



**UNIVERSIDAD ESTATAL
PENÍNSULA DE SANTA ELENA**

**FACULTAD DE SISTEMAS Y
TELECOMUNICACIONES**

**CARRERA DE ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

TRABAJO DE TITULACIÓN

Propuesta Tecnológica, previo a la obtención del Título de:

**INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**“Desarrollo de un módulo para la teledetección
automática del estado de las funciones cardiovasculares”**

AUTOR

JOHN JEFFERSON PASTORIZA BELTRÁN

PROFESOR TUTOR

DR. RONALD HUMBERTO ROVIRA JURADO

LA LIBERTAD – ECUADOR

2017

AGRADECIMIENTO

Primero, a Dios por brindarme el aliento de vida cada día, la salud, y la fuerza para culminar mi ciclo de estudio universitario y este trabajo.

También, agradezco a la Universidad Estatal Península de Santa Elena y a quienes conforman el alma mater por haberme permitido forjar una carrera, desde el primer día de clases hasta el último.

A mi tutor el Dr. Ronald Rovira por haber compartido sus conocimientos, su tiempo y dedicación de forma desinteresada durante todo el desarrollo de este trabajo de titulación.

A mis padres, hermanas y demás familiares por su comprensión y confianza en mí. En especial a mi madre, no existirán las palabras suficientes para expresarle a su persona todo mi agradecimiento.

Para finalizar, agradezco a quienes fueron mis amigos y compañeros de clase. El compañerismo, apoyo moral y sobre todo la amistad brindada que fue la motivación extra para seguir adelante en mi desarrollo profesional y a terminar este trabajo de titulación.

Pastoriza Beltrán John Jefferson.

APROBACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de tutor del trabajo de titulación denominado: “DESARROLLO DE UN MÓDULO PARA LA TELEDETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL ESTADO DE LAS FUNCIONES CARDIOVASCULARES”, elaborado por el estudiante Pastoriza Beltrán John Jefferson, de la carrera de Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad Estatal Península de Santa Elena, me permito declarar que luego de haber orientado, estudiado y revisado, la apruebo en todas sus partes y autorizo al estudiante para que inicie los trámites legales correspondientes.

La Libertad, Julio del 2017



Dr. Ronald Humberto Rovira Jurado

TRIBUNAL DE GRADO



Ing. Mariuxi De la Cruz De la Cruz, Msig.
DECANA DE FACULTAD



Ing. Washington Torres Guin, Msig.
DIRECTOR DE CARRERA



Ing. Renard Kovca Jurado, PhD.
PROFESOR TUTOR



Ing. José Sánchez Aquino, Maci.
PROFESOR DE ÁREA



Abg. Brenda Reyes Tomala, MSc.
SECRETARIA GENERAL.

RESUMEN

En el presente trabajo se desarrolló un sistema para la evaluación del estado de las funciones cardiovasculares de personas cuyo trabajo requiera de sesiones prolongadas de uso de ordenador y de una reducida actividad física. Este grupo de personas está sujeto a desarrollar altos niveles de estrés y enfermedades cardiovasculares. El monitoreo del estado cardiovascular permite atender situaciones de riesgo cardiaco al valorar el comportamiento de una señal electrocardiográfica o pletismográfica.

Realizar mediciones del estado cardiaco durante el tiempo de trabajo utilizando dispositivos o instrumentación médica implica que las personas detengan sus actividades laborales durante el tiempo de medición, debido a la incomodidad de tener un sensor electrónico en contacto con su piel. Es por ello, que se propone el desarrollo de un sistema que permita valorar el estado cardiaco de una persona sin la necesidad del contacto físico.

Este trabajo describe el uso de la visión por computador, el reconocimiento facial, la aplicación de la fotopletismografía y técnicas de filtrado óptico para adquirir una señal fisiológica del rostro. El registro de la señal utilizando un proceso de escalarización por promediado local. El tratamiento de la señal fotopletismográfica con filtros de Butterworth y el uso de la transformada rápida de Fourier para obtener la frecuencia cardiaca.

Para validar el sistema propuesto se realizaron mediciones en un grupo de 10 personas. Se empleó un tensiómetro digital para realizar mediciones simultáneas y estimar el porcentaje de error de medición del sistema. Se realizaron mediciones en dos situaciones, una de inactividad física y otro de estrés. Se evidencia un alto grado de precisión en las mediciones realizadas por el sistema propuesto, al obtener el 2% de error de medición promedio para el primer caso y el 3 % de error de medición promedio para el segundo caso.

ABSTRACT

In the present work, a system was developed to evaluate the state of the cardiovascular functions of people whose work requires prolonged sessions of computer use and reduced physical activity. This group of people is subject to develop high levels of stress and cardiovascular diseases. Cardiovascular status monitoring allows cardiac risk situations to be assessed by assessing the behavior of an electrocardiographic or plethysmographic signal.

Carrying out measurements of the cardiac state during working time using devices or medical instrumentation means that people stop their work activities during the measurement time due to the discomfort of having an electronic sensor in contact with their skin. This is why it is proposed to develop a system that allows the assessment of a person's heart condition without the need for physical contact.

This work describes the use of computer vision, facial recognition, the application of photoplethysmography and optical filtering techniques to acquire a face photoplethysmographic signal. The storage of the signal using a scaling process by local averaging. The treatment of the photoplethysmographic signal with Butterworth filters and the use of the fast Fourier transform to obtain the heart rate.

Measurements were performed in a group of 10 people to validate the proposed system. A digital tensiometer was used to make simultaneous measurements and to estimate the percentage of measurement error of the system. Measurements were performed in two situations, one of physical inactivity and another of stress. A high degree of precision in the measurements made by the proposed system is evidenced by obtaining the 2% average error for the first case and the 3% average error for the second case.

DECLARACIÓN

El contenido del presente trabajo de graduación es de mi responsabilidad, el patrimonio intelectual del mismo pertenece a la Universidad Estatal Península de Santa Elena.

A handwritten signature in blue ink, reading "John Jefferson Pastoriza Beltrán", is written over a horizontal dotted line.

John Jefferson Pastoriza Beltrán

TABLA DE CONTENIDOS

ITEM	PÁGINA
AGRADECIMIENTO	I
APROBACIÓN DEL TUTOR	II
TRIBUNAL DE GRADO	III
RESUMEN	IV
ABSTRACT	V
DECLARACIÓN	VI
TABLA DE CONTENIDOS	VII
ÍNDICE DE FIGURAS.	IX
ÍNDICE DE TABLAS.	XIII
LISTA DE ANEXOS	XIII
INTRODUCCIÓN	XIV
CAPÍTULO I	1
FUNDAMENTACIÓN	1
1.1 ANTECEDENTES	1
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	2
1.3 OBJETIVOS	3
1.3.1 OBJETIVO GENERAL.	3
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.	4
1.4 RESULTADOS ESPERADOS	4
1.5 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA	5
CAPÍTULO II	8
MARCO TEÓRICO CONTEXTUAL	8
2.1 MARCO TEÓRICO	8
2.1.1 LAS SEÑALES FISIOLÓGICAS	8
2.1.1 TEOREMA DE MUESTREO DE NYQUIST	15
2.1.2 FILTRADO DE SEÑALES	16
2.1.3 TRANSFORMADA DE FOURIER	22
2.1.4 INTERACCIÓN DE LA RADIACIÓN ÓPTICA CON LOS TEJIDOS BIOLÓGICOS	27
2.1.5 CARACTERIZACIÓN ÓPTICA DE LOS TEJIDOS BIOLÓGICOS	35
2.1.6 EXTRACCIÓN DE LOS PARÁMETROS FISIOLÓGICOS Y MEDICIÓN DE LA SEÑAL ÓPTICA	38

2.2	MARCO CONTEXTUAL	53
2.3	METODOLOGÍA	54
	CAPÍTULO III	56
	DESARROLLO Y RESULTADOS	56
3.1	MÉTODO DE RECUPERACIÓN Y FILTRADO DE LAS SEÑALES ÓPTICAS	56
3.1.1	CONFIGURACIÓN INICIAL DE LA CÁMARA WEB	56
3.1.2	GRABACIÓN DE VIDEO	60
3.1.3	DETECCIÓN DEL ROSTRO	60
3.1.4	DETECCIÓN DE LA PIEL DEL ROSTRO Y FILTRADO DEL FONDO	62
3.1.5	TRANSFORMACIÓN DEL MODELO DE COLOR RGB A CIE-L*U*V*	65
3.1.6	COMBINACIÓN DE LA MÁSCARA CON LA IMAGEN DEL ESPACIO CIE-L*U*V*	67
3.1.7	PROMEDIADO ESPACIAL	67
3.1.8	CONSTRUCCIÓN DE LA SEÑAL FOTOPLETISMOGRÁFICA	68
3.1.9	RESUMEN DEL MÉTODO APLICADO	69
3.2	DESARROLLO ALGORÍTMICO DE LA EXTRACCIÓN DE LA FRECUENCIA CARDÍACA A PARTIR DE LA SEÑAL ÓPTICA	71
3.2.1	ETAPA DE PRE-FILTRADO	71
3.2.2	INTERPOLACIÓN DE LA SEÑAL	73
3.2.3	FILTRADO DE LA SEÑAL FPG	73
3.2.4	ANÁLISIS ESPECTRAL DE LA SEÑAL FPG	75
3.3	DESARROLLO ALGORÍTMICO DE LA INTERFAZ DE USUARIO	76
3.4	MONTAJE EXPERIMENTAL	79
3.5	RESULTADOS	81
3.6	DISCUSIÓN	85
	CONCLUSIONES	88
	RECOMENDACIONES	90
	BIBLIOGRAFÍA.	91
	ANEXOS	98

ÍNDICE DE FIGURAS.

ITEM.	DESCRIPCIÓN	PÁGINA
Figura 1:	Clasificación de las señales fisiológicas según su tipo de origen.	9
Figura 2:	Medición de glucosa en la sangre utilizando un glucómetro, y medición de la saturación del oxígeno en la sangre.	10
Figura 3:	a) Arritmia b) Bradiarritmia c) Taquiarritmia.	13
Figura 4:	Ciclo respiratorio.	14
Figura 5:	Respuesta en frecuencia de un filtro pasa-bajo.	16
Figura 6:	Respuesta en frecuencia de un filtro paso-alto.	17
Figura 7:	Respuesta en frecuencia de un filtro pasa-banda.	17
Figura 8:	Respuesta en frecuencia de un filtro rechaza-banda.	17
Figura 9:	Respuestas de frecuencia y magnitud de filtros Butterworth con ordenes diferentes.	19
Figura 10:	Respuestas de frecuencia y magnitud de filtros Butterworth con ordenes diferentes.	21
Figura 11:	Respuestas de frecuencia y magnitud de filtros Butterworth con ordenes diferentes.	21
Figura 12:	Densidad espectral de potencia obtenida al aplicar la FFT a una señal discreta..	25
Figura 13:	Fenómenos presentes durante la incidencia de luz sobre un tejido biológico.	28
Figura 14:	Correspondencia entre las distancias 'n-d', y la fuente de luz 'F'.	29
Figura 15:	Representación de reflexión sobre una sección de tejido.	31
Figura 16:	Transmisión de la luz sobre un dedo, técnica utilizada en Oximetría	32
Figura 17:	Esparcimiento a través de un tejido biológico como la piel.	32
Figura 18:	Propiedad física de la absorción al incidir luz sobre la piel.	34
Figura 19:	Niveles de absorción de la hemoglobina en la piel.	34
Figura 20:	Vista de arteria descendente anterior, obtenida mediante TCO	36
Figura 21:	Análisis en el espectro de los elementos absorbentes en tejidos biológicos.	38
Figura 22:	Focos de auscultación.	39
Figura 23:	Componentes señal ECG.	40

Figura 24: Luz absorbida y transmitida durante la sístole y diástole.	43
Figura 25: Comparación de una señal ECG y una FPG, los picos en ambas señales se producen por los ciclos cardiacos.	44
Figura 26: Sensor CCD/CMOS.	45
Figura 27 : Ajustes en el balance de blanco de una escena.	46
Figura 28: Efectos del valor de exposición sobre la captura fotográfica.	47
Figura 29: Efecto de enfoque y desenfoco en dos objetos.	47
Figura 30: Región de interés fijada en la mejilla, corresponde a 30 x 40 pixeles.	48
Figura 31: Valores de la intensidad de luz en el tiempo de la sucesión de cuadros de video.	49
Figura 32: Muestreo de la señal FPG.	49
Figura 33: Señal filtrada, frecuencia de corte 2 Hz.	49
Figura 34: Análisis en el espectro de frecuencia, se observan dos picos correspondientes a la frecuencia respiratoria, y a la frecuencia cardiaca con valores fijados en 0,3 Hz y 1,2 Hz.	50
Figura 35: Caracterización óptica de la de hipo faringe.	51
Figura 36: Región de interés en la frente utilizado en el metodo propuesto por Verkruysse et al.	51
Figura 37: Adquisición de señal FPG, método propuesto por Bousefsaf.	53
Figura 38: Panel de configuración del toolbox “Image acquisition” de MatLab.	57
Figura 39: Niveles de matiz, a) en nivel bajo b) matiz de nivel medio, c) nivel máximo de matiz.	57
Figura 40: Los niveles de saturación modifican el aspecto visual de los colores, a) oscureciendo. b, c) o aumentado su pureza según el nivel de saturación que se configure.	58
Figura 41: La nitidez muestra el grado en que la cámara adquiere una imagen detallada, a) poco definida, b) definición media, c) definición alta.	58
Figura 42: El balance de blancos a) nive bajo. c) nivel intermedio, c) nivel alto.	59
Figura 43: Resultados de sus primeras combinaciones en parejas de los colores primarios.	59
Figura 44: Serie de cuadros extraídos del video por medio del módulo propuesto.	60

Figura 45: Aplicación del algoritmo de Viola-Jones para la detección del rostro.	61
Figura 46: Ejecución del algoritmo de Viola Jones.	62
Figura 47: Acción fallida al intentar obtener una mascara de filtrado utilizando el modelo RGB.	63
Figura 48: Representación del modelo de color HSV, matiz, saturación, y brillo por sus singlas en inglés.	64
Figura 49: En la parte izquierda de la imagen se muestra la trama original en el modelo RGB, el cual después de aplicarse el módulo de filtrado de fondo, se obtiene una máscara de detección de piel deseada.	64
Figura 50: Resultado de la conversión de la imagen del plano RGB al plano L^*u^*v , y su descomposición en cada plano.	65
Figura 51: La imagen de la derecha pertenece al plano u^* de la trama, la imagen de la izquierda muestra la máscara con la cual se combina para filtrar la piel del rostro.	67
Figura 52: A la izquierda la imagen completa una vez filtrado el fondo y detectada la piel, a la derecha el rostro del individuo recortado utilizando el algoritmo de Viola Jones.	67
Figura 53: Las imágenes se traducen a matrices con valores escalares pertenecientes al valor de cada pixel.	68
Figura 54: Representación de datos(n) almacenados en una vector, se representarán de forma gráfica al relacionarse con un vector tiempo.	69
Figura 55: Representación gráfica de la señal FPG extraída del análisis de video de un rostro, con tiempo $t=60$ seg.	69
Figura 56: Resumen del método para la extracción de la señal FPG.	71
Figura 57: Ejemplo de señal con valores atípicos en los tiempos= 16, 38, 50 seg.	72
Figura 58: Diferencias ente la señal FPG antes y después de ser filtrada con fft.	73
Figura 59: Comparación entre la señal FPG original, y la señal FPG interpolada.	73
Figura 60: Respuesta en frecuencia y en fase del filtro Butterworth paso alto, las frecuencias menores a 0.8 son atenuadas según se encuentren próximas a la frecuencia de corte.	74

Figura 61: Se observa la respuesta en fase y en frecuencia del filtro paso bajo Butterworth, con atenuación de -50 db por década a partir de la frecuencia de corte 4 Hz.	75
Figura 62: Aplicación de filtro paso bajo y paso alto a la señal FPG.	75
Figura 63: Análisis espectral de la señal FPG.	76
Figura 64: Plantilla nueva del entorno GUIDE.	77
Figura 65: Objetos de llamados de funciones y de visualización de resultados.	78
Figura 66: Adaptación de títulos, etiquetas y ejes de la interfaz.	78
Figura 67: Diseño final del GUI con visualización de resultados después de ser ejecutado.	79
Figura 68: Variaciones en la iluminación del lugar, baja iluminación (a), iluminación media (b), e iluminación alta (c).	79
Figura 69: Montaje experimental.	80
Figura 70: Desviación estándar del % error para el caso 1.	83
Figura 71: Desviación estándar del %error para el caso 2.	84
Figura 72: Comparación de las desviaciones estándar de los porcentajes de error de los casos 1 y 2.	85

ÍNDICE DE TABLAS.

ITEM.	DESCRIPCIÓN	PÁGINA
Tabla 1:	Signos vitales por edades.	10
Tabla 2:	Presión arterial en los diferentes vasos sanguíneos.	11
Tabla 3:	Alteraciones de la presión arterial.	12
Tabla 4:	Valores nominales de Frecuencia Cardiaca según edad, promedio, umbrales máximo y mínimo.	12
Tabla 5:	Alteraciones la frecuencia respiratoria.	15
Tabla 6:	Valores comparativos entre las medidas adquiridas por el tensiómetro digital y el módulo.	82
Tabla 7:	Medidas de dispersión para el análisis estadístico del error en las mediciones.	83
Tabla 8:	Presupuesto del proyecto ajustado a valores del mercado tecnológico 2017.	1

LISTA DE ANEXOS

N.-	DESCRIPCIÓN
Anexo 1.	Presupuesto.
Anexo 2.	Extracto de código.
Anexo 3.	Resultado de la revisión del trabajo en la plataforma Urkund.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la electrónica se ha convertido en pieza fundamental del diario vivir. Desde el reloj despertador en las mañanas, hasta los sofisticados computadores y tableros de control eléctrico-industrial presentes en las distintas plazas de trabajo. La medicina es uno de los espacios en donde las tecnologías que se fundamentan en la electrónica son apenas percibidas. No obstante, el papel que juegan en dicho campo es amplio y de vital importancia para distintos diagnósticos clínicos, o el desarrollo de terapias de recuperación.

La electrónica se hace presente en la valoración del ritmo cardiaco de una persona utilizando sensores de ultrasonido, de presión o la interacción de la radiación lumínica y el tejido para la adquisición de señales fotopletimográficas (FPG), y la medición de la cantidad de oxígeno en la sangre, valiéndose de diodos led de distintos rangos de longitudes de onda. A la valoración del ritmo cardiaco sin contacto entre la piel y un sensor electrónico se le denomina teledetección, y en este trabajo se plantea utilizar este principio en personas con trabajos de oficina sujetos a desarrollar altos niveles de estrés.

En el presente trabajo se describe el desarrollo de un sistema para la valoración del estado de las funciones cardiovasculares sin contacto, que utiliza varias tecnologías electrónicas. Entre estas tecnologías tenemos la visión por computador, la adquisición de datos, el muestreo y filtrado temporal de señales, el filtrado óptico de imágenes utilizando modelos de representación de colores, y el reconocimiento facial. Además, la aplicación de la transformada rápida de Fourier para el análisis de la densidad espectral de energía de la señal fotopletimográfica y a partir de su análisis estimar el ritmo cardiaco. Del mismo modo, se describen las técnicas de diagnóstico médico utilizadas y la forma en la que estas se acoplan a las tecnologías mencionadas en el párrafo anterior. Se resalta la técnica óptica de la fotopletimografía, debido a que el sistema desarrollado se basa en la misma.

CAPÍTULO I

FUNDAMENTACIÓN

1.1 ANTECEDENTES

La detección precoz permite reducir el riesgo de accidentes mortales de eventos cardiovasculares. Dicha detección depende en gran medida de la adquisición de señales biológicas de diferente naturaleza. El análisis posterior de estas señales conduce a la extracción de los parámetros cardiovasculares. Para este propósito, existen diversos métodos y técnicas, una de las cuales es la fotopletismografía (FPG). Hertzman & Spealman, (1937) usó este enfoque para evaluar el flujo arterial y venoso a través de la interacción de la radiación óptica con el tejido de la piel. Uno de los factores limitantes para el uso de la pletismografía es la necesidad del contacto con la piel del paciente.

En estudios posteriores, Cennini, Arguel, Ak it, & Leest, (2010) propusieron un sistema que permitía adquirir señales pletismográficas sin contacto con la piel. Se informó de la adquisición con éxito a 30 cm de distancia de la superficie de la piel. El dispositivo fue capaz de monitorizar el ritmo cardíaco en tiempo real. El software de procesamiento tenía compensación de movimiento para evitar errores en la adquisición de señales. La estructura tenía tres etapas principales: una etapa de adquisición de luz que recoge de manera eficiente y se integra a la luz cerca de la región de interés (ROI), una etapa de procesamiento que se filtra y amplifica la señal y una fase final que extrae la señal correspondiente a los latidos del corazón.

Wu et al., (2012) del Instituto de Tecnología de Massachusetts, propuso una tecnología capaz de utilizar desde una amplia gama de cámaras profesionales hasta teléfonos celulares con cámaras integradas. Llamaron a su método "ampliación de vídeo euleriano." Este enfoque permitió la obtención de ciertos detalles, que no son posible observar a simple vista. El método consistía en tomar un video estándar como entrada, para luego realizar a los cuadros de video la descomposición temporal y espacial; y finalmente el filtrado de los marcos. La

señal resultante traducida en vídeo se amplifica, revelando información visual no evidente.

Kwon, Kim, & Park, (2012) desarrollaron una aplicación para teléfonos inteligentes, basada en estudios sobre los cambios de color que produce el pulso cardíaco sobre la piel. La señal, que puede describirse como señal fotopleitismográfica, se obtiene utilizando una cámara de un teléfono móvil y un conjunto de algoritmos en bloques. Primero, se obtiene el video del rostro, mediante el uso del software open-cv para la detección de rostros. Luego, se elige la región de interés en cada cuadro de video y del plano de color verde, se extrae la señal FPG mediante el uso del análisis de componentes independientes. Mientras que, con el análisis en frecuencias de la señal se obtiene la frecuencia cardíaca.

