquemático correspondiente a la etapa de desplazamiento y acople de impedancias del módulo ECG.

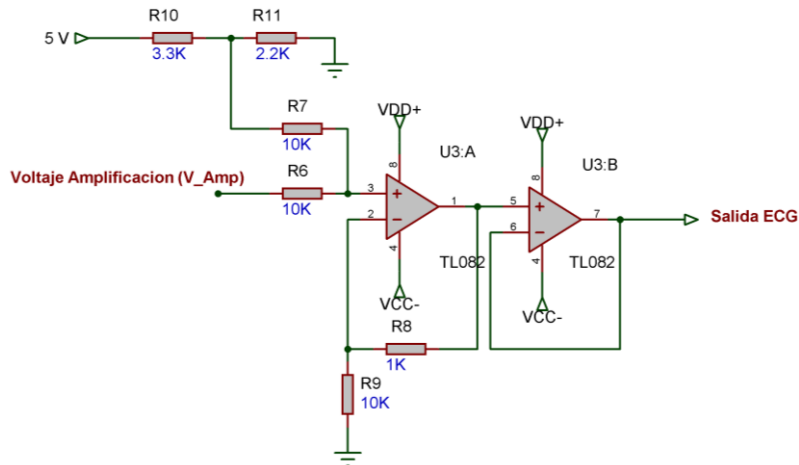


Figura 31. Diagrama Esquemático de la etapa de Desplazamiento de la señal y acople de impedancias del módulo ECG

En la Figura 32 se puede observar el diagrama esquemático completo de todas las etapas que conforman el módulo ECG.

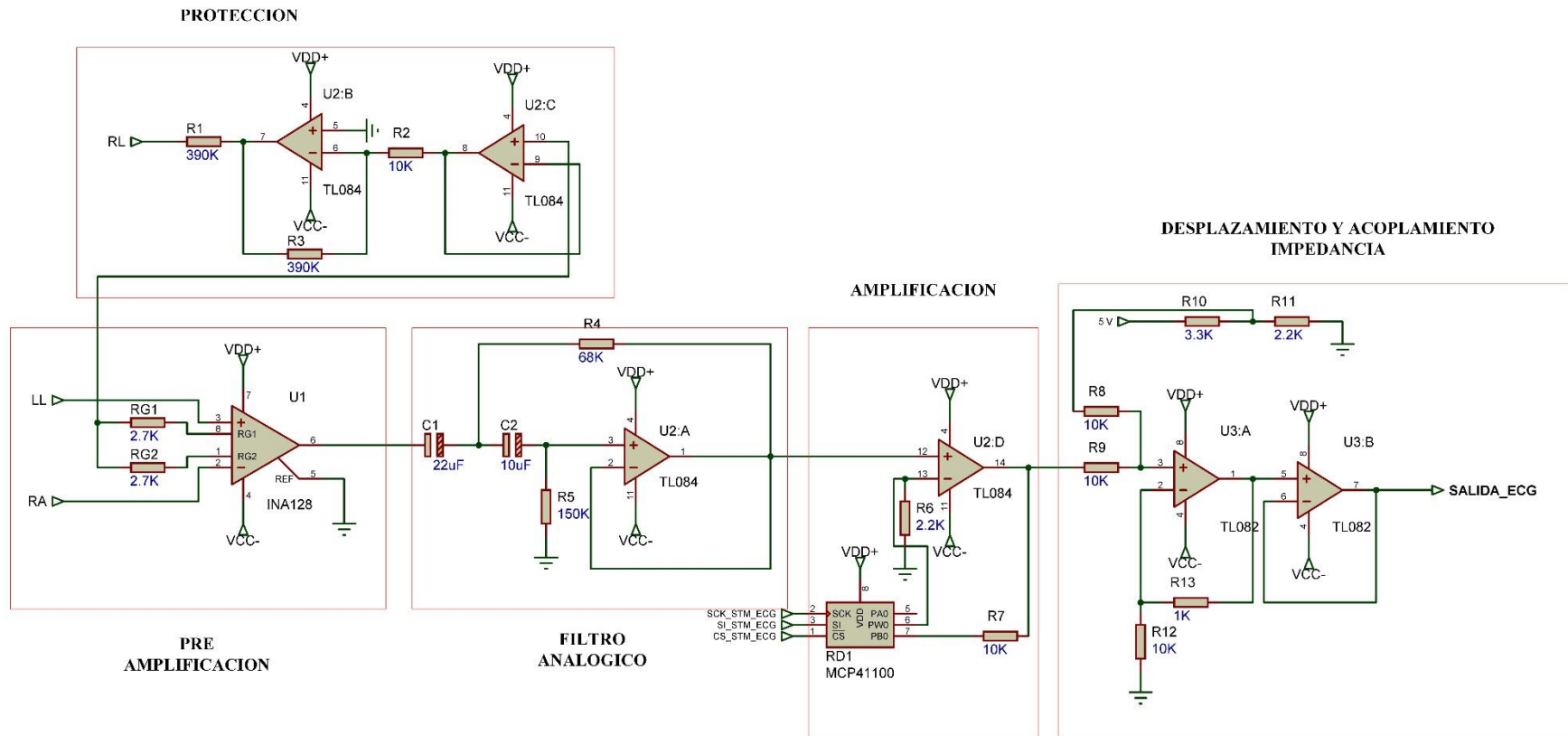


Figura 32. Diagrama Esquemático completo del módulo ECG

3.4. Módulo de adquisición de la señal de flujo respiratorio

El módulo FLW de la plataforma adquiere la señal correspondiente al flujo respiratorio a través de sensores que miden cambios de temperatura del aire que se produce durante la inspiración y espiración (Bose, K, & Kumar, 2012). Los sensores de temperatura se deben colocar en cada fosa nasal del paciente, así como también otro sensor de referencia encargado de medir la temperatura del ambiente. El módulo FLW permite registrar 2 señales de manera simultánea, cada una correspondiente a una fosa nasal, para después poder realizar una estimación de la señal promedio que es con la cual se trabajará posteriormente.

De acuerdo con la investigación y comparativa de distintos sensores de temperatura tanto digitales como analógicos realizada en el trabajo de Oscullo (Oscullo, 2017) se concluyó que la mejor respuesta fue la entregada por el termistor. Los termistores son sensores de temperatura que varían una resistencia de un semiconductor según la temperatura. Se clasifican según su tipo de coeficiente de temperatura, pueden ser de dos tipos: (1) de coeficiente positivo (PTC) en donde su resistencia aumenta cuando aumenta la temperatura y (2) de coeficiente negativo (NTC) en donde su resistencia disminuye cuando aumenta la temperatura (A, Patvardhan, V, R, & V). para la presente investigación se optó por trabajar con el sensor de temperatura NTC.

El termistor seleccionado el NTC 10 K Ω @ 25 °C es un sensor que disminuye su resistencia cuando la temperatura aumenta, al encontrarse a una temperatura ambiente de 25 °C la resistencia del termistor será de 10 [K Ω] Estos sensores son térmicamente sensibles y presentan gran cambio de resistencias con pequeñas variaciones de temperatura. (Building Automation Products, 2018).

El módulo FLW contiene una etapa adicional necesaria para realizar la conversión de resistencia a voltaje para posteriormente poder pre amplificar, filtrar, amplificar, desplazar la señal y realizar el acople de impedancias, de manera similar a lo detallado para el módulo ECG de la sección 3.3. El diagrama de bloques de la Figura 33 muestra el circuito de acondicionamiento para el sensor que se ubica en la fosa nasal izquierda, para la fosa nasal derecha se utiliza exactamente el mismo diagrama.

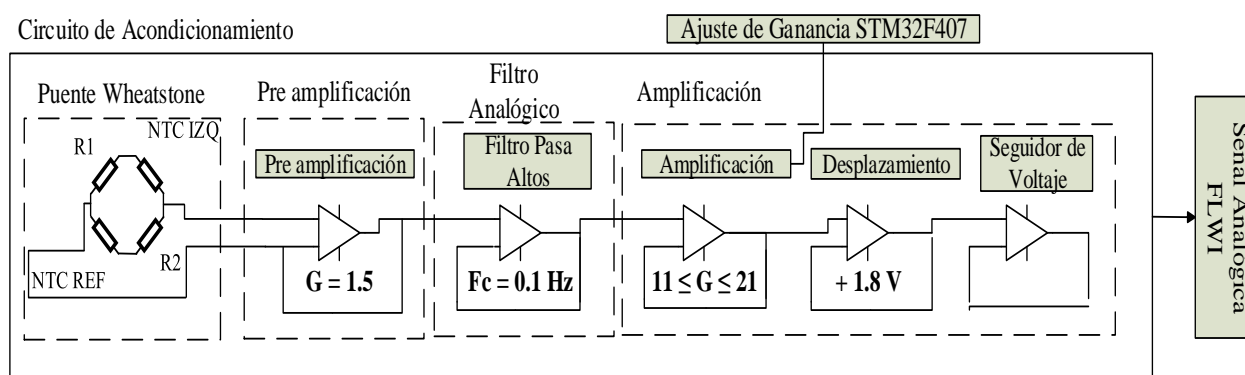


Figura 33. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica FLW

3.4.1. Acondicionamiento del sensor de temperatura del módulo FLW

El puente de Wheatstone es un método de instrumentación electrónica bastante utilizado, el cual obtiene en su salida una variación de voltaje proporcional a la variación de resistencia. Este circuito está conformado por 3 resistencias de valores conocidos y por una que tiene un valor desconocido, por lo general es un sensor del cual se desea conocer su resistencia y convertir este valor a voltaje. En el caso del módulo FLW se tiene dos resistencias conocidas, una resistencia variable correspondiente al sensor NTC de la fosa nasal izquierda o derecha y otra resistencia correspondiente al sensor de referencia de la temperatura ambiente, los sensores son de $10 \text{ [k}\Omega\text{]}$ por lo que las dos resistencias conocidas deberán tener un valor fijo de $10 \text{ [k}\Omega\text{]}$. En la Figura 34 se

puede apreciar el esquema de puente de Wheatstone utilizado para la primera etapa de acondicionamiento de la señal del módulo FLW.

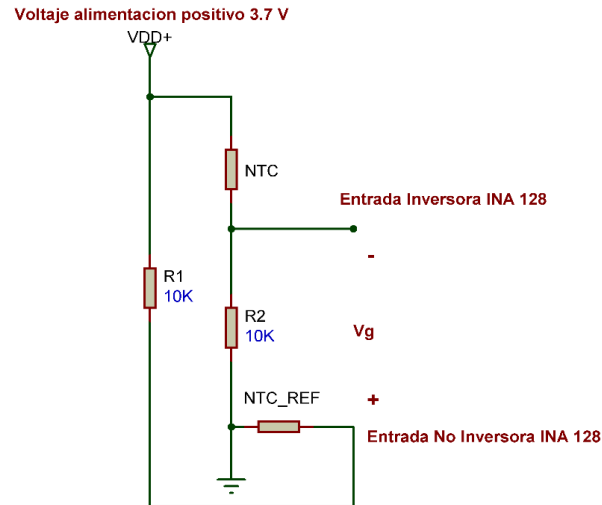


Figura 34. Diagrama Esquemático del Puente de Wheatstone del módulo FLW

La ecuación para el voltaje V_G que se obtiene a la salida del puente de Wheatstone y que posteriormente ingresará a la etapa de preamplificación viene dada por (21).

$$V_G = V_{DD} * \left(\frac{NTC_{REF}}{10\text{ k}\Omega + NTC_{REF}} - \frac{10\text{ k}\Omega}{10\text{ k}\Omega + NTC} \right) \quad (21)$$

De esta ecuación se puede obtener de manera experimental el rango de voltaje para la señal de flujo respiratorio. Con un multímetro de precisión se miden los valores de resistencia correspondientes al termistor de referencia y a los de las fosas nasales, teniendo un valor máximo para inspiración y un mínimo para espiración. Al desarrollar (21) se obtienen las expresiones para el voltaje máximo y mínimo del flujo respiratorio.

$$V_{Gmin} = 3.7\text{ V} * \left(\frac{9,3\text{ k}\Omega}{10\text{ k}\Omega + 9,3\text{ k}\Omega} - \frac{9\text{ k}\Omega}{9\text{ k}\Omega + 10\text{ k}\Omega} \right) = 0.03\text{ V} \quad (22)$$

$$V_{Gmax} = 3.7 V * \left(\frac{9,20 k\Omega}{10 k\Omega + 9,20 k\Omega} - \frac{8.1 k\Omega}{10 k\Omega + 8.1 k\Omega} \right) = 0.12 V \quad (23)$$

3.4.2. Circuito de acondicionamiento de la señal analógica FLW

Las señales correspondientes a flujo respiratorio tienen una mayor amplitud a las señales ECG por lo que en las etapas del módulo FLW las ganancias serán menores. Para la primera etapa correspondiente a la preamplificación se trabaja de igual manera con el amplificador de instrumentación INA 128 descrito en la sección 3.3.1. Para este caso se seleccionó una resistencia de ajuste de ganancia $R_g = 100 [k\Omega]$ ya que la señal FLW no requiere de una gran amplificación, al reemplazar en la ecuación (1) se obtiene la ganancia del amplificador de la etapa de preamplificación.

$$G_p = \frac{50 k\Omega}{100 k\Omega} + 1 = 1.5$$

El voltaje de esta etapa de preamplificación depende del voltaje de la etapa anterior correspondiente al puente de Wheatstone.

$$V_{Pre} = V_{Wh} * 1.5 \quad (24)$$

Una vez que se ha realizado una preamplificación la señal, debe ser filtrada utilizando el mismo filtro activo de 0.1 [Hz] diseñado para el módulo ECG de la sección 3.3.3.

La etapa de amplificación debe contar con la capacidad de ajustar mediante software la ganancia del amplificador como se detalló previamente en la sección 3.3.4. Una vez establecida la ganancia para la fase de preamplificación en 1.5, la etapa de amplificación debe considerar la amplitud que se determinó experimentalmente que posee la señal típica de FLW, para que al aplicar la ganancia de amplificación el voltaje obtenido a la salida no supere el máximo permitido por el conversor análogo digital. Conociendo los voltajes máximo y mínimo obtenidos de las ecuaciones

(22) y (23) se puede determinar una ganancia para la etapa de amplificación. Se consideró una ganancia de amplificación de 20 con lo que el voltaje de la señal FLW se encuentra en el rango admisible por el conversor análogo digital. Para poder modificar esta ganancia por software se utiliza un potenciómetro digital, R_D colocado en serie con la resistencia de retroalimentación y se obtiene la ecuación de la ganancia total del amplificador al igual que en la ecuación (6). Al colocar valores de R1 y R2 fijos de 10 [kΩ] y 1 [kΩ] respectivamente, en la ecuación (6):

$$G_T = \frac{10 \text{ k}\Omega + R_D}{1 \text{ k}\Omega} = \frac{11 \text{ k}\Omega + R_D}{1 \text{ k}\Omega} \quad (25)$$

De la ecuación (25) nos interesa el valor del potenciómetro digital R_D , para poder seleccionar un potenciómetro digital que exista en el mercado.

$$R_D = (G_T * 1 \text{ k}\Omega) - 11 \text{ k}\Omega \quad (26)$$

La ganancia G_T idealmente tiene un valor máximo de 20 con lo que reemplazando este valor en la ecuación (26) podemos encontrar el valor máximo del potenciómetro digital

$$R_{Dmax} = (20 * 1 \text{ k}\Omega) - 11 \text{ k}\Omega = 9 \text{ k}\Omega$$

Obteniendo de esta manera el valor del potenciómetro digital que será de 10 [kΩ]. Para conocer la mínima ganancia que tendrá la etapa de amplificación se debe reemplazar el valor mínimo del potenciómetro en este caso 0 [kΩ] en la ecuación (26).

$$0 = (\text{ganancia minima} * 1 \text{ k}\Omega) - 11 \text{ k}\Omega \quad (27)$$

Desarrollando la ecuación (27) se obtiene que el valor mínimo de ganancia de esta etapa será:

$$\text{ganancia minima} = \frac{11 \text{ k}\Omega}{1 \text{ k}\Omega} = 11$$

Para obtener la ecuación que rige el comportamiento del potenciómetro digital y la ecuación de su ganancia se utiliza la misma metodología que en la sección 3.3.4. Obteniendo así las siguientes expresiones.

$$R_D = 37.1392 D_N + 16.3886 \quad (28)$$

$$G_T = 11.016388 + 0.037139 D_N \quad (29)$$

Relacionando el voltaje de salida de la etapa de amplificación con la etapa anterior de manera similar que en la ecuación (4), se obtiene la ecuación de esta etapa de amplificación.

$$V_{Amp} = V_{Fil} * (11.016388 + 0.037139 D_N) \quad (30)$$

Dado que la señal de FLW es casi simétrica, se añade un voltaje de desplazamiento mayor con el fin de asegurar que componentes positivos y negativos puedan ingresar al conversor análogo digital. En esta etapa se considera la configuración de un amplificador sumador no inversor mostrado en la sección 3.3.5, así como también el divisor de voltaje de la Figura 30. Para este circuito se seleccionó resistencias comerciales $R_1 = 3.3 [k\Omega]$ y $R_2 = 4.7 [k\Omega]$, utilizando la ecuación (19) se obtiene que el voltaje de salida del divisor V_{out} es de 2.9 [V]. Este voltaje se suma con el voltaje proveniente de la etapa de amplificación, siguiendo el esquema del circuito de la Figura 29. El voltaje de offset encargado del desplazamiento de la señal es el voltaje V_E , para conocer su valor se utiliza la ecuación (17). El voltaje que proviene de la etapa de amplificación es pequeño en comparación al voltaje del divisor por lo que el voltaje de offset tendrá un valor de aproximadamente de 1.8 [V], lo cual es valor óptimo para que el conversor análogo digital no se sature y se pueda visualizar todas las componentes de la señal de FLW.

En la Figura 35 se puede observar el diagrama esquemático completo de todas las etapas que conforman el módulo FLW.

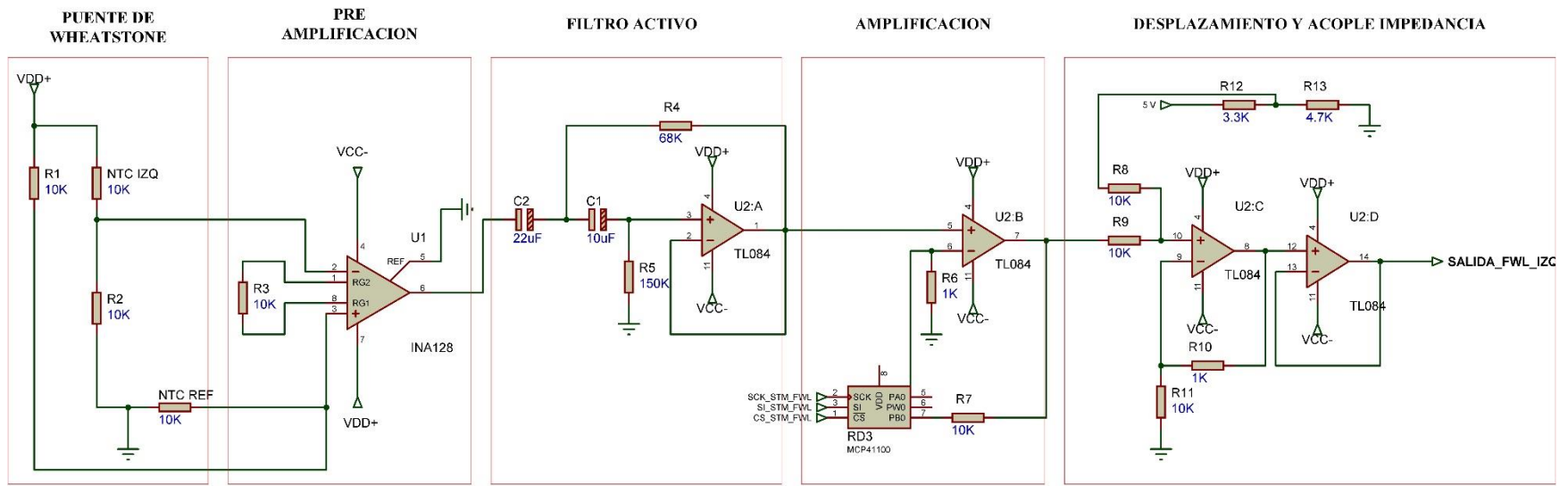


Figura 35. Diagrama Esquemático completo del módulo FLW

3.5. Módulo de adquisición de la señal de Fotopletimografía

El módulo PPG adquiere la señal correspondiente al flujo sanguíneo del paciente a través de un sensor que consta de un emisor y receptor infrarrojo colocados en el lóbulo de la oreja del paciente, con el objetivo de medir los cambios en la absorción de la luz producidos por los cambios de volumen en la piel durante cada fase del ciclo cardiaco.

3.5.1. Sensor para la adquisición de la señal PPG

Para poder registrar los cambios de volumen sanguíneo mediante transmisión de luz, se necesita un dispositivo que realice dicha acción de una manera no invasiva y además su uso sea sumamente cómodo para el paciente. Para lo cual, se seleccionó el sensor de pulso de lóbulo de oreja HRM-2511B de la marca Kyto Electronics. Este sensor está conformado por un led emisor de luz infrarroja y un fototransistor encargado de la absorción de luz, ambos se encuentran encapsulados dentro de una estructura en forma de clip. Además, el sensor cuenta con una conexión Jack de 3.5mm. El sensor utilizado, así como su configuración interna se muestran en la Figura 36.

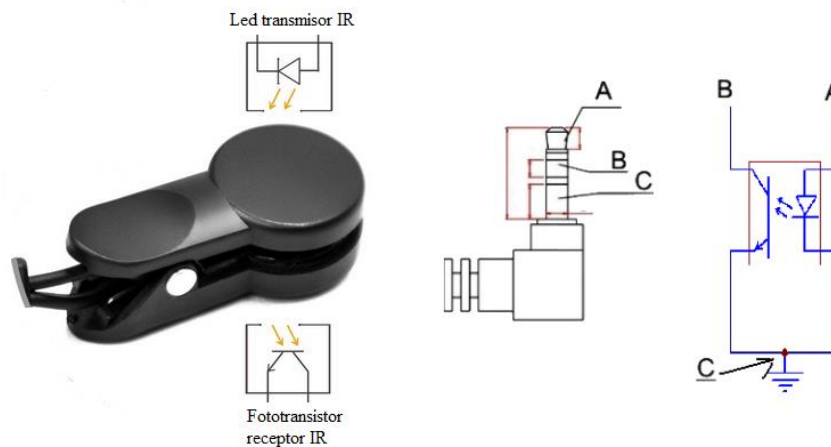


Figura 36. Sensor HRM - 2511B
Fuente: (Kyto Electronics, 2018)

El principio de funcionamiento de este sensor se basa en la absorción de la luz infrarroja por parte de la sangre. Durante la fase de sístole se concentra mayor cantidad de sangre en los vasos sanguíneos permitiendo así una mayor absorción de luz, mientras que durante en la diástole la cantidad de sangre disminuirá con lo que una menor cantidad de luz será absorbida por componentes de la sangre como hemoglobina por la hemoglobina de la sangre, oxihemoglobina y bilirrubina de la sangre. Esta atenuación de la luz dependerá también de las características fisiológicas de la piel de cada persona. (Saa, 2018).

3.5.2. Circuito de acondicionamiento de la señal analógica PPG

La señal de PPG está conformada por una componente de continua y una alterna. La componente continua indica el nivel de sangre existente en la zona en donde se realizará la medición, y la señal de alterna (conocida como pulsátil) representa los cambios de volumen sanguíneo producidos por los cambios volumétricos que se producen en las diferentes fases del ciclo cardíaco. Para la estimación del ritmo cardíaco se utilizó solamente la componente alterna. (Saa, 2018). El diagrama de bloques de la Figura 37 muestra el circuito de acondicionamiento para el sensor de PPG que será colocado en el lóbulo de la oreja.

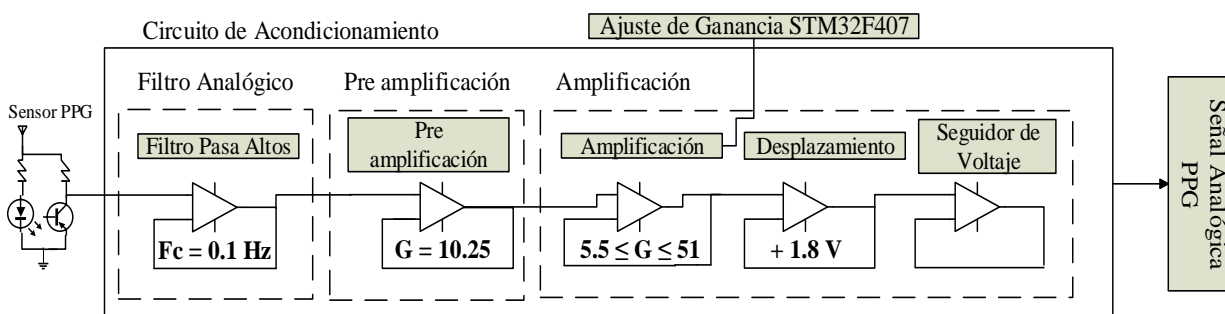


Figura 37. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica PPG

La señal de PPG inicialmente debe ser filtrada para eliminar su componente continua utilizando el mismo filtro activo pasa altos de 0.1 [Hz] diseñado para el módulo ECG detallado en la sección

3.3.3 . Una vez que la señal de PPG ha sido filtrada y contiene únicamente la componente pulsátil, se implementó la etapa de preamplificación, siguiendo el procedimiento mostrado en la sección 3.3.1. Estableciendo una ganancia de 10.25.

Para que el voltaje obtenido a la salida de la etapa de amplificación no supere el máximo permitido por el conversor análogo digital se consideró una ganancia de amplificación máxima de 50. Los cálculos tanto de ganancias de amplificación, así como el valor adecuado del potenciómetro digital son similares al del módulo ECG mostrado en la sección 3.3.4. La ganancia de la etapa de amplificación viene dada por la siguiente expresión.

$$V_{Amp} = V_{Pre} * (5.61995 + 0.16881 D_N) \quad (31)$$

Dado que la señal PPG es casi simétrica, se añade un voltaje de desplazamiento con el fin de asegurar que tanto componentes positivos como negativos puedan ingresar al conversor análogo digital. En esta etapa se considera la configuración de un amplificador sumador no inversor mostrado en la sección 3.3.5. Para lograr el desplazamiento de la señal, se agrega un voltaje de offset mediante un circuito divisor de tensión similar al de la Figura 30. Se utilizó resistencias comerciales de $R_1 = 3.3 [k\Omega]$ y $R_2 = 4.7 [k\Omega]$ y mediante la ecuación (19) se tiene que el voltaje de salida V_{out} es de 2.9 [V]. El voltaje de offset corresponde al voltaje V_E del sumador no inversor que para este caso tiene un valor de 1.8 [V].

En la Figura 38 se puede observar el diagrama esquemático completo de todas las etapas que conforman el módulo PPG.

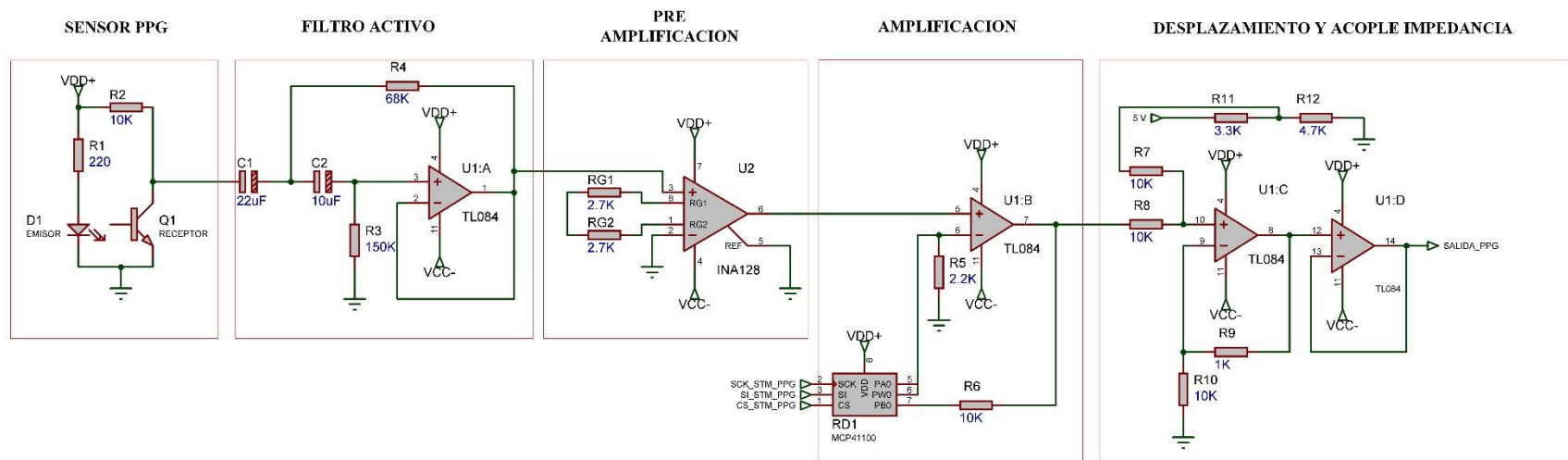


Figura 38. Diagrama Esquemático completo del módulo PPG

3.6. Módulo de adquisición de la señal electrooculográfica

Con el fin de registrar movimientos oculares tanto en el plano horizontal como el vertical, el módulo de EOG se diseñó para adquirir la señal bipolar horizontal y vertical a través de electrodos superficiales, se utiliza también un electrodo como referencia colocado en la frente del paciente, el cual se conecta a la etapa de protección, similar a la descrita en la sección 3.3.2. En la Figura 39 se muestra la colocación de electrodos para la adquisición de señales del canal horizontal y vertical de un electrooculograma.

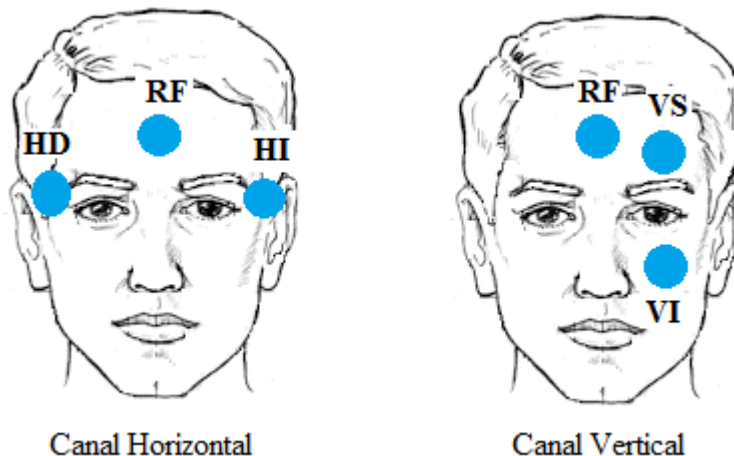


Figura 39. Colocación de electrodos para realizar un EOG

La actividad eléctrica proveniente del movimiento ocular por lo general tiene una amplitud que oscila entre 50 [uV] y 3.5 [mV] (Guzmán & Salazar, 2015), por lo que se necesita de una primera etapa de preamplificación encargada de elevar estos pequeños potenciales eléctricos para que así puedan someterse a la etapa de filtrado sin perder información, para este estudio la etapa de filtrado trabaja a distintas frecuencias tanto para el movimiento registrado en el canal horizontal como en el canal vertical, debido a los requerimientos para el posterior análisis de las señales.

El diagrama de bloques presentado a continuación resume todas las etapas implementadas en el circuito de acondicionamiento de la señal EOG tanto para el canal horizontal como para el canal vertical.

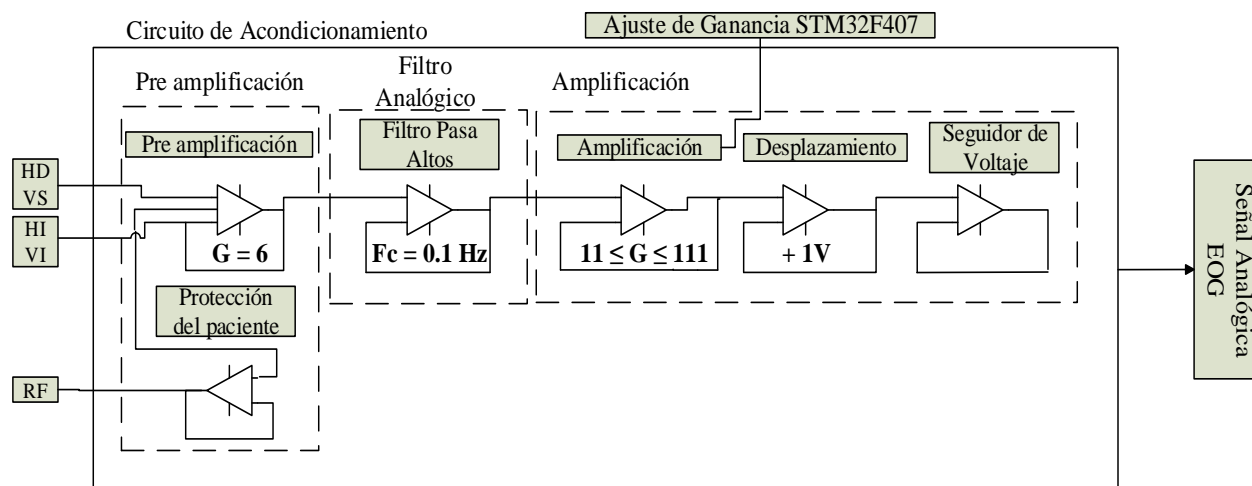


Figura 40. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica EOG

3.6.1. Circuito de acondicionamiento de la señal analógica EOG

Para la etapa de preamplificación se utilizó el amplificador de instrumentación INA 128 cuya fórmula de ganancia viene dada por la ecuación (1). La preamplificación en un electrooculograma debe ser baja debido a que existen grandes variaciones en los potenciales de polarización entre los electrodos de una persona y otra (Senatore, Touya, & Pereira, 2011), es por esto que se ha seleccionado una resistencia comercial $10 [k\Omega]$ que al reemplazarse en la ecuación (1) da lugar a una amplificación de 6, la cual resulta ser adecuada para este estudio. Al ser un amplificador en configuración diferencial la salida que se obtiene en esta etapa viene dada por la diferencia entre los voltajes a la entrada multiplicada por la ganancia del amplificador, como se indica en la ecuación (2).