La determinación de los latidos del corazón a través de una señal fotopleitismográfica que no requiere contacto físico, motivó a Sun, Hu, Azorin-Peris, Kalawsky, & Greenwald, (2012) a desarrollar un prototipo para la adquisición de señales PPG utilizando una cámara digital con sensor CMOS. En su trabajo, se estudió la variabilidad que existe en la señal resultante a una cierta frecuencia de fotogramas por segundo (fps) de vídeo de entrada. La región de interés para este estudio fue la palma de la mano, iluminada con luz infrarroja y grabado a 400 mm por encima de la mano.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El trabajo en oficina para muchas personas resulta ser bastante cómodo y favorable en muchos aspectos, pero implica un estilo de vida sedentario. El progreso científico y tecnológico de hoy en día permite realizar una gran variedad de funciones sin alejarse del monitor de la computadora. Sin embargo, el mismo estilo de vida sedentario acarrea una amenaza latente para nuestra salud. Los reportes anuales de la OMS (2015) demuestran que los trabajadores de oficina se enfrentan más frecuentemente con las enfermedades del sistema cardiovascular, urogenital, sistema músculo-esquelético y el tracto gastrointestinal.

Estar sujeto a pesadas jornadas laborales dentro de una oficina, conducen a desarrollar altos niveles de estrés, enfermedades cardiovasculares, hipertensión, hipotensión arterial, hiperglucemia, insuficiencia cardiaca u otras complicaciones llegando incluso a la muerte. El riesgo relativo de muerte entre las personas físicamente activas es un 20-35% más bajos que de las personas inactivas. De aquí, que el estrés y la inactividad física se constituyan como factores riesgo para la salud.

En la actualidad existen dispositivos portátiles y equipos destinados a la valoración del ritmo cardiaco, la saturación de oxígeno en la sangre, y la presión arterial. No obstante, la mayoría de ellos utilizan técnicas invasivas, es decir, para realizar la medición de una de las señales fisiológicas mencionadas se requiere del contacto entre la piel de una persona y un sensor. Además, muchos de estos dispositivos demandan de conocimientos previos para su correcto uso e interpretación, por ello, la atención de personal calificado para realizar mediciones clínicas es fundamental.

Para valorar el estado de las funciones cardiovasculares de una persona que se encuentre laborando dentro de una oficina, se precisa de la búsqueda de información sobre tecnologías y técnicas que permitan el desarrollo de un sistema de medición no invasivo. Es relevante que su uso no signifique el abandono del área del trabajo, y que dicho sistema no necesite de la asistencia de personal médico para su ejecución, e interpretación de resultados. De esta forma contribuir a prever factores de riesgo en la oficina y brindar atención médica de manera oportuna si es necesario.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 OBJETIVO GENERAL.

Desarrollar un módulo no invasivo para la teledetección automática del estado de las funciones cardiovasculares mediante el análisis de flujo de video que permitan

la detección temprana de alteraciones cardiovasculares en personas con trabajos de oficina.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

- Analizar la condición actual de desarrollo de los dispositivos de detección no invasiva de la actividad cardiaca.
- Diseñar e implementar una máscara de filtrado óptico aplicando técnicas de segmentación de imágenes y detección de rostros.
- Utilizar el modelo de color CIE-L*u*v para adquirir una señal fisiológica del rostro mediante el análisis de los cuadros de video.
- Emplear el toolbox "Filter Design & Analysis Tool" de Matlab para obtener una función que traduzca el comportamiento de los filtros de Butterworth.
- Obtener la frecuencia cardiaca aplicando la transformada de Fourier para el análisis de la densidad espectral de energía de la señal fisiológica.
- Desarrollar una interfaz demostrativa de usuario utilizando el GUIDE de MatLab.

1.4 RESULTADOS ESPERADOS

Tras el desarrollo del presente trabajo se espera:

- Monitorear el estado de las funciones cardiovasculares de forma no invasiva en personas que desempeñen trabajos de oficina, utilizando una cámara web, el monitoreo por video y la aplicación de la fotopleletismografía como técnica de adquisición de señales ópticas.
- Aislar la información fotopleletismográfica facial utilizando el algoritmo de Viola Jones para delimitar como área de interés el rostro. Asimismo, durante el análisis de los cuadros de video se espera analizar únicamente las variaciones que produce el fluido sanguíneo en la coloración de la piel empleando el plano u^* del modelo

de color CIE-L*u*v* y el filtrado de elementos ajenos al rostro mediante la aplicación de técnicas de segmentación de imágenes.

- Obtener una señal fotopletimográfica acondicionada mediante la aplicación de filtros de Butterworth que atenúen las frecuencias menores a 0,8 Hz y mayores a 4 Hz. También, obtener la frecuencia cardiaca a partir del análisis de la densidad espectral de energía de la señal.
- Implementar una interfaz de usuario que permita de forma sencilla la ejecución del sistema propuesto en cada una de las fases que lo componen. Desde la grabación del video, el filtrado óptico, el procesamiento de la señal FPG hasta la visualización e interpretación de los resultados.

1.5 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA

La importancia del desarrollo de un sistema para la evaluación del estado cardiovascular de personas con trabajos de oficina parte de la observación de la reducida actividad física de este grupo de personas y sus consecuencias desfavorables en la salud. En estas condiciones de trabajo y el aumento cotidiano del estrés se incrementa el riesgo de desarrollar enfermedades cardiacas. Por lo tanto, el monitoreo del estado funcional de la salud es una tarea importante y los métodos y herramientas que permitan su evaluación son de interés científico permanente.

El estado cardiovascular se evalúa en condiciones ambulatorias mediante la medición de la frecuencia cardiaca y la tensión arterial. Se da en condiciones hospitalarias por diversos métodos modernos entre los que podemos citar la pulsometría, la pletismografía, la electrocardiografía y otros. Estos métodos han demostrado su eficacia en la prevención y diagnóstico de las alteraciones de los parámetros cardiacos. Sin embargo, ninguna de estas soluciones satisface la necesidad del monitoreo en el tiempo de trabajo.

La importancia práctica de monitorear el estado cardiaco utilizando un computador y una cámara web radica en satisfacer la necesidad de la detección

temprana de alteraciones cardíacas en horarios de trabajo sin recurrir a un centro médico o a la atención de personal especializado. Se propone la detección a distancia de la frecuencia cardíaca utilizando una cámara web y el desarrollo de un método de adquisición de señales fisiológicas basado en la fotopletimografía, el uso de este método lograra que el contacto entre un sensor electrónico y la piel sea innecesario.

Actualmente existen dispositivos electrónicos utilizados para valorar la frecuencia cardíaca, estos dispositivos utilizan sensores que necesitan estar en contacto directo con la piel, provocando incomodidades durante su uso, por ejemplo, el pulsioxímetro que dificulta el uso de los dedos de la mano en donde se coloca, o los tensiómetros digitales que utilizan la compresión muscular de la muñeca o antebrazo y sensores de presión para valorar la frecuencia cardíaca, estos sensores de presión detectan las pulsaciones producidas por los ciclos cardiacos.

El beneficio de utilizar la cámara web como sensor de adquisición es poder utilizar el computador en otras actividades al mismo tiempo que se detecta la frecuencia cardíaca, esto es posible por la detección a distancia. Las extremidades superiores y los dedos se encuentran libres de sensores ya que la cámara web capta en video las variaciones del flujo sanguíneo en el rostro que producen los latidos del corazón. El tiempo de medición es otro factor que se considera en el desarrollo de este trabajo, 60 segundos de grabación en video, y 90 segundos para obtener la visualización de resultados. Que el tiempo de medición no sea superior a cinco minutos permitirá a las personas retomar rápidamente sus actividades laborales.

Desarrollar el sistema propuesto permitirá el seguimiento del estado cardiovascular de un sujeto y su valoración desde el punto de vista médico. Las señales fisiológicas extraídas del rostro pueden registrarse en plantillas de diferentes extensiones como: *.mat*, *.xlsx*, y *.docx*. Estas plantillas pueden almacenarse en una base de datos para el análisis del comportamiento cardiovascular de una persona en diferentes espacios de tiempo. Además, los archivos pueden ser compartidos por correo para ser analizados de forma remota por un especialista.

El análisis de video, el filtrado óptico, el uso de modelos de color para el tratamiento digital de imágenes y el reconocimiento facial para la valoración cardiovascular constituyen un aporte científico y ofrecen un nuevo panorama en el área médica. En específico, para las áreas de cuidados intensivos en donde pacientes con limitaciones motrices, infecciones cutáneas, quemaduras en el cuerpo, o neonatos justifican las mediciones del estado cardiovascular sin contacto físico. Asimismo, se pretende concientizar sobre la importancia del monitoreo de las funciones cardiovasculares, y sobre las consecuencias mortales que conlleva no atenderlas.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO CONTEXTUAL

2.1 MARCO TEÓRICO

2.1.1 LAS SEÑALES FISIOLÓGICAS

El termino fisiología proviene de dos términos griegos, *phiso*=naturaleza y *logia*=estudio, de aquello, la fisiología se define como el estudio de la naturaleza del ser vivo, y sus mecanismos biológicos que permiten adaptarse a su medio, sobrevivir en él y multiplicarse. Mientras que una señal es un tipo de fenómeno que puede representarse de forma audible o gráfica, una señal transporta información siempre que exista un medio sobre el cual hacerlo. Por lo tanto, una señal fisiológica se refiere a aquellos parámetros que contienen información del funcionamiento del ser vivo, y pueden medirse. (Dvorkin & Cardinali, 2003, p.1)

Las señales fisiológicas permiten el diagnóstico de actividades electroquímicas que suceden en un ser biológico. Estas actividades pueden relacionarse con el espacio y tiempo, mediante la extracción y el procesado de las señales fisiológicas con el fin de representarlas como señales digitales. De esta forma se obtienen mediciones, pronósticos, y se pueden tomar de decisiones competentes a la salud de un individuo o permitir el buen funcionamiento de un ser vivo. Horta, (2013) clasifica las señales fisiológicas según su tipo tal como se describe en la figura 1. En la figura 2 se muestran ejemplos de adquisición de señales fisiológicas.

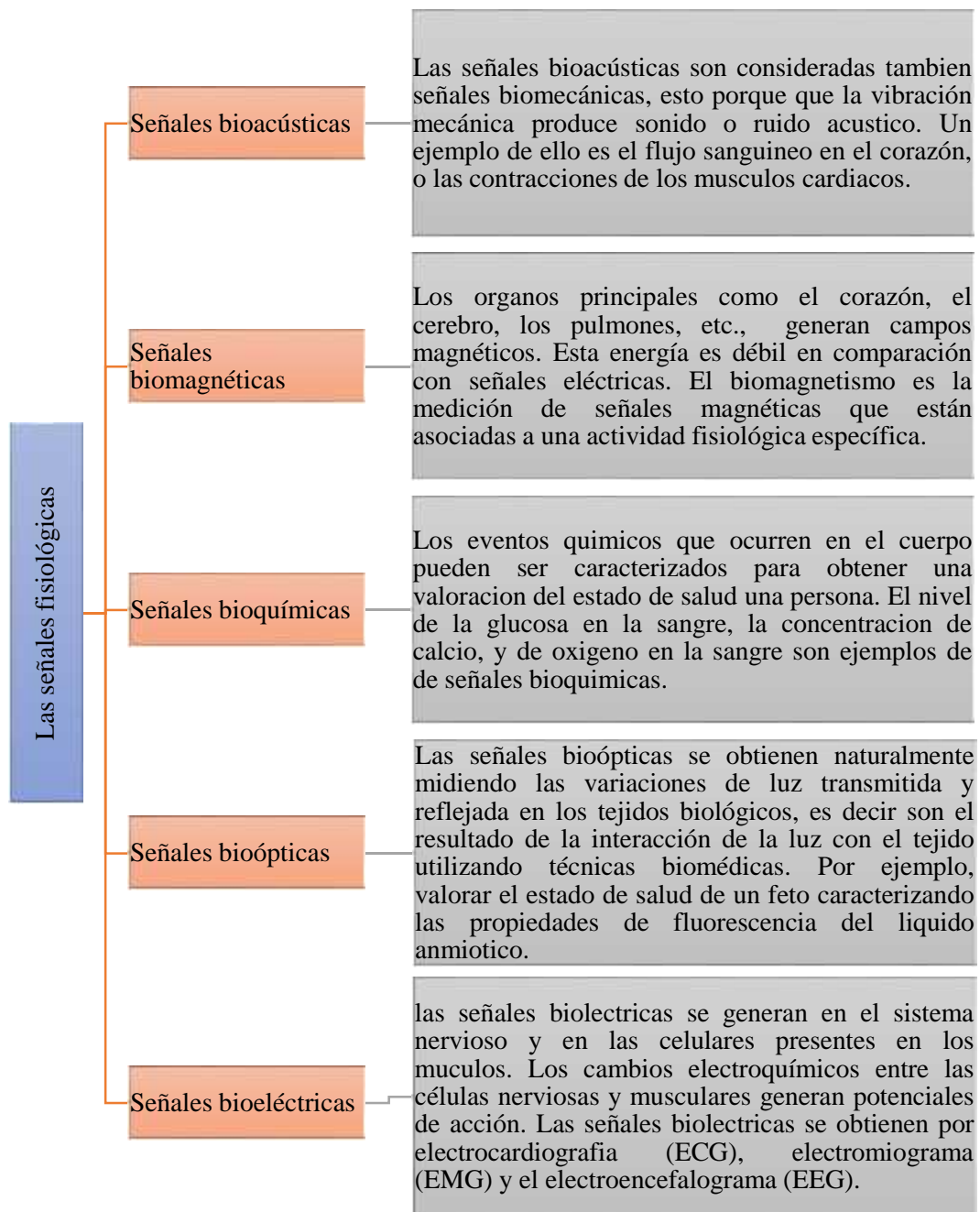


Figura 1: Clasificación de las señales fisiológicas según su tipo de origen.



Figura 2: Medición de glucosa en la sangre utilizando un glucómetro, y medición de la saturación del oxígeno en la sangre: («Biolaster», s. f.)

Variables fisiológicas

Una variable fisiológica es un parámetro que de forma única o en conjunto a otras variables permiten interpretar el estado de salud de un ser vivo. Se les denomina también *signos vitales*, y un cambio abrupto de estos indica una alteración en la salud del individuo. Por ello, la vital importancia de su seguimiento y evaluación médica. Los signos vitales se miden y se comparan con valores nominales aceptados, y clasificados según el peso, la edad, la condición física, las condiciones ambientales, e incluso la posición en la que se encuentre la persona al momento de medírsele los signos vitales.

VARIACIONES NORMALES DE LOS SIGNOS VITALES RELACIONADAS CON LA EDAD				
EDAD	TEMPERATURA	PULSO (lat./min)	RESPIRACIÓN (resp. /min)	PRESIÓN SANGUÍNEA (mm Hg)
Recién nacido	36.8° C axilar	80-100	30-60	73/55
1-3 años	37.7° C rectal	80-140	20-40	90/55
6-8 años	37 °C bucal	75-120	15-25	95/75
10 años	37 °C bucal	75-110	15-25	102/62
Adolescentes	37 °C bucal	60-100	15-20	102/80
Adultos	37° C bucal	60-100	12-20	120/80
>70 años	37° C bucal	60-100	15-20	120/80

Tabla 1: Signos vitales por edades:(Mnemotecnias, 2016)

Presión Arterial

La presión arterial o presión sanguínea es la presión ejercida por la sangre sobre las paredes de los vasos sanguíneos. El valor máximo de la presión se obtiene durante la contracción del ventrículo y se conoce como *sístole* ya que coinciden con la sístole del ventrículo. Los valores mínimos de la presión se registran cuando el ventrículo se esté llenando, a este valor se le denomina *diástole* dado que coincide con la diástole del ventrículo.

La presión que mantiene en constante movimiento a la sangre es conocida como la presión de pulso, y es la diferencia entre la sístole y la diástole. Cabe recalcar que no es la misma en todos los vasos, ya que en las arterias que se encuentran cerca del corazón la presión es más elevada, y disminuye en las arterias más alejadas del mismo.

Vasos sanguíneos	Sístole	Diástole
Ventrículo izquierdo	150	100
Aorta	150	80
Arteria braquial	120	70
Arteria radial	100	60
Arteriolas	80	20
Capilares	20	15
Vénulas	15	-
Vena femoral	20	-
Vena cava inferior	5	-

Tabla 2: Presión arterial en los diferentes vasos sanguíneos:(Banerjee, 2003, p.20)

A lo largo del día la presión arterial experimenta variaciones ligadas a factores tales como, horas de sueño, actividad física, dolor, emociones, drogas, estimulantes permitidos como nicotina, cafeína, etc. Existen alteraciones muy drásticas en los valores de la presión arterial que pueden conllevar a cuadros médicos preocupantes. Estas alteraciones se muestran en la siguiente tabla:

	SÍSTÓLE [mmHg]	DÍASTOLE [mmHg]
Hipotensión	<90	<60
Rango normal	90-119	60-79
Pre-hipertensión	120-139	80-89
Hipertensión en fase 1	140-159	90-99
Hipertensión en fase 2	160-179	100-109
Crisis hipertensiva	>=180	>=110

Tabla 3: Alteraciones de la presión arterial: (Banerjee, 2003, pp.31-40)

Frecuencia cardiaca.

El corazón genera una serie de contracciones musculares para producir varios impulsos a modo de latidos que permiten la circulación de la sangre por todo el cuerpo humano. Al número de latidos ocurridos en un determinado intervalo de tiempo se le conoce como *frecuencia cardiaca*.

La frecuencia cardiaca varia ajustándose a las necesidades de cada sistema en el cuerpo humano. La actividad física produce cambios del ritmo cardiaco con relación a los niveles de carga. Estos cambios también están condicionados por factores relacionados a las emociones, edad, procesos patológicos, talla, etc.(Font, Pedret, Ramos, & Ortís, 2008, pp. 41-48)

Edad	Frecuencia cardiaca [pulso/min]	
	Promedio	Intervalo
Recién nacidos hasta 1 mes	130	80-180
1 año	120	80-140
2 años	110	80-130
6 años	100	75-120
10 años	70	50-90
Adulto	80	60-100

Tabla 4: Valores nominales de Frecuencia Cardiaca según edad, promedio, umbrales máximo y mínimo: (Caliani & Navas, 2002)

Alteraciones en la frecuencia cardiaca.

Una alteración en la frecuencia cardiaca es el efecto provocado cuando el ritmo natural que sigue la frecuencia cardiaca aumenta o disminuye drásticamente. Este evento produce efectos negativos para la salud de una persona ya que los requerimientos de flujo sanguíneo del organismo no son satisfechos y las pulsaciones por minutos son afectadas. Una arritmia es un tipo de alteración en la frecuencia cardiaca, y se presenta cuando los latidos se generan en distintos sitios ajenos al marcapasos natural del corazón.

Las arritmias se dividen en dos grupos *taquiarritmias*, y *bradiarritmias*. Se denomina taquiarritmia cuando la frecuencia cardiaca es mayor a 100 latidos por minuto, esto puede producir latidos rápidos y fuertes palpitaciones del corazón, dolor en el pecho, desvanecimientos, hiperventilación. Mientras que una bradiarritmia es el trastorno donde la frecuencia cardiaca disminuye alcanzando valores menores a 60 latidos por minuto. La bradiarritmia puede provocar fatiga, desmayos, vértigo, e incluso demás síntomas relacionados a la falta de energía.

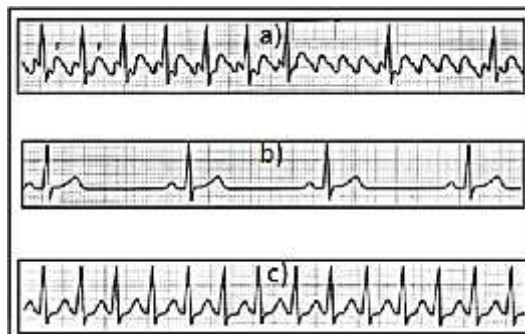


Figura 3: a) Arritmia b) Bradiarritmia c) Taquiarritmia: (Hernández & Martin, 2008).

Muchas veces las causas que producen las alteraciones descritas se desconocen, sin embargo, existen varios factores que contribuyen a desencadenarlos, desde enfermedades en la coronaria, presión arterial alta, insuficiencia cardiaca, diabetes, adicción al tabaco, consumo de estupefacientes, alcohol, estrés. También es posible que algunos medicamentos sean la causa, dado las contraindicaciones o la sensibilidad de cada persona a ciertos componentes medicinales.

Frecuencia Respiratoria

La frecuencia respiratoria se refiere al número de respiraciones que ocurren en una persona sin esfuerzo, o durante actividad física dependiendo del caso que desee analizarse. La respiración es el proceso de aspirar aire a los pulmones denominado *inspiración*, y el de expulsar anhídrido carbónico, este segundo caso se conoce como *espiración*. Durante la respiración la caja torácica se expande y contrae sucesivamente. (Fuzy, 2002, p.108)

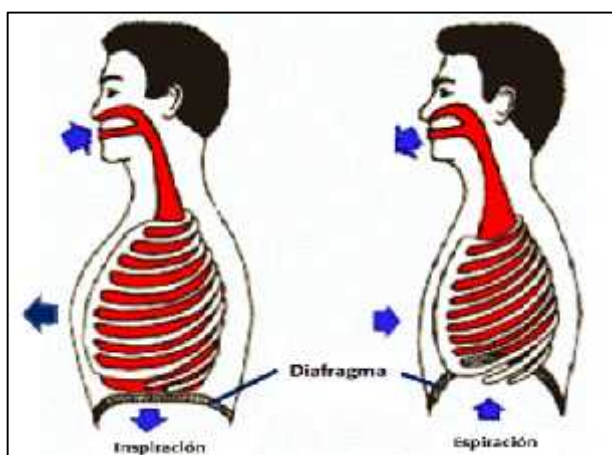


Figura 4: Ciclo respiratorio: («signos vitales», s. f.)

El ritmo respiratorio es la relación normal que existe entre la inspiración y la espiración, el tiempo de la inspiración es menor que la espiración y guarda la relación 2/3 entre ambos casos. La frecuencia respiratoria varía en relación con la edad, y según el estado de actividad de la persona. La frecuencia respiratoria es menor durante el sueño y aumenta gradualmente durante el ejercicio físico, las emociones o estado anímico rige el número de respiraciones por minuto.

- 12 - 16 en el adulto.
- 20 - 25 en el niño.
- 30 - 40 en lactantes.
- 40 - 60 en recién nacidos.

De entre las deficiencias funcionales que comprometen la frecuencia respiratoria se encuentran las descritas en la siguiente tabla:

ALTERACIÓN RESPIRATORIA	DESCRIPCIÓN
Apnea	Ausencia de movimientos respiratorios, ej. Paro cardio-respiratorio.
Bradi-apnea	Lentitud en la frecuencia respiratoria, ocurre en valores iguales o menor a 12 respiraciones por minuto (rpm) en un adulto sano, 20 rpm en un niño, 30 rpm en un lactante.
Taquipnea	Se caracteriza por ser una respiración superficial y rápida, con valores mayores a 12 respiraciones por minuto (rpm) en un adulto sano, 20 rpm en un niño, 50 rpm en un lactante.
Hiper-apnea, Hiper-ventilación	Respiración profunda y rápida con valores mayores a 20 rpm.
Disnea	Sensación del individuo para completar la inspiración o espiración, surge dificultad o mayor esfuerzo para una de ellas.

Tabla 5: Alteraciones la frecuencia respiratoria: (Lesmes, 2007, p.55)

2.1.1 TEOREMA DE MUESTREO DE NYQUIST

Desarrollado en el año de 1928 por Harry Nyquist, este teorema expresa que, si una señal f es muestreada obteniendo una frecuencia de muestreo f_m relacionada con el ancho de banda de la señal original f , entonces, a partir de la señal muestreada obtenida se podrá recuperar toda la información que contenía la señal original si se muestrea a una frecuencia igual o mayor a dos veces la frecuencia máxima de la señal original o su ancho de banda para señales banda base. (Olivas, 2003)

El fin de utilizar el teorema de Nyquist es que en la etapa de filtrado o interpolación de una señal no se produzca el fenómeno de *aliasing* en donde existan frecuencias que al ser muestreadas se traslapen y coincidan con otras. De este modo la reconstrucción de una señal es posible y no existe perdida o distorsión de la información en una señal. La ecuación 1 expresa el teorema de muestreo de Nyquist.

$$F_s \geq 2 f_{\text{máxima}} \quad (1)$$

donde

F_s es la frecuencia de muestreo del filtro.

2.1.2 FILTRADO DE SEÑALES

El fin de realizar el filtrado a las señales es separar las componentes principales e importantes que son las que contienen la información útil para un estudio o análisis de su naturaleza. El filtrado de una señal se lleva a cabo mediante la elección, el diseño, la implementación y la aplicación de un filtro. (Olivas, 2003)

Los filtros pueden clasificarse según el tipo de señal a procesar, en filtros digitales, y filtros analógicos (activos, pasivos). Según su curva de respuesta de amplitud los filtros se clasifican en:

Filtros pasa-bajos. - Atenúan o eliminan las componentes de frecuencias altas mayores a la frecuencia de corte que se establece. Además de atenuar las frecuencias, algunos filtros añaden el efecto de retraso en fase e integración de la señal.

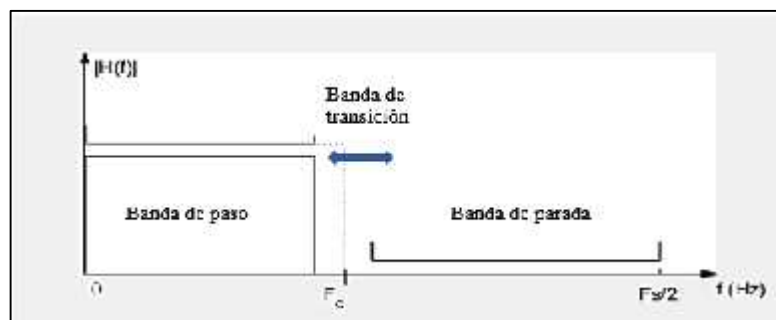


Figura 5: Respuesta en frecuencia de un filtro pasa-bajo.

Filtros pasa-altos. - Atenúan o eliminan las componentes de frecuencias bajas menores a la frecuencia de corte que se establece. Algunos filtros provocan el efecto de derivación y adelantamiento en fase de la señal.

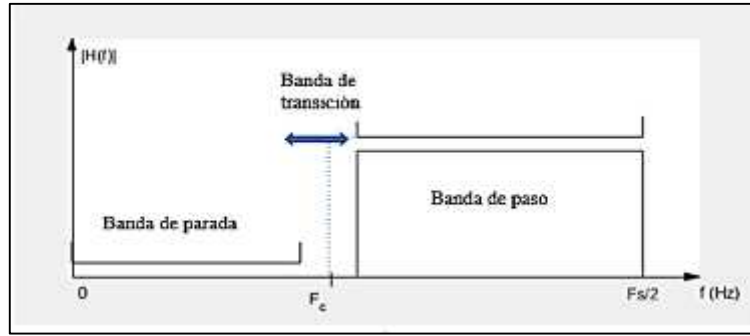


Figura 6: Respuesta en frecuencia de un filtro paso-alto.

Filtros pasa-bandas. – Se denomina banda al conjunto de frecuencias más o menos amplia. Un filtro pasa-banda elimina o atenúa las frecuencias que no corresponden al rango de la banda.

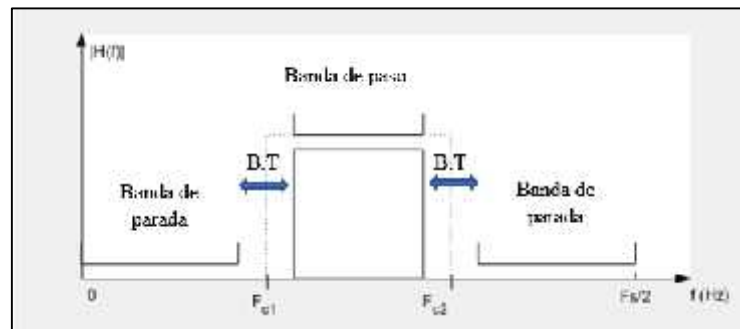


Figura 7: Respuesta en frecuencia de un filtro pasa-banda

Filtros rechaza-bandas. – Atenúan o eliminan las componentes de frecuencias que si corresponden a la banda establecida.

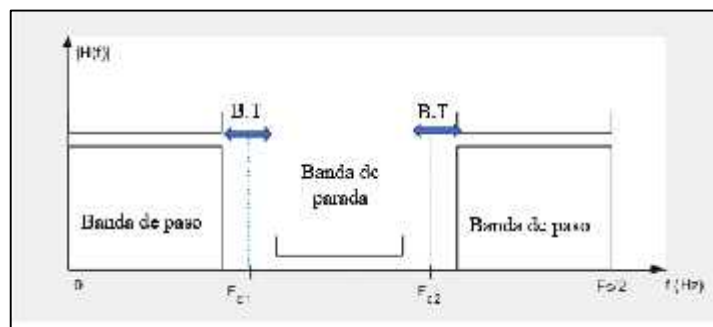


Figura 8: Respuesta en frecuencia de un filtro rechaza-banda.

Areny (1993) afirma que un filtro puede definirse según la aproximación matemática empleada en:

Filtros de Butterworth. – el filtro electrónico de Butterworth se caracteriza por tener una respuesta de amplitud máximamente plana entre cero y la frecuencia de corte ω_c , además esta respuesta sigue un comportamiento monótono y decreciente con una caída de -20 dB por década. El filtro solo contiene polos, ya que los ceros se encuentran en $\omega = \infty$. Véase la ecuación 2.

$$F(\omega)^2 = \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n} \quad (2)$$

La función característica describe el comportamiento del filtro, donde n es el orden del filtro, y ω_c es la frecuencia de corte.

Diseño del filtro de Butterworth.

Para diseñar un filtro de Butterworth, se deben realizar los siguientes pasos

- 1) Calcular el orden del filtro n .

$$\begin{aligned}
 |H(\omega)|_{\omega=\omega_p} &\geq H_p \\
 |H(\omega)|_{\omega=\omega_a} &\leq H_a
 \end{aligned}
 \Leftrightarrow
 \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega_p}{\omega_c}\right)^{2n}} H_p = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega_a}{\omega_c}\right)^{2n}} H_a = \frac{\frac{1}{H_p^2} - 1}{\frac{1}{H_a^2} - 1}
 \quad (3)$$

$$K_S^n = \frac{K_d}{n \ln K_S} \quad \ln K_d = \frac{K_S}{1} = \ln K_S < 0$$

$$n = \frac{\ln K_d}{\ln K_S}$$

- 2) Obtener la función de transferencia del filtro según lo establecido en las tablas de filtros normalizados.

$$|H(\omega)|_{\omega=\omega_p} = H_p \quad (4)$$

$$\frac{1}{1 + \frac{\omega_p}{\omega_c}^{2n}} = H_p \Rightarrow \frac{\omega_p}{\omega_c}^{2n} = \frac{1}{H_p^2} - 1$$

$$\omega_c = \frac{\omega_p}{\left(\frac{1}{H_p^2} - 1\right)^{\frac{1}{2n}}}$$

3) Escalar la frecuencia de corte y las impedancias.

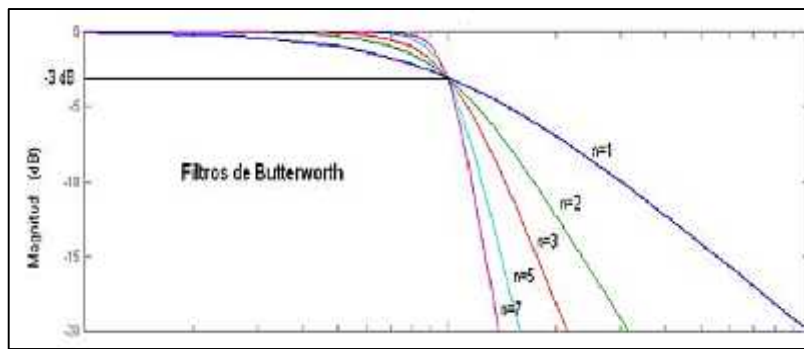


Figura 9: Respuestas de frecuencia y magnitud de filtros Butterworth con ordenes diferentes: (Departamento de Física y Arquitectura de Computadores. Universidad Miguel Hernandez de Elche, 2016)

Filtros de Chebyshev. – se caracteriza por tener una respuesta de amplitud entre la banda de paso y la banda atenuada más abrupta y con presencia de rizado en la amplitud de la respuesta frecuencial. La función característica del filtro se describe a continuación:

$$F(\omega)^2 = \varepsilon^2 c_n^2\left(\frac{\omega}{\omega_c}\right), \quad (5)$$

donde

n es el orden del filtro.

ε es el parámetro de rizado.

C_n^2 son los polinomios de Chebyshev de orden n .

Diseño del filtro de Chebyshev.

- 1) Calcular el orden del filtro.

$$\begin{array}{l} |H \omega|_{\omega=\omega_p} = H_p \\ |H \omega|_{\omega=\omega_a} = H_a \end{array} \Leftrightarrow \frac{1}{1 + \varepsilon^2 C_n^2 \frac{\omega_c}{\omega_p}} = \frac{1}{1 + \varepsilon^2 C_n^2 \frac{\omega_a}{\omega_p}} \quad (6)$$

$$n = \frac{\operatorname{arccosh}\left(\frac{1}{K_d}\right)}{\operatorname{arccos}\left(\frac{1}{K_s}\right)}$$

- 2) Calcular el parámetro de rizado.

$$|H \omega|_{\omega=\omega_p} = H_p \quad (7)$$

$$\frac{1}{1 + \varepsilon^2 C_n^2 \frac{\omega_c}{\omega_p}} = H_p \quad \frac{1}{1 + \varepsilon^2} = 1 + \varepsilon^2 = \frac{1}{H_p^2}$$

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{H_p^2} - 1} = F \omega_p$$

- 3) Obtener la función de transferencia del filtro según lo establecido en las tablas de filtros normalizados.

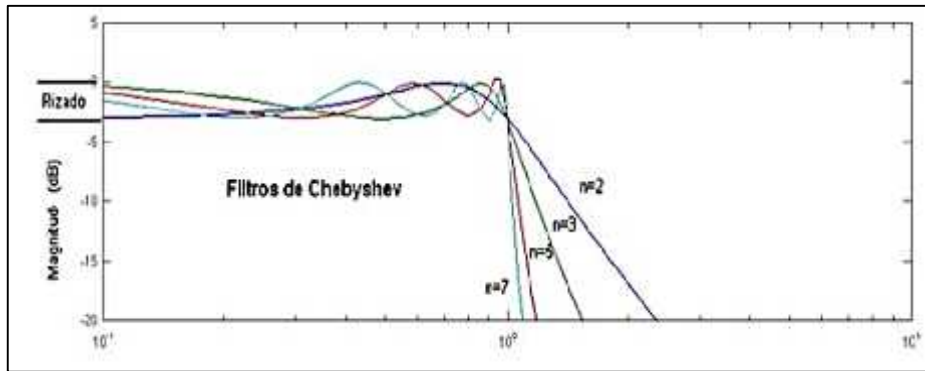


Figura 10: Respuestas de frecuencia y magnitud de filtros Butterworth con ordenes diferentes: (Departamento de Física y Arquitectura de Computadores. Universidad Miguel Hernandez de Elche, 2016)

- 4) Escalar la frecuencia de corte y las impedancias.

Comparación Butterworth-Chebyshev

-Los filtros de Chebyshev decaen más rápido en la banda de transición al compararlos con el comportamiento de los filtros de Butterworth.

-Los filtros de Butterworth tienen un mejor comportamiento en la banda de paso, a diferencia de los Chebyshev que incluyen los efectos de atenuación de la amplitud de la señal, y el rizado antes de la banda de transición.

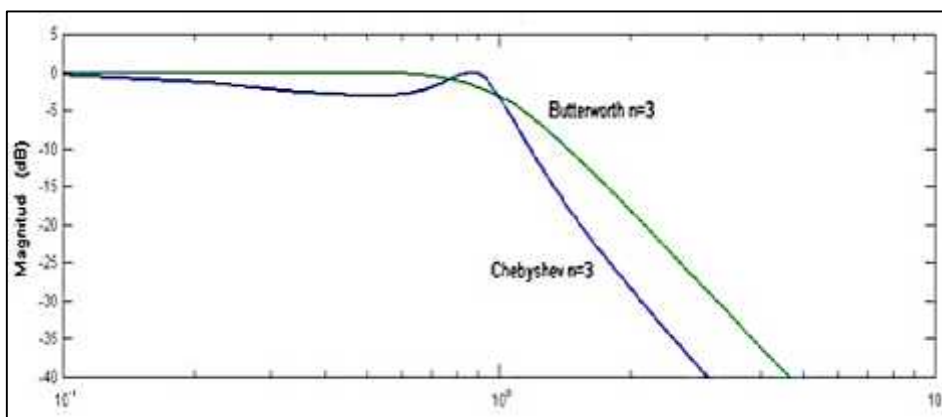


Figura 11: Respuestas de frecuencia y magnitud de filtros Butterworth con ordenes diferentes: (Departamento de Física y Arquitectura de Computadores. Universidad Miguel Hernández de Elche, 2016)

El filtro que se elige para el desarrollo del trabajo es el filtro de Butterworth. Esto porque no existe el efecto de atenuación en las componentes de frecuencias ubicadas en la banda de paso. Además, el filtro de Butterworth no añade el efecto del rizado antes de la banda de transición, este efecto provoca variaciones en las amplitudes de energía de las componentes de frecuencia que se encuentren dentro de la banda de transición.

2.1.3 TRANSFORMADA DE FOURIER

Desarrollada por Jean Batiste Fourier, es una herramienta de transformación matemática empleada para representar en el dominio de la frecuencia las señales que se encuentran en el dominio del tiempo. La transformada de Fourier trata de explicar el fenómeno de propagación de una señal como un conjunto de oscilaciones. Las frecuencias de la señal transformada son expresadas como múltiplos enteros de una oscilación principal, en consecuencia, al utilizar la transformada de Fourier se obtiene un solo espectro de frecuencias para toda la función. (Barajas, 2015)

La transformada de Fourier es reversible, siendo posible realizar transformaciones en cualquiera de los dominios al otro. Para expresar el comportamiento de señales en el dominio de la frecuencia, la transformada de Fourier toma como base la función exponencial compleja. En la ecuación 8 se describe una función Lebesgue integrable:

$$f \in L^1(\mathbb{R}) \tag{8}$$

La transformada de Fourier para la función f es la función:

$$\hat{f}(\xi) := \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2\pi i \xi x} dx, \tag{9}$$

De la ecuación 9 se observa que el integrando es una función integrable. Para demostrar que la transformada de Fourier \hat{f} es una función acotada se recurre

a una estimativa simple, que en conjunto al teorema de convergencia dominada puede demostrarse que la transformada también es continua. Bajo el criterio de reversibilidad, se muestra en la ecuación 10 la transformada de Fourier inversa de una función integrable f , y se encuentra definida por:

$$\mathcal{F}^{-1} f(\xi) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{2\pi i \xi x} d\xi, \quad (10)$$

Propiedades básicas de la transformada de Fourier.

Para determinar las propiedades básicas de Fourier, es necesario analizar los coeficientes de Fourier. Estos coeficientes permiten caracterizar una señal continua en el dominio del tiempo aplicando la propiedad de periodicidad. Además, ofrecen la información de la señal en el dominio frecuencial y son utilizados para reconstruir una señal periódica. (Smith, 2003)

Propiedad de desplazamiento en el tiempo.

Si una señal periódica $x(t)$ posee los coeficientes a_k , entonces se demuestra en la ecuación 11 el cambio cuando la señal desarrolla un retraso t_0 .

$$\begin{aligned} \text{Si } x(t) &= a_k \\ \text{Entonces } x(t - t_0) &= a_k e^{-jkw_0 t_0} \end{aligned} \quad (11)$$

Propiedad de linealidad.

En la ecuación 12 se ilustra la propiedad de linealidad de los coeficientes de Fourier. Si se tienen dos señales continuas en el tiempo $x(t)$ y $y(t)$, con un periodo T .

$$\begin{aligned} \text{Si } x(t) &= a_k \text{ y } y(t) = b_k \\ \text{Entonces } x(t) + y(t) &= a_k + b_k \end{aligned} \tag{12}$$

Usos de la transformada de Fourier en la ingeniería.

Para evidenciar información que no es fácilmente perceptible de una señal en el dominio del tiempo se recurre a la transformada de Fourier. Por ejemplo, para estudiar la propagación de calor en un medio, se analiza sobre que ancho de banda se registra la mayor concentración de energía de una señal transformada al dominio de la frecuencia. En cálculos matemáticos, la transformada de Fourier es utilizada para resolver ecuaciones diferenciales con mayor facilidad. También, se utiliza con fines de filtrado de señales discretas, al obtener el espectro de frecuencia de una señal discreta se puede observar con facilidad e identificar las componentes de frecuencias que desean eliminarse o aislarse para un estudio posterior.

La aplicación de la transformada de Fourier se extiende en varios ámbitos como:

- Filtrado digital de imágenes y señales de audio.
- Análisis de estadística y materiales.
- Reducción de ruido blanco en señales.
- Análisis de vibraciones.

Densidad espectral de energía y transformada rápida de Fourier.

La densidad espectral es una función matemática que permite observar cómo se encuentra distribuida la potencia o energía de una señal discreta. Su definición difiere según el tipo de la señal, la densidad espectral puede catalogarse como densidad espectral de potencia (DEP) para señales de potencia, o como densidad

espectral de energía (DEE) para señales definidas en energía. En la figura 12 se observa la densidad espectral de potencia que corresponde al análisis de una señal discreta. (Weisstein, 2003)

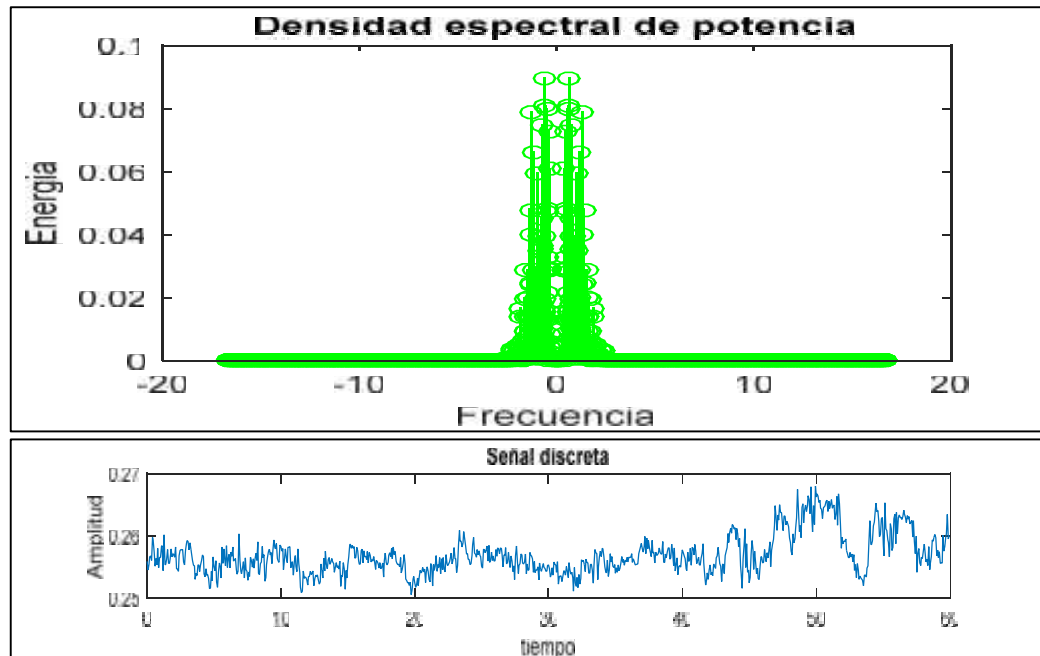


Figura 12: Densidad espectral de potencia obtenida al aplicar la FFT a una señal discreta.

Cuando se realiza el análisis de la densidad espectral a una señal definida en energía, la DEE expresa de la siguiente forma [J/Hz], donde 'J' corresponde a la unidad de energía Joule, mientras que 'Hz' se refiere a la frecuencia en Hertz. La densidad espectral de potencia (DEP) se expresa en [W/Hz], donde 'W' corresponde a la unidad de potencia Watts.