La etapa de preamplificación cuenta con un circuito de protección al igual que el módulo ECG en la sección 3.3.2, para aislar eléctricamente al paciente del sistema y así brindarle mayor seguridad ante posibles descargas.

Al implementar el filtro activo pasa altos con una frecuencia de corte de 0.1 [Hz] para el electrooculograma horizontal se observó que la señal sufrió una pérdida considerable de información debido a una deformación de la onda, en particular en la amplitud. Esta señal recortada no se puede caracterizar adecuadamente por lo que se necesita diseñar e implementar un filtro activo pasa altos con una mayor frecuencia de corte pero que siga cumpliendo con las condiciones de eliminar la línea base y el ruido de baja frecuencia. Por estas razones se seleccionó un filtro con una frecuencia de corte de 0.5 [Hz] cuya respuesta se puede observar en la Figura 41.

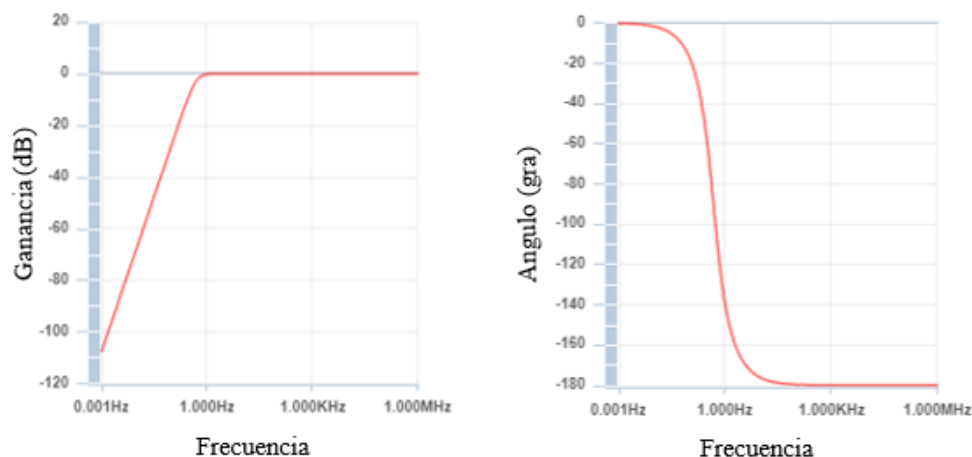


Figura 41. Respuesta en Magnitud y Fase del Filtro Pasa Altos
Fuente: (Texas Instrument, 2017)

En la Figura 42 se muestra el esquemático implementado para la etapa de filtrado del electrooculograma horizontal.

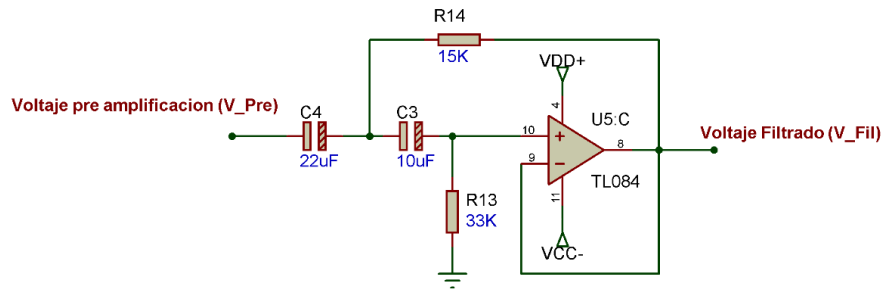


Figura 42. Diagrama Esquemático de la etapa de Filtrado para EOGH

Para la etapa de filtrado del electrooculograma vertical se trabaja con el mismo filtro activo pasa altos con frecuencia de corte 0.1 [Hz] diseñado para el módulo ECG de la sección 3.3.3.

Al tener la etapa de preamplificación una ganancia de 6, se consideró una ganancia de amplificación máxima de 110 y para poder modificar esta ganancia por software se utiliza un potenciómetro digital, R_D colocado en serie con la resistencia de retroalimentación se obtiene la ecuación de la ganancia total del amplificador como se especificó en la sección 3.3.4.

De la ecuación (25) se puede calcular el valor del potenciómetro digital R_D , para así poder seleccionar un potenciómetro digital que exista en el mercado. La ganancia G_T idealmente tiene un valor máximo de 110 con lo que reemplazando este valor en la ecuación (26) podemos encontrar el valor máximo del potenciómetro digital

$$R_{Dmax} = (110 * 1 k\Omega) - 11 k\Omega = 99 k\Omega$$

Así se determinó que el valor comercial del potenciómetro será de 100 [$k\Omega$]. Para conocer la mínima ganancia que tendrá la etapa de amplificación se debe reemplazar el valor mínimo del potenciómetro en este caso 0 [$k\Omega$] en la ecuación (27) teniendo así:

$$ganancia\ minima = \frac{11 k\Omega}{1 k\Omega} = 11$$

La ecuación que rige el comportamiento del potenciómetro, así como la ecuación de su ganancia se obtienen siguiendo la misma metodología antes descrita en la sección 3.3.4. Obteniendo las siguientes expresiones.

$$R_D = 371.39202 D_N + 163.88628 \quad (32)$$

$$G_T = 11.16388 + 0.37139 D_N \quad (33)$$

Relacionando el voltaje de salida de la etapa de amplificación con la etapa anterior utilizando la ecuación (4) se obtiene la ecuación de la etapa de amplificación.

$$V_{Amp} = V_{Fil} * (11.16388 + 0.37139 D_N) \quad (34)$$

Con el fin de asegurar que la señal pueda verse completa y que se encuentre dentro de un rango de 0 a 3.3 [V] que son los límites de voltaje que pueden ingresar al puerto analógico de la tarjeta se debe agregar un determinado voltaje offset mediante un circuito divisor de tensión similar al de la Figura 30. Para este caso se seleccionaron resistencias comerciales de $R_1 = 3.3 [k\Omega]$ y $R_2 = 4.7 [k\Omega]$ con lo que el voltaje de salida V_{out} del divisor será de 2 [V]. El voltaje de desplazamiento corresponde al voltaje V_E del sumador no inversor mostrado en la sección 3.3.5, el voltaje de desplazamiento de este circuito tiene un valor de 1 [V].

En la Figura 43 se puede observar el diagrama esquemático completo de todas las etapas que conforman el módulo EOG.

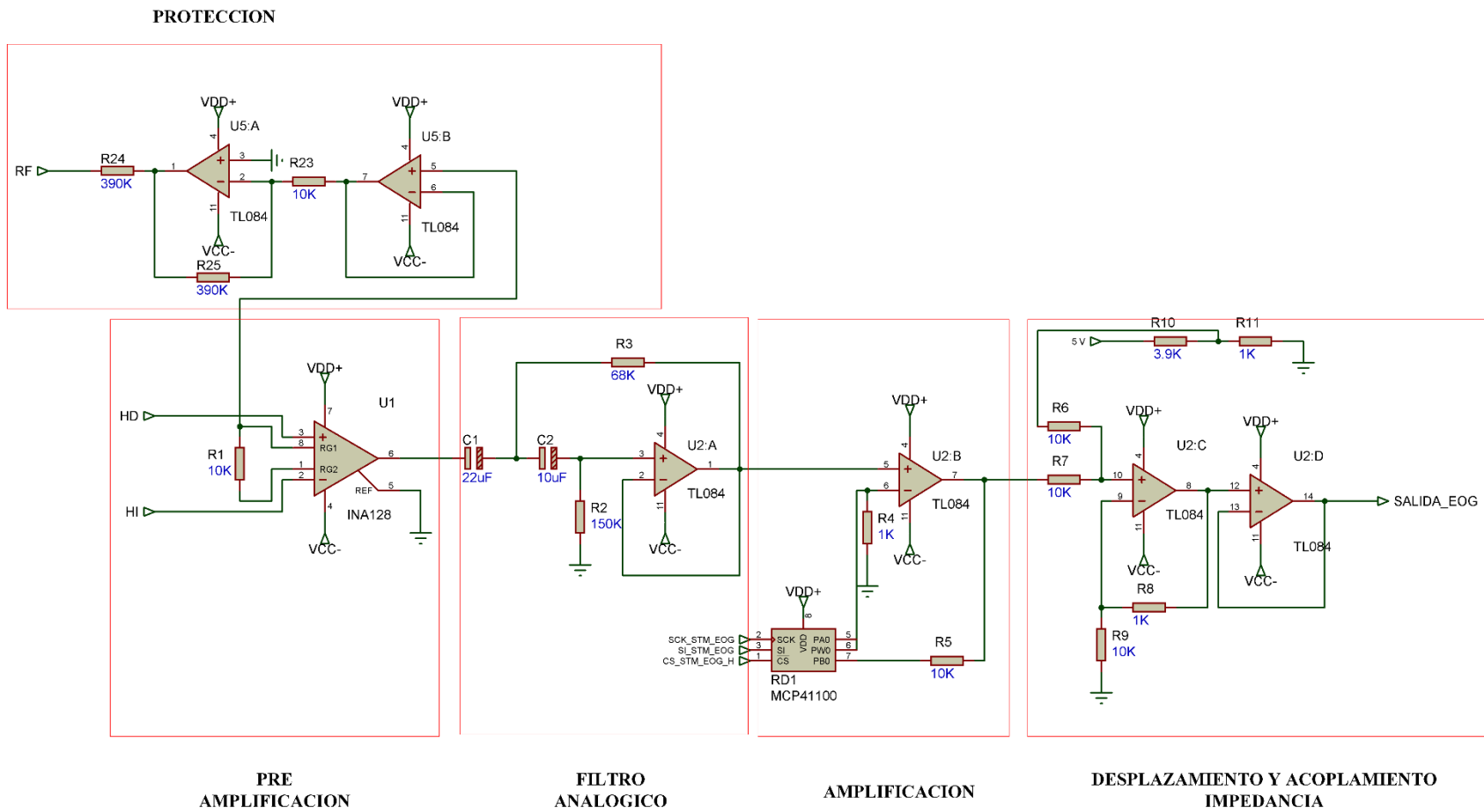


Figura 43. Diagrama Esquemático completo del módulo EOG

3.7. Módulo de adquisición de la respuesta galvánica de la piel

El módulo GSR trabaja detectando las variaciones en la resistencia de la piel que se producen como consecuencia de la sudoración. (Hug, 2018). El sudor es una secreción producida por las glándulas eccrinas distribuidas por toda la superficie cutánea. El sudor está compuesto en su mayoría de agua, pero posee también sustancias como electrolitos y diversos minerales. Al existir una mayor concentración de sudor sobre la superficie cutánea la piel se vuelve más conductora reduciendo así su valor de resistencia.

Se debe seleccionar un lugar adecuado para realizar la medición de la respuesta galvánica de la piel, los mejores lugares son en los cuales existe un mayor número de glándulas eccrinas que son las palmas de las manos y plantas de los pies. Para el registro de esta señal se utilizan electrodos de tipo superficial colocados en la falange distal de los dedos.

Para el registro de los cambios de resistencia en la piel, se requiere un circuito capaz de detectar las variaciones de la resistencia en la piel y convertir este valor a voltaje. El circuito que cumple con esta función es el puente de Wheatstone descrito anteriormente en la sección 3.4.1. El diagrama de bloques de la Figura 44 presenta las etapas seleccionadas para la implementación del módulo de GSR.

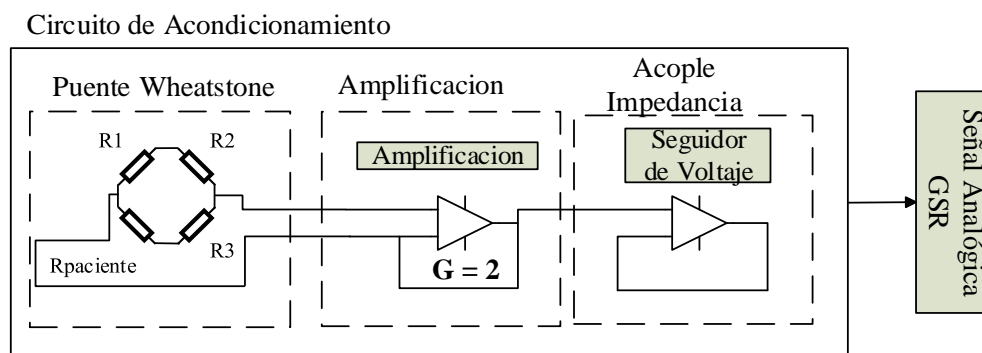


Figura 44. Diagrama de bloques del circuito de acondicionamiento de la señal analógica GSR

3.7.1. Circuito de acondicionamiento de la señal analógica GSR

La resistencia de la piel medida en la falange distal de los dedos generalmente tiene valores que pueden llegar hasta el orden de los mega ohms [$M\Omega$], por lo que el puente de Wheatstone en este caso debe estar conformado por resistencias de similar valor. La resistencia de la piel de cada persona depende de factores como el género, la edad, el estado emocional, el estado de la superficie de contacto, la presión con la que se haga contacto, entre otros, por lo que se decidió utilizar un potenciómetro de precisión que permita ajustar el nivel de DC que posee cada persona y que la señal se encuentre dentro del rango permitido por el conversor análogo digital.

La primera etapa del módulo de GSR consiste en un circuito de acondicionamiento que convierta las variaciones de resistencia en variaciones de voltaje, en este se seleccionó un puente de Wheatstone similar al del módulo FLW descrito en la sección 3.4.1. La Figura 45 muestra el esquemático utilizado para esta etapa del módulo GSR.

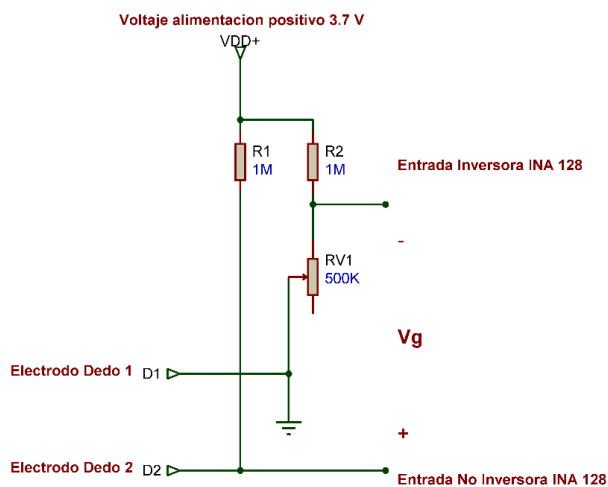


Figura 45. Diagrama Esquemático del Puente de Wheatstone del módulo GSR

La señal correspondiente a la respuesta galvánica de la piel después del puente se encuentra generalmente en el orden de los voltios por lo que no requiere de preamplificación ni tampoco una

gran amplificación. Para esta etapa se utilizó el amplificador de instrumentación INA128, con una resistencia de retroalimentación de $R_G = 50 \text{ [k}\Omega\text{]}$. Reemplazando la resistencia seleccionada en la ecuación (1) correspondiente a la ganancia del amplificador de instrumentación se tiene obtiene la ganancia de esta primera etapa de amplificación.

$$G_{Amp} = \frac{50 \text{ k}\Omega}{50 \text{ k}\Omega} + 1 = 2$$

Para la etapa correspondiente al acople de impedancia se implementó un circuito seguidor de voltaje con el propósito de evitar distorsión en la señal y que no exista ningún tipo de pérdida cuando ingrese al puerto analógico de la tarjeta, similar a lo detallado en la sección 3.3.5.

En la Figura 46 se puede observar el diagrama esquemático completo de todas las etapas que conforman el módulo GSR.

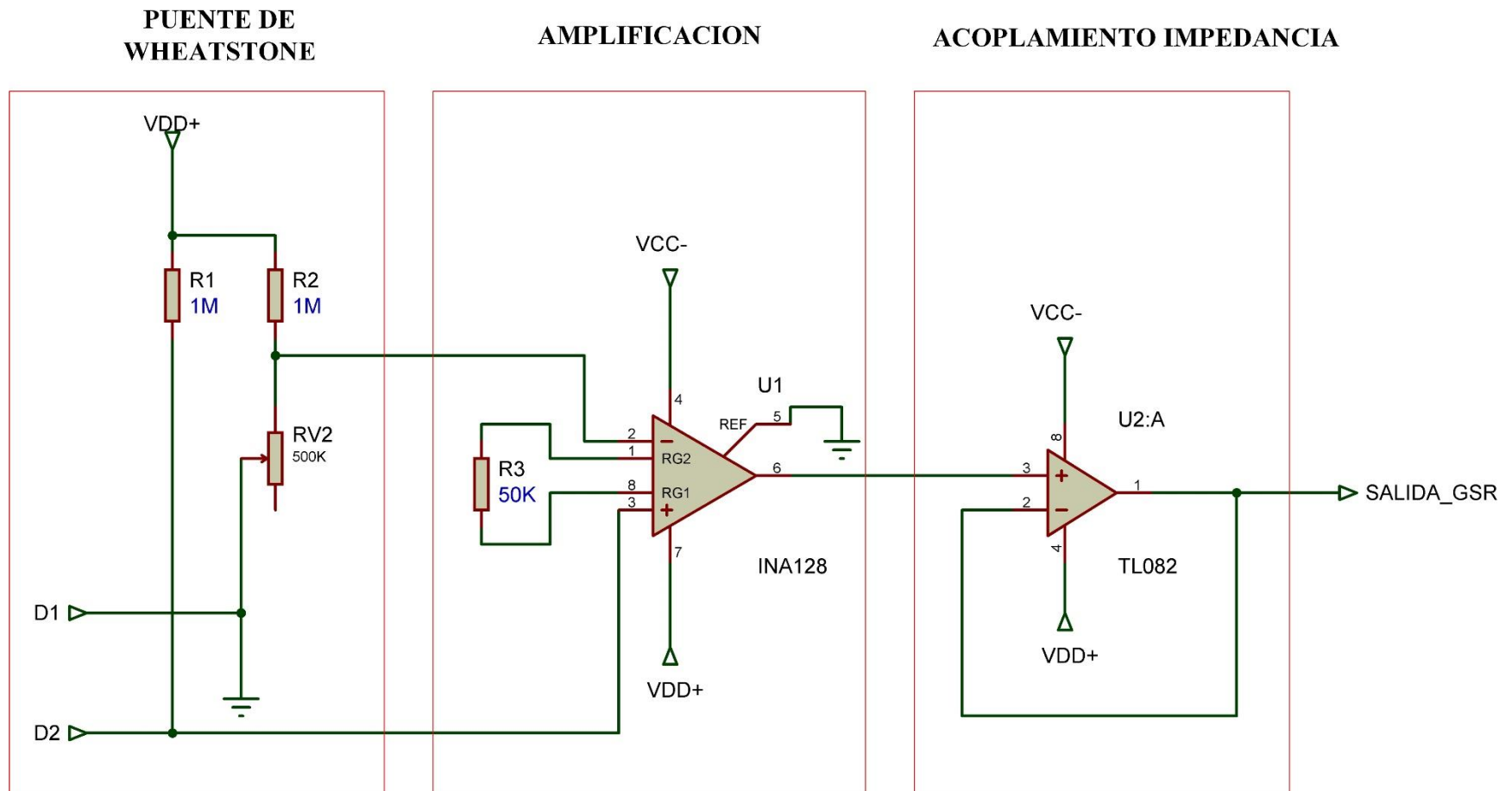


Figura 46. Diagrama Esquemático completo del módulo GSR

3.8. Configuración y programación de la tarjeta STM32F407

Debido a la cantidad de señales que van a ser registradas y a la necesidad de que este proceso se realice de la manera más rápida y confiable posible se seleccionó la tarjeta de desarrollo STM32F407 de la marca STMicroelectronics. Este procesador digital cuenta con las siguientes características técnicas.

- Microcontrolador ARM Cortex M4 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].
- Fuente de alimentación para uso externo 3 y 5 [V]
- Reloj de 168 MHz
- Rango de lectura analógica de 0 a 3.3[V]
- Posee 16 módulos ADC de 12 bits cada uno
- Cada módulo ADC tiene 4095 niveles de cuantificación dados por la siguiente expresión:

$$2^{Nbits} - 1.$$

La tarjeta SMT32F407 se comunica mediante el puerto serial con una PC en la que se disponga del software MATLAB/ Simulink. La programación de esta tarjeta se realiza mediante la librería de propia de Simulink y como complemento se utiliza también la librería de *Waijung* con el compilador *GNU GCC Compiler* (Aimagin., 2015).

Con la ayuda de la librería de *Waijung* se realizó la programación de la tarjeta, especificando parámetros de configuración como modelo del procesador, la frecuencia de muestreo, los puertos analógicos para la adquisición de las señales, módulo SPI para el manejo de potenciómetros

digitales y los diferentes tipos de datos que se van a manejar. Cuando se haya terminado el modelo en Simulink se procede a embeber el mismo en la tarjeta a través del puerto serial.

La tarjeta STM32F047 permite el registro y digitalización de las señales provenientes de los diferentes módulos: ECG, FLW, PPG, EOG y GSR. 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. Dentro de la programación de la tarjeta de desarrollo STM32F407 se debe realizar la configuración de la comunicación serial y SPI, la habilitación de todos los puertos analógicos necesarios para la recepción de señales con sus respectivas ecuaciones para su digitalización y también la configuración necesaria para el manejo simultáneo de los 5 potenciómetros digitales.

3.8.1. Digitalización de las señales

Para la digitalización las señales captadas por cada uno de los módulos se seleccionó la mayor frecuencia del ancho de banda, en este caso de la señal ECG que es de 128 Hz, el cual es suficiente para poder captar toda la información de cada una de las señales fisiológicas. Siguiendo el Teorema de muestreo de Nyquist la frecuencia de muestreo para la investigación se establece en 256 Hz. Cada una de las señales debe ingresar al puerto analógico que dispone la tarjeta STM32F407, las señales obtenidas con el conversor analógico digital deben transformarse a una escala adecuada de voltaje, cumpliendo con la siguiente expresión:

$$V_{in} = \frac{\text{Valor digital} \times V_{ref}}{\text{Resolución}} \quad (35)$$

Valor digital: valor registrado en el puerto analógico.

V_{ref}: voltaje de referencia, es decir el valor máximo admisible de lectura de la tarjeta.

Resolución: niveles de cuantificación.

Dado que el módulo ADC de la tarjeta STM32F407 admite voltajes de hasta 3.3 [V] y tiene una resolución de 12 bits equivalente a 4095 niveles de cuantificación, la ecuación (35) resulta:

$$V_{in} = \frac{\text{Valor digital} \times 3.3 \text{ V}}{4095} \quad (36)$$

La configuración de la tarjeta STM32F407, potenciómetros digitales, recepción y acondicionamiento de las señales fisiológicas se realizó en la interfaz Simulink de Matlab.

3.8.2. Configuración SPI para los potenciómetros digitales

Todos los módulos con excepción del de GSR tienen la posibilidad de modificar su ganancia de amplificación a través de software, mediante el uso de potenciómetros digitales. Estos potenciómetros utilizan un protocolo de comunicación SPI que se configura en la tarjeta de desarrollo STM32F407. Además de los bits correspondientes a la activación del potenciómetro a cada uno se le agregó un bit adicional correspondiente a un habilitador asociado a un contador de 8 bits, el cual sirve para realizar un barrido que actualice secuencialmente los 5 potenciómetros en un tiempo igual a la inversa de la frecuencia de muestreo con la que se está trabajando.

En la Figura 47 se observa la configuración que tienen todos los potenciómetros, con la diferencia que el bit de activación se asigna a un puerto digital diferente para cada potenciómetro. El potenciómetro que tiene el bit en 0 está activado, mientras que los que lo tienen en 1 están inactivos. El bloque de comunicación SPI permite la lectura del dato en un formato tipo Data Byte y lo escribe inmediatamente en el potenciómetro digital. Finalmente es necesaria la conversión del dato tipo Data Byte a un valor de tipo flotante (Single) para su posterior utilización.

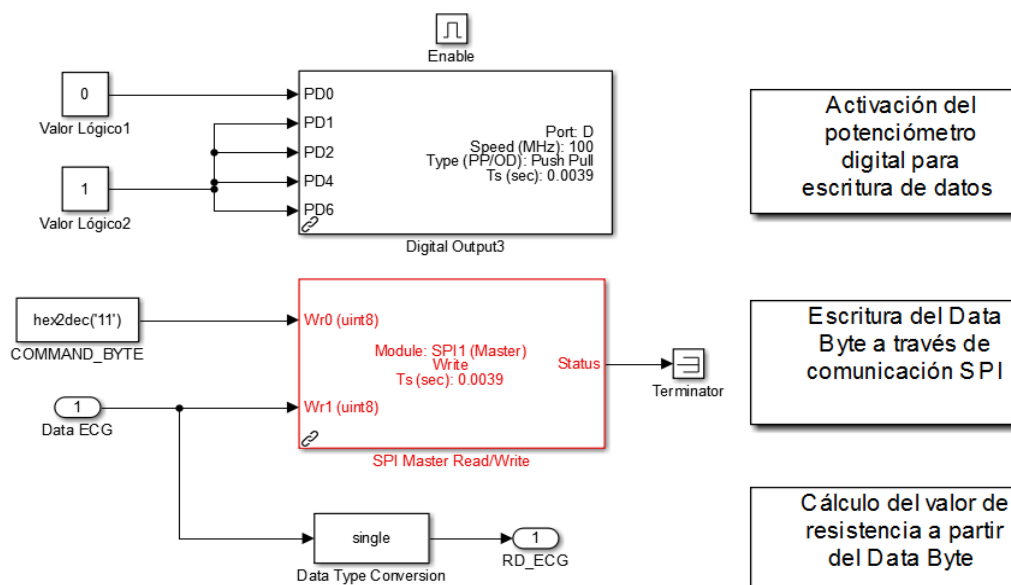


Figura 47. Diagrama de bloques de la configuración interna de cada potenciómetro en Simulink

3.8.3. Conversión de las señales

La señal que proviene del paciente pasa a través del circuito de acondicionamiento de cada módulo, encargado de modificar la amplitud de la señal, filtrarla y también realizar un desplazamiento con el objetivo de que pueda ingresar al convertor análogo digital y que tanto componentes positivos como negativos de cada señal puedan ser registrados. Sin embargo, para el posterior procesamiento que se realiza sobre cada una de las señales se necesita que no tengan ningún desplazamiento y que su amplitud sea la original. Para este proceso es necesario determinar una ecuación la cual convierta la señal que ha sido modificada en la señal original, siguiendo un proceso inverso al que siguió una vez que ingresó al módulo. Con el fin de poder comprender la metodología necesaria para obtener la señal original se muestra el ejemplo de este procedimiento para la señal obtenida con el módulo de ECG.

A la señal analógica como primer paso se le debe quitar el voltaje offset añadido como se encuentra descrito en la sección 3.3.5, para lo cual es importante considerar el circuito utilizado

para esta etapa mostrado en la Figura 29. La expresión que relaciona el voltaje de salida en función de los voltajes de entrada, teniendo resistencias de igual valor es la ecuación (18).

En donde V_{out} corresponde al voltaje analógico, V_1 al voltaje de offset y V_2 al voltaje de la etapa anterior es decir la de amplificación con el potenciómetro digital V_{Amp} . El valor de interés es el de la etapa anterior es decir V_{Amp} .

$$V_{Amp} = \frac{2 * V_{out} * R_4}{R_3 + R_4} - V_{offset} \quad (37)$$

Una vez obtenido el voltaje sin desplazamiento se debe quitar la ganancia añadida en la etapa de amplificación mostrado en la sección 3.3.4. De la ecuación del amplificador obtenida para esta etapa (15) con lo que se obtiene la siguiente expresión en la cual se desea conocer el voltaje de entrada.

$$V_{Fil} = V_{Pre} = \frac{V_{Amp}}{5.61995 + 0.16881 D_N} \quad (38)$$

La etapa de filtrado se diseñó con una ganancia unitaria por lo que el voltaje antes y después de esta etapa es el mismo. Finalmente, se debe quitar la ganancia de preamplificación para de esta manera poder visualizar la señal original del paciente. De la ecuación (3) se debe despejar el valor de interés en este caso el voltaje que se tiene a la entrada.

$$V_{pre} = (V_{LL} - V_{RA}) * G_p = V_{Original} * G_p \quad (39)$$

La ecuación (40) es la necesaria para obtener el voltaje original de la señal a partir de la señal analógica y de todas las ganancias de cada etapa.

$$V_{Original} = \frac{\frac{2 * V_{out} * R_4}{R_3 + R_4} - V_{offset}}{5.61995 + 0.16881 D_N} * G_p \quad (40)$$

CAPÍTULO IV

ADQUISICIÓN Y PROCESAMIENTO DIGITAL DE LAS SEÑALES

4.1. Introducción

Una vez que se ha implementado el dispositivo “*Bio MSignal*” se aplica un protocolo de inducción de estrés a un grupo de personas con el fin de poder crear una base de datos de donde se extraerán varias características que serán de utilidad en el entrenamiento del clasificador. En este capítulo se describe el protocolo aplicado en el grupo voluntario, la creación de la base de datos y el procedimiento necesario para la extracción de características.

4.2. Registro y almacenamiento de las señales

El registro y almacenamiento de las señales provenientes del electrocardiograma, flujo respiratorio, presión arterial, respuesta galvánica de la piel y electrooculograma se realiza en una computadora (PC1), en la Figura 48 se describe a través de un esquema el registro de las señales.

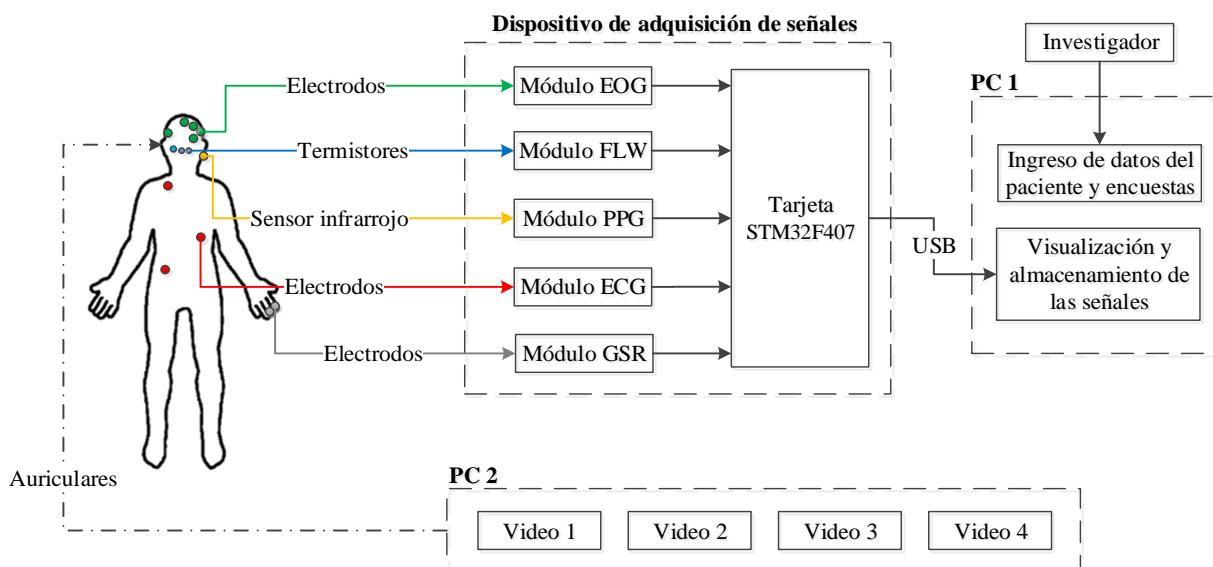


Figura 48. Registro de señales

Para llevar a cabo el registro, el sujeto de prueba es conectado al dispositivo de adquisición de señales biomédicas y es sometido a un protocolo de inducción de relajación y estrés, el cual consiste



en una serie de videos que se reproducen desde una computadora (PC2). Para aislar de otros sonidos al sujeto se le colocan auriculares. (Oscullo, 2017).