En matemáticas y en sistemas computacionales, la transformada rápida de Fourier (FFT) por sus siglas en inglés Fast Fourier Transformer, es un algoritmo desarrollado para adaptar la transformada discreta de Fourier (TDF) al tratamiento digital de señales y el filtrado digital. La TDF expresada en la ecuación 13 permite analizar el espectro de una señal en el dominio de la frecuencia, siempre que la señal bajo análisis sea una señal discreta.

$$x_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j \frac{2\pi kn}{N}} \quad (13)$$

La diferencia entre la TDF y la FFT es la rapidez y eficacia en la obtención de los resultados, además de la eficiencia del tiempo computacional de la FFT. La rapidez mencionada radica en el número de operaciones que realiza, ya que la FFT toma aproximadamente $N \cdot \log_2(N)$ operaciones, mientras que DFT toma aproximadamente N^2 operaciones, donde 'N' es el número de muestras de una señal discreta.

La FFT se implementa como una matriz 'A' de dimensiones NxN, se aprovecha de las propiedades de simetría de la TDF para evaluar todos los posibles valores de la función exponencial compleja expresada en la ecuación 13. La matriz definida para utilizar la FFT se expresa en la ecuación 14.

$$A_{n,k} = e^{-j \frac{2\pi kn}{N}} \quad (14)$$

La transformada rápida de Fourier y el filtrado digital.

La FFT es ampliamente utilizada en el filtrado digital de señales de audio, video, e imagen debido al poco tiempo computacional para calcular la TDF de una señal. El análisis espectral de la señal permite identificar en que frecuencia se registra la mayor cantidad de energía o potencia de una señal. Para realizar el filtrado de una señal discreta y el análisis espectral de una señal se utiliza la FFT. El proceso de filtrado de una señal utilizando FFT se detalla a continuación:

- Una señal continua en el dominio del tiempo es muestreada y discretizada.
- La señal discreta en el dominio del tiempo se transforma al dominio de la frecuencia utilizando la FFT.
- Se realiza un barrido de frecuencias, comparando las componentes de frecuencias con un valor establecido. Se identifican las componentes menores, mayores, o iguales al valor que se establece, una vez realizado el barrido de

frecuencias y la identificación de las componentes no deseadas, se procede a eliminarlas igualando a cero el valor de la componente de frecuencia a eliminarse.

- La señal filtrada en el dominio de la frecuencia se transforma al dominio del tiempo utilizando la inversa de la FFT.

Para el análisis espectral de una señal con origen en el dominio del tiempo, a fin de conocer en que componente de frecuencia se registra la mayor cantidad de energía o potencia, se realizan los siguientes pasos:

- La señal es transformada del dominio del tiempo a el dominio de la frecuencia utilizando la FFT.
- Se obtiene la conjugada de la señal transformada al dominio de la frecuencia.
- La señal conjugada y la señal transformada al dominio de la frecuencia se multiplican. Se realiza el análisis a las componentes de frecuencia en el espectro que se obtiene y se identifica en que frecuencia se registra la mayor cantidad de energía o potencia.

El software MatLab dispone de comandos y funciones basados en el algoritmo de la FFT para el procesamiento digital de señales en el dominio de la frecuencia. Por ejemplo, el comando **fft()** utilizado para la transformación de una señal del dominio del tiempo a el dominio de la frecuencia y el comando **ifft()** para la transformación inversa de una señal, es decir del dominio de la frecuencia a el dominio del tiempo.

2.1.4 INTERACCIÓN DE LA RADIACIÓN ÓPTICA CON LOS TEJIDOS BIOLÓGICOS

La estructura celular de los tejidos biológicos presenta una heterogeneidad muy marcada. Si esta estructura contiene múltiples organelos y capas entonces se la considera ópticamente turbia, por ello, estas características inducen a la interacción del tejido biológico con la radiación lumínica por distintos fenómenos físicos.

Al exponer de forma directa un haz de luz sobre un tejido biológico se observa que la luz se propaga, absorbe, o esparce dependiendo del volumen, e incluso la posición en el cuerpo del tejido. El estudio de las propiedades físicas de la luz tales como reflexión, refracción, transmisión, esparcimiento, absorción permiten un mejor entendimiento de como incide la luz sobre un tejido biológico, tal como se observa en la figura 13. (Tuan Vo Dinh, 2003).

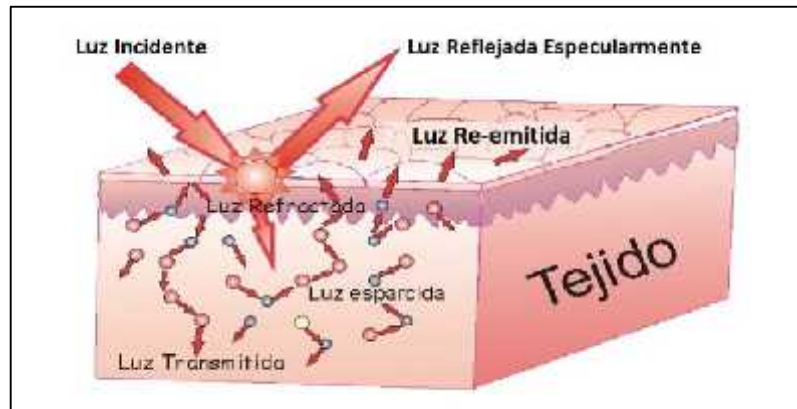


Figura 13: Fenómenos presentes durante la incidencia de luz sobre un tejido biológico: (de la Cadena, Stolik, & de la Rosa, 2013)

LEYES FÍSICAS PRESENTES EN LA INTERACCIÓN LUZ-TEJIDO.

Ley del inverso del cuadrado de la distancia.

Es el fenómeno físico donde la intensidad de la radiación óptica disminuye gradualmente con la distancia entre la fuente y el punto de sondeo. De esta observación se establece que la intensidad tiene una relación inversamente proporcional al cuadrado de la distancia. Como consecuencia, el nivel de iluminación se reduce aproximadamente a la mitad, según la dirección en donde se emita una fuente luminosa, tal como se observa en la figura 14.

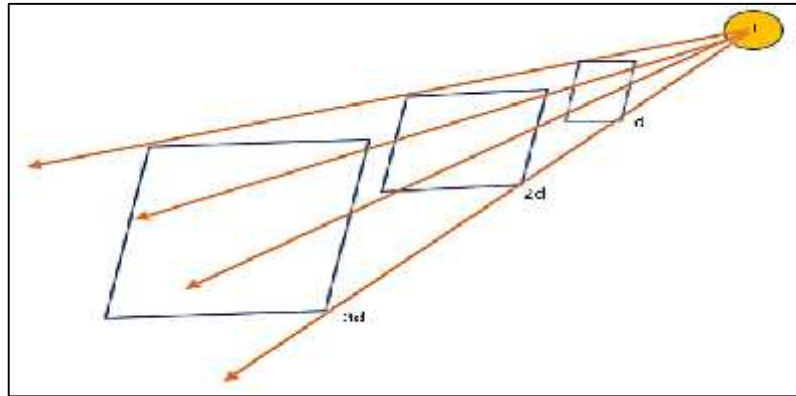


Figura 14: Correspondencia entre las distancias 'n-d', y la fuente de luz 'F'.

La expresión que determina el nivel de iluminación según la ley del inverso del cuadrado de la distancia se observa en la ecuación 15:

$$E = \frac{I}{d^2}, \quad (15)$$

donde:

E es el nivel de iluminación que emite la fuente expresado en luxes. I es la Intensidad luminosa expresado en candelas, y d es la distancia expresada en metros

Ley del coseno de Lambert.

La ley del coseno del Lambert establece que la intensidad máxima de una radiación lumínica sobre una superficie se obtiene cuando existe perpendicularidad entre la dirección de propagación y la superficie reflejada. De no existir un ángulo perpendicular entre ambas partes, la radiación incidente disminuye hasta perderse al igual que la energía presente en la superficie, esto sucede por el fenómeno de la reflexión.(Cordero, 2008)

MECANISMOS FÍSICOS DE INTERACCIÓN DE LA RADIACIÓN ÓPTICA EN EL TEJIDO BIOLÓGICO.

Reflexión.

La reflexión que se produce en la interacción luz-tejido es del tipo difusa, debido a la composición irregular de los tejidos. La luz, al incidir sobre un tejido como la piel refleja gran parte de los fotones en varias direcciones, según las interfases. En la piel estas interfases son, el aire-epidermis, luego está la epidermis-dermis, seguida de la interfase dermis-hipodermis y continúa dependiendo de la capacidad que tiene la luz para penetrar en la piel.

La siguiente relación expresa la reflexión entre interfases de dos medios con índices de refracción distintos:

$$I_R = I_0 R, \quad (16)$$

donde:

I_0 = Intensidad incidente.

I_r = Intensidad reflejada.

R = el coeficiente de reflexión.

$$R = \left(\frac{n_1 - n_2}{n_1 + n_2} \right)^2 \quad (17)$$

donde n_1 y n_2 en la ecuación 17 son los índices de refracción del medio inicial y reflectivo respectivamente. Para evitar la pérdida de energía de la luz en mediciones médicas como la pulsioximetría de pulso por reflexión se recomienda que el ángulo de incidencia del haz de luz con respecto a la superficie del tejido biológico sea de 90° , en la figura 15 se observa la pérdida de la energía reflejada cuando el ángulo de incidencia de un haz de luz sobre el tejido biológico es distinto a 90° .

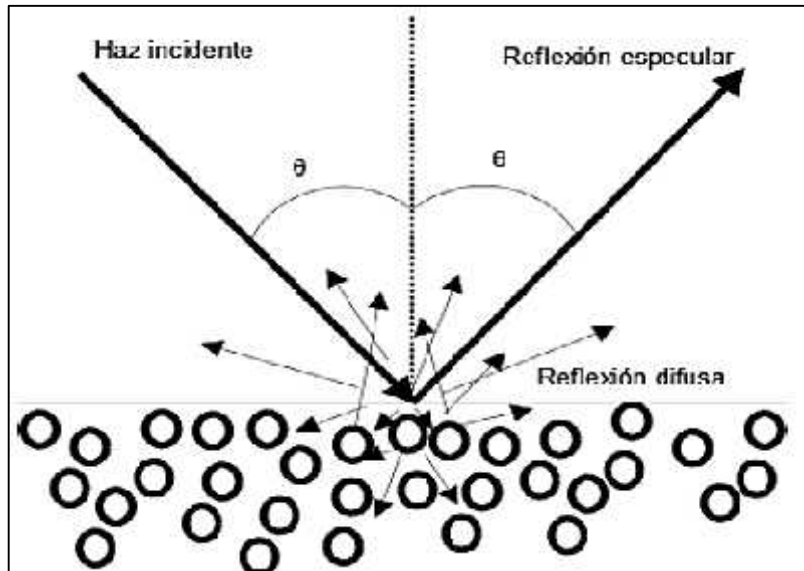


Figura 15: Representación de reflexión sobre una sección de tejido:(Real Peña, 2012)

Refracción.

La refracción ocurre cuando un haz de luz se desvía de su trayectoria al atravesar de un medio a otro de distintas densidades ópticas, por ejemplo, al introducir una cuchara en un vaso con agua. A la vista pareciese ser que la cuchara se deforma dentro del vaso que contiene el líquido, más lo que sucede es el cambio de trayectoria de los rayos de luz al pasar de un medio a otro con diferente índice de refracción.

Transmisión.

La transmisión hace referencia al recorrido que realiza la luz internamente en el tejido, este fenómeno depende de otros como la absorción y reflexión, y su relación con ambos es inversamente proporcional. Se le conoce también con el nombre de profundidad de transmisión. La oximetría de pulso se vale de este mecanismo para la medición de la cantidad de oxígeno en la sangre.

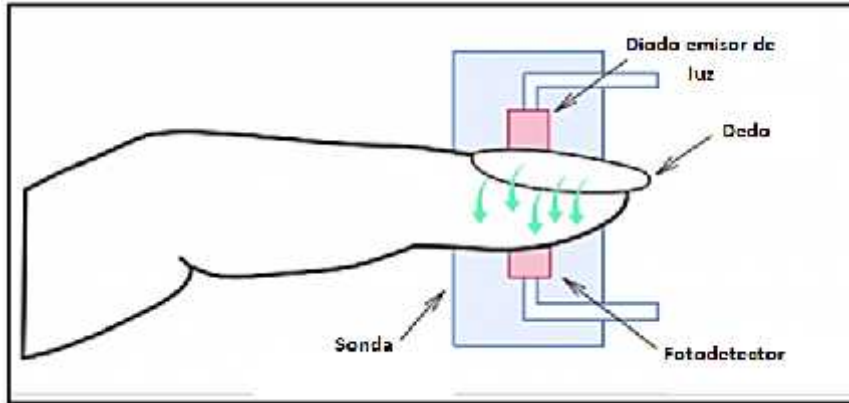


Figura 16: Transmisión de la luz sobre un dedo, técnica utilizada en Oximetría:(Meditech, 2012).

Se conoce como transmitancia (T) a la proporción entre la intensidad de la luz transmitida a través de un material y la intensidad de la luz sobre el mismo:

$$T = \frac{I}{I_0} \quad (18)$$

Esparcimiento.

El esparcimiento es el cambio de trayectoria de la luz al interactuar con las partículas del medio. El esparcimiento atenúa la transmisión, ya que la energía del haz incidente en los tejidos se distribuye en los vasos sanguíneos, fibras de colágeno, moléculas de la piel y otras estructuras, se observa tal efecto en la figura 17.

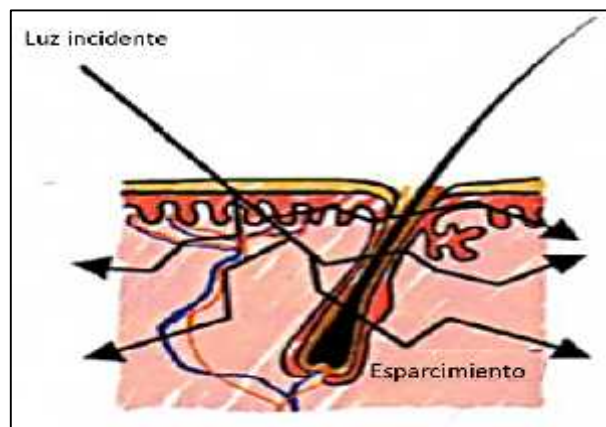


Figura 17: Esparcimiento a través de un tejido biológico como la piel: (Marca Fuertes et al., 2011)

El coeficiente de esparcimiento de la siguiente forma:

$$I = I_0 e^{-\mu_s d}, \quad (19)$$

donde I es el componente de la luz que no se ha dispersado en la dirección de propagación luego de afectar una sección de tejido no absorbente de espesor d . El coeficiente de esparcimiento se expresa en función de la densidad de partículas (p) y la sección transversal de esparcimiento(σ_s):

$$\mu_s = p\sigma_s, \quad (20)$$

El inverso del coeficiente de esparcimiento es el índice de penetración de esparcimiento, se define como el camino medio que sigue un fotón entre dos dispersiones consecutivas.

Absorción.

La absorción es el proceso por el cual la luz incidente entrega cierta cantidad de energía al tejido biológico. Los fotones entregan su energía total o parcialmente a los cromoforos de la piel para luego excitarse y emitir radiación de longitudes de onda diferentes, o generar energía calórica dentro del cromoforo.(Robledo, 2016)

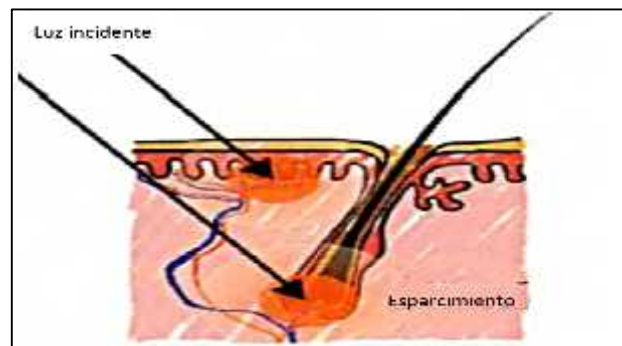


Figura 18: Propiedad física de la absorción al incidir luz sobre la piel: (Marca Fuertes et al., 2011)

Entre las sustancias que absorben la energía lumínica se encuentran la melanina que se encuentra en la piel y folículos capilares, el agua presente en el cuerpo, y la hemoglobina presente en la sangre, tal como se observa en la figura 19. Ansari & Massudi, (2009) en su trabajo manifiestan que la concentración de hemoglobina en la piel varía según el tipo, siendo del 5% para el tipo caucásico, y del 2% para el tipo asiático.

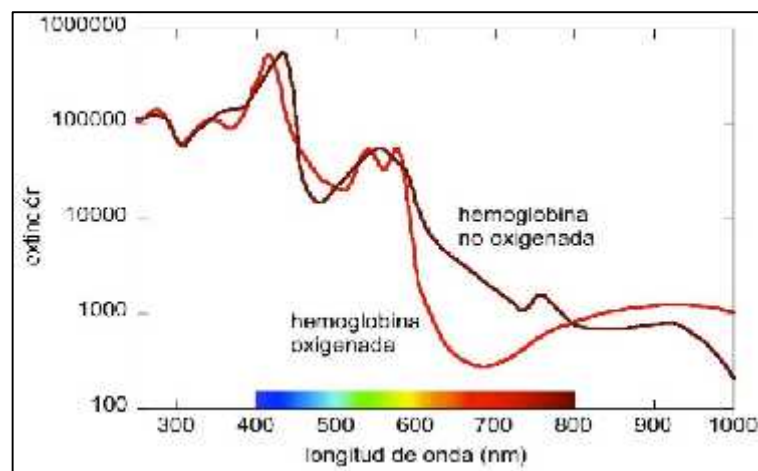


Figura 19: Niveles de absorción de la hemoglobina en la piel:(Igarashi, Nishino, & Nayar, 2007)

El coeficiente de absorción de la piel se ve afectado por los cromóforos que se encuentran en sus distintas capas. A nivel de la epidermis influye la melanina, y en la dermis la sangre, por ello, el coeficiente de absorción para la piel se representa de la siguiente forma:

$$\mu_{a,epi} = f_{mel} \mu_{a,mel} + 1 - f_{mel} \mu_{a,piel}, \quad (21)$$

$$\mu_{a,der} = f_{sang} \mu_{a,sang} + 1 - f_{sang} \mu_{a,piel}, \quad (22)$$

donde

f es la fracción del volumen de la melanina o de la sangre.

El coeficiente de absorción de un material se define como:

$$dl = \mu_a I dx, \quad (23)$$

donde

dl corresponde a la variación diferencial de la intensidad de un haz con recorrido infinitesimal dx a través de un medio.

μ_a coeficiente de absorción de un medio homogéneo.

Al integrar la expresión anterior, se obtiene:

$$I = I_0 e^{-\mu_a x}, \quad (24)$$

El coeficiente de absorción puede expresarse en términos de densidad, específicamente de la densidad de partículas (ρ) y la sección transversal de absorción σ_a :

$$\mu_a = \rho \sigma_a, \quad (25)$$

lo que conlleva a la aplicación de la ley de Lambert-Beer:

$$I = I_0 e^{-\rho \sigma_a x}. \quad (26)$$

2.1.5 CARACTERIZACIÓN ÓPTICA DE LOS TEJIDOS BIOLÓGICOS

Caracterizar un tejido biológico permite cuantificar los cambios fisiológicos, morfológicos y diagnosticar el estado del tejido mediante el análisis de las propiedades ópticas presentes durante la interacción luz-tejido como la absorción y dispersión. El diagnóstico de tejidos biológicos con radiación lumínica se utiliza en muchas áreas de medicina y presenta buenos resultados en casos como medir la concentración de cromóforos en la piel, detección de células cancerígenas, cambios morfológicos en tumores, etc. Vo-Dinh, (2003) afirma que de entre los métodos ópticos útiles para la caracterización de tejidos biológicos destacan la espectroscopia, la polarimetría, y la tomografía de coherencia óptica.

Tomografía de coherencia óptica.

La tomografía de coherencia óptica (TCO) es una técnica óptica invasiva utilizada para el diagnóstico de las funciones cardiovasculares. La TCO obtiene imágenes de secciones transversales de los vasos sanguíneos presentes en el corazón, para ello utiliza luz, con un índice de penetración en los tejidos de dos a tres milímetros. A diferencia del ultrasonido intravascular (UIV), la TCO ofrece imágenes con resoluciones superiores, logrando identificar las características y contenido de concentración de lípidos, macrófagos o calcio en los vasos sanguíneos. También, la TCO es aplicable en otras áreas como la oftalmología para el diagnóstico del polo posterior del ojo (Macías, Medina, Gonzalo, del Angel, & Escaned, 2012)

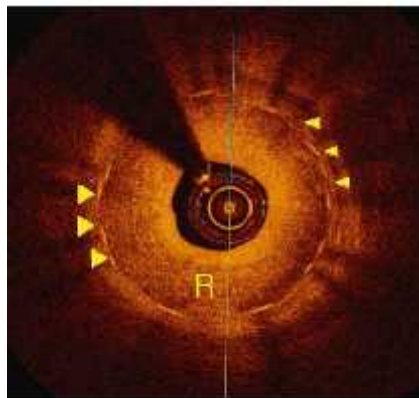


Figura 20: Vista de arteria descendente anterior, obtenida mediante TCO: (Macías et al., 2012)

La TCO se obtiene a partir del principio de la reflectometría de coherencia baja, esta utiliza como fuente un haz de luz de banda ancha con espectro cercano al infrarrojo y un interferómetro para dividir la señal en 2, una de referencia y otra utilizada como muestra, luego ambas se acoplarán en uno solo en el detector.

La longitud de onda de la luz utilizada en la TCO oscila en el rango de 1.250 a 1.350nm para minimizar la absorción de la luz en las células al incidir sobre los tejidos, la imagen se construye por las reflexiones retro-dispersas de la luz emitida por un hilo de fibra óptica de 0,014 pulgadas, en el diagnóstico cardiológico la fibra viaja a través del tejido emitiendo un eco de luz hacia la sonda receptora, el eco de luz es medible como intensidad luminosa. La fibra óptica no solo emite

luz, también se manipula haciéndola girar de manera rotacional para obtener cortes axiales y al final crear una imagen completa de una sección la arteria con una resolución espacial de 10-18 μm .

Polarimetría.

La caracterización basada en el método de polimetría tiene como principio la polarización de la luz sobre un tejido biológico, sus estados, y grados. Se basa en la medición de la rotación óptica que se produce en un haz de luz linealmente polarizado al pasar por una sustancia con índice de refracción distinto y ópticamente activa dado la asimetría de las estructuras moleculares.