4.2.1. Estímulos audiovisuales



El método de inducción de estrés seleccionado es de tipo audiovisual trabajado anteriormente por Raza (Raza, 2016), además se utilizó una parte de lo recomendado por el *Trier Social Stress Test* (TSST) ya que se realiza una encuesta al paciente al inicio del registro y también se utiliza un estímulo audiovisual para la inducción de estrés matemático, con el fin de que el sujeto de prueba se mueva lo menos posible y evitar así que se introduzca gran cantidad de ruido. En la Tabla 2 se explica detalladamente los videos que se utilizaron y su propósito para este estudio.

Tabla 2

Videos Estimulación

Video	Propósito	Descripción	Imágenes
1	Inducir tranquilidad, calma	Compuesto por 23 imágenes de lugares amplios, iluminados, de colores vivos y claros. Audio: Mozart Concerto for flute, harp & orchestra in C major, K. 299. Duración: 3 min 20 seg	
2	Inducir estrés psicológico	Es un video extraído del internet de una persona que graba su trayecto en un tráfico intenso. Audio: un sonido agudo de alta frecuencia, sonidos desagradables como el rechinar de una pizarra, raspar de metales, etc. Duración: 3 min 20 seg	

➔
Continua

3	Inducir una respiración controlada	<p>Contiene una imagen de la naturaleza con un círculo que se expande y se contrae para guiar la respiración.</p> <p>Audio: Sonidos de la naturaleza como el canto de un pájaro, agua cayendo, etc.</p> <p>Duración: 3 min 20 seg</p>	
4	Inducir estrés matemático	<p>Contiene varios ejercicios matemáticos temporizados.</p> <p>Audio: Sonido de un reloj avanzando acompañado de un sonido en alta frecuencia y sonidos irritantes como el llanto de un bebé, gritos, etc.</p> <p>Duración: 3 min 25 seg</p>	

4.2.2. Protocolo de estimulación

El registro de las señales se lleva a cabo mediante la aplicación de un protocolo establecido, con el fin de evitar errores y conseguir un almacenamiento correcto de todas las señales. El protocolo consiste en una serie de pasos que se deben seguir tanto por el investigador como por el sujeto de prueba, antes durante y después del registro. (Oscullo, 2017). Los sujetos de prueba deben ser voluntarios que estén de acuerdo con el protocolo establecido y que se encuentren sanos física y mentalmente para evitar resultados erróneos en un posterior análisis.

Es importante mencionar que los sujetos de prueba no deben ser anticipados de los videos que verán para tener emociones naturales, y durante la prueba deben permanecer quietos para evitar el ingreso de ruido. (Raza, 2016). A continuación, se describe el protocolo utilizado para esta investigación:

Antes

A. Informar al sujeto voluntario que:

1) Se realizarán dos registros en días diferentes que durarán entre 25 y 28 minutos.

- 2) No debe utilizar aparatos electrónicos, ni objetos metálicos como anillos, cinturones, etc.
- 3) Durante el registro debe evitar hablar o moverse.
- 4) Se le colocarán electrodos y sensores en el cuerpo, pero todo el proceso será indoloro.
- 5) Debe llenar unas encuestas antes y después del registro para análisis estadísticos.
- 6) Se solicita que no comentar con nadie los videos observados.
- 7) Finalmente, se le muestra el diagrama del proceso a seguir para el registro de señales, el cual se muestra en la Figura 49.

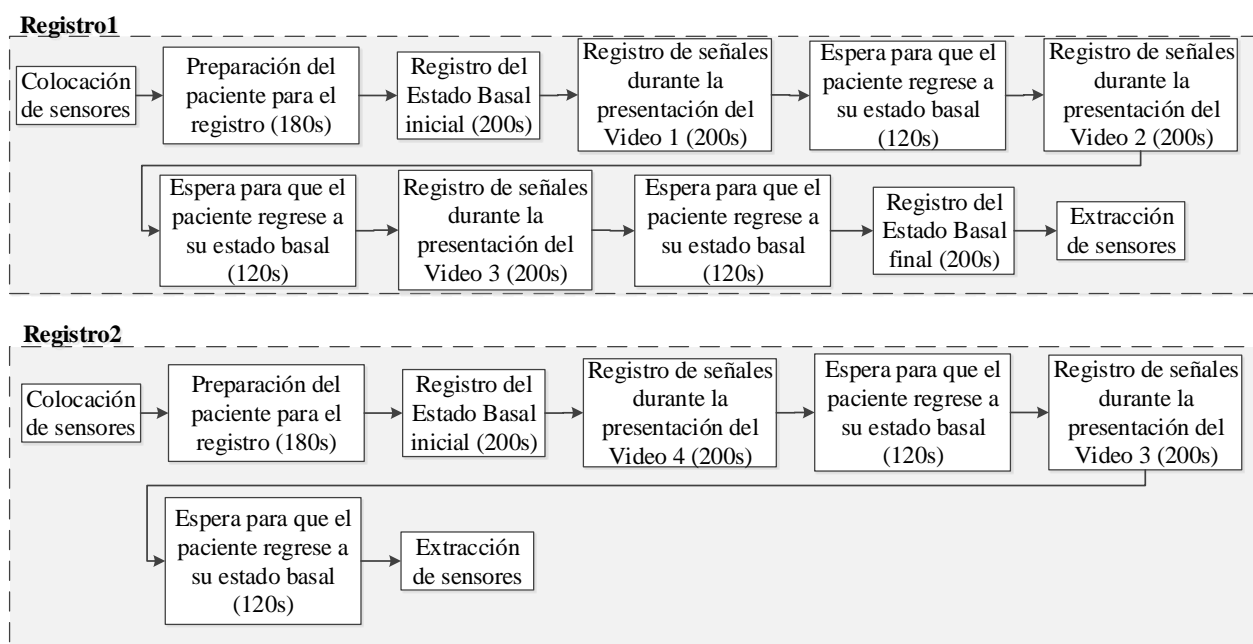


Figura 49. Procedimiento para el registro de señales

- B. El investigador coloca los electrodos, sensores y audífonos en el sujeto voluntario y los acomoda de tal forma que el sujeto no se sienta incómodo. Los sensores son previamente limpiados con alcohol.
- C. El investigador ingresa los datos del voluntario en la PC 1 y le hace llenar un test para estimar su actual nivel de estrés.

Durante

- D. El voluntario debe permanecer sentado en una posición cómoda, mirando hacia la PC 2, evitando moverse o tener reacciones bruscas.
- E. El investigador debe evitar cualquier distracción en el voluntario y debe verificar que el video y el sonido se estén reproduciendo correctamente y que las señales se generen de forma adecuada.

Después

- F. Se solicita al voluntario que llene una encuesta de las sensaciones percibidas en cada video.
- G. El investigador debe desechar los electrodos utilizados, retirar y limpiar los sensores, y guardar las señales obtenidas.

4.2.3. Creación de la base de datos

La base de datos está compuesta por el conjunto de señales almacenadas en una computadora, que son generadas mientras se aplica en el sujeto de prueba el protocolo de inducción de estrés y tranquilidad descrito en la sección 0. Las señales fueron procesadas digitalmente para poder extraer las características que permitan diferenciar estos estados emocionales.

Para este estudio se registraron las señales provenientes del electrocardiograma (ECG), electrooculograma horizontal (EOGH) y vertical (EOGV), fotopleetismografía (PPG), respuesta galvánica de la piel (GSR) y flujo respiratorio registrado en la fosa nasal derecha (FLWD) e izquierda (FLWI) de 57 personas voluntarias de la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE de edad promedio 25 años. Sin embargo, 7 sujetos fueron descartados debido al alto nivel de ruido

que presentaban sus señales o por inconvenientes varios. De los 50 sujetos cuyas señales resultaron adecuadas 31 son hombres y 19 son mujeres.

La base de datos consta de 2700 señales almacenadas, divididas en dos registros y cada registro se divide en 5 y 4 estados respectivamente. En cada estado se registran todas las señales descritas anteriormente.

Registro 1

- Estado basal 1 (inicial)
- Estado de relajación
- Estado de estrés psicológico
- Estado de respiración controlada
- Estado basal 2 (final)

Registro 2

- Estado basal 1 (inicial)
- Estado de estrés matemático
- Estado de respiración controlada
- Estado basal 2 (final)

El test de estrés realizado previo a los registros, consta de 20 preguntas extraídas de test psicológicos y estudios previos respecto al estrés (Acevedo, 2000). Cada pregunta se puede responder en una escala de nada (1 punto), un poco (2 puntos), moderado (3 puntos) y bastante (4 puntos). Es así que se ha clasificado como “nada estresado” a quien tenga de 0 a 20 puntos, “poco estresado” de 21 a 40 puntos, “moderadamente estresado” de 41 a 60 puntos y “altamente estresado” de 61 a 80 puntos. Los resultados obtenidos se pueden observar en la Tabla 3.

Tabla 3

Resultados Test de Estrés

Nivel de estrés	Rango	Puntaje promedio	Porcentaje
Nada estresado	0-20	-	0%
Poco estresado	21-40	34.72	50%
Moderadamente estresado	41-60	46.96	44%
Altamente estresado	61-80	66	6%

Según los resultados obtenidos se puede constatar que la mitad de los sujetos voluntarios poseen un nivel bajo de estrés, un 44% presentan un nivel moderado de estrés y solamente un 6%, es decir 3 personas muestran niveles altos de estrés

Al finalizar de cada registro los voluntarios llenaron también una encuesta para determinar que sensaciones tuvieron al observar y escuchar cada video. Las encuestas se pueden ver en los Anexos 1 y 2. Los resultados obtenidos de las encuestas se muestran en la Tabla 4.

Tabla 4

Tabulación de las encuestas

Sensación	Video 1 (calma)	Video 2 (estrés psicológico)	Video 4 (estrés matemático)
Alegría	3 (6%)	0	0
Tranquilidad o calma	38 (76%)	0	1 (2%)
Nada	0	3 (6%)	1 (2%)
Enojo	0	5 (10%)	1 (2%)
Tristeza	0	0	0
Miedo	0	0	0
Estrés	0	26 (52%)	16 (32%)
Otro	9 (18%) Entre las respuestas están: relajación, aburrimiento y sueño	16 (32%) Entre las respuestas están: desesperación, ansiedad, molestia, incomodidad y confusión	31 (62%) Entre las respuestas están: desesperación, ansiedad, molestia, presión, confusión, tensión, frustración

A pesar de que en el Video 4 (estrés matemático) el mayor porcentaje se encuentra en la respuesta “Otro” las respuestas dadas por los pacientes son en su mayoría sinónimos de Estrés, por lo que se puede decir que los sujetos voluntarios fueron estimulados con la sensación requerida, ya sea estrés o calma de forma satisfactoria.

4.3. Extracción de características de la señal ECG

La extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de ECG se consigue tras seguir una secuencia de pasos, primero se hace un preprocesamiento de la señal, adecuándola para que posteriormente sea delineada. Una vez delineada la onda, se extraen y acondicionan las series temporales de las cuales se obtienen los parámetros necesarios para la caracterización de la señal cardiaca. El diagrama de la Figura 50 muestra el procedimiento llevado a cabo para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de ECG. (Oscullo, 2017).

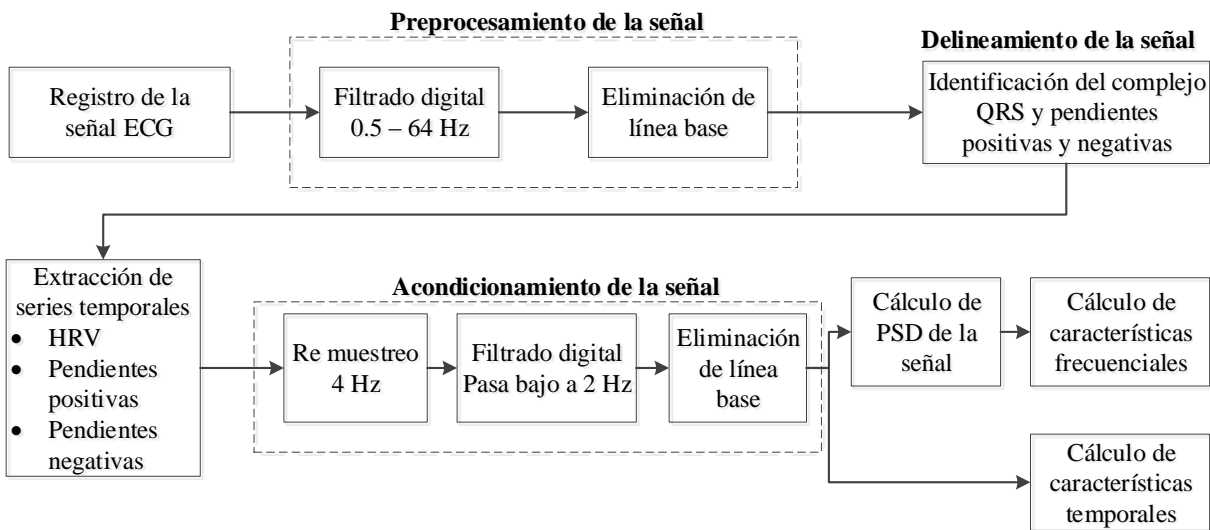


Figura 50. Diagrama de bloques para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal ECG

4.3.1. Preprocesamiento de la señal ECG

Es indispensable realizar un filtrado en las señales de ECG, debido a que son señales biomédicas muy pequeñas y propensas al ruido e interferencias. A través del filtrado se elimina todo el ruido y la información que no es necesaria, dejando a la señal adecuada para la identificación del complejo QRS y las pendientes positiva y negativa, de las cuales se extraerán posteriormente las series temporales para el análisis de la señal cardiaca.

Para el preprocesamiento de la señal ECG se requiere la aplicación de filtros digitales offline a la señal cruda, es decir el filtro se aplica a la señal guardada después de haber sido digitalizada y regresada a su valor original por la tarjeta STM32F407.

Los filtros digitales pasa alto y pasa bajo aplicados a las señales ECG crudas fueron diseñados con la herramienta “fdatool” de Matlab, en la Tabla 5 y Tabla 6 se muestran los parámetros establecidos.

Tabla 5

Parámetros de diseño del filtro pasa alto para ECG

Método de diseño	IIR Butterworth		
Frecuencia de muestreo	256 Hz		
Parámetros			
Fstop	0.4 Hz	Fpass	0.5 Hz
Astop	60 dB	Apass	0.5 dB

Tabla 6

Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para ECG

Método de diseño	IIR Butterworth		
Frecuencia de muestreo	256 Hz		
Parámetros			
Fpass	58 Hz	Fstop	64 Hz
Apass	0.5 dB	Astop	60 dB

En las Figura 51 y Figura 52 se muestra la respuesta en magnitud y fase de los filtros pasa alto y pasa bajo, respectivamente, con lo que se comprueba que la señal se encuentra dentro del rango de trabajo de 0.5 a 64 Hz, adecuado para el análisis de la señal de ECG. (Oscullo, 2017).

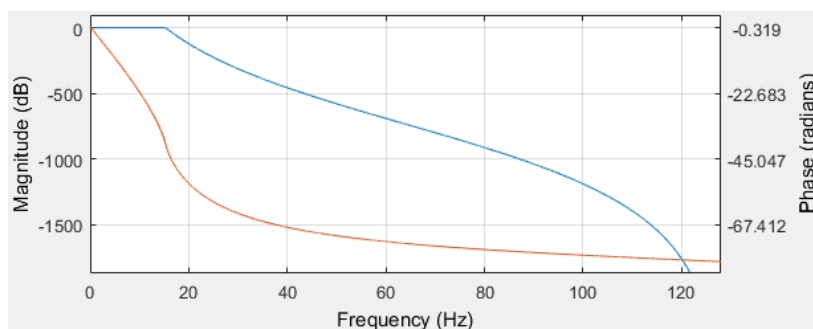


Figura 51. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa alto ECG

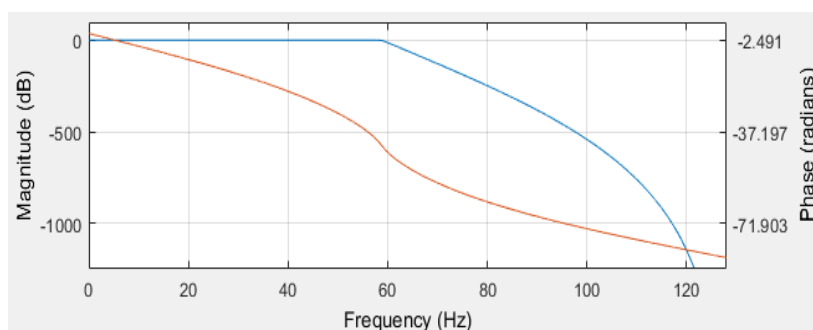


Figura 52. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo ECG

Finalmente se elimina la línea base de la señal ECG utilizando la función “*detrend*” de Matlab, la cual permite eliminar la tendencia lineal de un vector, en este caso la señal ECG. (Raza, 2016). En la Figura 53 se muestra la señal ECG cruda en voltios (en color azul), donde se puede observar el ruido generado por factores externos y la señal ECG filtrada offline (en color rojo), donde el ruido es notoriamente atenuado.

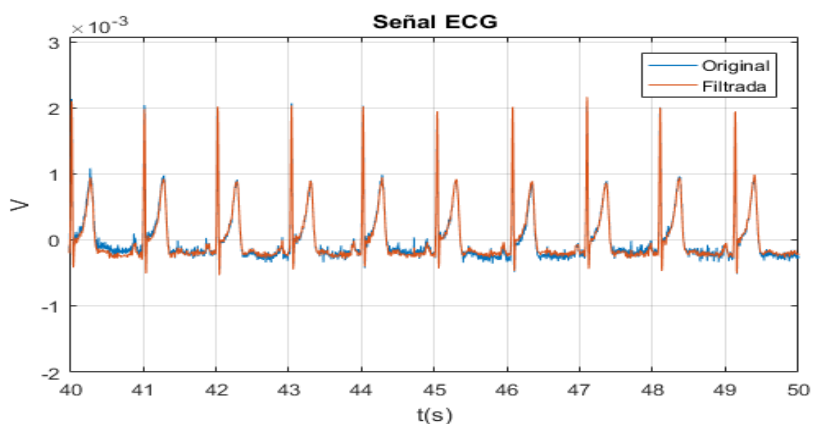


Figura 53. Señal ECG original y filtrada

En la Figura 54 se muestra el espectro de la señal ECG, mismo que fue calculado con el método de Welch utilizando la función “*pwelch*” de Matlab.

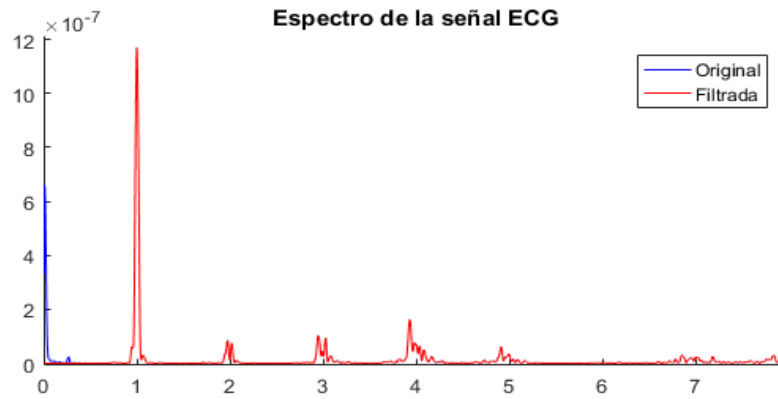


Figura 54. Espectro de la señal ECG

4.3.2. Delineación de la onda ECG

Después del filtrado digital se procede a delinear la señal, este proceso consiste en la extracción de parámetros de la onda de ECG para su posterior análisis, se ha seleccionado el complejo QRS como objeto de estudio, del cual se extrae la variabilidad del ritmo cardiaco (HRV), la pendiente positiva (QR) y la pendiente negativa (RS) para calcular con ellos las series temporales.

Para la identificación del complejo QRS se ha utilizado el conocido algoritmo de Pan Tompkins, desarrollado por Jiapu Pan y Willis Tompkins en 1985, el cual se basa en el análisis de amplitud, pendiente y anchura de los complejos QRS. El algoritmo utilizado realiza un procesamiento de las señales que consta de 3 filtros digitales lineales implementados en Matlab, el primero es un filtro pasa banda que consta de un filtro pasa bajo en cascada con un filtro pasa alto, el segundo es un filtro derivador, luego eleva la señal al cuadrado para potenciar los picos y finalmente aplica un filtro integrador de ventana móvil. (Pan & Tompkins, 1985). Las etapas mencionadas se muestran en el diagrama de bloques de la Figura 55.

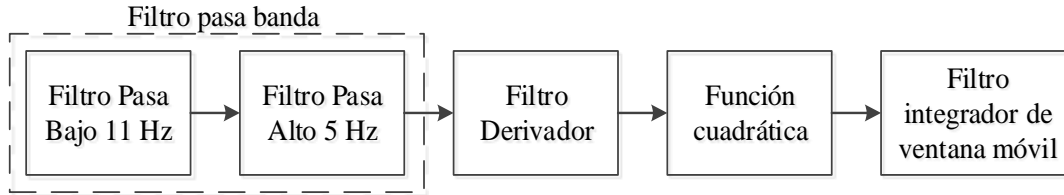


Figura 55. Diagrama de bloques del algoritmo de Pan Tompkins
Fuente: Modificado de (Pan & Tompkins, 1985)

El filtro pasa banda tiene la finalidad de reducir la influencia del ruido muscular, la interferencia de la red eléctrica (60 Hz), la tendencia lineal y la interferencia de la onda T. El filtro es diseñado con números enteros y es rápido para trabajar en tiempo real. Consta de un filtro pasa bajo y un filtro pasa alto en cascada que logran una banda de paso de 3dB en un rango de frecuencias de 5 a 11 Hz en donde se encuentra la máxima cantidad de energía del complejo QRS.

El filtro pasa bajo tiene una frecuencia de corte en 11 Hz, una ganancia de 36 y un retraso de 6 muestras. La función de transferencia del filtro de segundo orden se muestra en la ecuación (41):

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (41)$$

Para implementar el filtro digitalmente se expresa la ecuación (41) como una ecuación de diferencias (42), donde $y(n)$ es la salida y $x(n)$ la entrada:

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (42)$$

El filtro pasa alto está diseñado como un filtro pasa todo restado de un filtro pasa bajo de primer orden. La frecuencia de corte del filtro es 5 Hz, su ganancia es 32 y posee un retraso de 16 muestras. La función de transferencia del filtro pasa alto se muestra en la ecuación (43).

$$H(z) = \frac{(-1 + 32z^{-16} + z^{-32})^2}{1 + z^{-1}} \quad (43)$$

De igual manera se expresa la ecuación (43) en la ecuación de transferencias (44) para implementarla computacionalmente.

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (44)$$

Después de filtrar la señal es necesario derivarla para obtener información de las pendientes del complejo QRS. Se usa una derivada de 5 puntos con respuesta en frecuencia casi lineal entre 0 y 30 Hz y un retraso de 2 muestras. La función de transferencia se muestra en la ecuación (45):

$$H(z) = \frac{1}{8}T(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z + z^2) \quad (45)$$

La ecuación de diferencias a implementar se muestra en la ecuación (46):

$$y(nT) = \left(\frac{1}{8T}\right) [-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (46)$$

Posteriormente la señal se la eleva al cuadrado punto a punto con el fin de que toda la señal sea positiva y también para enfatizar las altas frecuencias provenientes del filtro derivador. La ecuación a implementar es la siguiente:

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (47)$$

Finalmente se realiza una integración en ventana móvil para obtener información característica de la forma de onda, especialmente de la pendiente de la onda R, a través de la ecuación (48):

$$y(nT) = \left(\frac{1}{N}\right) [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (48)$$

Donde N es el número de muestras en el ancho de la ventana de integración. El valor de N se debe seleccionar de tal manera que se garantice la detección de todo el complejo QRS, en este caso se va a utilizar un ancho de 150 ms y dado que la frecuencia de muestreo es 256 muestras/s se obtiene un retraso de 38.4 muestras.

En la Figura 56 se muestra la señal de ECG después de pasar por cada una de las etapas del algoritmo de Pan Tompkins.

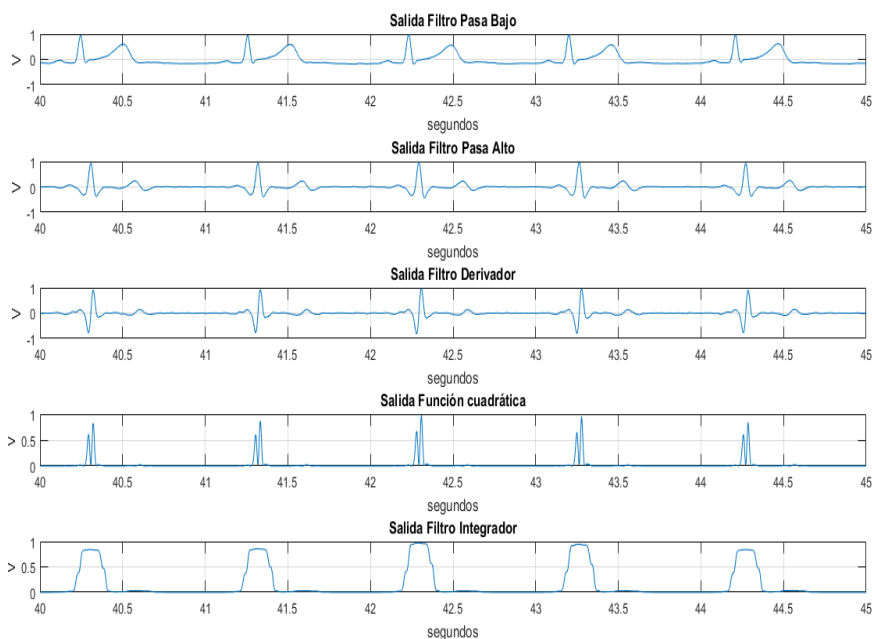


Figura 56. Resultados de cada etapa del algoritmo de Pan Tompkins

Para la detección de los picos de las ondas Q, R y S se toman los rectángulos de la salida del filtro integrador, los cuales representan el complejo QRS y se realiza una búsqueda de máximos y mínimos en una ventana tal, que abarque todo el complejo QRS. En la Figura 57 se pueden observar los rectángulos provenientes de la salida del filtro integrador y los picos Q, R y S encontrados, se puede notar también un desfase debido a los filtros implementados, el cual es compensado en el algoritmo de búsqueda de picos.

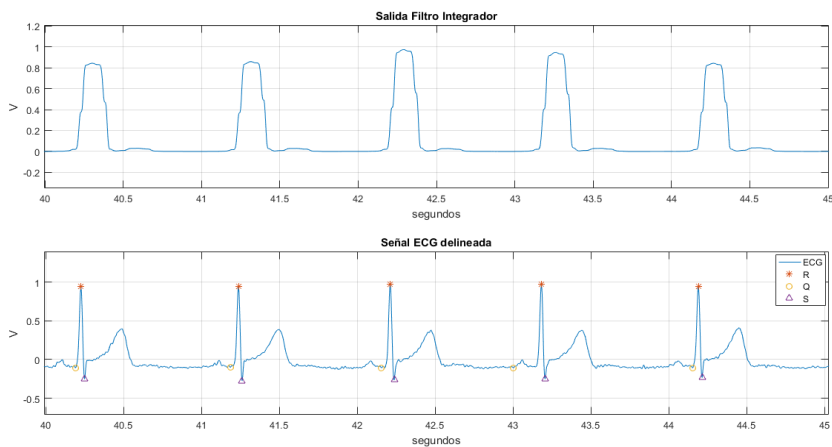


Figura 57. Salida del filtro integrador y señal ECG delineada

El algoritmo utilizado para la determinación de las pendientes está representado por el diagrama de la Figura 58.

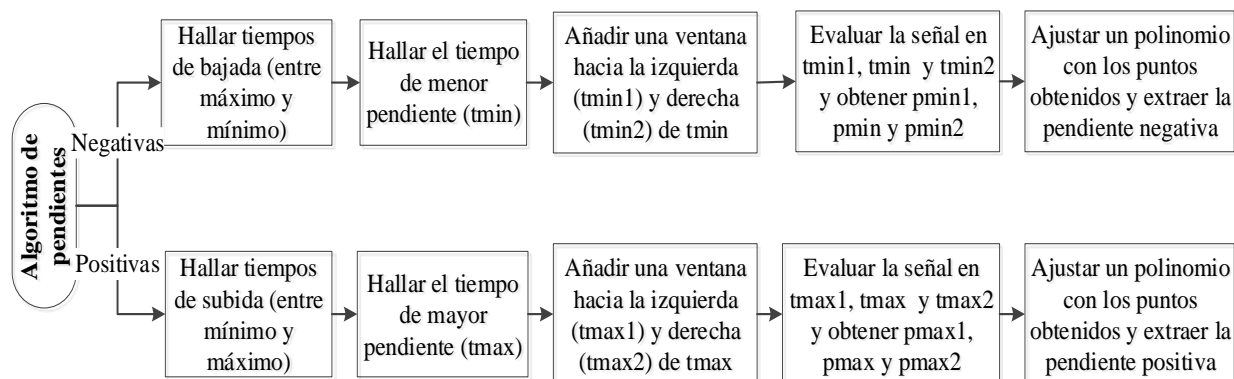


Figura 58. Diagrama de bloques del algoritmo para hallar las pendientes

La señal ECG delineada se muestra en la Figura 59 en donde se pueden observar los picos del complejo QRS, la pendiente positiva QR y la pendiente negativa RS.

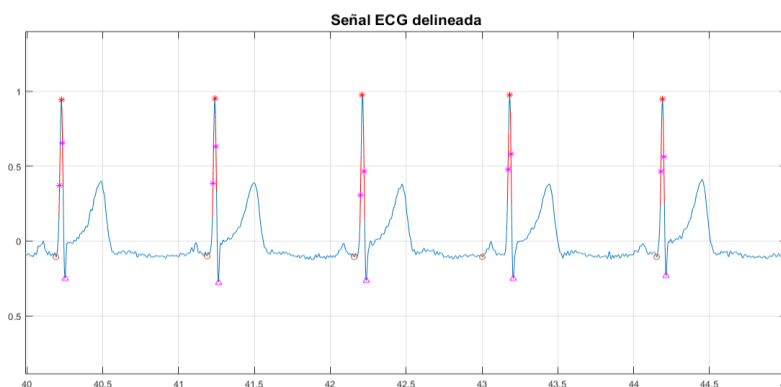


Figura 59. Señal ECG delineada

4.3.3. Extracción de las series temporales

La señal ECG delineada por el algoritmo de Pan Tompkins y el algoritmo de identificación de pendientes proporciona los datos necesarios para la extracción de las series temporales, la primera es la variabilidad del ritmo cardíaco que se obtiene a partir de la distancia entre picos RR consecutivos. La segunda y tercera serie temporal que se extraen provienen de las pendientes de subida QR y bajada en el complejo QRS respectivamente.

4.3.3.1. Cálculo de la variabilidad del ritmo cardiaco

Para calcular la HRV se divide uno para la resta del tiempo entre el que producen dos picos R consecutivos.

$$HRV = 1/(t_R - t_{Ranterior}) \quad (49)$$

En la serie temporal HRV el eje de las ordenadas contiene los valores de duración de los intervalos y en el eje de las abscisas se ubican los tiempos en los que se producen dichos intervalos.

En el cálculo de la HRV pueden existir valores ectópicos o espurios, debido a latidos anormales o valores erróneos que no representan la dinámica del corazón, los cuales deben ser eliminados, existen varias técnicas para corregir estos valores como filtros adaptativos o predictivos (Saa, 2018), en este estudio se utilizará una técnica que consiste en extraer la media y la desviación estándar de la señal completa, y comparar si cada valor de la señal está dentro de un rango admisible ($media \pm 5$ desviación estándar), en caso de no cumplir con la condición el valor es eliminado.

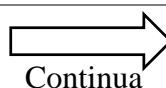
Considerando que los latidos del corazón se presentan a diferentes tiempos se determina que la serie temporal HRV no tiene una frecuencia de muestreo definida, por lo que es necesario realizar un remuestreo de la señal a 4 Hz aplicando la función de interpolación de Matlab “*interp*”.

Posteriormente se realiza un filtrado pasa bajo de la señal para eliminar las frecuencias que no son de interés. En la Tabla 7 se muestran los parámetros utilizados para diseñar el filtro pasa bajo, el mismo filtro se utilizó para acondicionar todas las series temporales obtenidas, tanto de ECG como de PPG.

Tabla 7

Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para las series temporales

Método de diseño	IIR Butterworth
Frecuencia de muestreo	4 Hz



Parámetros			
Fpass	1.9 Hz	Fstop	2 Hz
Apass	0.5 dB	Astop	100 dB

Finalmente se usa la función “*detrend*” para eliminar la tendencia lineal de la señal (Arcentales, 2015). El resultado del proceso se puede observar en la Figura 60, en donde la señal original se muestra en azul y la señal corregida, remuestreada, filtrada y eliminada la tendencia lineal se muestra punteada en rojo.

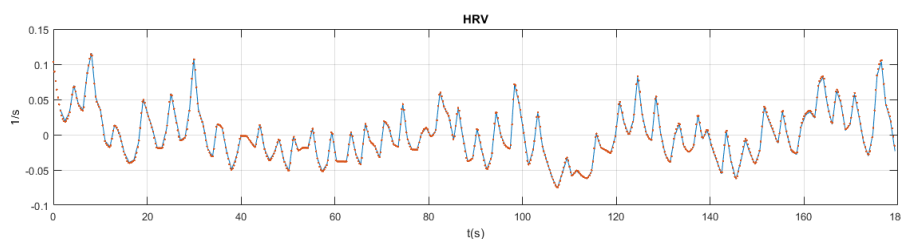


Figura 60. Series temporales HRV

4.3.3.2. Pendientes del complejo QRS

Las pendientes positivas se calculan al ajustar una línea recta a la señal, centrada en el punto de mayor pendiente entre el pico Q y el pico R del complejo QRS, mientras que en las pendientes negativas línea recta que se ajusta a la señal está centrada en el punto de menor pendiente entre los picos R y S. Las rectas fueron ajustadas en una ventana de 8 ms. (Arcentales, 2015).

La serie temporal de pendientes tanto positivas como negativas se calcula ubicando el tiempo en el que se presentan cada una en el eje de las abscisas y el valor de la pendiente en el eje de las ordenadas, posteriormente se realiza el mismo procedimiento utilizado para HRV descrito en la sección 4.3.3.1. La Figura 61 muestra en azul las series temporales de las pendientes positivas y negativas originales y en rojo punteado las señales corregidas, remuestreadas, filtradas y eliminada la tendencia lineal.

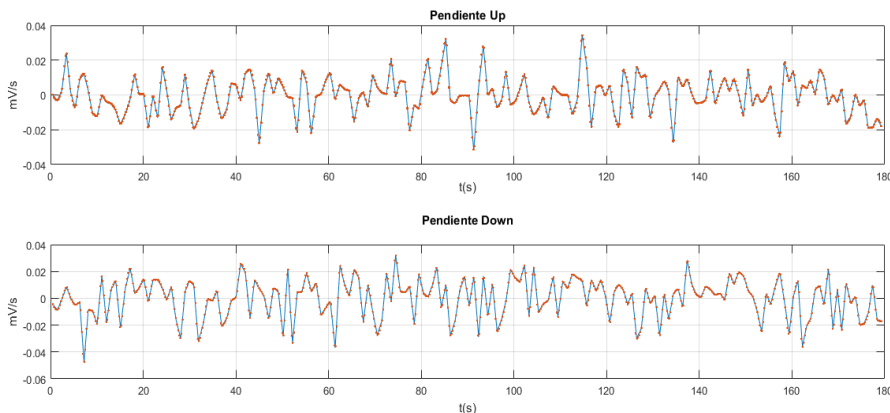


Figura 61. Series temporales de las pendientes positivas y negativas de ECG

4.3.4. Análisis espectral de la señal de ECG

Para el análisis de las señales en el dominio de la frecuencia se pueden aplicar diferentes métodos, los cuales pueden ser no paramétricos, basados en la transformada discreta de Fourier (Oscullo, 2017) o paramétricos. Estos últimos trabajan mejor con señales cortas o ruidosas y pueden proveer una mejor resolución que los métodos no paramétricos para estimar la densidad de potencia espectral. (Gomis, 2010). Los métodos paramétricos son muy utilizados para señales biomédicas, sin embargo, representan una carga computacional muy grande (Saa, 2018).

Para este estudio se realiza una estimación espectral utilizando dos métodos no paramétricos diferentes con una carga computacional aceptable, el método de respuesta de mínima varianza sin distorsión (MVDR) y el periodograma de Welch.

4.3.4.1. Método del periodograma de Welch

Conocido también como promediado de periodogramas modificados, Welch en 1967 explica el uso de la Transformada Rápida de Fourier para el análisis espectral. El método tiene como ventaja un reducido costo computacional y su conveniente aplicación en señales no estacionarias. (Welch, 1967). El método de Welch posee 2 variaciones del método de Bartlett, primero un

solapamiento de segmentos de datos y segundo un enventanado de cada secuencia $x_j(n)$ con una ventana general $w(n)$, antes de calcular el periodograma. (Physionet).

Según Oscullo (Oscullo, 2017), la densidad espectral de 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 segmentos, 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. La ecuación (51) define el valor U, el cual representa el factor de normalización que está relacionado con las características de $w[n]$. El traslape recomendado por Welch y el más utilizado es del 50%.

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

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

La magnitud de coherencia al cuadrado (MSC, del inglés *Magnitude Squared Coherence*) se define como la normalización de la densidad espectral de potencia cruzada (CPSD del inglés *Cross Power Spectral Density*) respecto a la PSD de las señales $x_1(n)$ y $x_2(n)$ estimadas a una determinada frecuencia. En la ecuación (52) se define dicha normalización donde $S_{xy}(f)$ es el valor de la CPSD entre dos las señales y en (53) se define la ecuación que representa su MSC.

$$Y_{xy}(f) = \frac{S_{xy}(f)}{\sqrt{S_{xx}(f)}\sqrt{S_{yy}(f)}} \quad (52)$$

$$|Y_{xy}(f)|^2 = \frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_{xx}(f)S_{yy}(f)} \quad (53)$$

4.3.4.2. Método MVDR

El método de respuesta con distorsión de mínima varianza (MVDR del inglés *Minimum Variance Distorsionless Response*) propuesto por Capon (Capon, 1969) se lo puede ver como la salida de un banco de filtros, donde la frecuencia central de cada uno se ajusta de forma dinámica a la frecuencia de análisis. (Rodríguez, Altuve, Guerra, Adrianza, & Wong, 2014). Su ventaja es la alta resolución frecuencial y precisión en la estimación con respecto a otros métodos de estimación frecuencial.

Según Arcentales (Arcentales, 2015), dada una señal de entrada estacionaria en el tiempo, de valor medio cero: $x(n) = [x(n)x(n-1) \dots x(n-K+1)]^T$, donde T denota un vector transpuesto, se define la PSD por la ecuación (54). Donde R_{xx} es la matriz de auto correlación de $x(n)$, $E\{\cdot\}$ es la esperanza matemática, f_k es la matriz de Fourier y H denota la transpuesta conjugada de una matriz.

$$S_{xx}(\omega_k) = \frac{1}{f_k^H R_{xx}^{-1} f_k} \quad (54)$$

La ecuación que representa la matriz de auto correlación y la matriz de Fourier se muestran en las ecuaciones (55) y (56), respectivamente:

$$R_{xx} = E\{x(n) x^H(n)\} \quad (55)$$

$$f_k = \frac{1}{\sqrt{K}} [1, \exp(j\omega_k), \exp(j2\omega_k), \dots, \exp(j(K-1)\omega_k)]^T \quad (56)$$

La densidad espectral de potencia cruzada (CPSD) de dos señales $x_1(n)$ y $x_2(n)$, está definida de forma análoga al PSD por la ecuación (57), donde $R_{x_1x_2}$ es la matriz de correlación cruzada y se encuentra representada por la ecuación (58).

$$S_{x_1 \cdot x_2}(\omega_k) = \frac{f_k^H R_{x_1 x_1}^{-1} R_{x_1 x_2} R_{x_2 x_2}^{-1} f_k}{[f_k^H R_{x_1 x_1}^{-1} f_k][f_k^H R_{x_2 x_2}^{-1} f_k]} \quad (57)$$

$$R_{x_1 x_2} = E\{x_1(n) x_2^H(n)\} \quad (58)$$

La magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC) es proporcional al grado de correlacion entre estas dos señales estimadas a una determinada frecuencia y se define por la ecuacion (59).

$$\gamma_{x_1 x_2} = \frac{|S_{x_1 x_2}|^2}{S_{x_1 x_1} S_{x_2 x_2}} \quad (59)$$

Reemplazando las ecuaciones (54) y (57) en (59), la MSC queda definida en la ecuación (60):

$$\gamma_{x_1 x_2}(\omega_k) = \frac{|f_k^H R_{x_1 x_1}^{-1} R_{x_1 x_2} R_{x_2 x_2}^{-1} f_k|^2}{[f_k^H R_{x_1 x_1}^{-1} f_k][f_k^H R_{x_2 x_2}^{-1} f_k]} \quad (60)$$

En la Figura 62 se muestra la comparación del espectro de la señal de HRV entre los dos métodos explicados anteriormente.

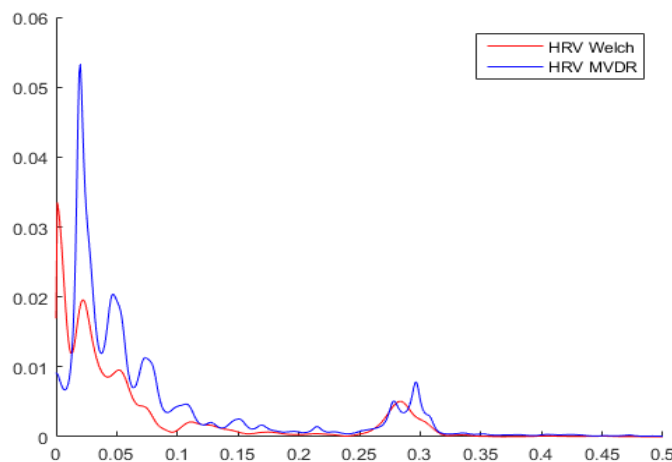


Figura 62. Comparación entre el método de Welch y MVDR

Como se puede observar en la Figura 62, el método de MVDR tiene una mejor resolución frecuencial que el método de Welch, sin embargo, su costo computacional es considerable, especialmente para las señales que tienen una frecuencia de muestreo muy alta, como es el caso de la señal de EOG, Por tal motivo se ha seleccionado el método de MVDR para las señales que son

remuestreadas a una baja frecuencia como son: las series temporales de ECG y PPG (4Hz), FLW (4 Hz) y GSR (8Hz) y el método de Welch para las señales de EOG (64 Hz).

En la Figura 63 se muestra el espectro normalizado respecto del área total de las series temporales de ECG con el método de MVDR seleccionado para este estudio.

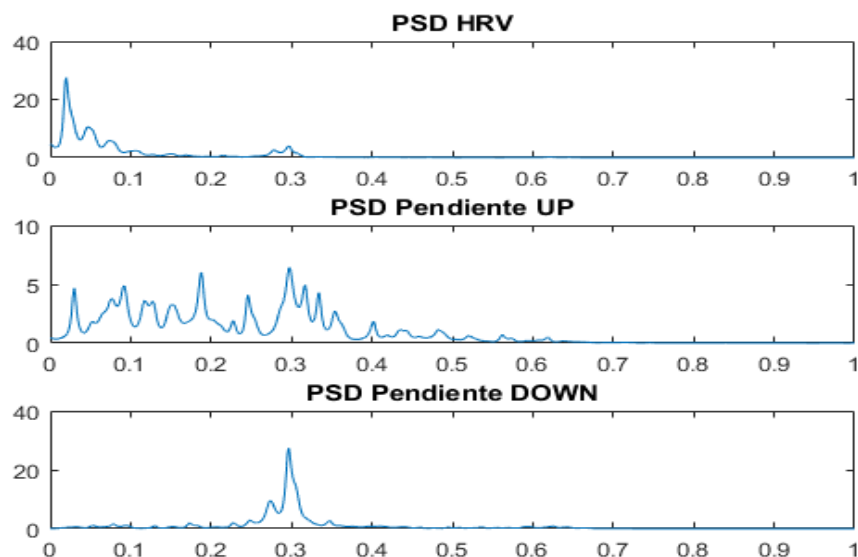


Figura 63. Espectro de las series temporales de ECG

4.3.5. Características temporales y espectrales de la señal ECG

Para la caracterización de la señal cardíaca se realizó la extracción de parámetros temporales y frecuenciales de las series temporales HRV, pendientes positivas y negativas en 5 intervalos, descartando los 10 primeros y últimos segundos. Los intervalos se detallan en la Tabla 8.

Tabla 8

Tabla de intervalos de la señal

N°	Tiempos	Características
1	De 10s a 70s	Primer minuto
2	De 70s a 130s	Segundo minuto
3	De 130s a 190s	Tercer minuto
4	De 40s a 160s	2 minutos centrales
5	De 10 a 190s	Señal completa

En cuanto al tiempo se analiza solamente la entropía de la señal, la cual permite cuantificar la variabilidad de los datos. Varios trabajos han demostrado que la entropía de las señales es un parámetro que aporta valiosa información en la estimación de estrés en las personas. (González & Jiménez, 2016).

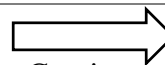
El análisis frecuencial se realiza con el espectro resultante de la aplicación del método MVDR en las series temporales, inicialmente la señal se normaliza dividiéndola para su potencia total, posteriormente se calcula: el pico máximo de potencia, la frecuencia del pico máximo y la potencia total de la señal en un rango de 0 a 0.4 Hz. Se calcula también la potencia total y la potencia media de la señal en 3 bandas frecuenciales que permiten obtener información de la modulación del SNA (Oscullo, 2017). La banda VLF [0 – 0.04] Hz, LF [0.04 – 0.15] Hz y HF [0.15 – 0.4] Hz.

También se calculan 5 relaciones (ratios): entre las bandas VLF/HF y LF/HF, VLF/potencia total, HF/potencia total y LF/potencia total, con lo que se obtiene información del equilibrio entre los sistemas simpático y parasimpático (Raza, 2016). Se calcula un total de 14 características frecuenciales. En la Tabla 9 se muestran las características temporales y frecuenciales que se consideraron para el entrenamiento que determinará el nivel de estrés de una persona.

Tabla 9

Características temporales y frecuenciales de la señal ECG

N°	Temporal	Características	
1		Entropía	
		Rangos	Características
2		0 – 0.4 Hz	Pico máximo de potencia
3	Frecuencial		Frecuencia del pico máximo
4			Potencia total
5-7		VLF, LF y HF	Potencia total
8-10			Potencia media


 Continua

11	Ratios	Potencia VLF/HF
12		Potencia LF/HF
13		Potencia VLF/Potencia total
14		Potencia LF/Potencia total
15		Potencia HF/Potencia total

4.4. Extracción de las características de la señal PPG

La extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de PPG se lleva a cabo al igual que con ECG descrito en la sección 4.3, tras seguir una serie de pasos, primero se hace un preprocesamiento de la señal para adecuarla y que posteriormente pueda ser delineada, una vez delineada la onda se extraen y acondicionan las series temporales de las cuales se obtienen los parámetros necesarios para la caracterización de la señal de flujo sanguíneo.

El diagrama de la Figura 64 muestra el procedimiento llevado a cabo para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de PPG.

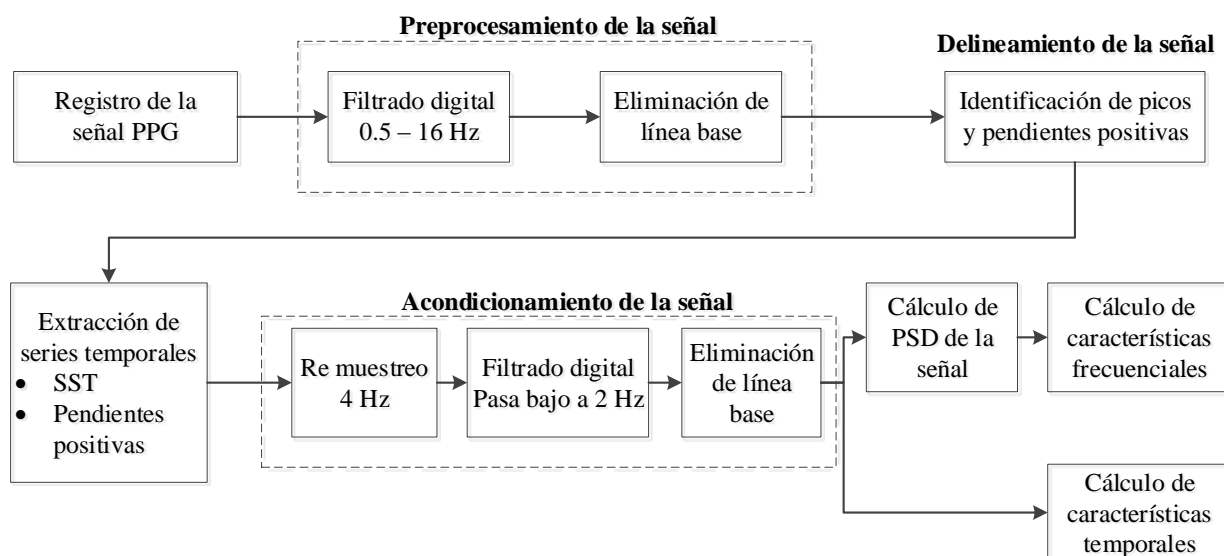


Figura 64. Diagrama de bloques para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal PPG

4.4.1. Preprocesamiento de la señal PPG

Las señales de PPG son muy propensas al ruido e interferencias externas, por lo que es indispensable realizar un filtrado antes de la extracción de las series temporales, con el fin de eliminar información no necesaria para el análisis del flujo sanguíneo.

Para el preprocesamiento de la señal PPG se requiere la aplicación de filtros digitales offline a la señal cruda, es decir, el filtro se aplica a la señal guardada después de haber sido digitalizada por la tarjeta STM32F407 y regresada a su amplitud original. Los filtros digitales pasa alto y pasa bajo aplicados a las señales PPG crudas fueron diseñados con la herramienta “*fdatool*” de Matlab, el filtro pasa alto tiene los mismos parámetros que el aplicado para ECG en la Tabla 5 y en la Tabla 10 se muestran los parámetros establecidos para el filtro pasa bajo.

Tabla 10

Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para PPG

Método de diseño		IIR Butterworth	
Frecuencia de muestreo		256 Hz	
Parámetros			
Fpass	14 Hz	Fstop	16 Hz
Apass	0.5 dB	Astop	40 dB

En la Figura 51 y en la Figura 65 se muestra la respuesta en magnitud y fase de los filtros pasa alto y pasa bajo, respectivamente, verificando que se trabaja en el rango de 0.5 a 16 Hz, adecuado para el análisis de la señal de PPG. (Saa, 2018).

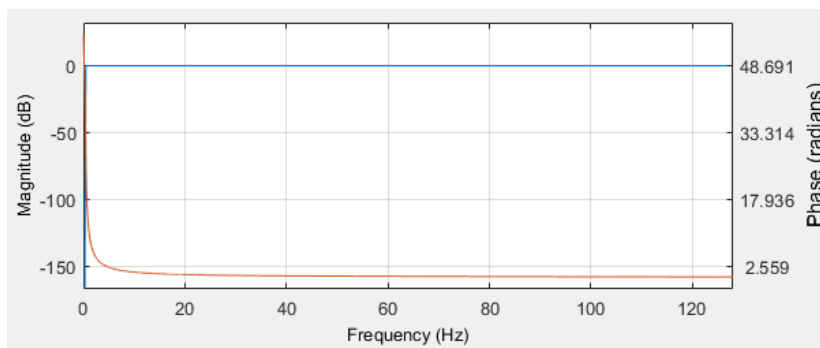


Figura 65. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo

Finalmente se elimina la línea base de la señal PPG utilizando la función “*detrend*” de Matlab, la cual permite eliminar la tendencia lineal de un vector, en este caso la señal PPG. En la Figura 66 se muestra la señal PPG original en voltios cruda (en color azul), donde se puede observar el ruido generado por factores externos y la señal PPG filtrada offline (en color rojo), donde el ruido es notoriamente atenuado.

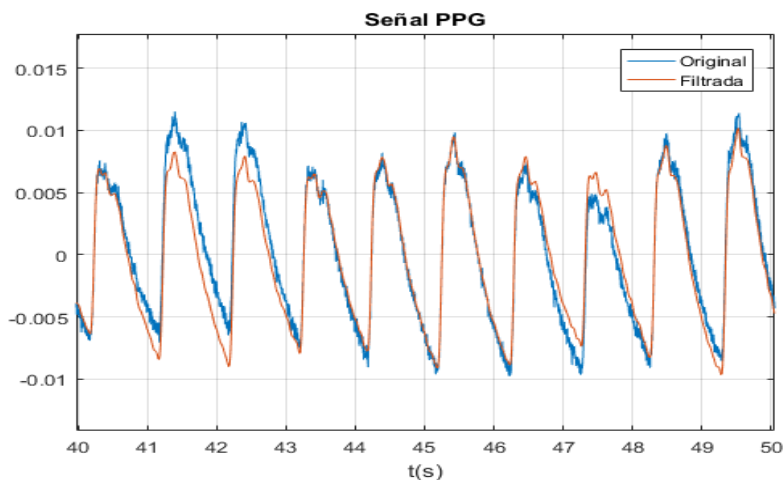


Figura 66. Señal PPG original y filtrada

El espectro de la señal de PPG fue calculado con el método de Welch utilizando la función “*pwelch*” de Matlab y se muestra en la Figura 67.

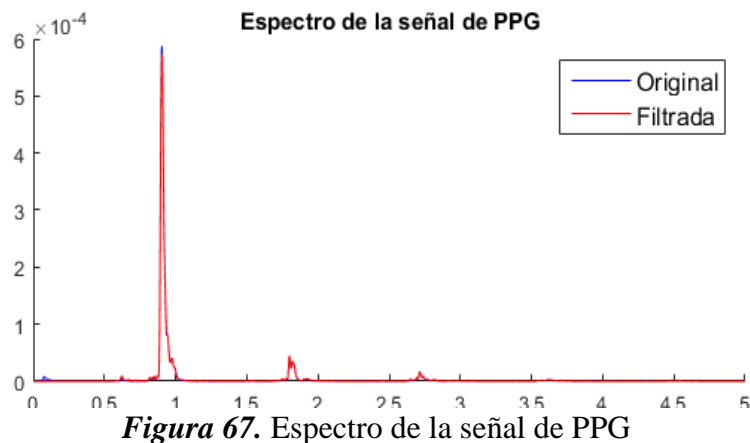


Figura 67. Espectro de la señal de PPG

4.4.2. Delineación de la señal PPG

Para la extracción de características de la señal de PPG se tomaron en cuenta 2 puntos de interés: los picos máximos de la onda, que representan las sístoles y las pendientes de subida de la onda. La identificación de los parámetros característicos de la onda PPG se denomina delineación de la señal PPG, para lo cual se han empleado dos algoritmos diferentes, el primero para encontrar los puntos máximos y mínimos y el segundo para determinar las pendientes positivas.

El algoritmo utilizado para la identificación de máximos y mínimos se muestra en la Figura 68. Primero, la señal pasa por un filtro pasa bajo para eliminar el ruido, posteriormente se realiza un enventanado de la señal, donde se extrae solamente la señal que sea positiva (se determinó de forma experimental que un valor adecuado debe ser mayor a la media de la señal, multiplicado por el valor máximo de la señal y por 0.9), se obtiene el máximo de cada ventana y se crea otra ventana entre el punto máximo y un número de muestras hacia la izquierda (para este caso se determinó un valor óptimo de 22 muestras) de donde se obtiene el mínimo.

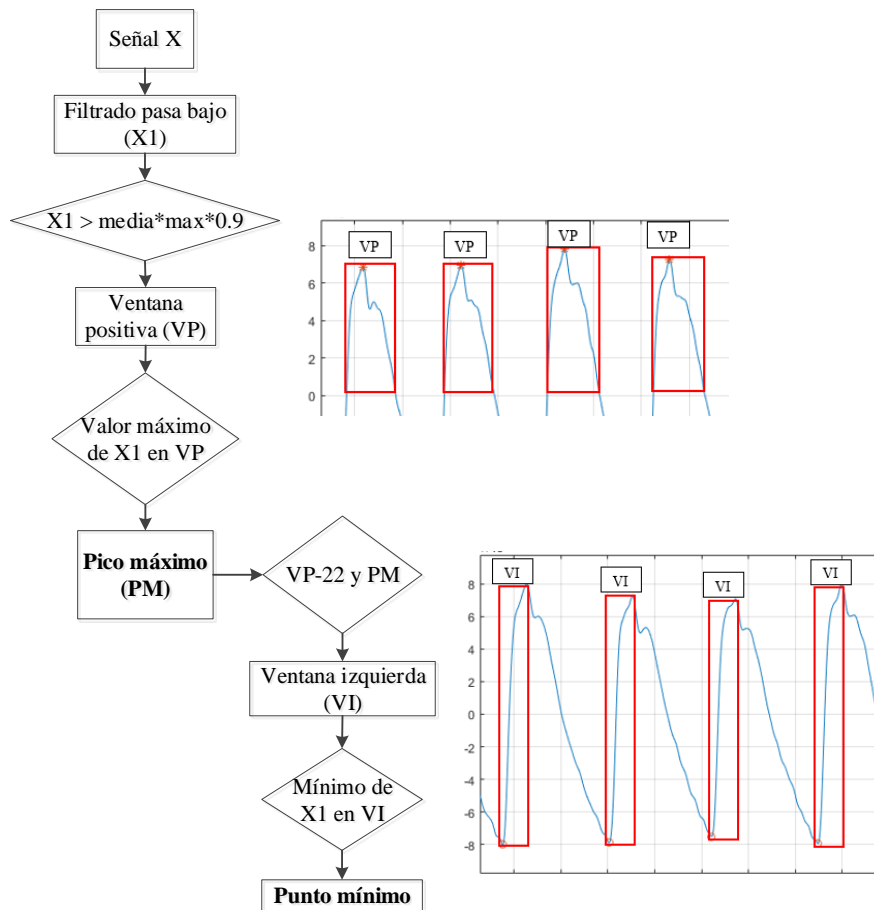


Figura 68. Algoritmo detección de picos para PPG

El algoritmo utilizado para la determinación de las pendientes es el mismo que se ha utilizado en la señal ECG, representado por el diagrama de la Figura 55. La señal PPG delineada se muestra en la Figura 69 en donde se pueden observar los picos de sístole de la onda y la pendiente de subida.

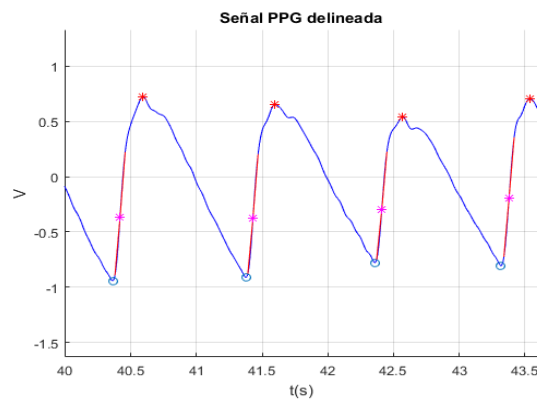


Figura 69. Señal PPG delineada

4.4.3. Extracción de las series temporales de la señal de PPG

La señal de PPG delineada proporciona los picos máximos y las pendientes positivas de la onda, de donde se pueden extraer dos series temporales, la primera se obtiene de la distancia entre picos consecutivos correspondientes a las sístoles, por lo que toma el nombre de SST (del inglés *Systole to Systole Time*). La segunda serie temporal que se extrae proviene de las pendientes de subida en cada sístole de la onda de PPG.

4.4.3.1. Cálculo de la SST

Para calcular la SST se divide uno para la resta del tiempo entre el que producen dos picos consecutivos. En la serie temporal SST el eje de las ordenadas contiene los valores de duración de los intervalos y en el eje de las abscisas se ubican los tiempos en los que se producen dichos intervalos. (Saa, 2018). La serie temporal SST se calcula utilizando la ecuación (61).

$$SST = 1/(t_{pico} - t_{picoanterior}) \quad (61)$$

Al igual que las series temporales de ECG, se requiere eliminar los valores ectópicos y espurios bajo la misma condición (la señal debe estar en el rango entre la media ± 5 desviación estándar). Considerando que los latidos del corazón se presentan a diferentes tiempos se determina que la serie temporal SST no presenta una frecuencia de muestreo definida, por lo que es necesario realizar un remuestreo de la señal a 4 Hz aplicando la función de interpolación de Matlab “*interp*”.

Posteriormente se realiza un filtrado pasa bajo de la señal para eliminar las frecuencias que no son de interés. Se utiliza el mismo filtro para todas las series temporales, cuyos parámetros se muestran en la Tabla 7. Finalmente se usa la función “*detrend*” para eliminar la tendencia lineal de la señal. El resultado del proceso se puede observar en la Figura 70, en donde la señal original

se muestra en azul y la señal corregida, remuestreada, filtrada y eliminada la tendencia lineal se muestra punteada en rojo.

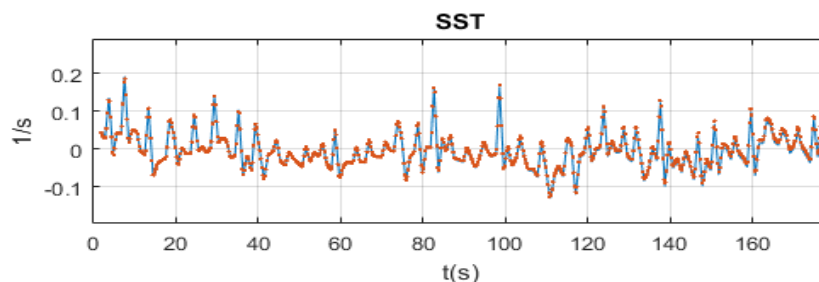


Figura 70. Series temporales SST

4.4.3.2. Pendientes positivas de la señal PPG

Las pendientes positivas en la sístole se calculan al ajustar una línea recta ajustada a la señal, centrada en el punto de mayor pendiente entre la diástole y la siguiente sístole. La recta fue ajustada en una ventana de 80 ms. (Arcentales, 2015). La serie temporal de pendientes positivas se calcula de igual manera a las pendientes positivas de la señal de ECG descrita en la sección 4.3.3.2. La Figura 71 muestra en azul la serie temporal de las pendientes positivas original y en rojo punteado la señal corregida, remuestreada, filtrada y eliminada la tendencia lineal.

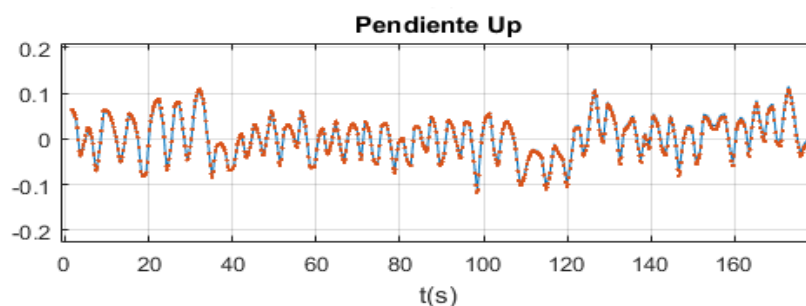


Figura 71. Serie temporal de las pendientes positivas de PPG

4.4.4. Análisis espectral de la señal de PPG

Para el análisis espectral de las series de datos extraídas de la señal PPG se ha utilizado el método MVDR. En la Figura 72 se puede observar el espectro normalizado para el área total de la serie temporal SST y de las pendientes positivas.

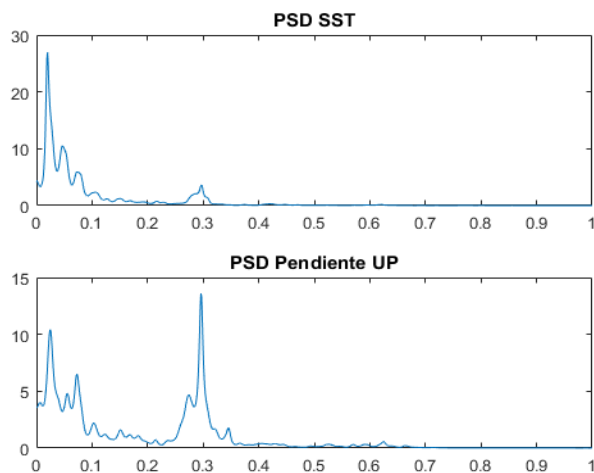


Figura 72. Espectro de las series temporales SST y pendientes positivas

4.4.5. Características temporales y espectrales de la señal PPG

Para la caracterización de la señal de flujo sanguíneo se realizó la extracción de características temporales y frecuenciales de las series temporales SST y pendientes positivas en 5 intervalos al igual que con las series temporales de ECG, los cuales fueron especificados en la Tabla 8.

Dado que la señal de PPG está estrechamente relacionada con la señal de ECG se han utilizado los mismos parámetros para la caracterización de la señal. En la Tabla 9 se muestran los parámetros temporales y frecuenciales que se consideraron para ser utilizados en el entrenamiento que determinará el nivel de estrés de una persona.

4.5. Extracción de las características de la señal de FLW

Para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de FLW, primero se extrae la señal de flujo respiratorio promedio, que es la señal con la que se va a trabajar. Al igual que las anteriores señales se realiza un pre procesamiento de la señal, a través de filtros digitales para su acondicionamiento. En este caso se realiza también un remuestreo a 4 Hz debido a que esta señal va a ser comparada con las series temporales de ECG y PPG, siendo necesario que tengan el mismo tamaño en muestras. Finalmente se extraen los parámetros necesarios para la

caracterización de la señal de flujo respiratorio. El diagrama de la Figura 73 muestra el procedimiento llevado a cabo para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de FLW. (Oscullo, 2017).