La polarización es una propiedad óptica de la luz, utilizada en la óptica médica permite aumentar el contraste de imágenes aumentadas de muestras bajo observación, en tejidos biológicos como la piel en donde existe la presencia de varios componentes biológicos como colágeno, melanina, y organelos que afectan la polarización de la luz. El grado de polarización y el estado de polarización se utilizan para la clasificación de los medios en donde se radia luz para según su respuesta se denominen medios mantenedores de polarización o medios despolarizadores. (Pereda Cubián & Arce Diego, 2004)

Espectroscopia.

La espectroscopia o técnicas espectroscópicas se basan en el análisis del espectro para caracterizar tejidos biológicos. El principio básico consiste en la excitación del material con una fuente emisora de radiación lumínica y la medición de la respuesta espectral. La forma en la que el tejido interacciona con la radiación determina la caracterización por espectroscopia. A diferencia de los rayos x que son perjudiciales para el organismo, la espectroscopia óptica no causa daños en el tejido. Sin embargo, su penetración en el tejido no supera los 3mm aproximadamente.(Pasto & Johnson, 1981)

En los tejidos biológicos se utilizan longitudes de ondas lumínicas limitadas a la propiedad de absorción de los componentes como el agua, la melanina y la hemoglobina. El rango de longitud de onda utilizado para el diagnóstico se conoce

como ventana terapéutica, y abarca las zonas de 540 nm del color verde, 600nm del color naranja visible hasta los 1400nm cercanos al infrarrojo, en la figura 21 se observa los niveles de absorción según las longitudes de onda.

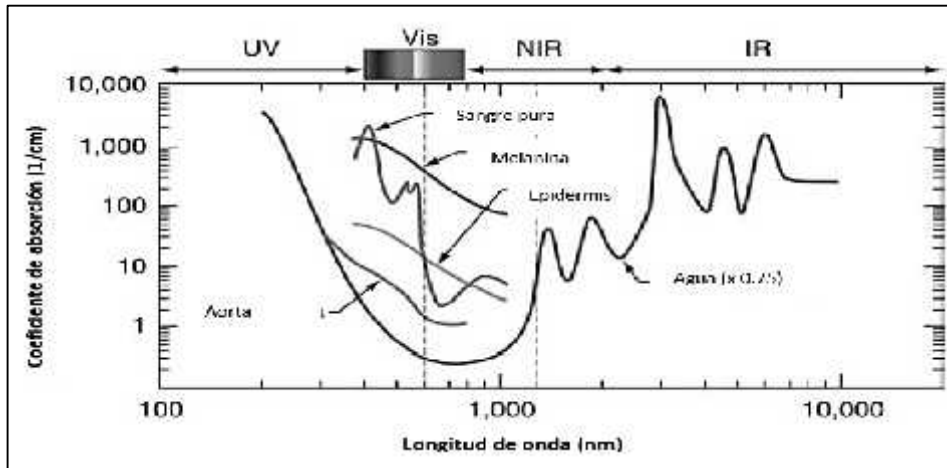


Figura 21: Análisis en el espectro de los elementos absorbentes en tejidos biológicos: (Vo-Dinh, 2003).

Las técnicas espectroscópicas de caracterización de tejidos pueden medir la cantidad de energía en una célula, la cantidad de luz absorbida por el tejido, la luz dispersada-reflejada, o la luz reemitida como la fluorescencia o fosforescencia. La reflectancia difusa se vale de dos de la propiedades mencionadas, la absorción y luz esparcida o scattering para la caracterización espectral de tejidos biológicos como frutas (Zhang, Zhang, Wang, & Jie, 2010), productos cárnicos, detección de tejidos cancerígenos, caracterización y detección de lesiones angiomas en las arterias del cuerpo humano. (Prince & Malarvizhi, 2009)

2.1.6 EXTRACCIÓN DE LOS PARÁMETROS FISIOLÓGICOS Y MEDICIÓN DE LA SEÑAL ÓPTICA

MEDICIÓN DE FRECUENCIA CARDIACA CON TÉCNICAS INVASIVAS

Método de auscultación y hemodinámica

La auscultación comprende el proceso de escuchar sonidos del cuerpo, con origen en los pulmones, corazón, e intestinos y según ello evaluar características como frecuencia, duración, cantidad, intensidad del sonido. La herramienta principal de la auscultación es el estetoscopio que recepta y amplifica los sonidos del corazón, habitualmente se centra en cuatro partes de la caja torácica para la caracterización de la señal acústica. (Netter, Böttcher, Engelhardt, & Kortenhaus, 2003, pp. 20-24)

- Foco ventricular derecho.
- Foco ventricular izquierdo.
- Foco aórtico.
- Foco pulmonar.

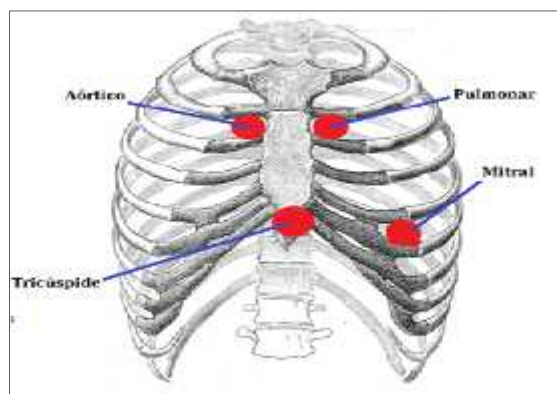


Figura 22: Focos de auscultación: (Sanagustín, 2014)

Es posible valorar el pulso cardíaco sin el uso del estetoscopio, mediante la palpación utilizando uno o dos dedos sobre el sitio donde se presente la onda de presión de la arteria, el número de palpaciones contadas en un minuto corresponde a la frecuencia cardíaca, y puede obtenerse de la muñeca, en la sien, o en el cuello.

Electrocardiografía (ECG).

El diagnóstico por electrocardiografía consiste en registrar la actividad del corazón mediante el uso de electrodos ubicados en la superficie torácica. Estos electrodos miden los impulsos eléctricos generados en el nodo sinusal en cada

contracción del corazón. Las señales eléctricas que se obtienen son muy débiles, por ello es necesario la amplificación de la señal, además existen perturbaciones de otras índoles que generan variaciones no deseadas, por ejemplo, el ruido proveniente de la red eléctrica (60 Hz), por lo que es necesario etapas de filtrado de señales para visualizar una señal “pura” del registro cardiaco.

Las mediciones por electrocardiografía obtienen información útil en la práctica clínica sobre el potencial o cantidad de energía en cada periodo de latidos, la cronología de la actividad cardiaca permite la medición en intervalos de tiempo, la amplitud de la señal y la morfología de la misma. Gascó, (2003) ilustra una técnica para calcular la frecuencia cardiaca, en donde calcula el intervalo de tiempo entre dos latidos que sean consecutivos. Este intervalo de tiempo t corresponde a un ciclo cardiaco, y a partir del ciclo cardiaco se obtiene la frecuencia que es la inversa del tiempo t , la frecuencia cardiaca se expresa en latidos por minutos, así que se divide un minuto (60 seg) por el intervalo de tiempo t .

Sea t un ciclo cardiaco con duración $t=1,08 \text{ seg}$ como se muestra la figura 23, es decir que en 60 seg habrá $60/1,08$ ciclos. El cociente entre ambos valores corresponde a la frecuencia $f=60/1,08= 55,5$ ciclos (latidos) por minuto.

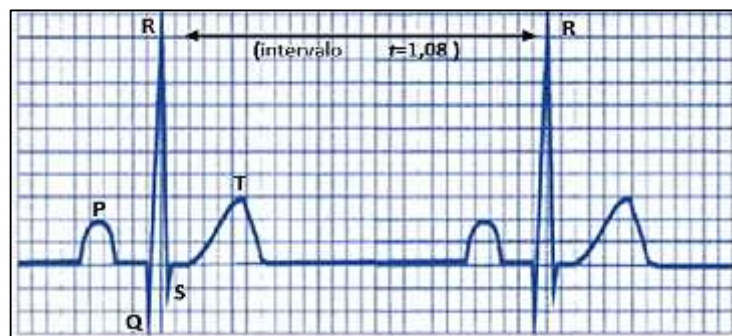


Figura 23: Componentes señal ECG: («Electrocardiografía», 2016)

Una onda ECG contiene sus propias componentes, la figura 23 muestra una onda obtenida de un individuo sano, los componentes de la onda ECG se describen a continuación:

- La onda P corresponde a la llegada de la señal de activación en las aurículas, con duración menor a 100ms y una amplitud de voltaje no mayor a 2.5 mv.
- Complejo QRS. - corresponde a la llegada de la señal de activación en ambos ventrículos, con duraciones entre 80-100 ms.
- Onda T: Corresponde a la repolarización ventricular, aparece al final del segmento ST.

Foto-pletismografía (FPG)

La pletismografía es una técnica que registra los cambios de volumen (V) inducidos por el flujo de sangre en una sección del cuerpo y se encuentra en relación directa con la temperatura y la presión arterial. La diferencia con la fotopletismográfica es la de registrar las variaciones arteriales y venosas a niveles de la dermis y la sub-dermis y no cambios de un segmento del cuerpo.

Cada ciclo del corazón produce una onda de pulso hacia todo el cuerpo. El flujo sanguíneo que se produce es lo suficiente fuerte para dilatar las arterias, por lo tanto, el volumen de estas varía en el tiempo. La fotopletismografía emplea un sistema óptico encargado de traducir estas pulsaciones en señales eléctricas. Para este fin se emite un haz luminoso desde un diodo led en la gama de infrarrojos. Debido a las propiedades de absorción de los tejidos biológicos, la hemoglobina y el agua, la cantidad de luz reflejada que es detectada por un foto-detector tendrá variaciones en su magnitud. La señal luego de ser detectada es amplificada para posteriormente ser convertida en diferencial de voltaje. (Roura & Samsó, 2003).

Sistema óptico en la fotopletismografía.

El sistema óptico de un foto-pletismógrafo se compone de una fuente emisora y un foto-receptor. La fuente emisora contiene un diodo led con longitudes de onda que oscilan entre los 660 y 940 nm en rangos de rojos e infrarrojos, con anchos de banda espectral entre 20 y 50 nm para leds rojos e infrarrojos respectivamente. La luz ambiental, luz artificial directa sobre un tejido biológico es la que realiza la

función de un diodo emisor cuando se trata de obtener una señal FPG con una cámara web.

El foto-detector percibe los niveles de radiación lumínica y los traduce a señales eléctricas. Los cambios en los niveles de radiación lumínica son el resultado de las variaciones del volumen del fluido sanguíneo en un tejido biológico. La corriente de salida se rige a la siguiente expresión:

$$I = I_d \left(e^{\frac{qV}{kT}} - 1 \right) - I_p, \quad (27)$$

donde:

I_d es la corriente de oscuridad que determina la mínima cantidad de luz que detecta. La variable q la carga eléctrica del electrón.

V es la cantidad de voltaje sobre el diodo, k la constante de Boltzmann.

T temperatura absoluta.

I_p la intensidad inversa de saturación.

De manera análoga, el sensor de una cámara es capaz de detectar las fluctuaciones de absorción de luz que produce el fluido sanguíneo en la piel, logrando la función de un foto-detector en la detección de una señal FPG. (Cennini et al., 2010)

Absorción de luz y la ley de Beer-Lambert en la fotopleitismografía.

La ley de Beer-Lambert predice la relación que existe entre la intensidad de luz entrante en un medio con la intensidad saliente después de que en dicho medio ocurra el fenómeno de la absorción (Olsen, 1990, pp. 61-70). Durante la contracción de los músculos del corazón *sístole* las arterias contienen mayor cantidad de sangre y la intensidad de luz recibida por el foto-receptor es mínima, sucede lo contrario durante la relajación de los músculos del corazón *diástole* donde el diámetro de las arterias es el mínimo posible y la intensidad de luz

recibida por el foto-receptor es la máxima, tal como se observa en la figura 24. A partir de lo mencionado anteriormente se establecen las expresiones 28 y 29:

$$I_h = I_o e^{-\epsilon_{DC} \lambda C_{DC} d_{DC}} e^{-[\epsilon_{Hb} \lambda C_{Hb} + \epsilon_{HbO_2} \lambda C_{HbO_2}] d_{min}}, \quad (28)$$

donde I_h es la intensidad de la luz máxima recibida durante la diástole, y DC representa los componentes absorbentes como la pigmentación de la piel, huesos y sangre no pulsátil.

$$I_l = I_o e^{-\epsilon_{DC} \lambda C_{DC} d_{DC}} e^{-[\epsilon_{Hb} \lambda C_{Hb} + \epsilon_{HbO_2} \lambda C_{HbO_2}] d_{max}}, \quad (29)$$

donde I_l es la intensidad de luz mínima recibida durante la sístole, esto por el aumento del trayecto óptico de los fotones junto a la presencia de hemoglobina.

Las palpitations cardiacas son las responsables de las variaciones en la intensidad de luz en valores máximos y mínimos, a su vez estos valores producen las ondas con picos de la señal foto-pletismográfica. De las dos expresiones anteriores se puede determinar una sola expresión que represente la diferencia de intensidades de luz recibida por un foto-detector durante la sístole y la diástole:

$$I = I_h e^{-[\epsilon_{Hb} \lambda C_{HbO_2} \lambda C_{HbO_2} \Delta d]}, \quad (30)$$

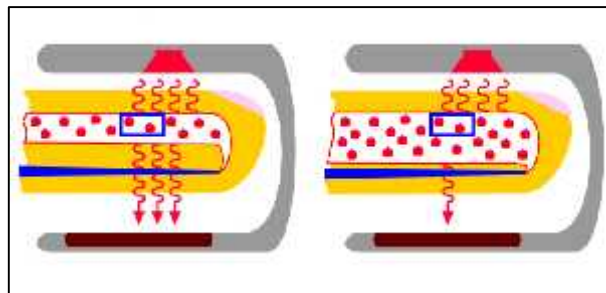


Figura 24: Luz absorbida y transmitida durante la sístole y diástole: (Pulsioximetría, 2015)

Componentes de la señal FPG.

El fluido sanguíneo es continuo y no se detiene por completo y se representa como una señal variante en el tiempo, producto de dos fases. La sístole y la diástole con intensidades máximas y mínimas respectivamente, los máximos se utilizan para detectar la frecuencia cardiaca de acuerdo con el intervalo de tiempo entre pico y pico, se observa en la figura 25 que una señal FPG comparte su morfología con una señal del tipo ECG y comparte sus características.

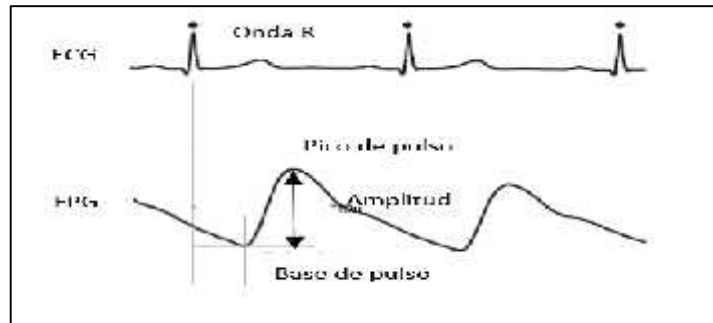


Figura 25: Comparación de una señal ECG y una FPG, los picos en ambas señales se producen por los ciclos cardiacos: (Bousefsaf, 2014)

MEDICIÓN DE FRECUENCIA CARDIACA CON TÉCNICAS NO INVASIVAS.

Métodos de adquisición de señales fisiológicas ópticas mediante el uso de cámaras digitales y cámaras web.

La técnica de adquisición de señales con el uso de cámaras digitales y cámaras web se basa en el principio de la fotopletismografía, como se describe anteriormente. De la misma manera que se obtiene una señal FPG con el uso de un sistema óptico en los foto-pletismógrafos, una cámara digital y/o cámara web puede ser utilizada como un foto-receptor para adquirir una señal lumínica reflejada o absorbida por la piel del rostro. La luz ambiental o la iluminación propia de una oficina cumple las funciones del diodo emisor LED, en la emisión radiación lumínica sobre el rostro y el elemento encargado de extraer las variaciones según las propiedades ópticas y la interacción de la luz sobre tejidos es el sensor CCD o CMOS de la cámara digital o cámara web.

Las cámaras digitales, y cámaras web son dispositivos electrónicos utilizados para tomar fotografías y almacenarlas en formatos digitales que un ordenador es capaz de reconocer. Los formatos digitales usados que reemplazan las cintas magnéticas o películas de fotografía química de las antiguas cámaras convencionales son el *.jpg*, *.png*, *.gif*, entre otros.

Actualmente las cámaras webs son utilizadas para fines multimedia, por su conectividad con ordenadores. Muchas cámaras web no cuentan con altas resoluciones de pixelado a diferencia de las cámaras fotográficas digitales, sin embargo, comparten varias características como el enfoque, balance de blancos, zoom, pero a un bajo coste. («Digital Foto Red», 2015)

Para la adquisición de una imagen en fotografía, las cámaras digitales contienen un sensor como plano de enfoque. Este sensor puede ser de tipo CCD (Charge coupled device) o CMOS (Complementary Metal Oxyde). Ambas tecnologías cuentan con superficies sensibles a la luz, reaccionando según los cambios que detecten. Los sensores son los encargados de detectar el plano que se visualiza, para imprimirlo sobre su superficie fotosensible, posterior a ello, la información adquirida por el sensor se interpreta como una imagen.

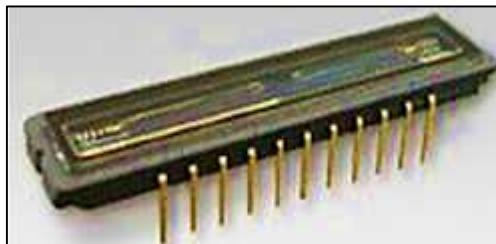


Figura 26: Sensor CCD/CMOS : («Toshiba America Electronics Components», s. f.)

El objetivo.

El objetivo es el conjunto de lentes ópticos que conforman la parte óptica de una cámara fotográfica, y se encargan de recibir la luz que proviene del objeto a fotografiar y dirigirla al sensor de imagen CCD o CMOS

Balance de blancos.

En la fotografía el balance de blancos es el apartado donde se modifica la relación que existe entre la intensidad de la luz y las tonalidades de los colores de un objeto. Los colores varían en tonalidades acorde a las condiciones de iluminación, a este efecto se le denomina temperatura del color. Modificar el balance de blancos provoca distintos resultados en la fotografía de un mismo objeto en un mismo escenario.



Figura 27 : Ajustes en el balance de blanco de una escena: («Digital Foto Red», 2015)

Exposición.

Se conoce como exposición o nivel de exposición a la cantidad de luz que se permite llegar al sensor CCD/CMOS durante una fotografía. Otros factores relacionados a la cantidad de luz son la cantidad de luz sobre el objeto a fotografiarse y el tiempo que el sensor recibe luz. La ecuación 31 rige el valor de exposición en *lux*segundos*:

$$Hv = Ev \cdot t, \quad (31)$$

donde

Hv es el valor de exposición dado en lux*segundos, Ev es la cantidad de luminancia expresada en lux, luego t corresponde al valor del tiempo en segundos.

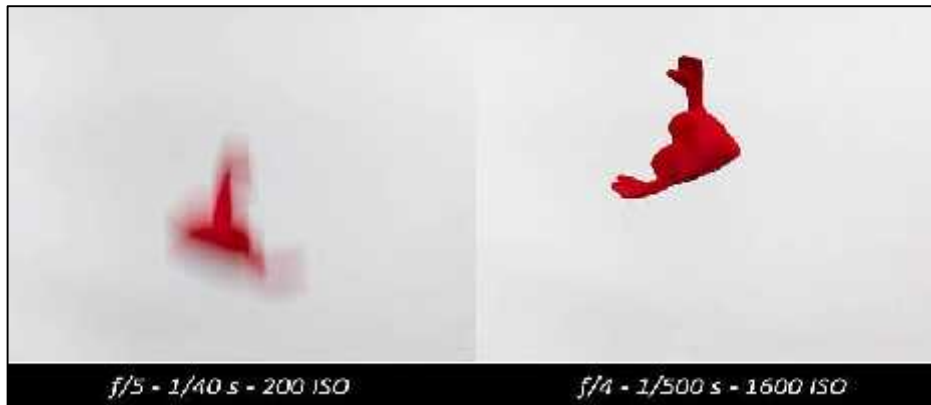


Figura 28: Efectos del valor de exposición sobre la captura fotográfica: (Illescas, 2014)

Enfoque.

Enfocar es modificar la nitidez de un objeto hasta hallar el escenario que se desea para adquirir una fotografía. Cuando la imagen se encuentra enfocada sobre un objeto de interés, el sensor CCD/CMOS concentra los haces de luz provenientes del lente objetivo de forma puntual en el plano, esto da como resultado una imagen nítida. Por el contrario, una imagen esta desenfocada cuando en lugar de concentrar los haces de luz de forma puntual se forman círculos borrosos.



Figura 29: Efecto de enfoque y desenfoco en dos objetos: (Álvarez, 2012)

Zoom e inclinación.

El zoom permite fijar un área de interés para tomar una fotografía al acercar o alejar la visión a un objeto. Dicho de otra forma, el zoom limita el campo de visión dado por la apertura focal de una cámara. La inclinación se presenta de dos formas, vertical y horizontalmente, denominado *panorama* a esta última. La visión humana equivale aproximadamente a 50mm de zoom. («Jazz Fotografía», 2009)

Takano & Ohta, (2007) ejemplifica el uso de cámaras digitales como fotopletismógrafo en el desarrollo de su investigación para la medición de la actividad cardiaca mediante el análisis de secuencias de video del rostro del ser humano. El procedimiento utilizado en la investigación de Takano se resume en los siguientes ítems.

- a) Grabar del rostro de una persona en video
- b) Fijar una región de interés del rostro humano, ajustado manualmente se elige la mejilla, o frente para cada cuadro del video.

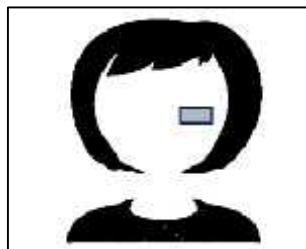


Figura 30: Región de interés fijada en la mejilla, corresponde a 30 x 40 píxeles.