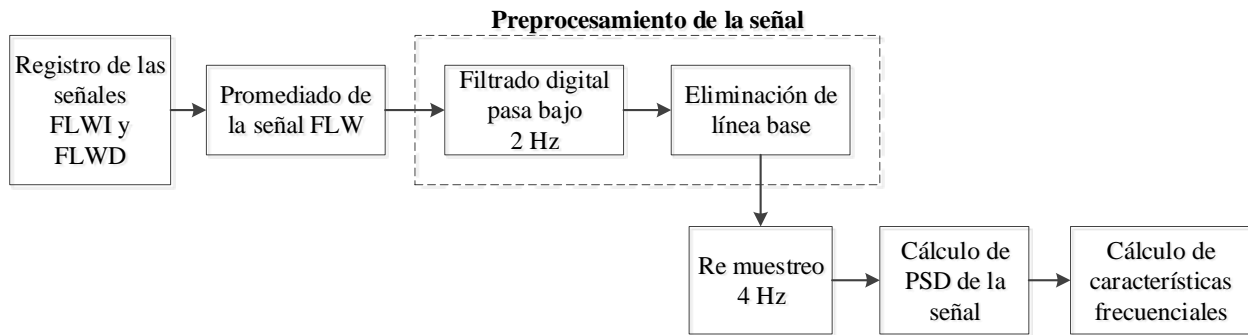


Figura 73. Diagrama de bloques para la extracción de características frecuenciales de la señal FLW

4.5.1. Señal de flujo respiratorio promedio

Para el análisis de la señal de flujo respiratorio es necesario realizar primero el promediado entre las señales provenientes de la fosa nasal derecha y la fosa nasal izquierda. Una vez calculado el promedio se procede al acondicionamiento de la señal. En la Figura 74 se muestra la señal de flujo respiratorio de cada fosa nasal y la señal promediada.

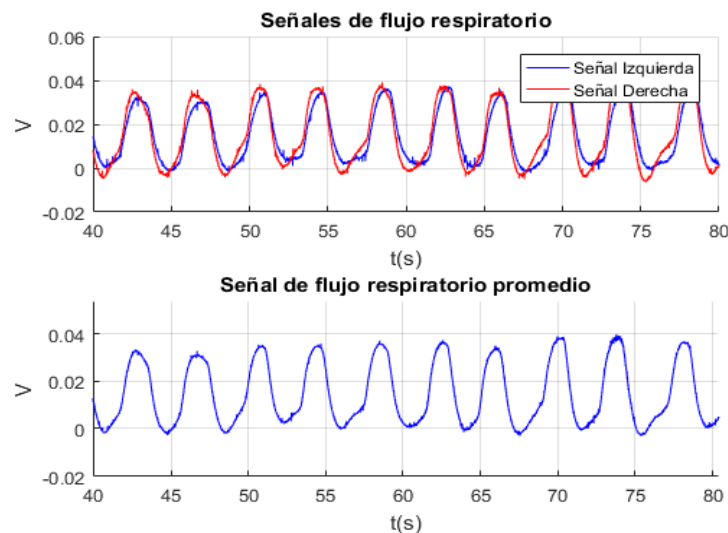


Figura 74. Señales de flujo respiratorio y su promedio

4.5.2. Preprocesamiento de la señal de FLW

Para acondicionar la señal de flujo respiratorio promedio es indispensable realizar un filtrado digital, ya que la presencia de ruido puede distorsionar la información obtenida. El filtro digital pasa bajo se aplica a la señal FLW promedio cruda, es decir la señal guardada después de haber sido digitalizada y regresada a su amplitud original por la tarjeta STM32F407. El filtro fue diseñado con la herramienta “*fdatool*” de Matlab y en la Tabla 11 se muestran los parámetros establecidos.

Tabla 11

Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para FLW

Método de diseño		IIR Butterworth	
Frecuencia de muestreo		256 Hz	
Parámetros			
Fpass	1.5 Hz	Fstop	2 Hz
Apass	0.5 dB	Astop	20 dB

Dado que la señal de FLW trabaja en frecuencias muy bajas no se realizó un filtrado pasa alto, solamente el pasa bajo para la eliminación de ruido. En la Figura 75 se muestra la respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo, comprobando que la señal se encuentra dentro del rango de trabajo que es de 0 a 2 Hz, adecuado para el análisis de la señal de FLW. (Oscullo, 2017).

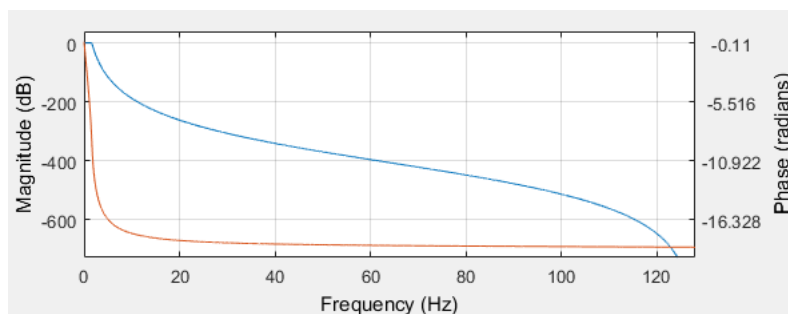


Figura 75. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo para FLW

Finalmente se elimina la línea base de la señal FLW promedio utilizando la función “*detrend*” de Matlab. Es necesario remuestrear la señal a 4 Hz para poderla comparar con las series temporales

de ECG y PPG remuestreadas también a 4 Hz. Para el remuestreo de la señal de FLW promedio se utiliza la función de Matlab “*downsample*”, para el tiempo de la señal y la función “*decimate*” para los valores de la señal, esta última función remuestrea un vector después de haber realizado un filtrado pasa bajo.

En la Figura 76 se muestra la señal FLW promedio en voltios cruda (en color azul), donde se puede observar que posee ruido generado por factores externos y la señal FLW promedio filtrada offline y remuestreada (en color rojo), donde el ruido es notoriamente atenuado.

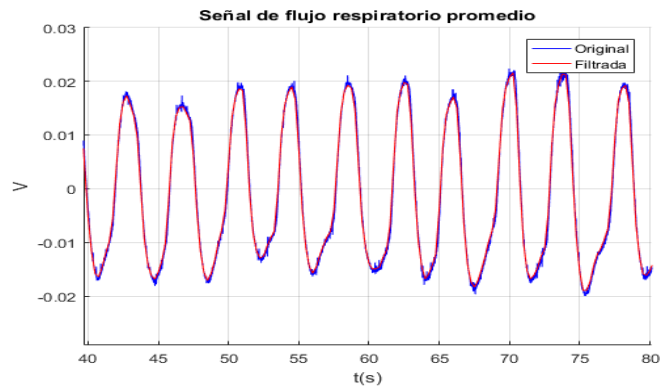


Figura 76. Señal FLW promedio original y filtrada

4.5.3. Análisis espectral de la señal de FLW

Para el análisis espectral de la señal de FLW promedio se ha utilizado el método MVDR. En la Figura 77 se puede observar el espectro de la señal normalizado para el área total.

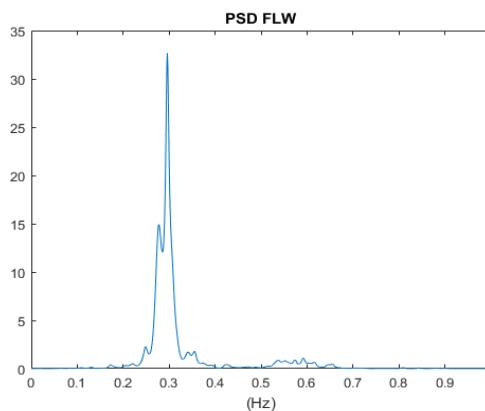


Figura 77. Espectro de la señal de FLW promedio

4.5.4. Características temporales y espectrales de la señal de FLW

Para la caracterización de la señal de flujo respiratorio no se realizó un análisis temporal, sino únicamente se realizó la extracción de características frecuenciales de la señal FLW promedio en los 5 intervalos establecidos en la Tabla 8. Se utiliza el espectro resultante de la aplicación del método MVDR en la señal de FLW promedio preprocesada, las características frecuenciales que se calculan son iguales a las de las series temporales de ECG y PPG que se resumen en la Tabla 9.

4.6. Extracción de características de la señal GSR

Para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de GSR, primero se realiza un pre procesamiento de la señal, a través de un filtro digital pasa bajo que elimina el ruido generado por factores externos. Una vez acondicionada la señal se extraen los parámetros necesarios para la caracterización de la señal de GSR. El diagrama de la Figura 78 muestra el procedimiento llevado a cabo para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de GSR.

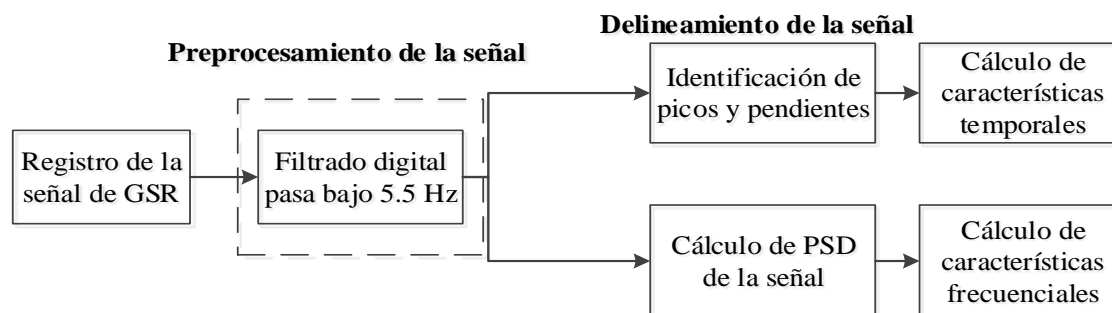


Figura 78. Diagrama de bloques para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal GSR

4.6.1. Preprocesamiento de la señal de GSR

Se realiza un filtrado digital pasa bajo a la señal de GSR para eliminar la presencia de ruido. El filtro se aplica a la señal GSR cruda, es decir la señal que guardada después de la haber sido digitalizada y regresada a su amplitud original por la tarjeta STM32F407. El filtro digital pasa bajo

fue diseñado con la herramienta “*fdatool*” de Matlab, en la Tabla 12 se muestran los parámetros establecidos.

Tabla 12

Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para GSR

Método de diseño		IIR Butterworth	
Frecuencia de muestreo		256 Hz	
Parámetros			
Fpass	5 Hz	Fstop	5.5 Hz
Apass	0.5 dB	Astop	20 dB

La señal de GSR tiene una componente tónica que representa los cambios lentos de la señal a una muy baja frecuencia y una componente fásica, que muestra los cambios rápidos y bruscos de la señal. No se realizó un filtrado pasa alto, para no eliminar esta información necesaria para la caracterización de la señal. En la Figura 79 se muestra la respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo, con lo que se evidencia que la señal se encuentra dentro del rango de trabajo que es de 0 a 5.5 Hz, adecuado para su análisis. (Guardiola, 2016). En esta señal no se elimina la línea base puesto que esta tendencia lineal aporta información útil para análisis posteriores.

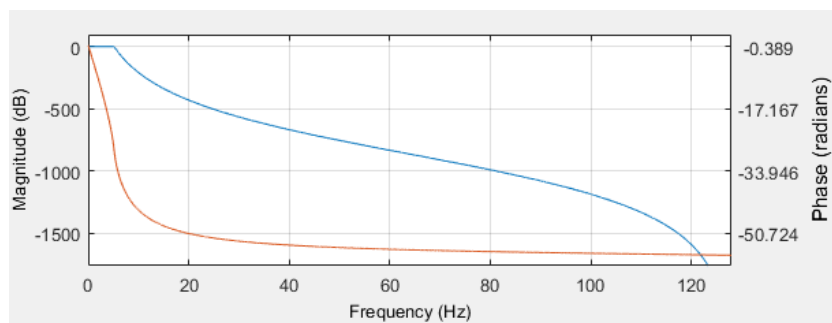


Figura 79. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo para GSR

En la Figura 80 se muestra la señal GSR en voltios cruda (en color azul), donde se puede observar que posee ruido generado por factores externos y la señal GSR filtrada offline (en color rojo), donde el ruido es notoriamente atenuado.

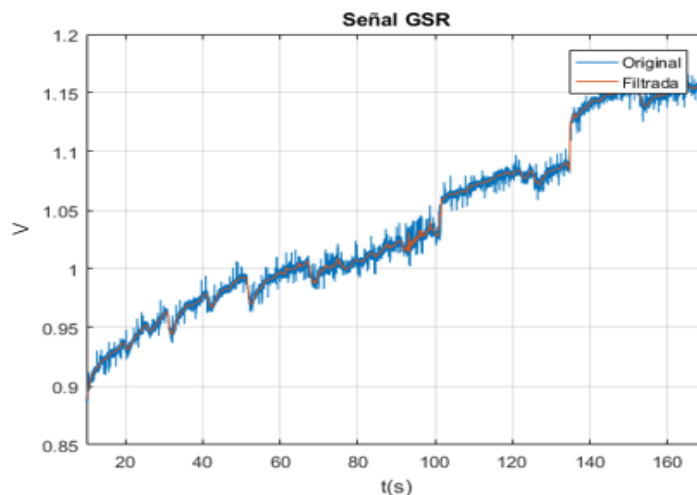


Figura 80. Señal GSR original y filtrada

4.6.2. Delineación de la señal de GSR

Para delinear la señal de GSR se toman en cuenta 4 parámetros, 3 de ellos representan a la parte física de la señal que son: los picos de la señal, los puntos mínimos antes de cada pico y las pendientes positivas (del mínimo al pico) puesto que son los cambios bruscos que sufre la señal. Para representar la fase tónica de la señal se ajusta una pendiente a la señal de GSR, puesto que ésta representa el cambio lento de la señal. (Kurniawan, Maslov, & Pechenizkiy, 2013).

Debido a que la señal presenta altos niveles de ruido y fluctuaciones que no necesariamente pertenecen a la señal se realiza un filtrado utilizando la función “*sgolayfilt*” y “*smooth*” de Matlab, una vez suavizada la señal se encuentran los picos utilizando la función de Matlab “*findpeaks*” la cual encuentra los picos de una señal y su posición en base a ciertos parámetros de búsqueda. Luego se encuentran los mínimos entre pico y pico y finalmente se ajusta una recta entre el pico y el mínimo con un algoritmo de identificación de pendientes similar al explicado en el diagrama de la Figura 58. Para analizar la parte tónica de la señal se calcula una pendiente a la señal completa con la función “*polyfit*” de Matlab. En la Figura 81 se muestra la señal GSR delineada con los picos, mínimos y pendientes locales.

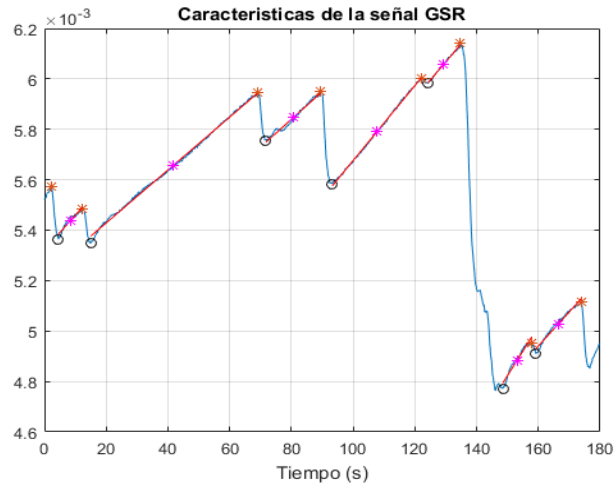


Figura 81. Señal GSR delineada

4.6.3. Análisis espectral de la señal de GSR

Para el análisis espectral de la señal de GSR se ha utilizado el método MVDR, sin embargo, dado que la frecuencia de muestreo es muy alta (256 Hz) se realizó un remuestreo a 8 Hz para reducir el costo computacional. No se utiliza la función “*pwelch*” de Matlab, que a pesar de tener un costo computacional mucho más ligero elimina mucha información que podría ser útil en la extracción de características. En la Figura 82 se muestra el espectro normalizado para el máximo de la señal con ambos métodos.



Figura 82. Espectro de la señal de GSR

4.6.4. Características temporales y espectrales de la señal de GSR

Para la caracterización de la señal de GSR se realizó la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal procesada, y dividida en los 5 intervalos descritos en la Tabla 8.

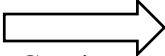
El análisis temporal se realiza con los parámetros que representan la parte fásica de la señal GSR de los cuales se extrae la media y la desviación estándar y con la pendiente de la señal en su parte tónica. En total se calculan 7 características temporales.

Para el análisis frecuencial se utiliza el espectro resultante de la aplicación del método MVDR en las señales filtradas. Se procede a la extracción de características, de igual manera que se realizó con las señales anteriores, con la diferencia que el rango de trabajo es de 0 a 1.5 Hz. Se analiza también la potencia total y la potencia media de la señal en 2 bandas frecuenciales, de [0 – 0.05] Hz, y de [0.05 – 1.5] Hz.

También se calcula la potencia de 3 relaciones (ratios), entre las dos bandas de estudio y entre la potencia de cada banda dividida para la potencia total. En total se calculan 10 características frecuenciales. En la Tabla 13 se muestran los parámetros temporales y frecuenciales que se consideraron para ser utilizados en el entrenamiento que determinará el nivel de estrés de una persona.

Tabla 13
Características temporales y frecuenciales de GSR

N°	Parámetros	Características
1	Pendiente de toda la señal	Pendiente de la señal
2-3	Valor de picos	Media y desviación estándar
4-5	Tiempo entre mínimos y picos	Media y desviación estándar


 Continua

6-7		Pendientes positivas	Media y desviación estándar
		Rangos	Características
8		0 – 1.5 Hz	Máximo pico de potencia
9			Frecuencia del pico máximo
10			Potencia total
11-12	Frecuencial	[0 - 0.05]Hz y	Potencia total
13-14		[0.05 – 1.5]Hz	Potencia media
15		Ratios	Potencia [0-0.05]/[0.05-1.5]
16			Potencia[0-0.05]/Potencia total
17			Potencia [0.05-1.5]/Potencia total

4.7. Extracción de las características de la señal de EOG

La extracción de características temporales y frecuenciales de las señales de EOG al igual que el resto de señales biomédicas, requieren de un preprocesamiento que acondicione la señal para posteriormente ser delineada. Las señales EOGH y EOGV se delinearán con parámetros diferentes, los cuales se explicarán más adelante. El diagrama de la *Figura 83* muestra el procedimiento llevado a cabo para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal de EOG.

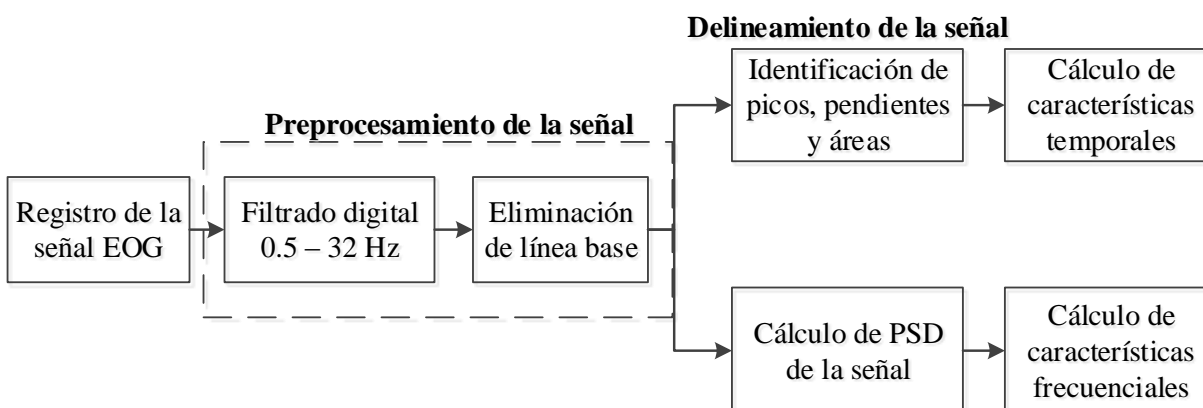


Figura 83. Diagrama de bloques para la extracción de características temporales y frecuenciales de la señal EOG

4.7.1. Preprocesamiento de la señal de EOG

Para acondicionar la señal tanto de EOGH como de EOGV es indispensable realizar un filtrado digital, para eliminar el ruido generado por factores externos. El filtro digital se aplica a la señal EOG cruda, es decir la señal guardada después de haber sido digitalizada y regresada a su amplitud original por la tarjeta STM32F407. Los filtros digitales pasa alto y pasa bajo aplicados a la señal cruda de EOG fueron diseñados con la herramienta “*fdatool*” de Matlab, El filtro pasa alto es el mismo aplicado para ECG y PPG y sus parámetros se muestran en la Tabla 5 y en la Tabla 14 se muestran los parámetros establecidos para el filtro pasa bajo.

Tabla 14

Parámetros de diseño del filtro pasa bajo para EOG

Método de diseño	IIR Butterworth		
Frecuencia de muestreo	256 Hz		
Parámetros			
Fpass	30 Hz	Fstop	32 Hz
Apass	0.5 dB	Astop	20 dB

En la Figura 51 y Figura 84 se muestra la respuesta en magnitud y fase del filtro pasa alto y pasa bajo respectivamente, con lo que se evidencia que la señal se encuentra dentro del rango de trabajo que es de 0.5 a 32 Hz, adecuado para el análisis de la señal de EOG . (Merino, 2015).

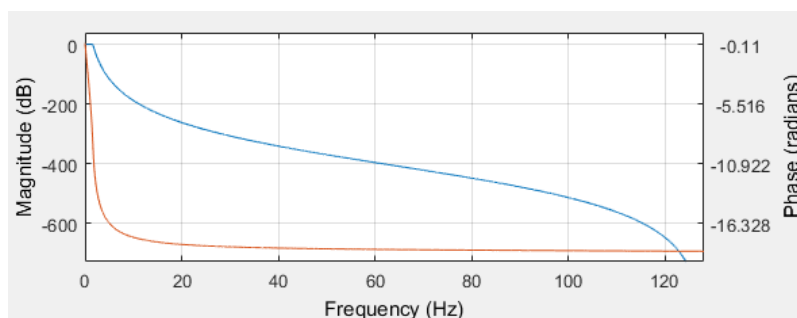


Figura 84. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa bajo para EOG

Finalmente se elimina la línea base de las señales EOG utilizando la función “*detrend*” de Matlab, la cual permite eliminar la tendencia lineal las señales EOGH y EOGV. En la Figura 85 (a) se muestra la señal EOGH en voltios cruda y en la Figura 85 (b) se muestra la señal EOGV cruda en voltios respectivamente en color azul, donde se puede observar que posee ruido generado por factores externos y la señal EOGH y EOGV filtrada offline en color rojo con menor ruido.

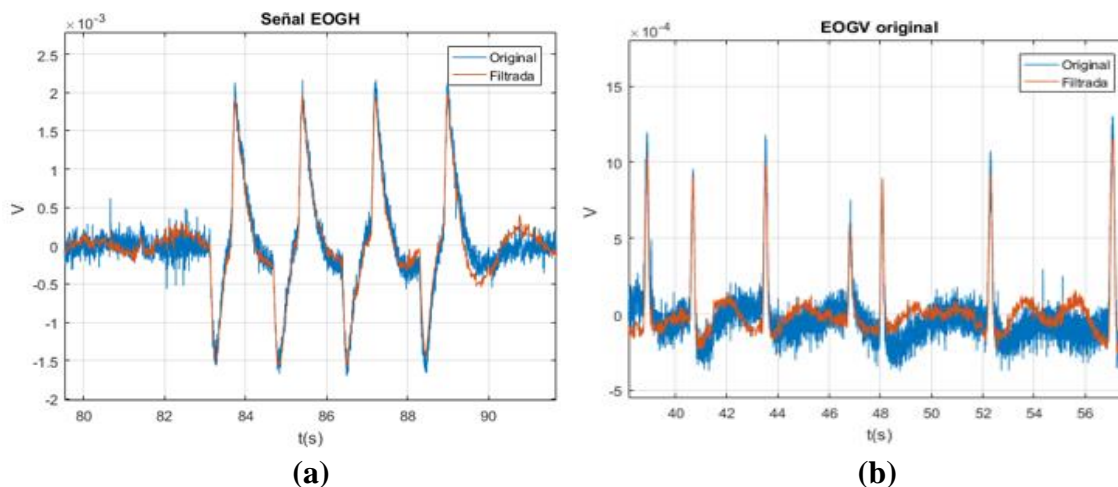


Figura 85. (a) Señal EOGH original y filtrada (b) Señal EOGV original y filtrada

4.7.2. Delineado de la señal de EOGH

Para delinear la señal de EOGH se toman en cuenta 7 parámetros, las pendientes positivas (mU_{up}) y negativas (mU_{dw}) de los picos positivos de la señal (sacadas), las pendientes positivas (mD_{up}) y negativas (mD_{dw}) de los picos negativos de la señal (sacadas), el área de los picos positivos ($area_U$), el área de los picos negativos ($area_D$) y el promedio entre el número de picos positivos y picos negativos ($nsUD$). (Aungsakul, Phinyomark, Phukpattaranont, & Limsakul, 2012).

Las pendientes fueron calculadas utilizando el mismo algoritmo mostrado en la Figura 58, mientras que para los picos y áreas se ha seguido otro procedimiento. Primero, para descartar errores por ruido o movimientos involuntarios es necesario establecer un umbral (*threshold*) a partir

del cual se puede considerar aceptable la presencia de picos máximos y mínimos. Los puntos que cruzan por el umbral y los picos máximos y mínimos se han determinado a través de un algoritmo que se explica en la Figura 86.

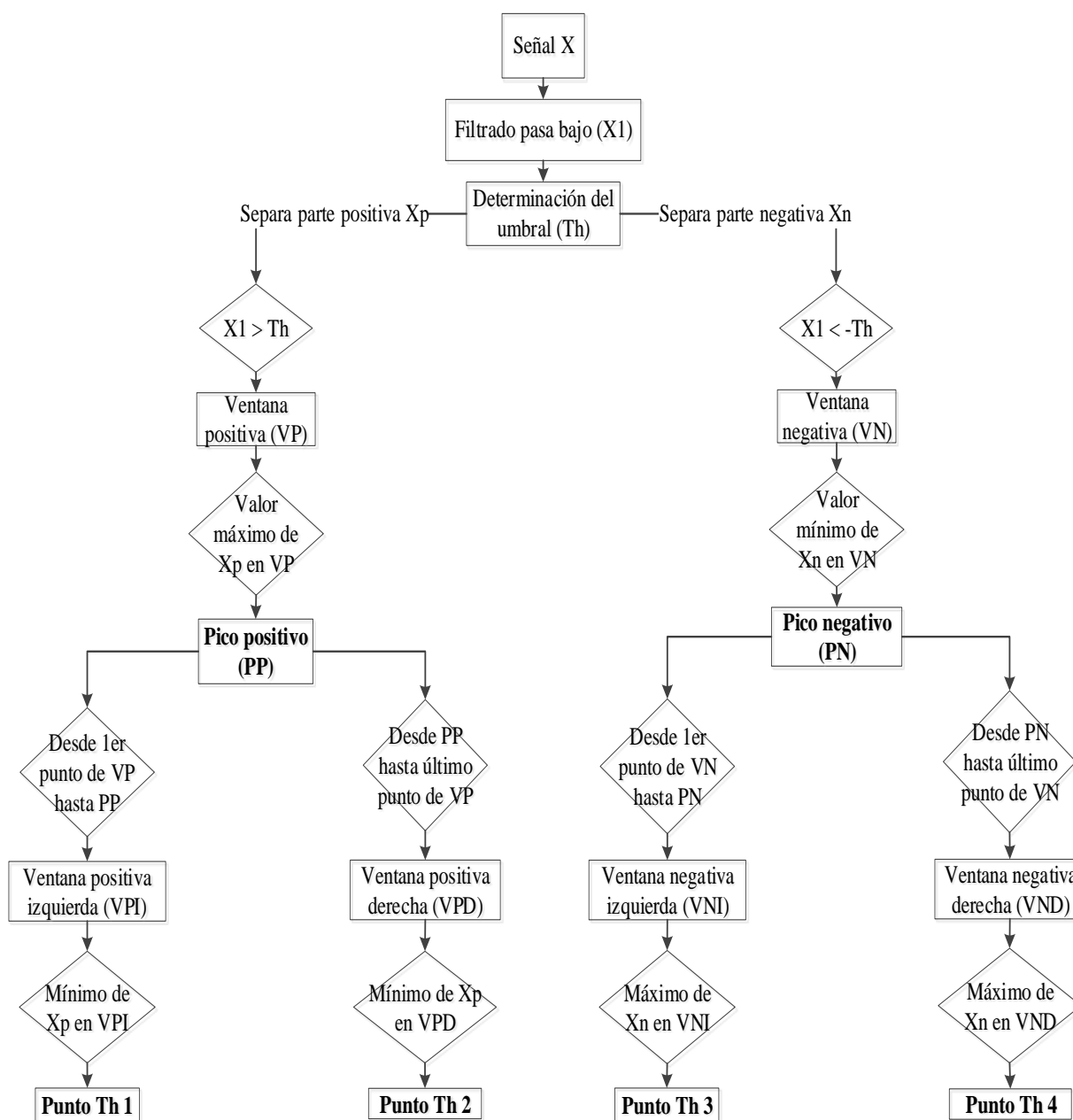


Figura 86. Algoritmo detección de picos EOGH

Debido a que la señal de EOGH varía considerablemente entre una persona y otra, incluso en la misma persona sometida a diferentes estímulos se determina el umbral de forma adaptativa, es decir, se toma una parte de la señal en el estímulo de respiración controlada de cada paciente, debido a que es donde menos varía la señal, se la filtra, se obtiene su media y se eliminan todos los valores que estén bajo el 50% de esta media (eliminación de ruido), en el resto de señal se determinan los valores de todos los picos encontrados, se obtiene la media de estos valores y se le multiplica por un factor que asegure que ya no existe ruido. (se determinó de forma experimental que 2.8 es un valor adecuado). Se realiza el mismo proceso para la señal positiva y negativa de forma individual.

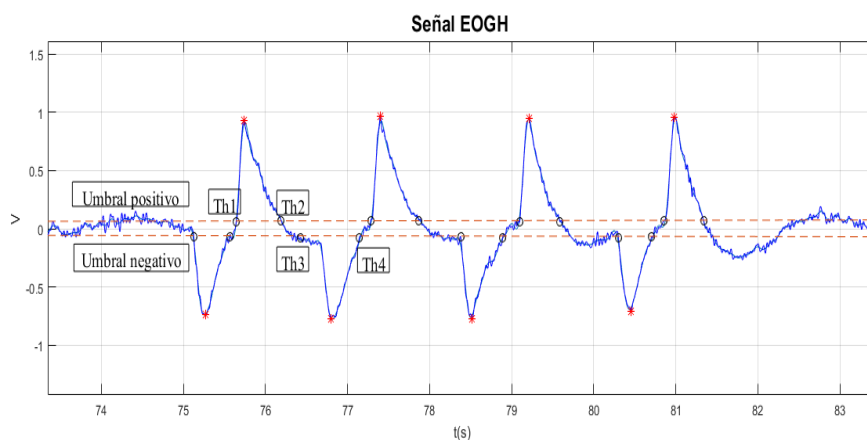


Figura 87. Puntos máximos, mínimos y de umbral de EOGH

4.7.3. Delineado de la señal de EOGV

Para delinear la señal de EOGV se toman en cuenta 3 parámetros, el número de picos o parpadeos (nB), el área de los picos ($area_B$) y el tiempo entre picos (tBB). En la señal de EOGV los picos representan los parpadeos generalmente involuntarios del individuo.

El algoritmo utilizado para determinar los picos y áreas de la señal EOGV es similar a los utilizados anteriormente, se establece un umbral sobre el cual la señal ya no se considera ruido, en

este caso es un 15% del valor de pico máximo y se añade una ventana hacia la izquierda y una hacia la derecha para encontrar los puntos mínimos que ayudarán a encontrar el área del parpadeo, calculada al igual que para EOGH con el método del trapecio.

En la Figura 88 se muestra el diagrama de bloques que explica el algoritmo utilizado y en la Figura 89 se muestra la señal EOGV con sus puntos máximos y mínimos.

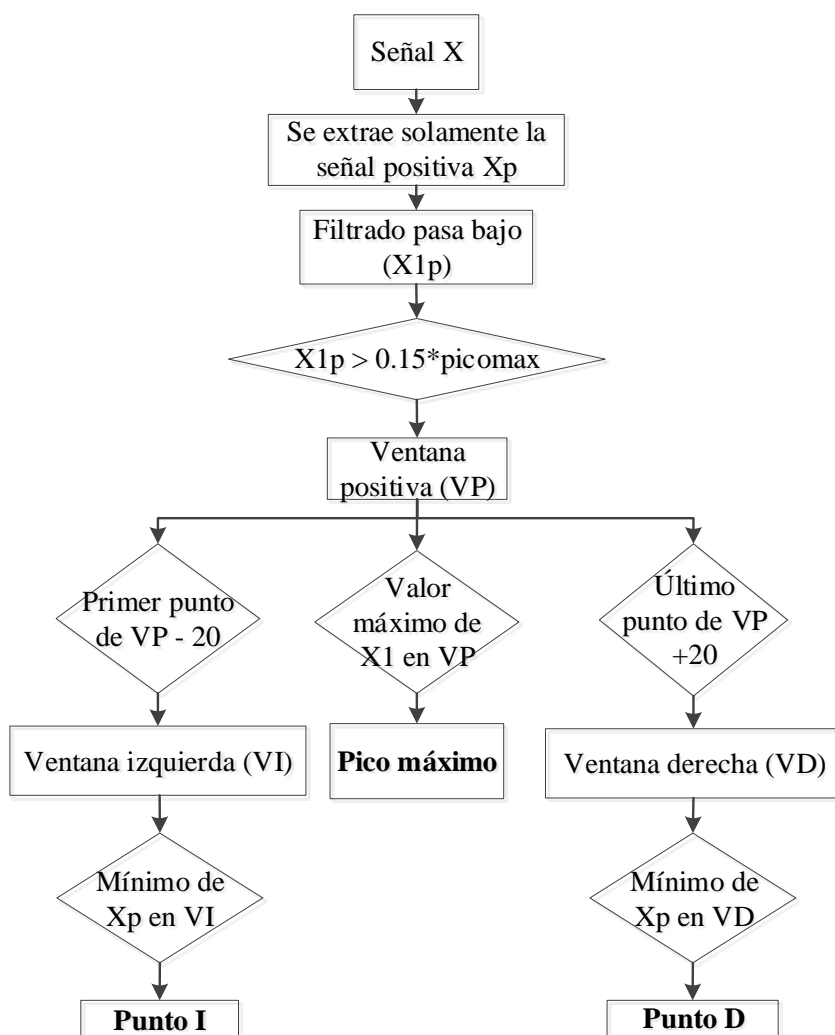


Figura 88. Algoritmo para la detección de picos y valores mínimos de EOGV

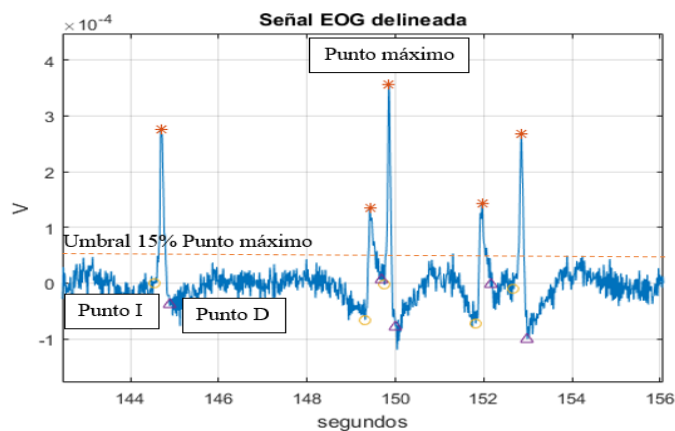


Figura 89. Picos máximos y mínimos de EOGV

4.7.4. Análisis espectral de la señal de EOGH

El espectro en frecuencia de la señal EOGH se obtuvo con el método de Welch, a través de la función “*pwelch*” de Matlab. No se utilizó el método de MVDR como en los anteriores casos debido a que el costo computacional es demasiado alto, a pesar de que la señal fue remuestreada a 64 Hz, sin embargo como se puede ver en la Figura 90 el método de Welch aunque posee una resolución frecuencial menor, se la puede considerar aceptable para este estudio. Las señales están normalizadas para su máximo con el fin de mejorar su visualización.

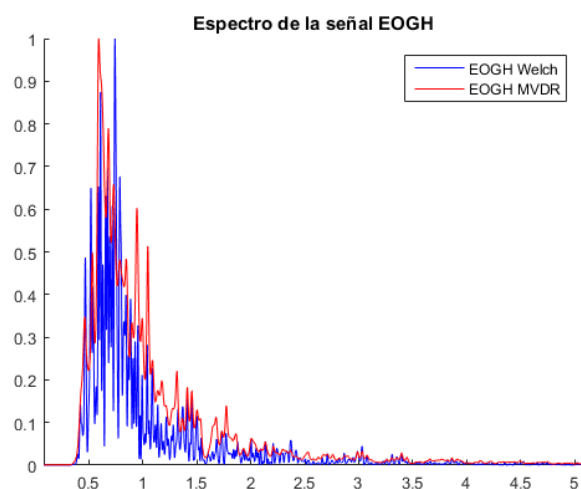


Figura 90. Comparación del espectro de la señal de EOGH con el método de Welch y MVDR

4.7.5. Análisis espectral de la señal de EOGV

El espectro en frecuencia de la señal EOGV se obtuvo de igual manera que en EOGH y por las mismas razones, utilizando del método de Welch, a través de la función “*pwelch*” de Matlab. En la Figura 91 se muestra el espectro normalizado a su área total.

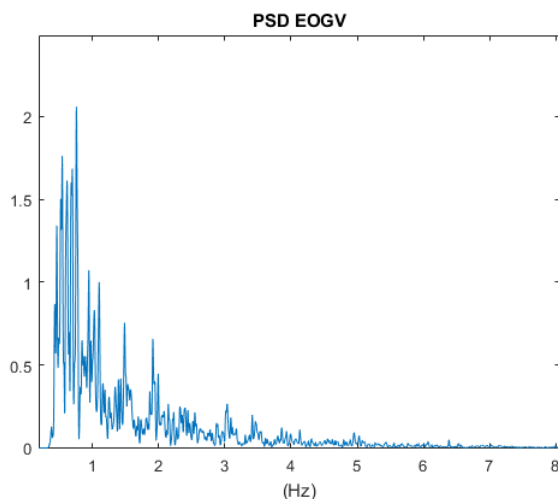


Figura 91. PSD de la señal de EOGV

4.7.6. Características temporales y espectrales de la señal de EOGH

Para la caracterización de la señal del movimiento ocular horizontal se extrajeron parámetros temporales y frecuenciales en los 5 intervalos definidos en la Tabla 8.

En el análisis temporal se han considerado 2 medidas estadísticas como son la media y la desviación estándar de los parámetros extraídos para el delineado de la señal EOGH.

El análisis frecuencial se realiza con el espectro resultantes de la aplicación de la función “*pwelch*” en las señales preprocesadas, se las normaliza y se calcula el pico máximo de potencia, la frecuencia del pico máximo, la potencia total de la señal en un rango de 0.5 a 8 Hz y la media de dicha potencia, dando un total de 4 características frecuenciales.

En la Tabla 15 se muestran las características temporales y frecuenciales que se consideraron para ser utilizados en el entrenamiento que determinará el nivel de estrés de una persona.

Tabla 15
Características temporales y frecuenciales de EOGH

N°		Parámetros	Características
1-2	Temporal	Pendiente pico positivo subida (mU_up)	Media y desviación estándar
3-4		Pendiente pico positivo bajada (mU_dw)	Media y desviación estándar
5-6		Pendiente pico negativo subida (mD_up)	Media y desviación estándar
7-8		Pendiente pico negativo bajada (mD_dw)	Media y desviación estándar
9-10		Área picos positivos (areaU)	Media y desviación estándar
11-12	Área picos negativos (areaD)	Media y desviación estándar	
13		Picos positivos y negativos (nsUD)	Promedio de picos
		Rango	Características
14	Frecuencial		Máximo pico de potencia
15		0.5 – 8 Hz	Frecuencia del pico máximo
16			Potencia total
17			Potencia media

4.7.7. Características temporales y espectrales de la señal de EOGV

Para la caracterización de la señal del movimiento ocular vertical se extrajeron de igual manera los parámetros temporales y frecuenciales en los 5 intervalos definidos en la Tabla 8.

En el análisis temporal se consideraron las mismas medidas estadísticas que EOGH, aplicadas a los parámetros extraídos del delineado de la señal EOGV.

El análisis frecuencial se realiza de la misma manera que para EOGH dado que son señales muy similares, siendo en total 4 características frecuenciales. En la Tabla 16 se muestran las

características temporales y frecuenciales que se consideraron para ser utilizados en el entrenamiento que determinará el nivel de estrés de una persona.

Tabla 16*Características temporales y frecuenciales de EOGV*

N°		Parámetros	Características
1-2		Área de los picos (area_B)	Media y desviación estándar
3-4	Temporal	Tiempo entre parpadeos (tBB)	Media y desviación estándar
5		Número de parpadeos (nB)	Número de picos (blinks)
		Rangos	Características
6		0.5 – 8 Hz	Máximo pico de potencia
7	Frecuencial		Frecuencia del pico máximo
8			Potencia total
9			Potencia media

4.8. Estimación espectral de la interacción cardiorrespiratoria

La interacción cardiorrespiratoria es regulada por el sistema nervioso autónomo el cual influye en la frecuencia respiratoria, el volumen pulmonar, la presión sanguínea, la frecuencia cardíaca, entre otros. (Arcentales, 2015). Mediante análisis espectral es posible determinar la interrelación entre el sistema cardiovascular y el sistema respiratorio, de donde se puede determinar que existe un alto índice de correlación entre el ritmo respiratorio y el HRV. (Colominas, Balangué, Rosell, & Pallas, 1987).

A través del método MVDR se puede estimar la magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC), la cual permite la cuantificación de las interacciones de los parámetros en el dominio de la frecuencia entre dos señales diferentes. (Arcentales, 2015). En este estudio se estima el MSC a

través del método de MVDR debido a que trabaja mucho mejor que el método de Welch. (Benesty, Chen, & Huang, 2005).

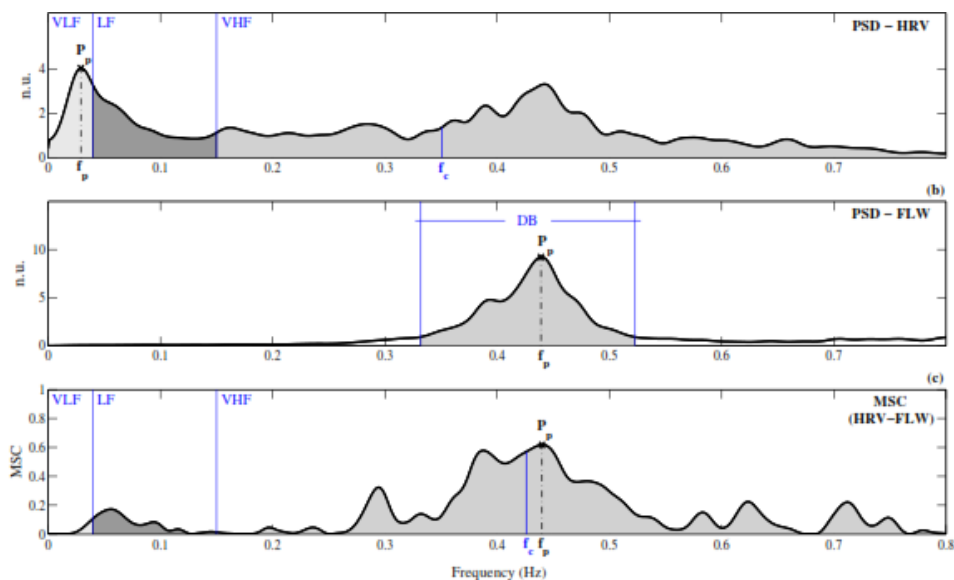


Figura 92. Estimación espectral de las señales y parámetros extraídos de la señal HRV, FLW y su MSC

Fuente: (Arcentales, 2015)

La MSC fue analizada entre la señal de flujo respiratorio promedio y las series temporales tanto de ECG como de PPG, en el mismo rango que se utilizó para el análisis frecuencial de las series temporales, es decir de [0 a 0.4] Hz. De igual manera, se extrajeron las mismas características frecuenciales que se detallan en la Tabla 9.

Dado que el método para obtener la MSC está normalizado se obtienen valores de 0 a 1, donde 0 representa la ausencia de correlación y 1 una correlación completa. (Oscullo, 2017). En la *Figura 93* se pueden observar las gráficas de la PSD de FLW y de las series temporales de ECG con sus respectivas MSC normalizadas para su área total.

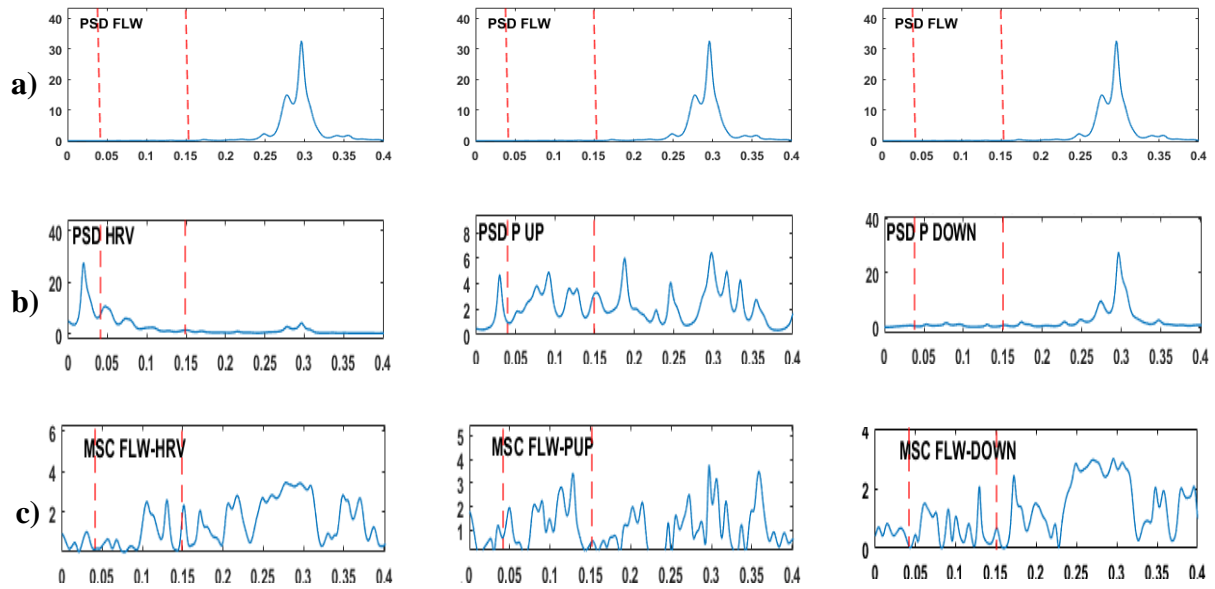


Figura 93. a) PSD de FLW, b) PSD de las Series Temporales de ECG y c) MSC entre FLW y las Series Temporales de ECG

En la Figura 94 se pueden observar las gráficas de la PSD de FLW y de las series temporales de PPG con sus respectivas MSC normalizadas para su área total.

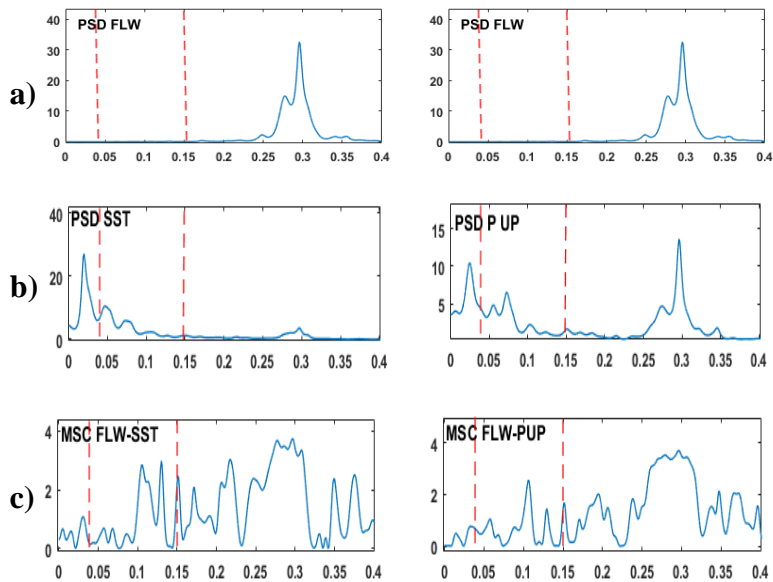


Figura 94. a) PSD de FLW, b) PSD de las Series Temporales de PPG y c) MSC entre FLW y las Series Temporales de PPG

En la Figura 95 se muestran las gráficas de la estimación de la MSC entre la señal de FLW y las series temporales de ECG, de un sujeto de prueba sometido a varios estímulos, donde se puede notar que en la banda de [0.15 a 0.4] Hz (VLF) existe una mayor concentración de la potencia en cada uno de los estímulos aplicados al sujeto de prueba.

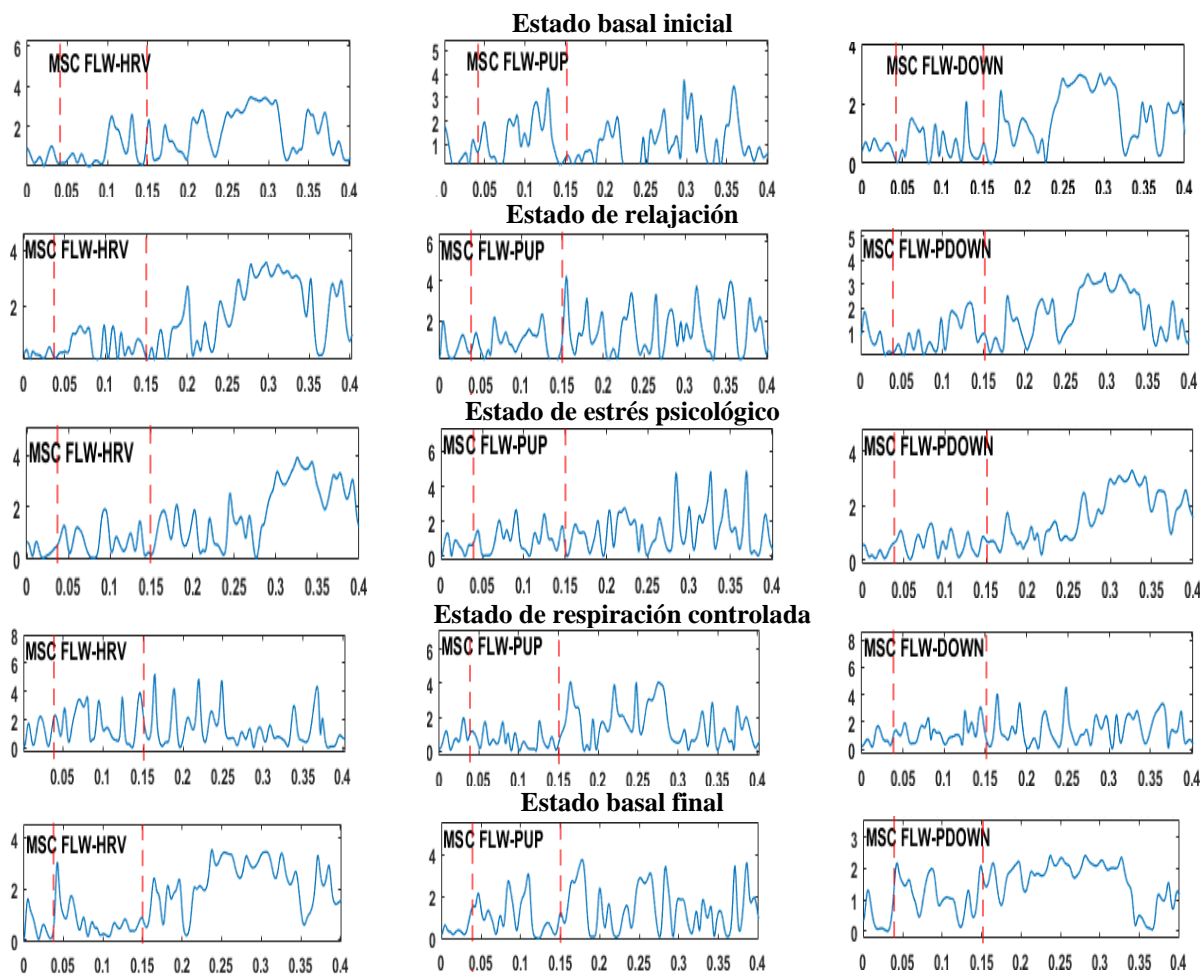


Figura 95. MSC entre FLW y las series temporales de ECG de un sujeto de prueba sometido a varios estímulos

En la Figura 96 se muestran las gráficas de la estimación de la MSC entre la señal de FLW y las series temporales de PPG, de un sujeto de prueba sometido a varios estímulos, donde se puede notar que al igual que con las series temporales de ECG la mayor concentración de potencia se encuentra en la banda de [0.15 a 0.4] Hz (VLF) en cada uno de los estímulos aplicados al sujeto de

prueba. Además se puede notar que tanto en la Figura 95 como en la Figura 96 existe una menor concentración de potencia en el estado de respiración controlada con respecto al resto de estímulos debido a que se está manejando un patrón de respiración a baja frecuencia.

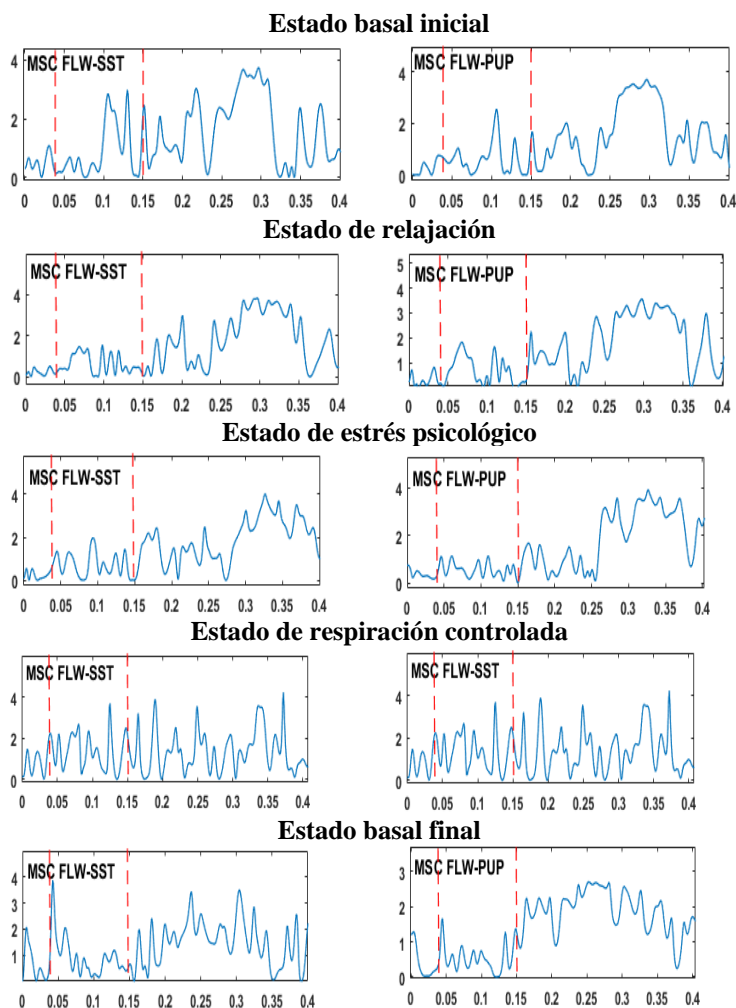


Figura 96. MSC entre FLW y las series temporales de PPG de un sujeto de prueba sometido a varios estímulos

CAPÍTULO V

INTEGRACIÓN DE LA PLATAFORMA

5.1. Introducción

Una vez que se han caracterizado cada una de las señales existentes en la base de datos, se realiza un proceso de clasificación el cual permite distinguir 2 estados emocionales. Tomando como referencia estudios anteriores se decidió utilizar un algoritmo de clasificación basado en máquinas de soporte vectorial. Adicionalmente se realiza un análisis estadístico de las características más significativas para comprobar que son adecuadas para la clasificación. Con el fin de validar el funcionamiento del sistema se diseñó una interfaz que permita integrar el hardware de adquisición de señales, software para la extracción de características, y con los modelos de clasificación diseñados se pueda realizar la identificación en tiempo real de las emociones.

5.2. Clasificador SVM

Las máquinas de soporte vectorial (SVM, del inglés *Support Vector Machines*) fueron introducidas por Vapnik y Cortes en los años 90 (Cortes & Vapnik, 1995), tienen su origen en la teoría del aprendizaje estadístico y fueron pensadas inicialmente para resolver problemas de clasificación binaria. (Carmona, 2014).

Los clasificadores SVM emplean aprendizaje supervisado con el fin de encontrar separadores lineales o hiperplanos óptimos entre dos clases de datos, es por esto que se los categoriza como clasificadores lineales. (Suryannarayana, Amitava, & Sugata, 2009). Los hiperplanos pueden estar en el espacio original de los ejemplos de entrada (si son separables) o en un espacio transformado (si son no separables). Para la búsqueda del hiperplano de separación en estos espacios transformados se utilizan las denominadas funciones Kernel. (Carmona, 2014).

Las SVM se basan en un principio inductivo llamado minimización del riesgo estructural, el cual permite un mayor rendimiento de generalización. (Suryannarayana, Amitava, & Sugata, 2009). La idea es seleccionar un hiperplano de separación que sea equidistante de los ejemplos de entrenamiento más cercanos de cada clase con el fin de conseguir un margen máximo (m) a cada lado del hiperplano. Este hiperplano es definido solamente con los ejemplos de entrenamiento de cada clase que caen justo en la frontera de dichos márgenes, estos ejemplos son llamados vectores de soporte. (Carmona, 2014). La maximización del margen máximo (m) es un problema de programación cuadrática y puede ser resuelto por su problema dual con la introducción de multiplicadores de Lagrange. (Betancourt, 2005).

5.2.1. Clasificador lineal SVM separable

El hiperplano de separación puede ser encontrado para grupos positivos o negativos. La mayoría de veces resulta mejor mapear el espacio de entrada en un espacio de características de mayor dimensión y buscar allí el hiperplano. (Betancourt, 2005). Se pueden encontrar muchos hiperplanos de separación, pero solamente existe un único hiperplano óptimo para el cual el margen entre las proyecciones de los puntos de entrenamiento de dos clases diferentes es maximizado. (Suryannarayana, Amitava, & Sugata, 2009).

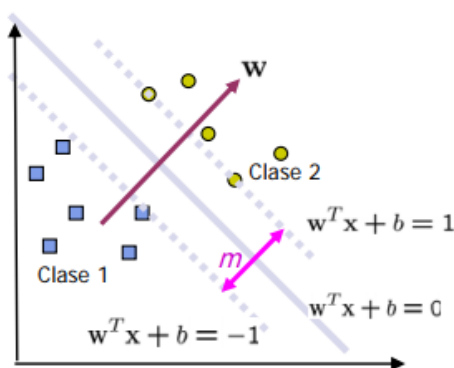


Figura 97. Clasificación SVM para el caso linealmente separable
Fuente: (Betancourt, 2005)

5.2.2. Clasificador lineal SVM no separable

Dado que los datos no son linealmente separables se permiten errores en la clasificación (Betancourt, 2005), dichos datos transformados del espacio de entrada a un espacio de características de una dimensión superior a través de un mapeo no lineal, donde la dispersión de los datos produce un hiperplano lineal. (Suryannarayana, Amitava, & Sugata, 2009). Si no se conoce la función no lineal de mapeo se puede usar una función kernel que calcule el producto punto de los puntos de entrada en el espacio de características, siempre y cuando se cumpla con el teorema de Mercer. (Betancourt, 2005). Las funciones kernel puede ser polinomiales, radiales, sigmoidales, gaussianas, entre otras

Para entrenar el clasificador SVM donde se requiere el uso de un kernel se deben tomar en cuenta dos parámetros importantes, una constante C definida como un parámetro de regularización, que tiene la libertad de ser ajustada experimentalmente con el fin de balancear la maximización del margen y el error en la clasificación y el parámetro kernel o área de influencia en el espacio original σ . Los valores seleccionados para (C, σ) afectan significativamente a la precisión del clasificador, valores muy altos podrían ocasionar problemas de ajuste excesivo por lo que es indispensable elegirlos cuidadosamente. (Suryannarayana, Amitava, & Sugata, 2009).

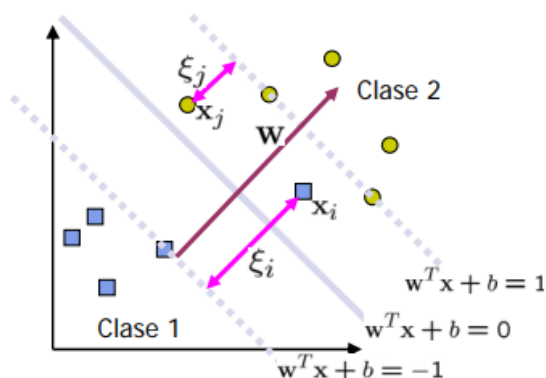


Figura 98. Clasificación SVM para el caso no linealmente separable
Fuente: (Betancourt, 2005)

5.2.3. Medidas de evaluación

A través de diferentes análisis estadísticos se puede determinar la capacidad de un modelo generado para reconocer las muestras respecto a las clases a las que pertenecen. Entre los principales métodos se tiene: Coeficiente de Fisher, Matriz de Confusión y Curvas ROC. Basado en el estudio previo de Oscullo (Oscullo, 2017), se ha seleccionado la Matriz de Confusión para determinar los modelos óptimos y desechar aquellos que no cuenten con un buen rendimiento.

La Matriz de Confusión es una tabla de contingencia que permite visualizar la distribución de errores cometidos por un clasificador. Una matriz de confusión para dos clases tiene 4 indicadores: VP, instancias reconocidas correctamente por el clasificador, FP, instancias negativas clasificadas de forma errada como positivas, VN, instancias negativas clasificadas correctamente como negativas y FN, instancias positivas clasificadas de forma incorrecta como negativas. (Corso, 2009).

Tabla 17
Matriz de Confusión

		Condición	
		Positiva	Negativa
Pronóstico del clasificador	Positiva	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativa	Falso Positivo (FN)	Verdadero Negativo (VN)

El algoritmo de clasificación es evaluado tomando en cuenta los siguientes parámetros:

- Precisión (Acc): evalúa la efectividad del algoritmo de forma general, sin distinguir entre las diferentes condiciones.

$$Acc = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} \quad (62)$$

- Sensibilidad (Se): mide la capacidad del clasificador de identificar condiciones positivas correctamente.

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \quad (63)$$

- Especificidad (Sp): mide la capacidad del clasificador de identificar condiciones negativas correctamente.

$$Sp = \frac{VN}{VN + FP} \quad (64)$$

5.2.4. Técnicas de validación

La validación tiene la finalidad de evaluar los resultados de un modelo de clasificación mediante la estimación del error de predicción en un grupo independiente de muestras. El buen rendimiento de un clasificador depende de su capacidad de generalización, es decir su capacidad para clasificar correctamente muestras que no pertenecen al conjunto usado para el entrenamiento del modelo. (Arcentales, 2015).

Se ha utilizado para esta evaluación la técnica de validación cruzada, la cual divide el grupo de muestras en dos: entrenamiento y validación. El entrenamiento permite la generación del modelo de clasificación y la validación verifica la capacidad de generalización del modelo de entrenamiento.

Existen varias formas de dividir las muestras, de las cuales se ha seleccionado la denominada *Random Subsampling*, que consiste en dividir aleatoriamente las muestras en dos grupos, repitiendo el mismo proceso n veces. Se genera un modelo en cada división y se calcula la precisión del

clasificador con las muestras de validación, finalmente se promedian los valores de todas las n divisiones aleatorias para obtener un resultado final. (Arcentales, 2015)

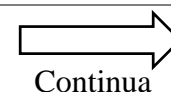
5.3. Diseño del clasificador

La generación de los modelos de clasificación se los realizó tomando como referencia estudios previamente realizados como los de Raza, y Oscullo. (Raza, 2016), (Oscullo, 2017), en donde cada modelo es generado mediante el entrenamiento y validación de las características obtenidas de cada una de las señales analizadas o de las combinaciones entre ellas, dando un total de 24 modelos. Estos modelos son generados para los 5 intervalos de tiempo especificados en la Tabla 8. Los 24 modelos y el número de características utilizados para su generación se describen en Tabla 18.

Tabla 18.