- c) Promediar las intensidades de luz de las regiones de interés que se obtienen, esto se logra al sumar las intensidades de luz de la región de interés y dividiéndola por el número total de píxeles que contiene la misma región.
- d) Almacenar los valores escalares que se obtiene del promediado de la región de interés, las sucesiones de cuadros de video son convertidas a puntos variantes en el tiempo que forman una señal FPG.

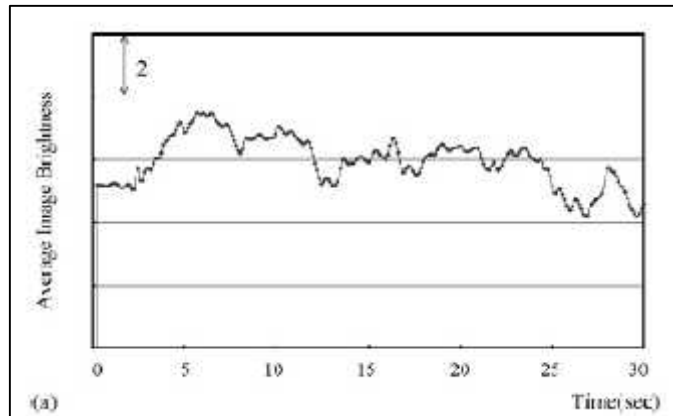


Figura 31: Valores de la intensidad de luz en el tiempo de la sucesión de cuadros de video: (Takano & Ohta, 2007)

- e) Interpolar por muestreo la señal FPG, para eliminar rastros irregulares.

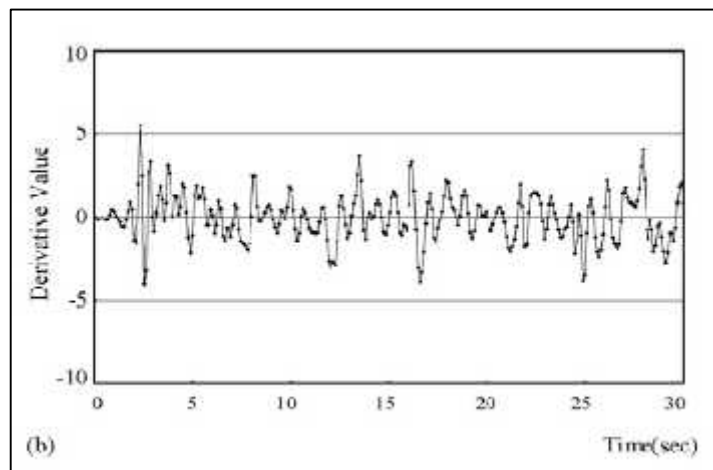


Figura 32: Muestreo de la señal FPG: (Takano & Ohta, 2007)

- f) Filtrar la señal FPG con filtro paso bajo con frecuencia de corte de 2 Hz para eliminar ruido de alta frecuencia.

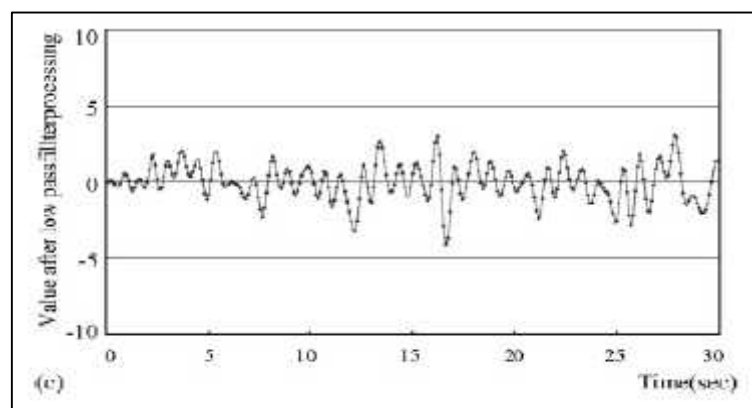


Figura 33: Señal filtrada, frecuencia de corte 2 Hz: (Takano & Ohta, 2007)

g) Analizar la señal FPG en el espectro de frecuencias, observar los picos que representan la frecuencia cardiaca (los valores en Hz se multiplican por 60 para obtener los valores en latidos por minuto y respiraciones por minuto).

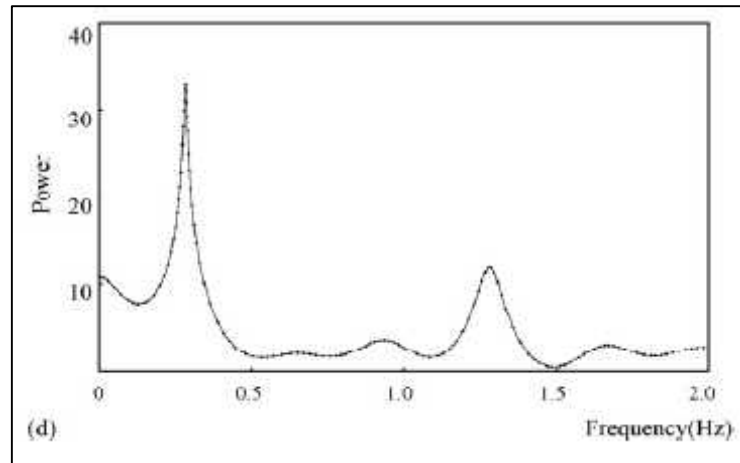


Figura 34: Análisis en el espectro de frecuencia, se observan dos picos correspondientes a la frecuencia respiratoria, y a la frecuencia cardiaca con valores fijados en 0,3 Hz y 1,2 Hz: (Takano & Ohta, 2007)

Verkruyssen, Svaasand, & Nelson, (2008) añaden al estudio anterior la observación de las componentes del canal de color verde del plano RGB en el análisis de la secuencia de video. Esta variación al método de Takano se fundamenta por el nivel de absorción-reflexión en la interacción de la sangre oxigenada y la longitud de onda correspondiente al color verde en contraste con los planos rojo y azul, en la figura 35 se observa el efecto que produce al omitir el canal rojo en el análisis de la absorción de la luz en un tejido biológico. Al igual que en la investigación anterior, la señal FPG se obtiene a partir del análisis de una región de interés fijada manualmente, y los valores escalares son el resultado de promediar el valor de intensidad de luz de los píxeles sobre el número total de píxeles en la región de interés.

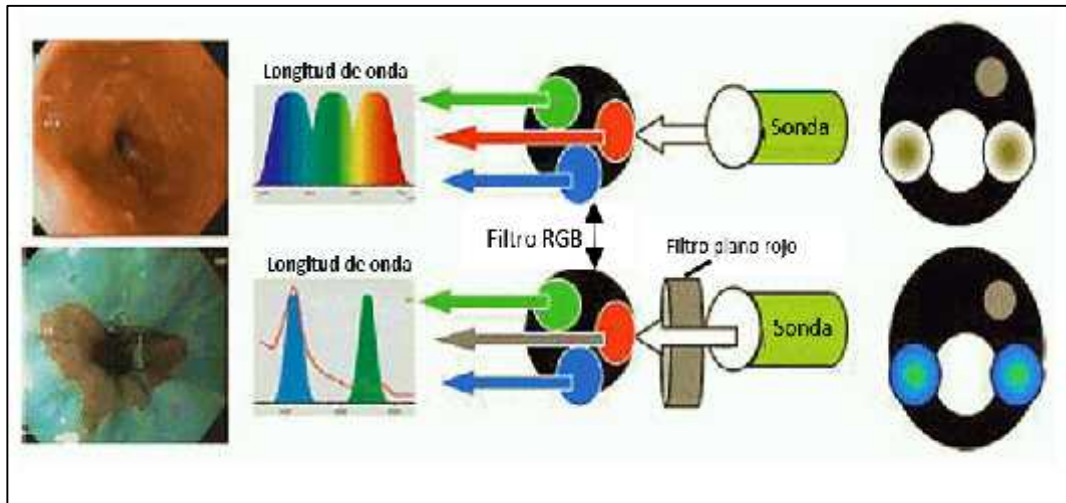


Figura 35: Caracterización óptica de la de hipo faringe: (Camacho & Roberto, 2009)

Nota: se observa mayor diferenciación en el tejido micro-vascular al omitir el plano de color rojo mediante la aplicación de un filtro.

La señal FPG que se obtiene contiene ruidos que se producen por el movimiento de la cabeza, o la respiración. Para eliminar este ruido, se aplica un filtro pasa-banda a la señal con frecuencias de corte de 0,8 y 6 Hz (rango relacionado a los latidos del corazón entre 48 y 360 latidos por minuto), y facilitar el posterior análisis del contenido espectral con la transformada de Fourier.

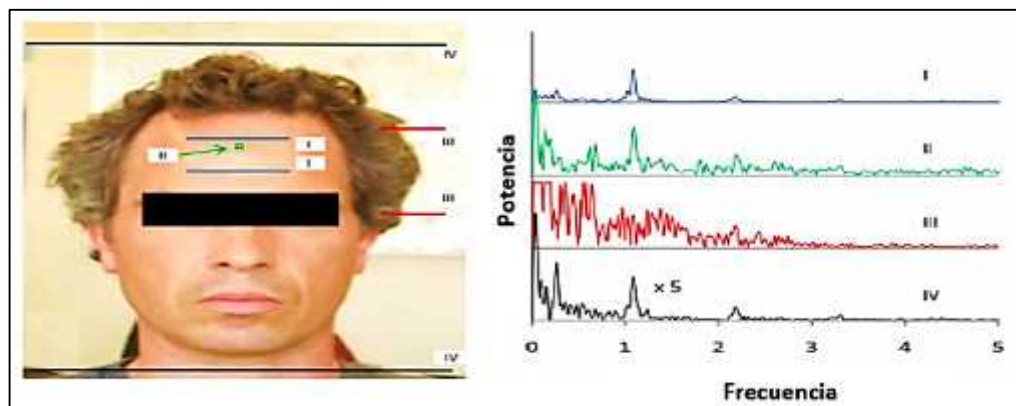


Figura 36: Región de interés en la frente utilizado en el metodo propuesto por Verkrusse et al. : (Verkrusse et al., 2008)

Nota: se observa mayor presencia de ruido en el análisis espectral de la señal obtenida del plano rojo, en comparación con los planos verde y azul del modelo RGB

Bousefsaf, (2014) en su investigación para la estimación de estrés por análisis de video propone un algoritmo basándose en investigaciones anteriores de la magnificación del color en el rostro de Wu et al., (2012) y el análisis de movimiento de cabeza para la detección de ritmo cardiaco de Balakrishnan, Durand, & Guttag, (2013). El método propuesto por Bousefsaf se resume en los siguientes ítems:

- a) Se obtiene una secuencia de video con una cámara web en los planos de colores RGB, como se ilustra en la figura 37. La cámara se enfoca en el rostro mediante la función de zoom, y los parámetros como balance de blancos, y exposición se regulan automáticamente.
- b) Los valores de intensidad luminosa no se obtienen directamente de los cuadros de video como en las investigaciones expuestas anteriormente, sino que se aplica un filtro de mascara, para seleccionar las partes de la imagen que corresponden a la piel.
- c) Los cuadros de video de formato nativo RGB se convierten al plano $L*u*v$.
- d) Se realiza el análisis con la combinación de la máscara con el plano u , esto se logra con una multiplicación de matrices, se entiende que una imagen es una matriz con múltiples valores en los pixeles.
- e) Finalmente, de la imagen producto de la multiplicación se obtienen los valores de las intensidades de cada pixel para generar una señal FPG de los cuadros obtenidos del video.

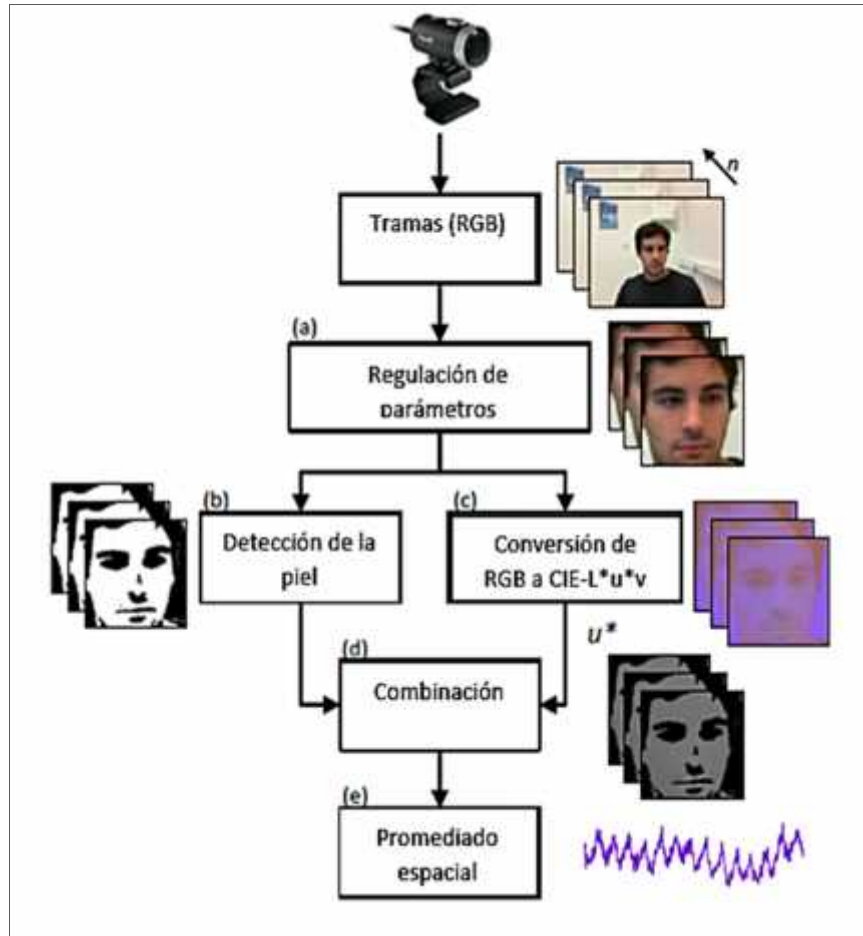


Figura 37: Adquisición de señal FPG, método propuesto por Bousefsaf: (Bousefsaf, 2014)

2.2 MARCO CONTEXTUAL

En la provincia de Santa Elena, y en general en todo el Ecuador, la distribución de los tipos de ocupación ha cambiado notoriamente en los últimos años. De acuerdo con los datos del INEC en el 2010 el 31,7% de las personas económicamente activas se dedican a actividades como la docencia, gerencias, y como personal de apoyo administrativo.(Censos, 2010)

El área de oficina se caracteriza por ser un ambiente cerrado sujeto a condiciones desfavorables para el correcto desenvolvimiento laboral. Entre las causas que provocan el efecto mencionado están la iluminación artificial, la calidad del aire, la ergonomía de los asientos, y la cantidad de ruido generado por equipos de oficina como fotocopiadoras, faxes, teléfonos, impresoras y sistemas de

ventilación. La combinación del ruido generado por estos equipos supera fácilmente los 55 decibelios, esto interfiere con la concentración y el desarrollo de altos niveles de estrés.

El estrés es un indicador muy frecuente de la presión psicológica ejercida por el trabajo de oficina. El movimiento limitado como causa para el desarrollo de estrés se suma a los factores que se mencionan en el párrafo anterior. Las personas que trabajan en áreas de oficina deben sobrellevar estos factores adversos que además del estrés provocan enfermedades como la insuficiencia cardiaca, la hipertensión arterial, y lesiones musculares en el cuello y la espalda.

2.3 METODOLOGÍA

El desarrollo del trabajo comprende el análisis comparativo del estado actual del monitoreo y análisis de la actividad cardiaca de las personas de actividad física reducida en su ambiente de trabajo, la elaboración de los lineamientos para el desarrollo de un sistema de monitoreo de la actividad cardiaca, la adquisición de señales ópticas y su procesamiento, el desarrollo de modelos de interpretación y visualización de resultados.

Los métodos utilizados en este trabajo se fundamentan en las disposiciones básicas de la teoría de la transferencia de radiación para describir los procesos de interacción de la radiación óptica con los tejidos biológicos, la modelización matemática para estudiar los cambios en la intensidad de la radiación óptica, los métodos de filtración para eliminar el ruido de fondo, la estadística matemática y procesamiento de información de la computadora para comprobar la adecuación de los módulos desarrollados.

Las fuentes de información primarias para el desarrollo del proyecto son revistas indexadas con trabajos relacionados a la caracterización de señales fisiológicas presentes en el ser humano, informes científicos que detallen la aplicación de la técnica de la fotopleitismografía para la extracción y valoración de las señales fisiológicas, normas técnicas, libros de fundamentos electrónicos para el

desarrollo de filtros y el tratamiento de señales discretas. Además, como fuentes secundarias se recurre a artículos en páginas web, y manuales técnicos del software MatLab.

El presente trabajo es no experimental, dado que las variables de interés no serán controladas, ni se ejercerá manipulación alguna sobre ellas. Esto significa que, el tipo de estudio empleado será descriptivo, ya que se describirá la interacción de la radiación óptica con la piel del rostro. El enfoque del trabajo es la extracción y medición de la información fotopletismográfica presente en el rostro, a fin de utilizar dicha información para valorar el estado de las funciones cardiovasculares.

CAPÍTULO III

DESARROLLO Y RESULTADOS

3.1 MÉTODO DE RECUPERACIÓN Y FILTRADO DE LAS SEÑALES ÓPTICAS

En este apartado se explican los módulos desarrollados para la adquisición de una señal fotoplestismográfica del rostro a través del análisis de video, utilizando una cámara web y un ordenador. Los algoritmos de adquisición de imagen, grabación de video, filtrado óptico, filtrado temporal y demás a exponerse en esta sección se desarrollaron en la herramienta de software MatLab 2014a (The MathWorks, Inc.).

3.1.1 CONFIGURACIÓN INICIAL DE LA CÁMARA WEB

Para el análisis del video es necesario contar con un perfil de grabación estable. Tal perfil debe compensar cambios bruscos de los niveles de iluminación que influyen en el resultado final de la imagen adquirida. Los parámetros como el brillo, la saturación del color, el balance de blancos son los más susceptibles a estos cambios, por lo que, el modo automático de grabación del video no es una opción fiable.

Para obtener una configuración que se adapte mejor a la mayoría de condiciones de luminosidad, se exploraron distintas opciones utilizando el toolbox “image acquisition” en MatLab. Este toolbox, permite manipular las propiedades de la cámara web en tiempo real. Los parámetros modificados son los siguientes: *hue*, *saturation*, *gamma*, *sharpness*, *whitebalance*, y *resolution*, como se ilustra en la figura 37.

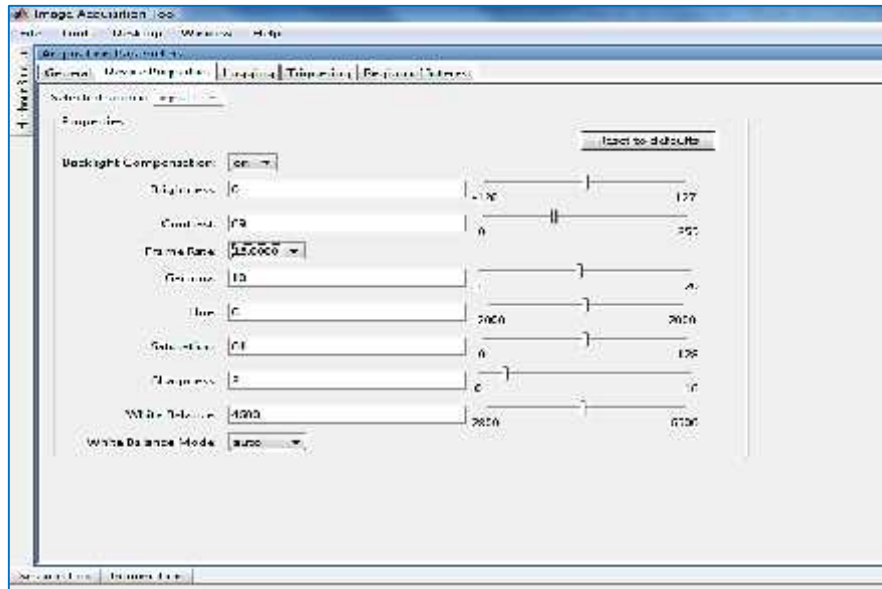


Figura 38: Panel de configuración del toolbox “Image acquisition” de MatLab.

El valor de matiz modifica las longitudes de onda de los colores según la percepción del ojo humano, este valor junto a la saturación y los brillos combinados representan los colores en el modelo de color HSL. El Matiz se representa en este modelo como un círculo con grados entre 0° y 360° , siendo el 0° las longitudes de onda pertenecientes al rojo. El color verde se sitúa entre los 120° , y el color azul en los 240° . Es importante considerar estos puntos, pues la longitud de onda para la adquisición del video se fija en un campo cercano a la longitud de onda del color verde.



Figura 39: Niveles de matiz, a) en nivel bajo b) matiz de nivel medio, c) nivel máximo de matiz

Nota: En niveles bajos las longitudes de onda de los colores son cercanos al rojo, mientras que en el matiz medio, las longitudes de onda se acercan al verde, y en el nivel máximo de matiz se resaltan las longitudes de onda del color azul.

La saturación es la cantidad o intensidad de color en un pixel de la imagen. Es posible relacionar la saturación con la pureza del color, a menor saturación el color es sombrío u oscuro, mientras que a mayor saturación el color es más brillante. Se establece un valor del 75% de saturación ya que para la extracción de la señal se requiere de una imagen medianamente saturada, tal como se observa en la figura 40.



Figura 40: Los niveles de saturación modifican el aspecto visual de los colores, a) oscureciendo. b, c) o aumentado su pureza según el nivel de saturación que se configure.

En el *toolbox image acquisition*, el parámetro gamma modifica los valores de brillo de la cámara web, corresponde a *luminance* en el modelo de color HSL y para la grabación del video es posible configurarlo a un 50% de iluminación. Mientras que la nitidez no debe ser superior al 60%, se observa que valores superiores magnifican los detalles como el parpadeo de ojos en las imágenes adquiridas, tal como se observa en la figura 41.



Figura 41: La nitidez muestra el grado en que la cámara adquiere una imagen detallada, a) poco definida, b) definición media, c) definición alta.

El ajuste de la resolución define el tamaño del ancho y el alto de las tramas del video. Según los controladores instalados en los ordenadores existirán diversos valores de resolución 1360x720, 640x480, y 320x240 pixeles. Se establece el

valor de 320x240 píxeles como resolución para la grabación del video. El balance de blancos está configurado inicialmente en modo automático, al estar en dicho modo, es común notar las variaciones en los blancos por los cambios en la iluminación ocurridos durante las grabaciones de video, esto perjudica el análisis posterior del mismo debido al ruido que adquieren las tramas. El balance de blancos es cambiado a modo manual y es ajustado al 60%, los cambios en la escena que produce el ajuste del balance de blancos se observan en la figura 42.



Figura 42: El balance de blancos a) nivel bajo. b) nivel intermedio, c) nivel alto.

Modelo de color.

El controlador de la cámara web utilizada para la adquisición de imagen permite elegir dos modelos de colores, el modelo RGB, y el YUV. El modelo RGB además de las resoluciones 640x480, 320x240, y 160x120 píxeles incluidas en el modelo YUV, permite seleccionar también la resolución 176x253. La superposición de los vectores de los modelos RGB y YUV, permite la generación de las distintas gamas de colores como se ilustra en la figura 42. Se establece como modelo de color para la grabación del video el espacio de color RGB por la facilidad que ofrece en el entorno de MatLab para descomponer una imagen en los tres planos de colores.

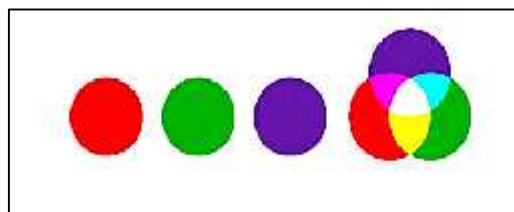


Figura 43: Resultados de sus primeras combinaciones en parejas de los colores primarios: (Instituto Nacional de Tecnologías Educativas y de Formación del Profesorado, 2015)

Los parámetros expuestos fueron considerados para obtener una grabación estable y disminuir el ruido durante la misma. El módulo de configuración de la cámara web establece estos valores reemplazando a los valores iniciales de la cámara web y se mantienen durante toda la grabación.

3.1.2 GRABACIÓN DE VIDEO

Este módulo es el encargado de la grabación en video del rostro, de donde se extraerá la señal FPG. A partir de las configuraciones iniciales de la cámara web expuestas en el apartado anterior se establece como tiempo de grabación 60 segundos, esto facilita que la señal FPG obtenida se analice en un tiempo ya determinado.

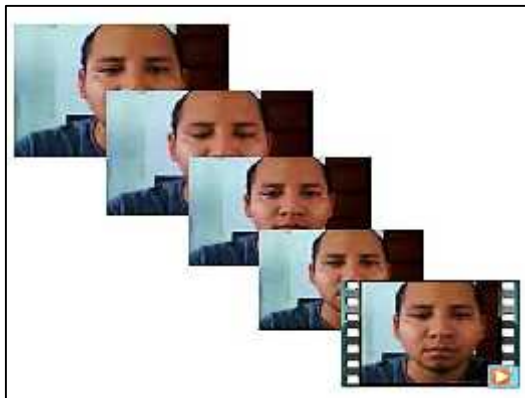


Figura 44: Serie de cuadros extraídos del video por medio del módulo propuesto.

La tasa de adquisición de muestras en la grabación del video es de 15 fotos por segundo, esto también puede configurarse a 10,12 o 30 fotos por segundo, dependiendo del controlador de la cámara web. La resolución de grabación está configurada en el módulo *configuraciones iniciales* y corresponde a 320x240 pixeles. Se consideró este tamaño de imagen para reducir el volumen de información a almacenar.

3.1.3 DETECCIÓN DEL ROSTRO

En la extracción de la información FPG, existen varias técnicas para delimitar el área de interés, en este caso el rostro del individuo presente en la grabación. Una de estas técnicas consiste en fijar manualmente el área que corresponde al rostro utilizando coordenadas en 'x' y 'y' en la herramienta **imtool** de Matlab. Esta tarea implica una actividad repetitiva y poca práctica dado el número de cuadros que se obtienen en cada grabación.



Figura 45: Aplicación del algoritmo de Viola-Jones para la detección del rostro.

También MatLab ofrece algoritmos como es el algoritmo de Viola Jones que permiten la identificación de rostros, o de ciertas partes dentro del rostro como la nariz, ojos, o la boca. En este trabajo se modifica el uso generalizado que se ha dado al algoritmo de Viola Jones. De esta manera no solo se identifica el rostro, sino también se recorta y almacena la imagen resultante, como se presenta en la figura 45.

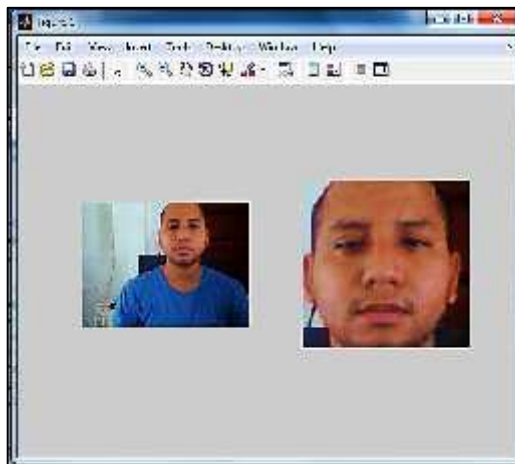


Figura 46: Ejecución del algoritmo de Viola Jones.

3.1.4 DETECCIÓN DE LA PIEL DEL ROSTRO Y FILTRADO DEL FONDO

La imagen que contiene el rostro obtenido con el uso del algoritmo de Viola Jones contiene aun ciertos elementos no deseados, que de ser incluidos en el análisis y extracción de la señal FPG provocarían la presencia de datos que carecen de valor alguno para este trabajo. La señal FPG se adquiere a partir de las variaciones del flujo sanguíneo del rostro, por lo tanto, se intenta disminuir la presencia de elementos ajenos al rostro como son el fondo, cabello, paredes de colores, entre otros. Esto se consigue mediante el uso de la segmentación de imagen, que deja para el análisis solo los pixeles que pertenecen a la región del rostro.

La segmentación de imagen se refiere a la detección de información de una imagen o regiones de la misma. Se basa en el análisis de la luminancia de los pixeles, la cromancia de los planos de modelos de colores y las características dadas por los bordes o límites de los elementos presentes en una imagen. Las técnicas de segmentación aplicadas en el filtrado de fondo son la separación del plano gris de una imagen con el comando **rgb2gray** y la binarización de la imagen aplicando el comando **im2bw()** que transforma una imagen a color en una imagen en blanco y negro. Antes de aplicar la binarización de la imagen, se procede a la detección de la piel utilizando el modelo de color HSV. Se observa el efecto de binarizar una imagen sin la detección de la piel utilizando el modelo RGB en la figura 47.

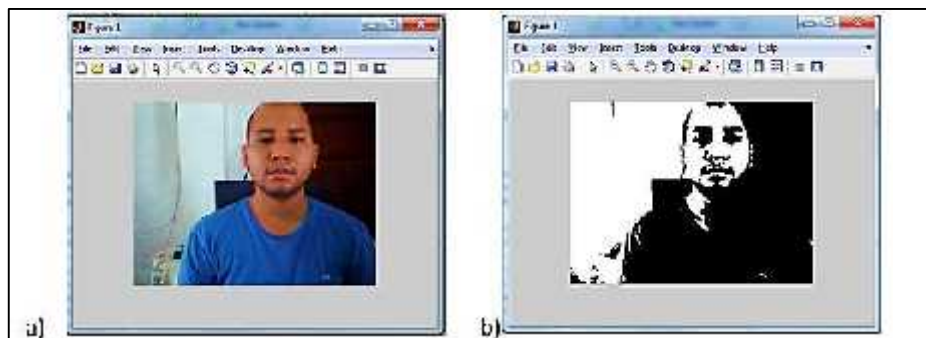


Figura 47: Acción fallida al intentar obtener una máscara de filtrado utilizando el modelo RGB.

A diferencia de trabajos anteriores, donde se utiliza el modelo de color L^*u^*v o el modelo RGB para la obtención de la máscara de filtrado, en este trabajo se utiliza el modelo de color HSV. Esta selección obedece a que el modelo HSV permite modificar parámetros de la imagen como el brillo, y el matiz, sin que se vea afectada la cromancia de la imagen.

A continuación, se muestra las ecuaciones que darán paso a la conversión de una imagen del modelo RGB a modelo HSV, véase las ecuaciones 32, 33 y 34.(Casteloes, de Oliveira, & Franco, 2013)

$$H = \begin{cases} 60 \frac{G-B}{MAX-MIN} + 0 & \text{si } (MAX = R) \text{ y } (G \geq B) \\ 60 \frac{G-B}{MAX-MIN} + 360 & \text{si } (MAX = R) \text{ y } (G < B) \\ 60 \frac{B-R}{MAX-MIN} + 120 & \text{si } MAX = G \\ 60 \frac{R-G}{MAX-MIN} + 240 & \text{si } MAX = B \end{cases}, \quad (32)$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{MAX}, \quad (33)$$

$$V = MAX, \quad (34)$$

donde:

H es el matiz de colores.

S la saturación.

V el valor del brillo de la imagen.

Una vez realizada la conversión, el algoritmo modifica el plano V con el fin de aumentar el brillo de los colores de los píxeles y obtener colores cercanos al blanco. Este paso resalta la piel y define los bordes del rostro, pero no excluye el

fondo de la imagen que no pertenece al rostro. El matiz modifica las longitudes de onda de los colores presentes en una imagen. El algoritmo modifica el valor inicial del matiz de la imagen para oscurecer los colores de fondo sin afectar la piel del rostro. Como resultado se obtiene una imagen que resalta la piel del rostro y oscurece los fondos.

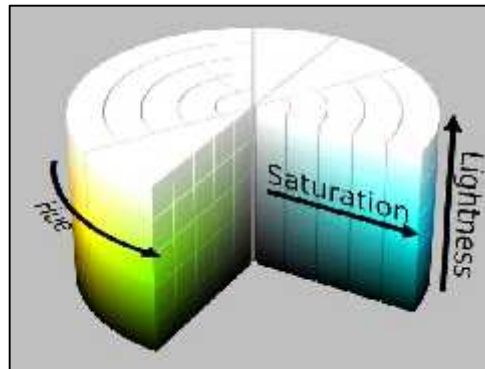


Figura 48: Representación del modelo de color HSV, matiz, saturación, y brillo por sus singlas en inglés: (Casteloes et al., 2013)

Posteriormente se convierte la imagen resultante del modelo HSV al modelo RGB, de esta conversión se separa el plano gris utilizando el comando **rgb2gray**. Se aplica el comando **im2bw** para binarizar la imagen del plano gris, obteniendo una máscara de filtrado que asigna valores de 0 para el fondo de la imagen y un valor de 255 para la región que comprende el rostro, tal como se observa en la figura 49

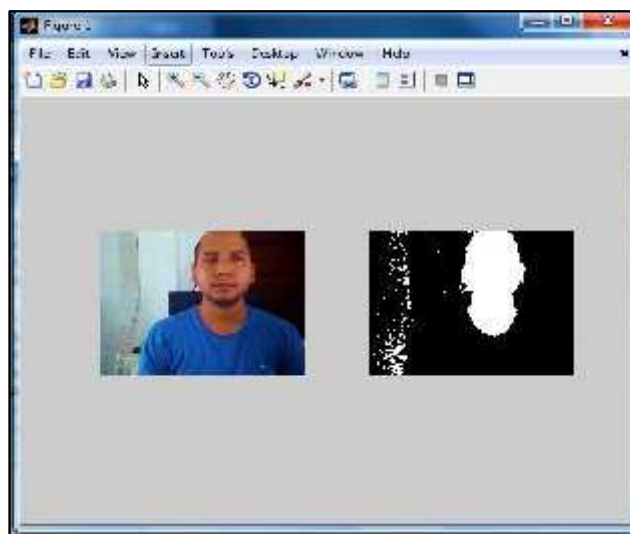


Figura 49: En la parte izquierda de la imagen se muestra la trama original en el modelo RGB, el cual después de aplicarse el módulo de filtrado de fondo, se obtiene una máscara de detección de piel deseada.

3.1.5 TRANSFORMACIÓN DEL MODELO DE COLOR RGB A CIEL*U*V*

El modelo RGB ofrece colores muy cercanos a la realidad al estar basado en los tres conos de colores primarios presentes en la visión humana, sin embargo, es muy sensible a los cambios en la iluminación. Estos cambios provocan que cada uno de los tres planos varíe en función de la luminosidad captada en la fotografía. Como consecuencia se afecta a la señal FPG a extraerse pues aumenta y disminuye bruscamente en su amplitud. El módulo de extracción está formado por un algoritmo que convierte del espacio RGB a un modelo que permite analizar la cromancia de la imagen, sin que esta se vea afectada por la luminosidad, ya que la luminosidad se encuentra en otro plano.

El modelo de color que permite el análisis de la cromancia de colores de la imagen y la luminosidad por separado es el espacio $L^*u^*v^*$. Este modelo de color fue establecido en 1931 por la Comisión Internationale de l'Éclairage (CIE), basándose en una serie de experimentos realizados a finales de los años 1920 por W. David Wright y John Guild.



Figura 50: Resultado de la conversión de la imagen del plano RGB al plano $L^*u^*v^*$, y su descomposición en cada plano.

El modelo de $L^*u^*v^*$ está formado por tres planos que son la luminancia L^* , el plano de cromancia u^* , y el plano de cromancia v^* . En el plano L^* se asigna la información de las intensidades de iluminación, dando un valor 0 para una imagen oscura, y 100 para una imagen con saturación de luz. El plano u^* contiene la cromancia de colores correspondientes al rojo y verde. En este plano, el color verde (544 nm) abarca las longitudes de onda de luz que la hemoglobina

absorbe y refleja (540-577 nm) durante el proceso de oxigenación y desoxigenación. El plano v^* corresponde al plano de colores amarillo para valores negativos y magenta con valores positivos.

Debido a que en MatLab no existe una función que convierta una imagen del modelo RGB a $L^*u^*v^*$, fue necesario realizar un paso intermedio. Las imágenes en el modelo RGB se convierten al modelo $x^*y^*z^*$, seguidamente se realiza la conversión del modelo $x^*y^*z^*$ al modelo $L^*u^*v^*$. La matriz de transformación de RGB a $x^*y^*z^*$ se detalla en la ecuación 35. (Artigas, 2002, p.44)

$$\begin{matrix} \mathbf{x} & 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 & \mathbf{R} \\ \mathbf{y} & 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 & \mathbf{G} \\ \mathbf{z} & 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 & \mathbf{B} \end{matrix} \quad (35)$$

Una vez obtenidos los valores correspondientes a x , y , z , el módulo realiza la transformación al espacio $L^*u^*v^*$, las condiciones y ecuaciones de transformación se muestran en las ecuaciones 36, 37 y 38. (Perea, Artigas, & Ramo, 2002, pp. 22-24)

$$\begin{aligned} L &= \left\{ 116 \frac{y}{y_n}^{\frac{1}{3}} \right. & \text{para } \frac{y}{y_n} > 0,008856 \\ L &= 903.292 \frac{y}{y_n} & \text{para } \frac{y}{y_n} \leq 0,008856 \end{aligned} \quad (36)$$

$$u' = \frac{4x}{x+15y+3z}; \quad v' = \frac{9y}{x+15y+3z}, \quad (37)$$

$$u = 13 L \quad u - u_n; \quad v = 13 L \quad v - v_n. \quad (38)$$

El módulo transforma la imagen nativa del modelo RGB al modelo $L^*u^*v^*$, esto facilita el análisis y la extracción de la señal FPG, la imagen resultante en este módulo contiene tres planos, el de luminancia L , el plano u^* que contiene la cromancia rojo y verde, y el plano v^* de la cromancia amarillo y magenta, tal como se muestra en la figura 50. El fin de esta transformación es utilizar el plano u^* de la imagen transformada.

3.1.6 COMBINACIÓN DE LA MÁSCARA CON LA IMAGEN DEL ESPACIO CIE-L*U*V*

Este módulo es el encargado de obtener una imagen nueva a partir de la combinación de las imágenes resultantes en los módulos *Detección de la piel del rostro* y *filtrado del fondo*, y *Transformación del modelo de color RGB a CIE-L*u*v**. El proceso se lleva a cabo mediante una multiplicación de matrices entre la máscara y la imagen del plano u^* . La figura 51 ilustra las imágenes a combinar.



Figura 51: La imagen de la derecha pertenece al plano u^* de la trama, la imagen de la izquierda muestra la máscara con la cual se combina para filtrar la piel del rostro.

Después de las operaciones matriciales se obtiene como resultado una imagen que contiene la información fotopletismográfica del rostro y elimina el fondo no deseado. Este módulo realiza la misma operación con cada una de las imágenes del flujo de video grabado, en la figura 51 se observa el resultado obtenido de la combinación de imágenes.

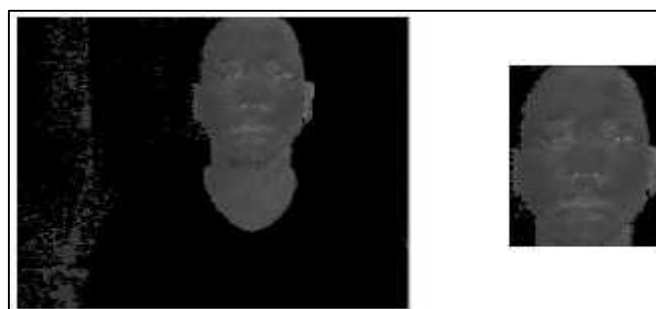


Figura 52: A la izquierda la imagen completa una vez filtrado el fondo y detectada la piel, a la derecha el rostro del individuo recortado utilizando el algoritmo de Viola Jones.

3.1.7 PROMEDIADO ESPACIAL

Cada pixel contiene un valor numérico que se visualiza en pantalla como una tonalidad de color, tal como se observa en la figura 53. La coloración en la piel del rostro cambia según el flujo sanguíneo y la función cardiaca. Si la coloración de la piel del rostro cambia según el ciclo cardiaco, entonces el valor numérico de cada pixel también varía, de estos cambios de coloración se puede adquirir una señal FPG, extrayendo los valores numéricos de los pixeles en cada trama del video en función del tiempo.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
5	0,088269	0,068425	0,065826	0,046577		0,055688	0,011554	0,059605	0,033931	0,034046
6	0,065467	0,024747	0,029769	0,098493	0,099139	0,09211		0,05067	0,042434	0,001952
7	0,07376	0,016396	0,038822	0,07512	0,075955	0,011412	0,071943	0,092749	0,03296	0,02306
8	0,02585	0,025936		0,050903	0,060759	0,015388	0,049815	0,058738		0,021211
9	0,074831	0,09334	0,018969	0,022016	0,062233	0,046514	0,071597	0,086799		0,007434
10	0,027627	0,013231	0,008282	0,09946	0,006708		0,026451	0,08856		
11	0,098998	0,022056	0,051392	0,026971	0,024841	0,06463	0,042911	0,05589		
12	0,013862	0,038208	0,05371	0,083577	0,040666	0,077677	0,02163	0,0157		
13	0,069496	0,026772	0,059312	0,069884	0,088806	0,084253	0,042769	0,05324		
14	0,068464		0,017373	0,058065	0,018774			0,07393		
15	0,078103	0,045698	0,071101	0,003285	0,042341	0,092937	0,095197	0,08301		
16	0,02766	0,085798	0,033832	0,054088	0,067847	0,02264	0,055885	0,04735		
17	0,077433	0,070753	0,008716	0,064478	0,041627	0,076579	0,030401	0,09569		

Figura 53: Las imágenes se traducen a matrices con valores escalares pertenecientes al valor de cada pixel.

El módulo de promediado espacial toma cada imagen resultante de la combinación de la máscara y el plano u^* y realiza un promediado espacial para obtener de la imagen un valor escalar. El promediado espacial es una operación matemática que suma el valor de cada uno de los pixeles de una imagen y el resultado de la suma es dividida para el número total de pixeles de la imagen.

3.1.8 CONSTRUCCIÓN DE LA SEÑAL FOTOPLETISMOGRÁFICA

El valor escalar de cada una de las imágenes es almacenado como datos para un posterior análisis, es necesario presentar el conjunto de datos como una señal variante en el tiempo, que pueda ser relacionada con el tiempo del video grabado. Por ello, se construye un vector de tiempo de dimensión igual a 60 segundos, con una frecuencia de aumento obtenida de la división entre el

número de tramas del video y 60 que corresponde al tiempo. En la figura 54 se representa en almacenamiento de los datos obtenidos del promediado local.

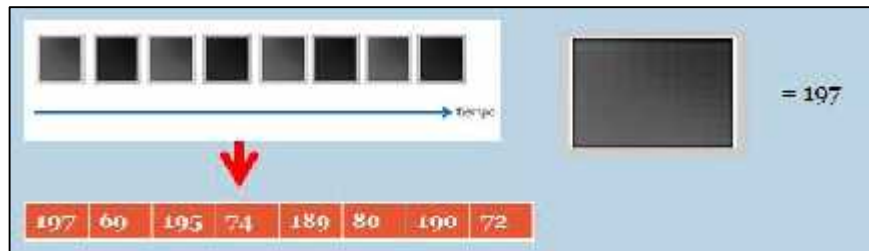


Figura 54: Representación de datos(n) almacenados en un vector, se representarán de forma gráfica al relacionarse con un vector tiempo.

El conjunto de datos y el vector construido son de iguales dimensiones, y el dato (1) se relaciona al tiempo (1) aumentando la relación hasta el dato (n=60) y el tiempo (n=60). Se obtiene al final del módulo una señal FPG que muestra de forma gráfica y en función del tiempo las variaciones de la coloración en la piel del rostro provocado por el flujo sanguíneo, según la frecuencia cardiaca. En la figura 55 se visualiza una señal FPG extraída del análisis del video.