Modelos de clasificación generados

N°	Modelo	N° características extraídas
Características de las señales		
1	EOGH	17
2	EOGV	9
3	FLW	14
4	GSR	17
5	HRV	15
6	Pendiente de subida del ECG (pUp_ECG)	15
7	Pendiente de bajada del ECG (pDown_ECG)	15
8	SST	15
9	Pendiente de subida de PPG (pUp_PPG)	15
Características de Magnitud de la coherencia al cuadrado		
10	MSC entre FLW y HRV	14
11	MSC entre FLW y pUp_ECG	14
12	MSC entre FLW y pDown_ECG	14
13	MSC entre FLW y SST	14
14	MSC entre FLW y pUp_PPG	14
Combinación de características de las señales		
15	EOGH y EOGV	26
16	FLW, HRV, pUp_ECG y pDown_ECG	59



Continua

17	FLW, HRV, pUp_ECG y pUp_PPG	59
18	FLW, SST, pUp_ECG y pUp_PPG	44
19	Características de todas las señales	132
Combinación de las características de MSC		
20	MSC FLW-HRV y MSC FLW-pUp_ECG	28
21	MSC FLW-HRV, MSC FLW-pUp_ECG y MSC FLW-pUp_PPG	42
22	MSC FLW-SST y MSC FLW-pUp_PPG	28
23	Características de todas las MSC	70
Combinación de todas las características		
24	Características de todas las señales y las MSC	202

Adicional al diseño de los modelos de clasificación se consideraron diferentes combinaciones de estados. La clasificación se realiza comparando entre dos estados del Registro 1 o del Registro 2 o combinando estados entre los dos registros. Se realizó un total de 16 combinaciones las cuales se muestran en la Tabla 19.

Tabla 19.

Combinaciones de estados emocionales para la clasificación

N°	Estado 1	Registro	Estado 2	Registro	N° pacientes
1	Basal 1	1	Estrés psicológico	1	50
2	Basal 2	1	Estrés psicológico	1	50
3	Relajación	1	Estrés psicológico	1	50
4	Respiración	1	Estrés psicológico	1	50
5	Basal 1	1	Respiración	1	50
6	Basal 1	1	Relajación	1	50
7	Basal 1	2	Estrés matemático	2	50
8	Basal 2	2	Estrés matemático	2	50
9	Respiración	2	Estrés matemático	2	50
10	Basal 1	2	Respiración	2	50
11	Basal 1	1 y 2	Estrés P y M	1 y 2	100
12	Estrés psicológico	1	Estrés matemático	2	50
13	Relajación	1	Estrés matemático	2	50
14	Relajación y Basal 1	1 y 2	Estrés P y M	1 y 2	100
15	Basal 2	1 y 2	Estrés P y M	1 y 2	100
16	Relajación y Basal 2	1 y 2	Estrés P y M	1 y 2	100

El algoritmo para la generación de modelos de clasificación mediante SVM fue obtenido del estudio realizado por Arcentales (Arcentales, 2015) de donde se obtuvieron los parámetros σ y C que dieron mejor resultado para ajustar la función Kernel. La medida de evaluación utilizada fue la matriz de confusión, la cual permitió determinar cuál de los 24 modelos presentaba un mejor desempeño comparando sus Acc, Sp, y Se. Además, se utilizó para este estudio la técnica de validación *Random Subsampling* con un grupo de entrenamiento del 60% y un grupo para validación del 40% del total de los pacientes, el proceso se repitió 70 veces, con lo que se obtuvieron resultados adecuados para la generación de los modelos de clasificación.

En base a los resultados presentados en la Tabla 19 se decidió hacer la clasificación en base a los grupos 12 y 15, la combinación 15 permite discriminar entre el estado basal y el de estrés de una persona, mientras que la combinación 12 permite determinar si el estrés es matemático o psicológico en caso de que la primera clasificación resulte en estrés. Con el fin de realizar un clasificador más robusto se seleccionó el estado basal 2, ya que presentaba mejores resultados debido a que este estado se lo registraba al final, ya cuando el sujeto estaba más calmado y adaptado a los sensores, además se juntaron para el primer clasificador los datos del estado basal 2 de ambos registros para obtener una mayor cantidad de datos.

Gracias a los parámetros de Acc, Se y Sp se determinó que el primer intervalo presenta mejores resultados en la mayoría de modelos por lo que se trabajará solamente con los modelos generados en este intervalo de tiempo. Considerando los parámetros de evaluación se seleccionaron los modelos más adecuados para la clasificación entre los estados basal y de estrés de entre los 24 modelos presentados en la Tabla 18. Los modelos seleccionados fueron generados a través del clasificador SVM, estos modelos y sus parámetros de evaluación se muestran en la Tabla 20.

Tabla 20.*Modelos generados del clasificador SVM entre el estado basal y de estrés*

Características	N	Acc	S_e	S_p
FLW	70	0.71	0.80	0.63
GSR	70	0.69	0.76	0.63
HRV	70	0.65	0.75	0.55
MSC entre FLW y HRV	70	0.68	0.77	0.59
FLW, HRV, pUp_ECG y pUp_PPG	70	0.69	0.81	0.57
Características de todas las señales	70	0.75	0.83	0.66
Características de todas las señales y MSC	70	0.76	0.81	0.71

N: número de repeticiones, **Acc:** precisión, **S_e:** sensibilidad, **S_p:** especificidad

Una vez seleccionados los modelos que permiten la distinción entre los estados de basal y estrés, se seleccionaron los modelos para clasificar entre estrés psicológico y estrés matemático tomando como referencia los modelos presentados en la Tabla 18 que presentaron los mejores parámetros de evaluación. En la Tabla 21 se muestran los modelos generados a través del clasificador SVM que dieron mejores resultados para la distinción entre los estados de estrés psicológico y estrés matemático.

Tabla 21.*Modelos generados del clasificador SVM entre el estado de estrés matemático y estrés psicológico*

Características	N	Acc	S_e	S_p
FLW	70	0.71	0.69	0.73
GSR	70	0.79	0.79	0.79
SST	70	0.68	0.73	0.64
MSC entre FLW y HRV	70	0.63	0.73	0.53
FLW, HRV, pUp_ECG y pUp_PPG	70	0.73	0.72	0.74
Características de todas las señales	70	0.78	0.76	0.79
Características de todas las señales y MSC	70	0.76	0.74	0.77

N: número de repeticiones, **Acc:** precisión, **S_e:** sensibilidad, **S_p:** especificidad

Los 4 modelos que mostraron mejores resultados tanto para clasificar el estado basal y de estrés de una persona, como para clasificar entre el estrés matemático y el estrés psicológico fueron los que provienen de la señal FLW promedio, la señal de GSR, todas las señales combinadas y todas las señales combinadas incluido el análisis MSC.

5.4. Análisis estadístico

Para comprobar la heterogeneidad de las muestras obtenidas de las características temporales y frecuenciales de cada una de las señales provenientes de los 50 sujetos que conforman la base de datos, se ha utilizado un método no paramétrico llamado U de Mann y Whitney.

Esta prueba se basa en la comparación de cada muestra del grupo 1 con cada muestra del grupo 2 ordenadas ascendentemente; se supone una hipótesis nula, lo cual quiere decir que ambas clases provienen de distribuciones con medianas iguales y se obtienen como resultado los ρ -valores, que son un parámetro que muestra el grado de diferencia entre los promedios de las clases de prueba, mientras menor sea el valor, mayor grado de diferencia presentan las muestras. (Nachar, 2008).

Tomando en consideración la selección de grupos de la sección 5.3 se hizo un análisis estadístico en el cual se compararon los siguientes grupos:

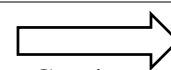
- Estado basal 2 del registro 1 y 2 (GB) vs Estado de estrés del registro 1 y 2 (GE)
- Estado de estrés psicológico (GEP) vs Estado de estrés matemático (GEM)

En la Tabla 22 se muestran las características que mostraron diferencias estadísticamente significativas ($\rho \leq 0.05$) entre los estados basal (GB) y de estrés (GE) durante el primer intervalo de tiempo.

Tabla 22

Valor medio y desviación estándar de las características extraídas de las señales provenientes de los sujetos en estado basal y de estrés, que presentan diferencias estadísticamente significativas (ρ -valor).

Características	Basal 2	Estrés	ρ -valor
	media \pm desviación estándar	media \pm desviación estándar	
Señal FLW promedio			
f_{pico_max}	0.23355 \pm 0.06334	0.30265 \pm 0.05510	**
P_{LF}	0.14004 \pm 0.13256	0.05319 \pm 0.04775	**
$Media_{LF}$	1.27672 \pm 1.20476	0.48420 \pm 0.43515	**
P_{HF}	0.85376 \pm 0.13483	0.94274 \pm 0.04942	**
$Media_{HF}$	3.40946 \pm 0.53290	3.76289 \pm 0.19612	**
Señal de GSR			
P_{LF}	0.42602 \pm 0.21286	0.33229 \pm 0.17885	*
$Media_{LF}$	8.50879 \pm 4.23776	6.64448 \pm 3.55733	*
<i>Pendiente total</i>	(2.70050 \pm 4.07582) e^{-5}	(-3.41470 \pm 10.36134) e^{-5}	**
$Media_{tsubida}$	20.63628 \pm 22.52955	7.31214 \pm 6.54727	**
Señal HRV			
P_{LF}	0.52427 \pm 0.16247	0.43400 \pm 0.13900	**
$Media_{LF}$	4.75713 \pm 1.46707	3.93988 \pm 1.25657	**
$Media_{HF}$	1.50190 \pm 0.76209	1.83026 \pm 0.67542	**
$P_{LF/HF}$	2.08583 \pm 1.71718	1.24553 \pm 0.91977	**
<i>Entropía</i>	0.02136 \pm 0.01840	0.01402 \pm 0.01844	**
MSC de FLW-HRV			
P_{LF}	0.22860 \pm 0.07636	0.18099 \pm 0.05992	**
$Media_{LF}$	2.07764 \pm 0.69188	1.64575 \pm 0.54313	**
P_{HF}	0.73135 \pm 0.08028	0.77524 \pm 0.06512	**
$Media_{HF}$	2.92319 \pm 0.31925	3.09862 \pm 0.25912	**
MSC FLW-PDown			
P_{LF}	0.27000 \pm 0.08038	0.23443 \pm 0.07373	*
$Media_{LF}$	2.45413 \pm 0.72704	2.13020 \pm 0.66638	*



Continúa

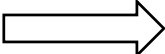
P_{HF}	0.66661 ± 0.09094	0.70659 ± 0.08129	*
$Media_{HF}$	2.66621 ± 0.36223	2.82474 ± 0.32431	*
MSC FLW-SST			
P_{LF}	0.25663 ± 0.08558	0.20701 ± 0.06382	**
$Media_{LF}$	2.33195 ± 0.77496	1.88183 ± 0.57717	**
P_{HF}	0.69796 ± 0.08963	0.74350 ± 0.06824	**
$Media_{HF}$	2.79016 ± 0.35646	2.97230 ± 0.27153	**
* representa los ρ valores < 0.05 y ** representa los ρ valores < 0.001			

De igual manera en la Tabla 23 se muestran las características que mostraron diferencias estadísticamente significativas ($\rho \leq 0.05$) entre los estados de estrés psicológico (GEP) y de estrés matemático (GEM), de igual manera se presenta los resultados obtenidos durante el primer intervalo de tiempo.

Tabla 23

Valor medio y desviación estándar de las características extraídas de las señales provenientes de los sujetos en estado de estrés psicológico y de estrés matemático, que presentan diferencias estadísticamente significativas (ρ -valor).

Características	Estrés Psicológico	Estrés Matemático	ρ -valor
	media \pm desviación estándar	media \pm desviación estándar	
Señal FLW promedio			
f_{pico_max}	0.28556 ± 0.05856	0.31974 ± 0.04592	*
P_{VLF}	0.00463 ± 0.00297	0.00350 ± 0.00211	*
$Media_{VLF}$	0.11605 ± 0.07449	0.08796 ± 0.05283	*
$P_{VLF/HF}$	0.00515 ± 0.00380	0.00373 ± 0.00238	*
$P_{VLF/Ptotal}$	50.38316 ± 86.40465	42.79227 ± 66.66010	*
Señal de GSR			
<i>Pendiente total</i>	$(1.06539 \pm 4.49259)e^{-5}$	$(-7.89479 \pm 12.48041)e^{-5}$	**
$Media_{tsubida}$	10.32009 ± 7.70848	4.30419 ± 2.95344	**
Std_{picos}	$(1.71302 \pm 1.62602)e^{-4}$	$(5.79749 \pm 9.67115)e^{-4}$	*


 Continúa

$Std_{tsubida}$	8.58038 ± 8.38113	3.20987 ± 3.94981	**
Señal HRV			
$Pico_{max}P$	12.08298 ± 5.11328	9.50523 ± 2.78826	*
P_{VLF}	0.08617 ± 0.06007	0.13008 ± 0.08805	*
$Media_{VLF}$	2.16405 ± 1.51018	3.26104 ± 2.19799	*
$P_{VLF/HF}$	0.22989 ± 0.25264	0.44349 ± 0.49961	*
$P_{HF/Ptotal}$	$(1.9686 \pm 3.11516)e^{+2}$	88.38283 ± 66.56885	*
Señal de PUp de PPG			
f_{pico_max}	0.15750 ± 0.15752	0.08314 ± 0.07017	**
P_{VLF}	0.08584 ± 0.07494	0.14789 ± 0.09423	**
$Media_{VLF}$	2.15394 ± 1.86854	3.71959 ± 2.35489	**
P_{HF}	0.48038 ± 0.17652	0.32257 ± 0.16807	**
$Media_{HF}$	1.92006 ± 0.70354	1.28970 ± 0.67118	**
Señal SST			
f_{pico_max}	0.18920 ± 0.10703	0.13756 ± 0.11696	*
P_{VLF}	0.06629 ± 0.04427	0.12492 ± 0.08015	**
$Media_{VLF}$	1.66473 ± 1.11034	3.13336 ± 2.00199	**
$P_{VLF/HF}$	0.15468 ± 0.16200	0.36874 ± 0.39212	**
MSC FLW-SST			
P_{VLF}	0.04074 ± 0.02196	0.05826 ± 0.03372	*
$Media_{VLF}$	1.01907 ± 0.54557	1.45589 ± 0.83508	*
$P_{VLF/HF}$	0.05476 ± 0.03032	0.08238 ± 0.05407	*
$P_{VLF/Ptotal}$	0.27641 ± 0.16408	0.45121 ± 0.34749	*

* representa los ρ valores < 0.05 y ** representa los ρ valores < 0.001

5.5. Sistema de detección de estrés

Para la integración de todo el sistema se diseñó una interfaz la cual permite registrar las señales del paciente, procesarlas, extraer sus características y finalmente clasificarlas. El registro de las señales se lleva a cabo a través de la tarjeta STM32F407 y su procesamiento, caracterización y

clasificación se realizó de forma *offline* en una PC. En la Figura 99 se muestra un diagrama de bloques correspondiente a la integración de la plataforma.

La Interfaz Humano – Máquina (HMI por sus siglas en inglés *Human Machine Interface*) se elaboró utilizando la herramienta de Interfaces Gráficas de Usuario de Matlab “*guide*”. La interfaz permite la visualización de 4 de los modelos de clasificación seleccionados para poder realizar una comparación entre ellos, sin embargo, el que otorga el resultado final es el modelo generado con las características de todas las señales y el análisis MSC, puesto que este abarca todo el trabajo realizado en esta investigación.

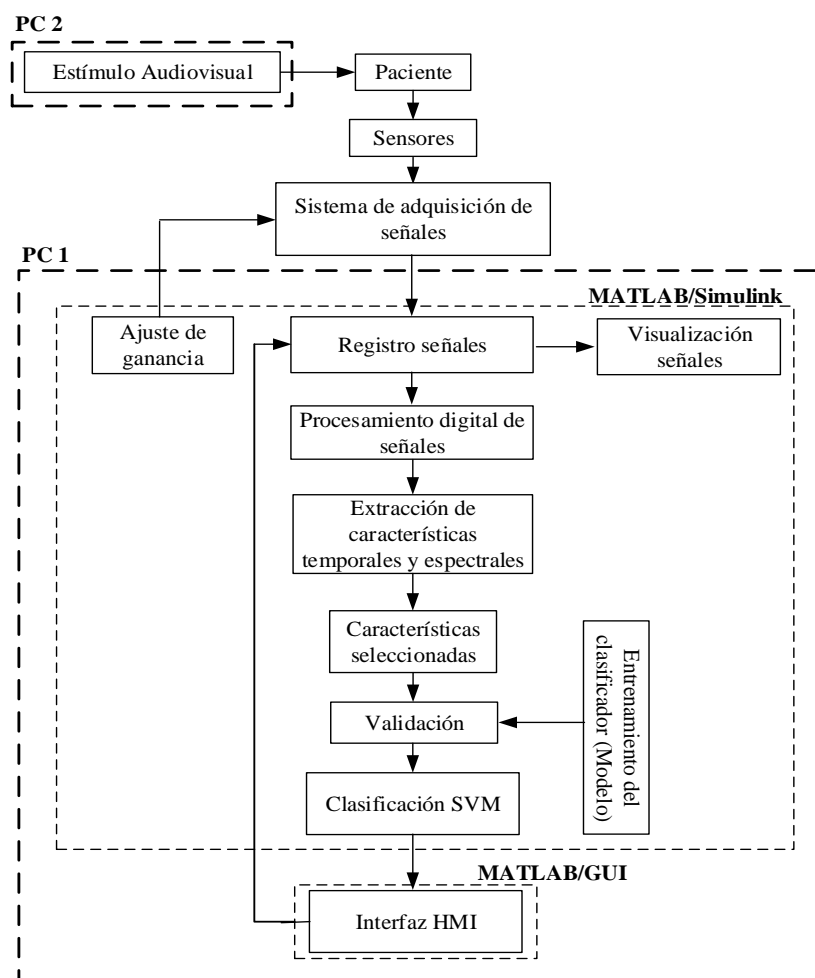


Figura 99. Diagrama de bloques de la integración de la plataforma

Fuente: Modificado de (Oscullo, 2017)

Una vez obtenida la clasificación se presenta una recomendación de acuerdo al resultado, en el caso de ser basal se da por terminada la validación, mientras que si resulta ser estrés se activan ejercicios de control de estrés (2 min. de respiración controlada y 1 min. de relajación utilizando los videos descritos en la Tabla 2) y se vuelven a registrar las señales para validar de nuevo. La interfaz permite repetir el proceso hasta 3 veces por paciente, si éste continúa en estado de estrés se emite una recomendación final de realizar los ejercicios de control de estrés de forma diaria y finaliza la validación. En la Figura 100 se muestra el proceso a seguir para realizar la validación.

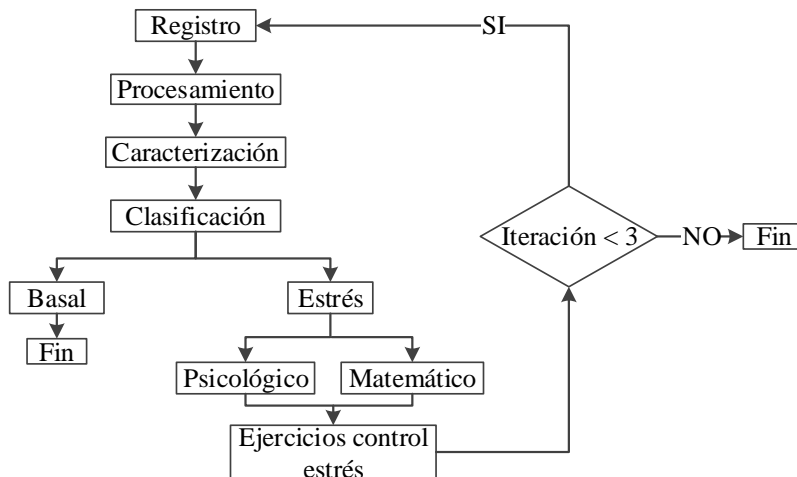


Figura 100. Diagrama de bloques del proceso de validación

5.5.1. Criterios de diseño de la interfaz HMI

La interfaz se diseñó de tal forma que sea intuitiva y sencilla de manejar para el operador, tomando en cuenta los siguientes criterios:

- Organización: todos los elementos que se encuentran en la interfaz están divididos de acuerdo a la función que cumplen en paneles rotulados, además poseen una distancia adecuada para que el operario pueda interactuar con la interfaz de manera fluida.
- Color: los colores fueron seleccionados de tal forma que proporcione al operador una visión clara, evitando colores llamativos que puedan ocasionar distracciones o incomodidad.

- Visualización: la interfaz cuenta con la información estrictamente necesaria y relevante para realizar el proceso de validación, evitando cualquier información que pueda resultar confusa para el operador.
- Interactividad: es importante complementar la información escrita con ayudas visuales en este caso imágenes que sirven de apoyo y guía que permitan una utilización eficiente de la interfaz, además los botones se activan de forma automática conforme avanza el proceso.

5.5.2. Descripción de la pantalla

La interfaz cuenta con 7 paneles los cuales son descritos en la Tabla 24 y en la Figura 101 se muestra el funcionamiento de la interfaz HMI implementada.

Tabla 24
Descripción del HMI

Panel	Descripción	
Registro Paciente	Permite el ingreso de los datos del paciente.	
Panel de Control	Permite iniciar o detener el registro de las señales, además de ejecutar el comando para el inicio del proceso de validación y una vez concluido guarda la información generada.	
Clasificación	Estado	Muestra los 4 modelos con mejores resultados para la clasificación entre estado basal y de estrés.
	Tipo	Muestra los 4 modelos con mejores resultados para la clasificación entre estrés psicológico y estrés matemático.
	Resultados	Muestra el resultado del modelo de clasificación con mejor desempeño ya sea de estado o de tipo y muestra una imagen acorde al resultado obtenido.
	Recomendación	Dependiendo del resultado final muestra un texto que contiene recomendaciones para cada estado emocional.
Control de estrés	Se activa cuando el clasificador determina que el paciente se encuentra en estado de estrés, permitiendo desplegar 2 pantallas con ejercicios de control de estrés y reiniciar el proceso de validación.	

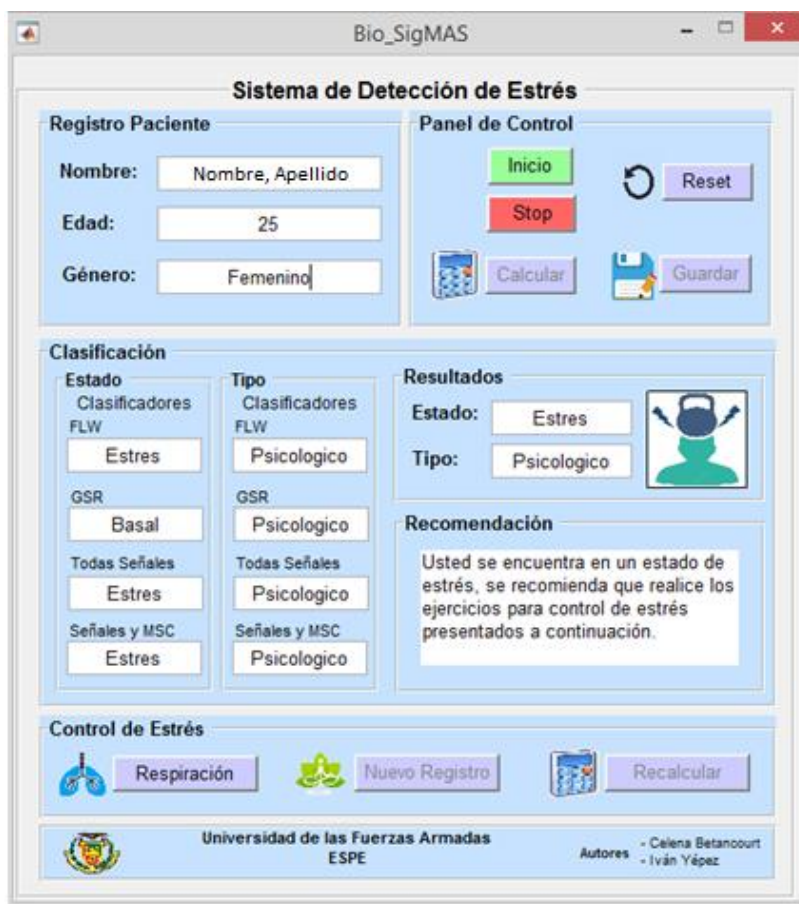


Figura 101. Funcionamiento de la interfaz implementada

5.6. Validación ciega

Con el fin de comprobar que los modelos de clasificación seleccionados funcionan adecuadamente se realiza un proceso en el cual se registran sujetos voluntarios que no constan en la base de datos, estas señales son preprocesadas y caracterizadas para formar parte del nuevo conjunto de validación de cada modelo de clasificación.

La validación se realizó a una muestra de 8 sujetos voluntarios sometidos a un protocolo similar al detallado en la sección 0, con la diferencia de que 3 de los sujetos no fueron estimulados de manera audiovisual, otros 2 fueron estimulados solamente con estrés de tipo psicológico y los 3 últimos con estrés tipo matemático. El registro se realiza en un intervalo de 80 segundos, donde se

descartan los primeros y los últimos 10 segundos, con el fin de asegurar que las señales obtenidas no están influenciadas por factores como la colocación de sensores, el impacto inicial de estímulo o la reciente llegada del individuo al sitio de prueba.

Los resultados muestran que la plataforma completa tiene la capacidad de clasificar adecuadamente entre los estados basal y estrés, y que los modelos la mayoría de ocasiones coinciden entre sí, comprobando su coherencia y conveniente selección. En las gráficas de resultados se muestran las 3 iteraciones que se realizaron durante la validación ciega la iteración 1 corresponde al registro inicial, la iteración 2 corresponde al registro tomado después de haber realizado los ejercicios de control de estrés y la iteración 3 corresponde al registro tomado después de haber realizado por segunda vez los ejercicios de control de estrés. La cantidad de iteraciones depende de los resultados obtenidos de cada paciente como se muestra el esquema de la Figura 100. Los resultados de una de las 3 personas que no fue estimulada inicialmente se muestran en la Figura 102. Y en la Tabla 25 se muestra la clasificación de todos los pacientes que no fueron sometidos a un estímulo inicial.

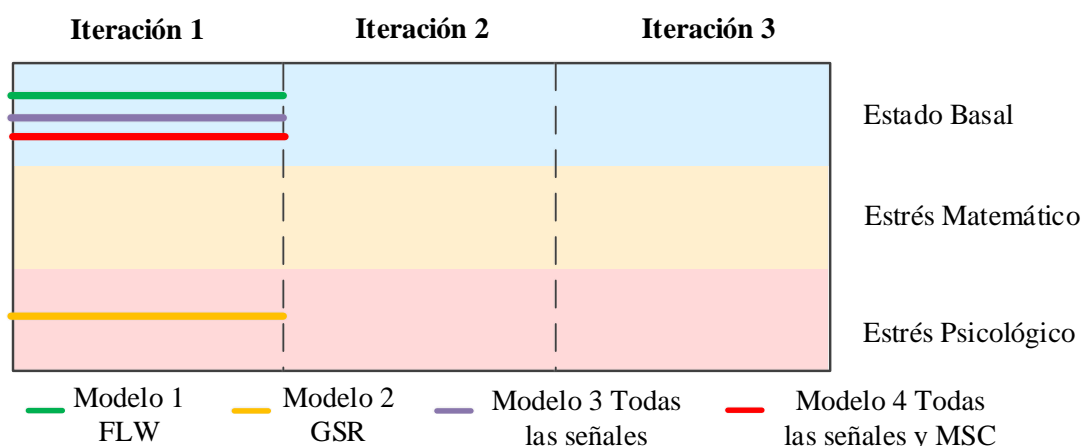


Figura 102. Resultados validación ciega sin estímulo

Tabla 25.*Clasificación de los pacientes no sometidos a un estímulo inicial*

Modelo	Iteración 1 Registro sin estímulo			Iteración 2 Registro 1er ejercicio control de estrés			Iteración 3 Registro 2do ejercicio control de estrés		
	Basal	Est. P	Est. M	Basal	Est. P	Est. M	Basal	Est. P	Est. M
FLW	3/3	0/3	0/3	1/1	0/1	0/1	--	--	--
GSR	0/3	3/3	3/3	0/1	1/1	0/1	--	--	--
Todas las señales	2/3	0/3	1/3	1/1	0/1	0/1	--	--	--
Todas las señales y MSC	2/3	1/3	0/3	1/1	0/1	0/1	--	--	--

Se puede observar que solo un paciente fue clasificado como estrés, por tanto, en la iteración 2 solo un paciente fue sometido a los ejercicios de control de estrés los cuales lograron calmar al paciente, y al realizar un nuevo registro el paciente fue clasificado como basal. Se observa que el modelo de clasificador que utiliza la señal GSR es el único que clasifica a los pacientes como estrés. A pesar de mostrar buen resultado en la clasificación entre basal y estrés, la plataforma presenta dificultades para diferenciar entre estrés del tipo psicológico y estrés del tipo matemático. En la mayoría de clasificaciones que se obtuvo como resultado estrés posteriormente este se clasificó como estrés matemático, en la Figura 103 se muestran los resultados de una persona que fue estimulada con estrés psicológico y en la Figura 104 los resultados de una persona que fue estimulada con estrés matemático. La Tabla 26 y la Tabla 27 muestran los resultados de clasificación de todos los pacientes que fueron sometidos a los estímulos del estrés psicológico y estrés matemático respectivamente.

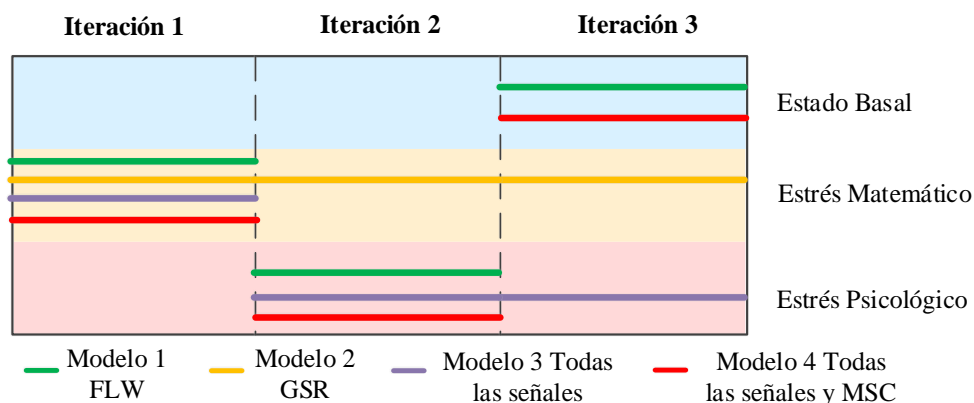


Figura 103. Resultados validación ciega con estímulo de estrés psicológico

Tabla 26.

Clasificación de los pacientes sometidos al estímulo de estrés psicológico

Modelo	Iteración 1 Registro sin estímulo			Iteración 2 Registro 1er ejercicio control de estrés			Iteración 3 Registro 2do ejercicio control de estrés		
	Basal	Est. P	Est. M	Basal	Est. P	Est. M	Basal	Est. P	Est. M
FLW	1/3	1/3	1/3	1/3	2/3	0/3	3/3	0/3	0/3
GSR	0/3	0/3	3/3	0/3	0/3	3/3	0/3	0/3	3/3
Todas las señales	0/3	1/3	2/3	0/3	3/3	0/3	0/3	2/3	1/3
Todas las señales y MSC	0/3	1/3	2/3	0/3	3/3	0/3	2/3	1/3	0/3

Se observa que el clasificador es capaz de diferenciar entre el estado basal y de estrés de una persona, pero a pesar de que los pacientes fueron estimulados con el video de estrés de tipo psicológico la mayoría fueron detectados como estrés de tipo matemático, también se puede observar que pese a requerir 2 iteraciones los ejercicios de control de estrés propuestos funcionan adecuadamente.

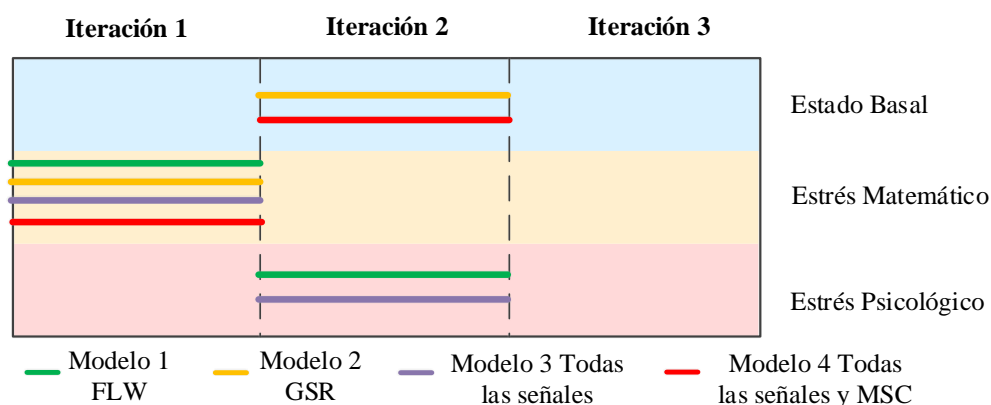


Figura 104. Resultados validación ciega con estímulo de estrés matemático

Tabla 27.

Clasificación de los pacientes sometidos al estímulo de estrés matemático

Modelo	Iteración 1 Registro sin estímulo			Iteración 2 Registro 1er ejercicio control de estrés			Iteración 3 Registro 2do ejercicio control de estrés		
	Basal	Est. P	Est. M	Basal	Est. P	Est. M	Basal	Est. P	Est. M
FLW	1/3	1/3	1/3	1/3	2/3	0/3	0/1	1/1	0/1
GSR	1/3	0/3	2/3	1/3	0/3	2/3	0/1	0/1	1/1
Todas las señales	0/3	0/3	3/3	1/3	1/3	1/3	0/1	0/1	1/1
Todas las señales y MSC	0/3	0/3	3/3	2/3	0/3	1/3	0/1	0/1	1/1

Se obtuvo un mejor resultado de clasificación de los pacientes que fueron sometidos al estímulo del estrés matemático debido a que este genera cambios mucho más notorios en las señales fisiológicas que el estímulo del estrés psicológico, además de las tablas de resultados mostradas anteriormente se muestra el modelo de clasificador tomado como referencia el cual abarca a las características de todas las señales y la MSC responde de manera satisfactoria en la clasificación con respecto a los estímulos presentados.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Hardware de Adquisición de señales *Bio MSignal*

Para el presente trabajo de investigación se realizó el diseño e implementación de un dispositivo denominado “*Bio MSignal*”, para la adquisición de múltiples señales fisiológicas entre las que están: electrocardiograma (ECG), flujo respiratorio (FLW), fotopletimografía (PPG), electrooculograma horizontal (EOGH), electrooculograma vertical (EOGV) y respuesta galvánica de la piel (GSR). El dispositivo está conformado por una tarjeta de desarrollo para el registro de las señales, una fuente de alimentación y 5 módulos encargados de la adquisición de cada una de las señales. Cada uno de estos módulos está conformado por un circuito de acondicionamiento de señal que tiene hasta 5 etapas, las cuales han sido seleccionadas dependiendo de los requerimientos de cada una de las señales fisiológicas.

La reducida amplitud de las señales seleccionadas para esta investigación no permite que se pueda trabajar con ellas directamente, por lo que deben ser adecuadamente preamplificadas evitando distorsión y ruido en modo común para lo que se utilizan amplificadores de instrumentación, en este estudio se trabajó con el amplificador INA128 el cual trabaja de forma adecuada y precisa. Además, debido a la deriva existente en las señales producto de los movimientos que puede realizar el paciente o a la naturaleza misma de la señal, es necesario eliminar la tendencia lineal mediante un filtro pasa altos, para evitar que esta componente de DC sea amplificada en una etapa posterior. El filtro debe evitar producir desfase en la señal y el uso innecesario de componentes que puedan introducir ruido o distorsionar la señal, además, es

importante que no ocupe mucho espacio físico, por lo que se seleccionó un filtro activo pasa altos de tipo Butterworth en configuración Sallen-Key el cual cumple con estos requerimientos.

Las señales fisiológicas son altamente influenciadas por factores como la edad, sexo, factores genéticos, factores ambientales, condición física, entre otros, haciendo que no todas las señales tengan la misma amplitud. Por lo que además de limitar el rango de edad de los pacientes de 20 a 27, se vio la necesidad de que la amplitud de las señales pueda ser modificada mediante software utilizando para esto un potenciómetro digital. Para simplificar la configuración de los 6 potenciómetros utilizados, se realiza una actualización por barrido de todos los potenciómetros enviando una única señal de comunicación y cambiando el pin de activación de forma secuencial.

Debido a que el conversor análogo digital de la tarjeta STM32F407 no permite el registro de señales negativas es necesario realizar un desplazamiento en las señales con el fin de asegurar que todas las componentes puedan ser registradas y posteriormente se implementó un circuito seguidor de voltaje para asegurar que la señal que va a ingresar al conversor análogo digital no sufra ningún tipo de pérdida o distorsión.

La señal de FLW fue acondicionada inicialmente utilizando un puente de Wheatstone el cual además de transformar valores de resistencia a voltaje permite restar la señal correspondiente a cada fosa nasal con la señal del sensor utilizado como referencia, obteniendo como resultado la señal de flujo respiratorio de cada fosa nasal sin la influencia de la temperatura del medio ambiente.

La señal de GSR también requiere de un acondicionamiento inicial utilizando el puente de Wheatstone para transformar valores de resistencia a voltaje, dado que estos valores obtenidos son de una amplitud mayor en comparación al resto de señales no es necesario una posterior etapa de amplificación. En esta señal no es necesario la implementación del filtro pasa alto debido a que la

información de deriva de la señal es necesaria para su caracterización. Se recomienda que la resistencia variable del puente de Wheatstone para este caso sea reemplazada por un potenciómetro digital con el fin de ajustar el nivel de DC de cada persona para que se encuentre dentro del rango de trabajo del conversor análogo digital.

Al funcionar todos los módulos del dispositivo “*Bio MSignal*” de manera simultánea se pudo observar la influencia que ciertos sistemas del cuerpo humano ejercen sobre otros y que además de esto existe cierta interferencia producto del tipo de cable seleccionado para realizar las conexiones internas del dispositivo. Por lo que se recomienda utilizar un cable con protección adicional como por ejemplo un cable blindado, además se debe recubrir los módulos utilizando material metálico dando el efecto de una jaula de Faraday y así evitar el ingreso de interferencias externas.

6.2. Procesamiento Digital de señales

Para el almacenamiento de las señales en la base de datos se realizaron dos registros de aproximadamente 28 minutos de duración cada uno con el fin de obtener los datos de diferentes estados emocionales y realizar una comparación entre ellos, durante el primer registro se realizó la adquisición de las señales para 5 estados diferentes, en el primero y el último estado no se aplica ninguna estimulación al sujeto, es decir que se registra su estado basal, esto se realizó para comparar si existe alguna diferencia entre el estado normal de una persona antes y después del registro completo, el segundo estímulo consistió en un video de imágenes y sonido relajantes para después mostrar un video de tráfico con sonidos estresantes, el orden de los videos se estableció de esta forma debido a que es más fácil llevar a una persona de un estado de relajación a un estado de estrés. Finalmente, el cuarto video consta de un patrón de respiración que permite guiar al sujeto a que respire de forma controlada, con el fin de disminuir el nivel de estrés inducido anteriormente.

El segundo registro es muy similar, las dos únicas diferencias radican en que no se estimula con el video de relajación, ya que se quería pasar directamente de un estado normal a un estado de estrés y además el video que induce estrés es del tipo matemático, esto se lo realizó para determinar si existía alguna diferencia entre los dos tipos de estrés. Durante el proceso de generación de la base de datos se pudo observar que existe una diferencia significativa entre el estado basal inicial y el estado basal final, debido a que al iniciar el registro las señales pueden estar influenciadas por factores como la colocación de sensores, el impacto inicial del estímulo o la reciente llegada del individuo al sitio de prueba, mientras que al finalizar el registro el sujeto voluntario se encuentra más adaptado al uso de sensores y al proceso como tal. Además, se evidenciaba que el estímulo del estrés matemático producía cambios mucho más notorios en las señales debido a que el sujeto se sentía presionado y en muchos casos desesperado.

Previo a la extracción de características cada señal debía pasar por un proceso, siendo el primer paso un filtrado offline exclusivo para cada señal, con el fin de asegurar que cada señal se encuentre en su rango de trabajo, eliminando el ruido y frecuencias innecesarias. A pesar de que los módulos las señales de ECG, PPG y EOG contenían filtros pasa alto analógicos se implementaron también de forma digital ya que el desfase es mínimo y contribuye con la eliminación del ruido de bajas frecuencias provocado por la influencia de la respiración en la actividad cardíaca o por movimientos bruscos del voluntario. Además del filtrado pasa alto se eliminó la tendencia lineal de las señales anteriormente mencionadas y también de la señal de FLW ya que permite la eliminación de información irrelevante. Los filtros pasa bajo se aplicaron a todas las señales dependiendo de sus requerimientos, resultando los rangos de trabajo más adecuados para las señales en estudio los siguientes: señal ECG de 0.5 a 64 Hz, esta señal incluye un filtro Notch de

60Hz para la eliminación de la interferencia de la red eléctrica; señal EOGH y EOGV de 0.5 a 32; señal PPG de 0.5 a 16 Hz; señal de FLW de 0 a 2Hz y señal de GSR de 0 a 5 Hz.

Una vez preprocesadas las señales es necesario extraer las series temporales de ECG y PPG que son las que proporcionarán los parámetros de clasificación, en estudios anteriores se determinó que los parámetros temporales no aportaban información útil, es por esto que se trabajó únicamente con los parámetros frecuenciales y adicionalmente se calculó la entropía de la señal, con el objetivo de conocer si este parámetro que muestra que tan caótica es una señal sirve para conocer el nivel de estrés de una persona. Los parámetros de la señal de FLW fueron analizados solamente en frecuencia. Para el análisis de la señal de GSR es importante extraer parámetros que representen la respuesta de la piel tanto en su parte fásica, como en la tónica, para lo cual se analizaron los cambios rápidos en la señal calculando los picos, tiempos de subida y pendientes locales; y los cambios más lentos a través de la pendiente que mejor se ajuste a la señal. Finalmente se extrajeron los parámetros de la señal de EOG, los cuales son diferentes para el canal vertical y para el horizontal. En el canal vertical se analizaron solamente los parpadeos, desechando cualquier señal diferente, de ellos se extrajo el número de parpadeos, el tiempo entre ellos y su área y en el canal horizontal se analizaron solamente las sacadas, que son los movimientos rápidos y más comunes en los ojos, de igual manera se calculó la cantidad de picos, sus áreas y las pendientes positivas y negativas. Como recomendaciones para trabajos futuros se propone trabajar la señal de GSR utilizando filtros de mediana, con el fin de suavizar la señal y posteriormente derivarla para encontrar los puntos donde la señal es máxima, es decir, aplicar un algoritmo que permita calcular la cantidad de cambios significativos en la señal, asegurándose que sean eventos reales de la respuesta de la piel y no datos erróneos, además es importante tomar en cuenta los tiempos, no solamente los tiempos

de subida analizados en este estudio, sino los tiempos entre cambios y la frecuencia con la que éstos se presentan. También se propone utilizar un método de inducción de estrés que no fuerce el movimiento de los ojos, para determinar el comportamiento de los mismos ante situaciones estresantes sin la influencia audiovisual.

Para la estimación del espectro de potencia de las señales se utilizaron dos métodos no paramétricos diferentes, el método de la respuesta de mínima varianza MVDR tiene un costo computacional muy alto, y fue utilizado para las series temporales de ECG y PPG, para la señal de FLW promedio y para la señal de GSR ya que estas señales trabajan en bajas frecuencias y su aplicación era viable, no así con las señales de EOGH y EOGV para las cuales se utilizó el método del periodograma de Welch el cual tiene un costo computacional reducido y aunque no posee tan buena resolución frecuencial y precisión en la estimación del espectro de potencia, sus resultados fueron adecuados para el estudio de estas señales. Para determinar la interacción del sistema cardiovascular con el respiratorio se realiza la estimación de la magnitud de la coherencia al cuadrado (MSC) entre la señal de FLW y las series temporales de ECG y PPG, y de igual manera se utiliza el método de MVDR para el cálculo debido a que proporciona un mejor resultado a un costo computacional aceptable.

6.3. Integración de la plataforma

Para determinar los grupos de clasificación que contribuyan de una mejor manera a la detección de estrés se aplica la técnica de clasificación basada en máquinas de soporte vectorial sobre varias combinaciones de grupos provenientes de los estímulos del registro 1, registro 2 y de la unión de ambos registros. De las 16 combinaciones realizadas se seleccionaron 2 que además de proporcionar los mejores índices de clasificación fueron las que más se acoplaron al enfoque de la

investigación. El primer grupo de clasificación está conformado por las características de las señales adquiridas en los estados basal 2 y los estados de estrés de ambos registros, esta unión se realizó para hacer un clasificador más robusto. Se seleccionó el estado basal 2 ya que presenta mejores parámetros de evaluación que el estado basal 1, esto se debe a la variedad de factores que pueden afectar durante la etapa inicial del registro. Dado que la detección de estrés es el objetivo principal de esta investigación y ya que existe la factibilidad de diferenciar entre ambos tipos de estrés para el segundo grupo de clasificación se seleccionó el estrés psicológico y el matemático, dando la posibilidad al sistema de detectar no solamente si una persona esta estresada o no, sino también el tipo de estrés que padece.

Las señales obtenidas fueron procesadas en intervalos de tiempo diferentes con el fin de analizar cada uno de ellos y determinar durante que intervalo se obtienen los mejores índices de clasificación. Los mejores resultados de clasificación se obtuvieron en los intervalos de 10 – 60 s y en el de 40 – 160s, sin embargo, se seleccionó el primer intervalo debido a que en este se puede apreciar de mejor manera todos los cambios inmediatos producidos en cada una de las señales ante la presentación de los estímulos, además se evita recolectar información errónea proveniente de la adaptación del sujeto al estímulo presentado.

Para la generación de los modelos del clasificador se utilizaron las características de las 14 señales (EOGH, EOGV, GSR, FLW, series temporales de ECG, series temporales de PPG y las MSC de todas las series temporales), además se realizaron combinaciones entre señales que tienen correlación como EOGH con EOGV y FLW con las series temporales de ECG y PPG, finalmente se generaron 2 modelos uno que abarque las características de todas las señales y otro modelo con las características de todas las señales incluida MSC. De los modelos generados se determinó que

las señales de EOGH y EOGV a pesar de tener índices de clasificación muy altos no representan un parámetro óptimo de clasificación debido a que son muy variantes entre una persona y otra. Además, están siendo influenciados por los videos mostrados y no entregan información real del comportamiento de una persona estresada. Tomando en cuenta los parámetros de evaluación se determinó que los modelos más adecuados para realizar la clasificación son FLW, GSR, Características de todas las señales y Características de todas las señales con MSC. A pesar de contar con los 4 modelos de clasificación se seleccionó el que abarca todo el trabajo realizado en esta investigación para que proporcione el resultado de clasificación definitivo.

A través del análisis estadístico realizado utilizando la prueba de la U de Mann y Whitney se determinó que las características que son estadísticamente más significativas para la clasificación entre el estado basal y de estrés son: en la señal de GSR, la pendiente que se ajusta a la señal completa representando la parte tónica y la media de los tiempos de subida representando la parte fásica. En la serie temporal de HRV y en SST la entropía resulto un buen parámetro para la diferenciación. Además, es evidente la ventaja que presenta la potencia y la media de potencia en los rangos de HF y LF frente a VLF. Para la clasificación entre el estado de estrés psicológico y estrés matemático las características que dieron mejor resultado son: en la señal de GSR las mismas características que para la anterior clasificación, es decir, la pendiente de la señal y el tiempo medio de subida. En las series temporales de PPG el mejor resultado proviene de la frecuencia de pico máximo y a diferencia de la anterior clasificación en este caso prima el rango VLF frente a HF o LF.

De toda la información recopilada en la investigación se determinó que un aporte más significativo en la detección de estrés proviene de la caracterización de las señales de FLW y GSR

en comparación a la de ECG y PPG, sin embargo, la señal FLW puede verse influenciada fácilmente por afecciones respiratorias y puede ser manipulada de manera voluntaria por el sujeto lo cual puede proporcionar resultados de clasificación erróneos, mientras que la señal de GSR se produce de manera involuntaria ya que es muy complicado que el sujeto pueda controlar la actividad glandular para la secreción de sudor, además, en esta señal se puede apreciar de forma inmediata y evidente cualquier cambio producido debido a un estímulo externo, por lo que es recomendable trabajar con esta señal para la detección de estrés, considerando que debe ser caracterizada de manera meticulosa ya que es una señal muy variable e impredecible y su registro debe realizarse cuidadosamente evitando la acumulación de sudor en los electrodos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 3M. (s.f.). *3M Science Applied to Life*. Obtenido de https://www.3m.com/es/3M/es_ES/empresas/
- A, B., Patvardhan, A., V, R. D., R, A., & V, P. (s.f.). *Embedded Temperature Monitoring and Control Unit*.
- Acevedo, M. (2000). *Sistema Digital para medir el nivel ed estrés en un ser humano*. México: Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional.
- Aimagin. (2015). *Waijung Blockset*. Obtenido de <http://waijung.aimagin.com>
- Alameda, M. (2011). *Estudio y optimización en el procesado de diversas señales biomédicas focalizando en el electrooculograma*. Barcelona: Universidad Politécnica de Cataluña. Obtenido de <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.1/13079/Mem%C3%B2ria.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Alexánderson, E. (2017). *Exploración Cardiovascular*. Ciudad de México: El Manual Moderno, S.A.
- Allen, Kennedy, Cryan, Dinan, & Clarke. (enero de 2014). Biological and psychological markers of stress in humans: Focus on the Trier Social Stress Test. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 38, 94 - 124. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0149763413002728>
- Alvarez, L. (2007). *Acondicionamiento de señales bioelectricas*. Pereira, Colombia.
- Arcentales, D. A. (2015). *Análisis de la interacción cardíaca y respiratoria en pacientes con cardiomiopatía y pacientes en proceso de extubación*. Barcelona.
- Arthur C. Guyton, & John E. Hall. (2006). En *Textbook of Medical Physiology*. Philadelphia: Elsevier Inc., 11th ed., 2006.
- 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.

Aungsakul, Phinyomark, Phukpattaranont, & Limsakul. (2012). Evaluating Feature Extraction Methods of Electrooculography (EOG) Signal for Human-Computer Interface. *Procedia Engineering*, 32, 246-252. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705812012957>

Ávila, J. (2014). El estrés un problema de salud del mundo actual. *CON-CIENCIA*, 2.

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.

Benesty, J., Chen, J., & Huang, Y. (2005). A Generalized MVDR Spectrum. *IEEE Signal Processing Letters*, 827- 830.

Betancourt, G. (2005). Las Máquinas de Soporte Vectorial (SVMs). *Scientia et Technica Año XI(27)*.

Bose, S., K, P., & Kumar, D. D. (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.

Bueno, M. (1994). *Deficiencia Visual: aspectos psicoevolutivos y educativos*. Aljibe.

Building Automation Products. (2018). *BAPI*. Obtenido de <http://www.bapihvac.com>

Capon. (1969). High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE (Volume: 57, Issue: 8, Aug. 1969)*, 1408 - 1418.

Carmona, E. (2014). *Tutorial sobre Máquinas de Vectores Soporte (SVM)*. España: Departamento de Inteligencia Artificial.

Castelo-Branco, C. (2010). *El envejecimiento de la piel y las mucosas*. España: Médica Panamericana.

- Clemens, K., & Turpin, G. (2000). *Life event exposure, physiological reactivity, and psychological strain*. Journal of Behavioral Medicine.
- Climov, D. (2008). *Results of Stress Management Program for Graduate Students based on Relaxation associates with HRV Biofeedback*. Pedagogical and Statistical Unit. Obtenido de <https://www.heartmath.org/research/research-library/educational/results-of-a-stress-management-program-for-graduate-students-based-on-relaxation-associated-with-hrv-biofeedback/>
- Colominas, Balagué, Rosell, & Pallas. (1987). Detección de la frecuencia respiratoria mediante procesado digital del ECG. *III Simposium Internacional de Ingenieria Biomedica*, 435-438.
- Corso, C. (2009). *Aplicación de algoritmos de clasificación supervisada usando Weka*. Córdoba: Universidad Tecnológica Nacional.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support Vector Networks. *Machine Learning*, 273-279.
- Das, Gavas, Sinha, Chatterjee, & Kumar. (2016). Physiological sensing based stress analysis during assessment. *2016 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, 1-8. Obtenido de <http://ieeexplore.ieee.org/document/7757587/>
- Duval, González, & Rabia. (2010). Neurobiología del estrés. *Revista Chilena de Neuro Psiquiatría*, 1. Obtenido de http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-92272010000500006
- El sistema eléctrico del corazón*. (31 de Mayo de 2017). Obtenido de Fenomenos electricos en el corazon ecg normal: <https://www.youbioit.com/es/article/shared-information/24512/el-marcapasos-del-corazon>
- El Telégrafo. (25 de Abril de 2017). El estrés afecta la salud digestiva, mental y bucal de los ecuatorianos. *El Telégrafo*. Obtenido de <http://www.eltelegrafo.com.ec/noticias/sociedad/4/el-estres-afecta-la-salud-digestiva-mental-y-bucal-de-los-ecuatorianos>
- Electrocardiografía. (2018). *Teoría del Electrocardiograma. Señales ECG e información clínica*. Obtenido de <http://www.electrocardiografia.es>

- Expreso. (1 de Septiembre de 2012). En Ecuador, el 10% de la población tiene estrés. *Expreso*.
Obtenido de http://www.expreso.ec/actualidad/en-ecuador-el-10-de-la-poblacion-tiene-estr-FEGR_3645226
- Franco, G. (2005). *Electrocardiografía*. La Habana: Centro Nacional de Información de Ciencias Médicas.
- Gaibor, M. (2014). El Corazón: aspectos fisiológicos, clínicos y experimentales. *Editorial Universitaria de la Universidad Central del Ecuador*.
- Gallegos, X., & Torres, J. (1983). Biorretroalimentación de la respuesta galvánica de la piel y entrenamiento en relajación: un estudio piloto. *Latinoamericana de Psicología*, 15, 259-275.
- Gandhi, Shojaei, & Mukherji. (2015). Mental stress assessment - a comparison between HRV based and respiration based techniques. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, 1029-1032. Obtenido de <http://ieeexplore.ieee.org/document/7411089/>
- García, A. (2011). *Universidad de Málaga*. Obtenido de <https://riuma.uma.es/xmlui/bitstream/handle/10630/4905/TDR%20GARCIA%20GUERRERO.pdf?sequence=1>
- García, S., Garzón, L., & Camargo, L. (2011). *Revisión de dispositivos electrónicos para la determinación de estrés a partir de variables fisiológicas*. Universidad Distrital Francisco José de Caldas .
- George Washington University. (2018). *Heart & Vascular Institute*. Obtenido de http://www.gwheartandvascular.org/education/en-espanol/enfermedades/enfermedades_condiciones/presion-sanguinea-alta-hipertension/
- Ghaderi, Frounchi, & Farnam. (2015). Machine learning-based signal processing using physiological signals for stress detection. *22nd Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME)*, 93-98. Obtenido de <http://ieeexplore.ieee.org/document/7404123/>

- Giin, Wei, Leng, Joon, Nyum, & Kim. (2017). Wearable Mobile-Based Emotional Response-Monitoring System for Drivers. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 636-649. Obtenido de <http://ieeexplore.ieee.org/document/7852466/>
- Gomis, P. (ferbero de 2010). *Estimación Espectral de Señales Biomédicas*. Barcelona. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Pedro_Gomis/publication/239604884_Estimacion_Espectral_de_Senales_Biomedicas_Metodos_clasicos_FFT_y_Parametricos_Aplicaciones_Practicas_con_Matlab_Tutorial/links/00b49529f3b7deb4b2000000/Estimacion-Espectral-de-Senales
- González, M., & Jiménez, J. (2016). *Medición de estrés a partir de la frecuencia cardíaca y la respuesta galvánica de la piel*. Celaya: Tecnológico Nacional de México.
- 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
- Grifantini, K. (28 de Octubre de 2010). *MIT Technology Review*. Recuperado el 2017, de <https://www.technologyreview.es/s/1519/un-sensor-detecta-las-emociones-traves-de-la-piel>
- Guardiola, S. (2016). *Análisis de señales biomédicas para la detección del nivel de estrés/relajación de conductores*. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia.
- Guerrero, F. (2014). Sistema multicanal para adquisición de biopotenciales. *Revista Ingeniería Biomédica*, 18-26.
- Guzmán, M., & Salazar, U. (2015). *Diseño e Implementación de un Prototipo de un Sistema de Procesamiento de señal electrooculográfica orientado a controlar el entorno de mensajería Telegram*. Lima: Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas.
- Handler, M. (2010). *An EDA Primer for Polygraph Examiners* (Vol. 39). Journal Polygraph.

- Healey, J. (2000). *Wearable and Automotive Systems for Affect Recognition from Physiology*. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology.
- Heartmath Institute. (2018). *Solutions For Stress*. Obtenido de <https://www.heartmath.org/resources/solutions-for-stress/reducing-stress/>
- Hug, M. (Febrero de 2018). *Drumanart*. Obtenido de <http://drumanart.com/gsr.html>
- Jun, Yang, S., Kiang, Liu, Bin, & Lin. (2016). Investigation on driver stress utilizing ECG signals with on-board navigation systems in use. *14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, 1-6. Obtenido de <http://ieeexplore.ieee.org/document/7838780/>
- Karthik Mohan Rao, B. S. (s.f.). Design and development of real time respiratory rate monitor using non-invasive biosensor.
- Khalifa, Dalla, Roy, Peretz, & Lupien. (2006). *Effectos of Relaxing Music on Salivary Cortisol Level after Psychological Stress*. New York: Annals of the New York Academy of Sciences.
- Kirschbaum, Pirke, & Hellhammer. (1993). The "Trier Social Stress Test" - A Tool for Investigating Psychobiological Stress Responses in a Laboratory Setting. *Neuropsychobiology*, 76-81.
- 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.
- Kurniawan, Maslov, & Pechenizkiy. (2013). Stress detection from speech and Galvanic Skin Response signals. *Proceedings of the 26th IEEE International*, 209-214.
- Kyto Electronics. (2018). *Kyto Fitness Technology*. Obtenido de <https://kytofitness.com/products/ear-clip-infrared-heart-rate-pulse-sensor-kyto2511b>
- Labbé, Schmidt, Babin, & Pharr. (2007). Copin with Stress: The Effectiveness of Different Types of Music. *Appl Psychophysiol Biofeedback*, 163-168.

- Liao, L.-M., & Mary, C. (2015). Laboratory-induced Mental Stress, Cardiovascular Response, and Psychological Characteristics. *Reviews in Cardiovascular Medicine*, 16(1). Obtenido de http://read.nxtbook.com/medreviews/reviewscardiovascularmedicine/volume16no1/systematicreview_laboratory.html
- Márquez, F. (2014). *Diseño de un sistema de reconocimiento de estrés en seres humanos*. Ciudad de México: Universidad Nacional Autónoma de México. Obtenido de <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/bitstream/handle/132.248.52.100/3598/Tesis.pdf?sequence=1>
- Martínez, R. (2016). *Diseño de un sistema de detección y clasificación de cambios emocionales basado en el análisis de señales fisiológicas no intrusivas*. Bilbao: Universidad del País Vasco.
- McGraw-Hill Education. (s.f.). Obtenido de Aparato respiratorio.Procedimientos relacionados: <http://assets.mheducation.es/bcv/guide/capitulo/8448177851.pdf>
- Melgosa, J. (2006). *Sin estrés*. Madrid: Safeliz.
- Merino, M. (2015). *Procesamiento y caracterización de bioseñales para su uso en interfaces de control y afectividad*. Sevilla: Universidad de Sevilla.
- Mohan, Nagarajan, & Ranjan. (2016). Stress measurement from wearable photoplethysmographic sensor using heart rate variability data. *International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, 1141-1144. Obtenido de <http://ieeexplore.ieee.org/document/7754331/>
- Muñoz, E. (2012). *Participación de los canales de calcio y las mitocondrias en la proliferación de las células de músculo liso vascular*. Valladolid: Universidad de Valladolid.
- Muñoz, E. (2016). *Evaluación del dolor inducido mediante estímulo mecánico controlado en individuos sanos, mediante escala análogo visual versus respuesta galvánica de la piel*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- My EKG. (2018). *La Web del Electrocardiograma*. Obtenido de <http://www.my-ekg.com/generalidades-ekg/derivaciones-cardiacas.html>

- Nachar, N. (2008). The Mann-Whitney U: A Test for Assessing Whether Two Independent Samples Come from the Same Distribution. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 13-20.
- Navarro, X. (2002). Fisiología del sistema nervioso autónomo. *Revista de Neurología*, 553-562.
- Nieves, B., & Carvajal, M. (2014). *Medidor GSR usando plataforma NIOS II*. Guayaquil: Escuela Superior Politécnica del Litoral.
- Oscullo, S. (2017). *Modificación del comportamiento de un robot simulado en respuesta a los estados de ánimo de sujetos sanos en base al análisis del acople cardiorresporatorio*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE.
- Osman. (2009). *Ruido y Salud*. Junta de Andalucía.
- 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
- 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.
- Peña, S., & Pilar, R. (17 de febrero de 2014). *socv*. Obtenido de <http://www.socv.org/anatomia-del-ojo/>
- Peuscher, J. (2012). Galvanic skin response. *TMSI*.
- Physionet. (s.f.). *physionet.cps*. Obtenido de <http://physionet.cps.unizar.es/~eduardo/docencia/tds/librohtml/welch1.htm>
- 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*.
- Pinzón, León, & Blanco. (2007). Asociación entre la alteración de los movimientos oculares sacádicos y la esquizofrenia: un estudio de casos y controles. *Colomb. Psiquiat*, XXXVI(4). Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/rcp/v36n4/v36n4a04.pdf>

- Poblet, J. M. (1988). *Electrodos como biopotenciales*. Marcombo.
- Pro Visu. (06 de Mayo de 2018). *provisu.ch*. Obtenido de <https://www.provisu.ch/es/dossiers-es/ojo-y-vision.html#anatomia>
- Quevedo, N. (2012). *Estudio del parpadeo durante la inducción de vehículos*. Barcelona: Universidad Politecnica de Cataluña. Obtenido de https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.1/15598/TFM_Noa%20Quevedo.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Ramon, G. (23 de agosto de 2017). *Instituto Universitario de Educacion Fisica*. Obtenido de Sistema respiratorio y actividad fisica: 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*. Sangolqui: Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE.
- Reiriz, J. (2015). *Sistema Respiratorio: Anatomía*. Barcelona: Colegio Oficial de Enfermeros y Enfermeras.
- Retamal, C. (2017). *Estudio del comportamiento de la carga cognitiva de usuarios que navegan en un sitio web*. Santiago de Chile: Universidad de Chile.
- Rincón, E. (2013). *Efectos de la exposición a un protocolo de inducción de estrés social agudo en la memoria verbal explícita en estudiantes universitarios*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia .
- Rodríguez, M., Altuve, M., Guerra, B., Adrianza, A., & Wong, S. (2014). Estudio de la coherencia y la correlación entre la frecuencia cardiaca y la despolarización y repolarización ventricular en sujetos diabéticos. *Ingeniería y ciencias aplicadas: modelos matemáticos y computacionales*.
- Rueda, R., Gonzales, M., & Bahena, R. (s.f.). Orbita, Músculos extraoculares, párpados y conjuntiva revisión anatómica. *Oftalmología*. Obtenido de <http://www.imagenoptica.com.mx/pdf/revista35/orbita.htm>

- Saa, D. (2018). *Desarrollo de un sistema de medición de la variabilidad del ritmo cardíaco utilizando técnicas de fotopletimografía para el monitoreo y control del estrés*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
- Sánchez, D. (2014). *Diseño de un dispositivo para la detección del estrés a partir de la señal de fotopletimografía*. Universidad de Sevilla.
- Sandoval, J. (2006). *Interacciones cardiopulmonares: La unidad de cardioneumología*. México D.F.: Mediagraphic Artemisa.
- Senatore, Touya, & Pereira. (2011). *Sistema portátil para la detección y transmisión inalámbrica de la posición del ojo*. Montevideo: Universidad de la República de Uruguay.
- 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>
- Spangenberg, A. (2015). *Neurobiología del estrés*. Montevideo: Universidad de la República .
- Surakka, V., & Anttonen, J. (2005). *Emotions and Heart Rate while Sitting on a Chair*. Tampere: Affect and Intimacy.
- Suryannarayana, C., Amitava, C., & Sugata, M. (March de 2009). Cross-correlation aided support vector machine classifier for classification of EEG signals. *Expert Systems with Applications*, 1329-1336.
- Texas Heart Institute. (s.f.). *Heart Information Center*. Obtenido de <https://www.texasheart.org/salud-cardiovascular/>
- Texas Instrument . (18 de Agosto de 2017). Obtenido de INA12x Precision, Low Power Instrumentation Amplifiers: <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ina128.pdf>
- Texas Instrument. (18 de Agosto de 2017). Obtenido de <http://www.ti.com>
- Texas Instruments. (Mayo de 2015). Obtenido de TL08XX JFET-Input Operational Amplifiers: www.ti.com/lit/ds/symlink/tl084.pdf

- Trousselard, Canini, Claverie, Cungi, & Putois. (2015). Cardiac Coherence Training to Reduce Anxiety in Remitted Schizophrenia, a Pilot Study. *Appl Psychophysiol Biofeedback*.
- University of Maryland Medical Center. (2018). *Heart and Vascular*. Obtenido de <https://www.umms.org/ummc>
- Wagner, Kim, & André. (2005). *From physiological signals to emotions: implementing and compared selected methods for feature extraction and classification*. Augsburg: University of Augsburg.
- Weinman, J., Hayat, A., & Ravig, G. (1976). Reflection photoplethysmography of arterial blood volume pulses. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 22-31.
- Welch, P. (Junio de 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*, 15(2), 70-73.
- World Health Organization. (1995). *Global strategy on occupational Health for all: the way to Health at work*. Beijing: WHO/OCH.
- Zárate, Cárdenas, Acevedo, Sarmiento, & León. (2014). *Efectos del estrés sobre procesos de plasticidad y neurogénesis*. Universitas Psychologica.
- Zhai, J., & Barreto, A. (2006). Stress detection in computer users based on digital signal processing of noninvasive physiological variables. *Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1355-1358.