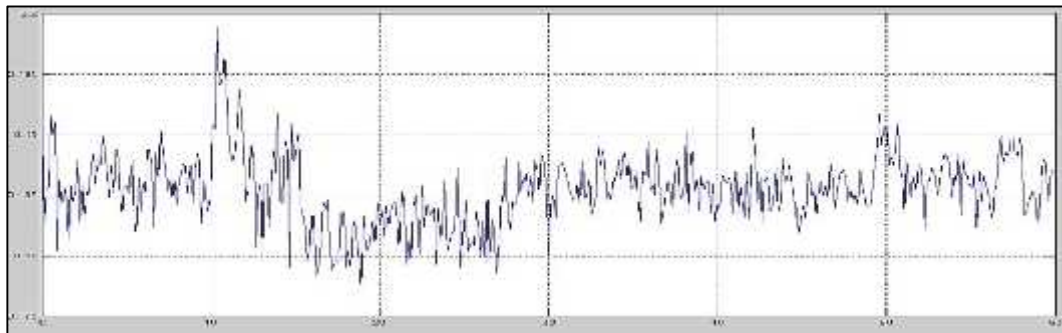


Figura 55: Representación gráfica de la señal FPG extraída del análisis de video de un rostro, con tiempo $t=60$ seg.

3.1.9 RESUMEN DEL MÉTODO APLICADO

Se presenta el método aplicado para la extracción de la señal FPG a partir del análisis de video. También, en la figura 56 se observa el método propuesto de forma sistemática:

- a) Configuración de la cámara web del computador, regulación de parámetros de video como, Matiz, Saturación, Nitidez, Brillo y Balance de

Blancos, con el fin de compensar los efectos no deseados de los cambios de iluminación durante la grabación.

- b) Grabación del video, se establece el número de fps (fotos por segundo), el tiempo de grabación, y el modelo de color RGB.
- c) Detección del rostro utilizando el algoritmo de Viola Jones, se almacenan los recuadros que contienen el rostro.
- d) Detección de la piel y filtrado óptico de la imagen que contiene el rostro, aplicando la técnica de segmentación de imagen.
- e) Conversión de la imagen del rostro del modelo RGB a CIE-L*u*v*, con el fin de separar en un solo plano la luminancia y analizar la cromancia de colores pertenecientes a la imagen sin que los colores sean afectados por la luminosidad.
- f) Combinación de imágenes, mediante una multiplicación de matrices se realiza la combinación de la máscara, con el plano u^* de la imagen en ese espacio CIE-L*u*v*.
- g) Reconstrucción de la señal, mediante el promediado espacial se extraen los valores escalares de cada trama que contiene la información FPG, y se relacionan en función del tiempo, obteniendo una señal fotopletoisomográfica en bruto variante en el tiempo.

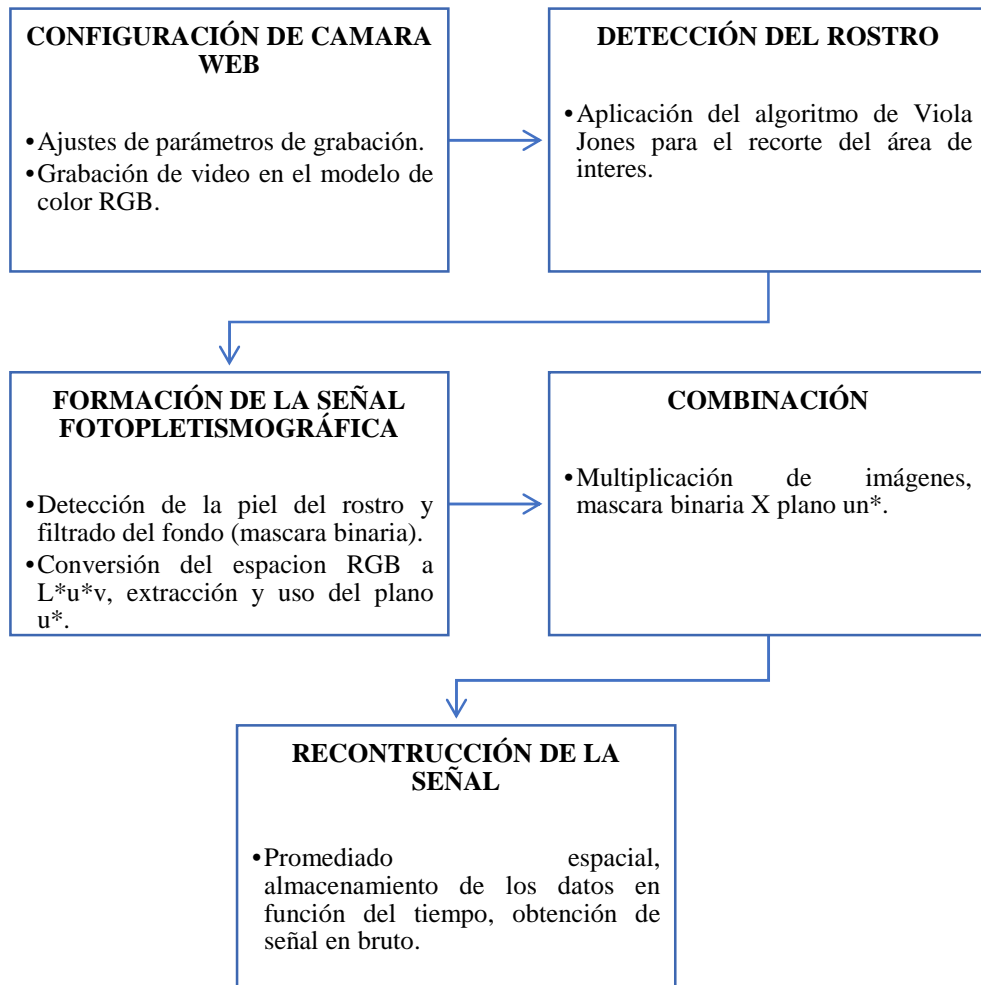


Figura 56: Resumen del método para la extracción de la señal FPG.

3.2 DESARROLLO ALGORÍTMICO DE LA EXTRACCIÓN DE LA FRECUENCIA CARDÍACA A PARTIR DE LA SEÑAL ÓPTICA

3.2.1 ETAPA DE PRE-FILTRADO

La señal FPG obtenida del análisis de los cuadros de imágenes pueden contener valores aberrantes o atípicos que superaron los módulos del filtrado óptico, tal como se observa en la figura 56. Asimismo, es común que la señal tenga tendencia a la curva, esto conlleva a que las amplitudes sean variadas sin seguir un patrón común. Se observa que el análisis de la señal FPG sin suprimir las mencionadas características añaden valores de densidad de energía no deseados en el análisis espectral para obtener la frecuencia cardiaca.

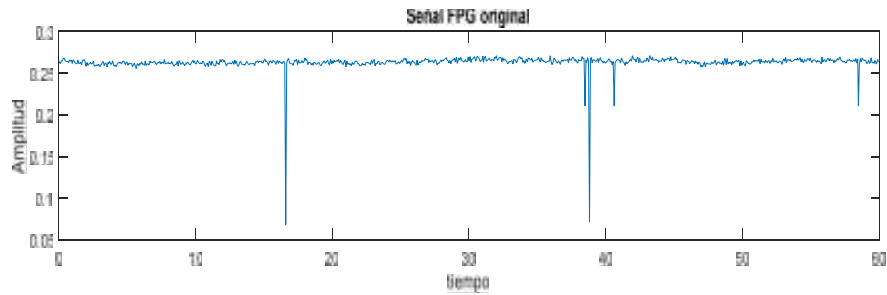


Figura 57: Ejemplo de señal con valores atípicos en los tiempos= 16, 38, 50 seg.

Los valores atípicos son eliminados mediante el barrido y comparación de los datos con un valor fijado manualmente utilizando la función *find* en MatLab, el valor de comparación se establece en 0.2, todo valor menor a este es reemplazado por el promedio de los datos FPG, se elige el valor 0.2 dado que en el análisis de todas las señales los valores atípicos están por debajo de este.

Se implementa un módulo destinado al filtrado de las frecuencias bajas que provocan las tendencias a la curva en el comportamiento de la señal FPG mediante la aplicación de la transformada rápida de Fourier *fft*. A este proceso se le denomina *linealización de la señal*, además, la señal es centrada en cero aplicando la *normalización de señales*, que consiste en invertir la señal en el eje de las x correspondiente al tiempo, y sumarle el promedio de los datos FPG, tal como explica la ecuación 39, los resultados de estos procesos se observan en la figura 58.

$$FPG = FPG x - 1 + \mathbb{P}, \quad (39)$$

donde:

FPG es la señal foto-pletismográfica.

\mathbb{P} corresponde al valor promedio de los datos FPG.

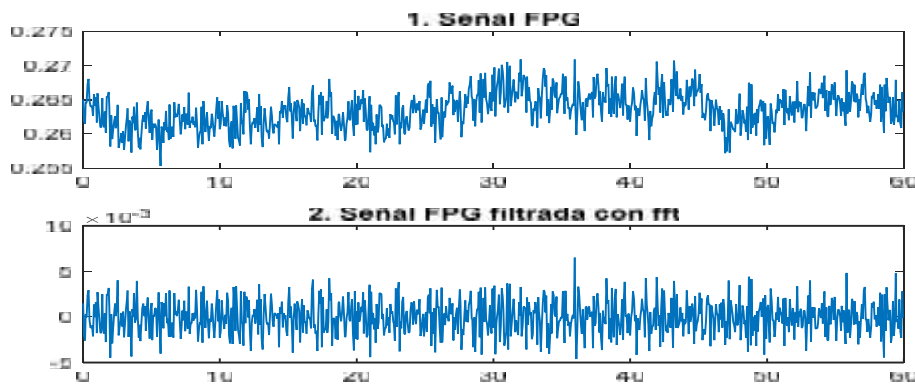


Figura 58: Diferencias ente la señal FPG antes y después de ser filtrada con fft.

3.2.2 INTERPOLACIÓN DE LA SEÑAL

Para una mejor reconstrucción de la señal FPG se cambia la tasa de muestreo original de 15 Hz interpolando a una tasa de muestreo de 30 Hz, al aumentar los puntos de la señal FPG se contribuye a la detección de los picos de la misma con mayor precisión, la señal obtenida de la interpolación se observa en la figura 59. La interpolación se realiza recurriendo al método de interpolación cubica ‘splines’ función en MatLab para el tratamiento de señales.

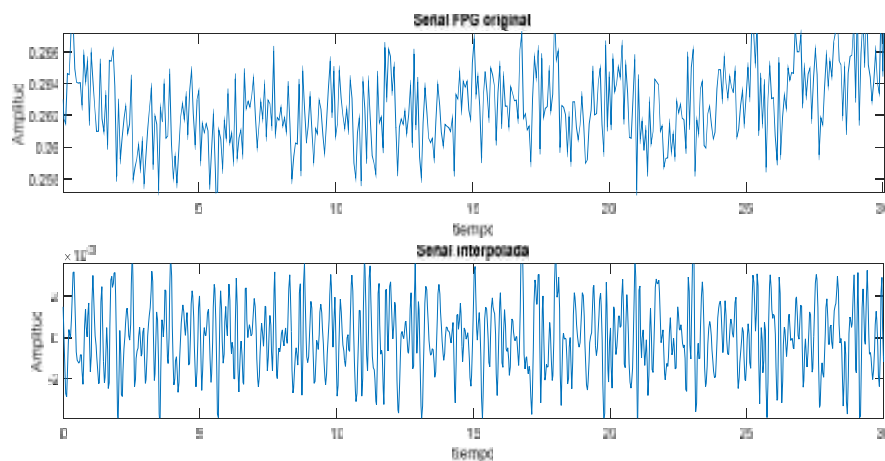


Figura 59: Comparación entre la señal FPG original, y la señal FPG interpolada.

3.2.3 FILTRADO DE LA SEÑAL FPG

Se implementaron dos filtros que limitaran la señal interpolada en las frecuencias de 0.8 y 4 Hz, que corresponden al rango de 48-240 latidos por minutos. El tipo de filtro elegido es el Butterworth dada sus características como respuesta en

frecuencia extremadamente planas con un mínimo de ondulaciones. Para el diseño de la etapa de filtrado de la señal interpolada, se considera el teorema de muestreo de Nyquist revisado en la sección 2.1.1.

La frecuencia máxima presente en la señal interpolada es de 30 Hz, se considera esta información para el diseño del filtro Butterworth paso alto con características como frecuencia de corte igual 0.8 Hz (valor mínimo de frecuencia cardiaca igual a 48 latidos por minuto), orden del filtro 4, y frecuencia de muestreo 60Hz. La frecuencia de muestreo para el diseño del filtro paso bajo Butterworth es la misma utilizada en el filtro paso alto igual a 60 Hz, el orden del filtro paso bajo es 4, y la frecuencia de corte se establece en 4 Hz correspondiente al valor máximo de 240 latidos por minuto. Las figuras 60 y 61 ilustran las respuestas en frecuencia de los filtros diseñados.

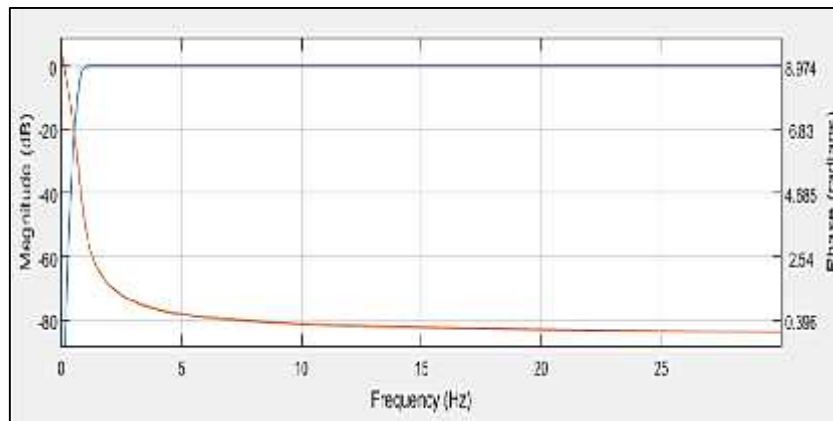


Figura 60: Respuesta en frecuencia y en fase del filtro Butterworth paso alto, las frecuencias menores a 0.8 son atenuadas según se encuentren próximas a la frecuencia de corte.

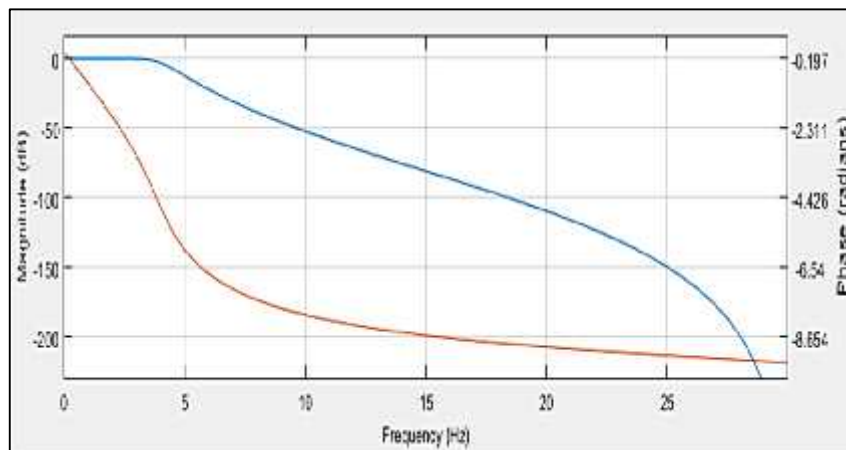


Figura 61: Se observa la respuesta en fase y en frecuencia del filtro paso bajo Butterworth, con atenuación de -50 db por década a partir de la frecuencia de corte 4 Hz.

El diseño y la construcción de ambos filtros se realizaron en el toolbox de MatLab "Filter Design & Analysis Tool" con las características que se mencionaron anteriormente, una vez diseñados los filtros, son exportados a códigos como funciones independientes que puede ser utilizadas en posteriores ocasiones. Se aplican los filtros a la señal interpolada y se eliminan las frecuencias no deseadas presentes en la señal menores a 0.8 Hz y mayores a 4 Hz, limitando entre 48 y 240 el rango del número de latidos por minutos, tal como se observa en la figura 62.

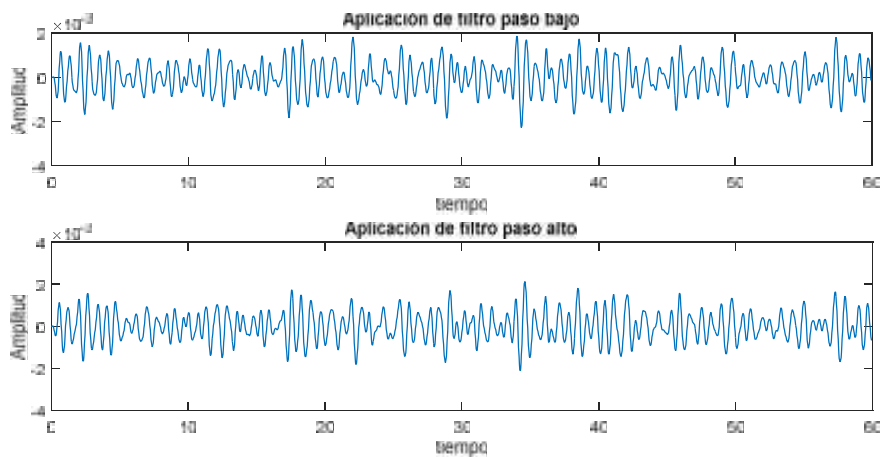


Figura 62: Aplicación de filtro paso bajo y paso alto a la señal FPG.

3.2.4 ANÁLISIS ESPECTRAL DE LA SEÑAL FPG

La señal obtenida luego de ser filtrada contiene la información fotopletiométrica del rostro grabado en video, para la adquisición de la frecuencia cardíaca se realiza el análisis de la densidad espectral de energía de la señal. El análisis de la densidad espectral de energía muestra como está distribuida la energía en la señal por ello, la señal es trasladada del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia utilizando la transformada de Fourier, y multiplicándose después con su conjugada.

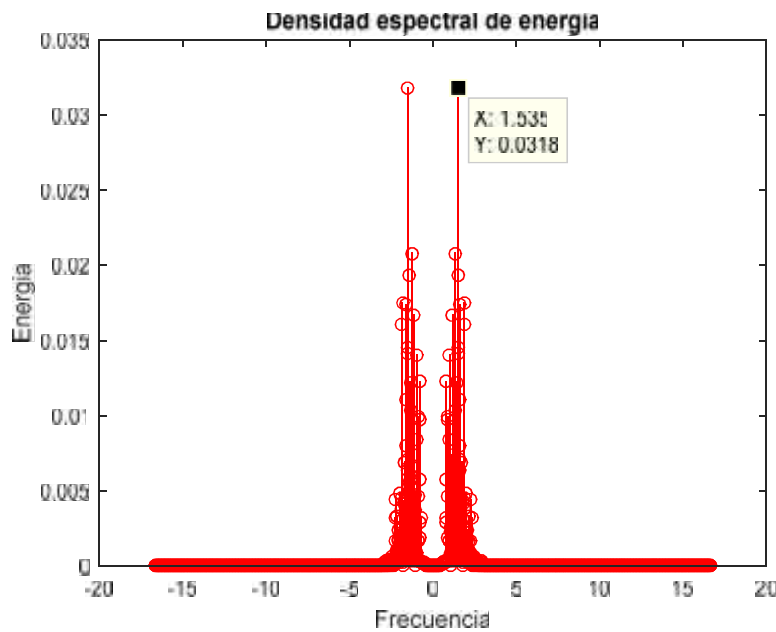


Figura 63: Análisis espectral de la señal FPG.

La frecuencia que contiene el máximo valor de densidad espectral de energía corresponde al ritmo cardiaco obtenido por medio del análisis espectral, en la figura 63, se observa que la frecuencia con mayor energía es 1.535, para la obtención del ritmo cardiaco en latidos por minuto se multiplica esta frecuencia por 60, para mayor ilustración:

$$\text{latidos por minuto} = 1.535 \cdot 60$$

$$\text{latidos por minuto} = 90$$

3.3 DESARROLLO ALGORÍTMICO DE LA INTERFAZ DE USUARIO

Para la demostración del funcionamiento del sistema desarrollado, se implementó una interfaz gráfica para el usuario *GUI*, que permite el control sencillo de los módulos, desde su ejecución hasta la presentación de los datos. El usuario no recurre a líneas de comando, y tampoco le es necesario aprender un lenguaje de programación. Para el desarrollo de la GUI se empleó el entorno de desarrollo *GUIDE* en MatLab, el mismo brinda herramientas como menús, barras de herramientas, botones y controles deslizantes a fin de obtener una aplicación personalizada.

Entre la información y datos a mostrar en pantalla se encuentran la secuencia de imágenes adquiridas por la cámara web, la señal FPG obtenida del rostro, el resultado del análisis de la densidad espectral de energía de la señal FPG, y el número de latidos por minuto. Para la ejecución del módulo, se añaden dos botones, el primero encargado de la grabación del video, y el segundo botón encargado de obtener la señal FPG a partir del video, procesar la señal FPG y adquirir el número de latidos por minuto.

A continuación, se resume los pasos para el desarrollo del GUI:

- a) En MatLab se elige la opción de crear un nuevo archivo GUI por defecto.

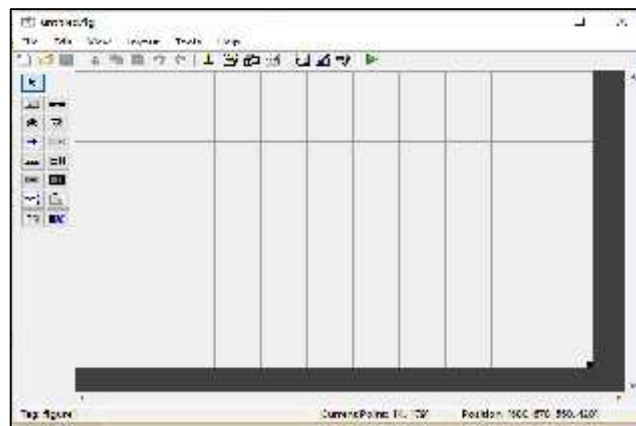


Figura 64: Plantilla nueva del entorno GUIDE.

- b) Se añaden los recuadros para la visualización de la información. Para observar la grabación del video, la densidad espectral de energía, y la señal FPG, se utilizó el objeto *axes* que permite mostrar gráficos en dos dimensiones. También, se añaden los botones *Grabar* y *Procesar* utilizando la herramienta de llamado de funciones *push button*, y para mostrar el número de latidos por minutos se empleó una caja de texto *static text*.

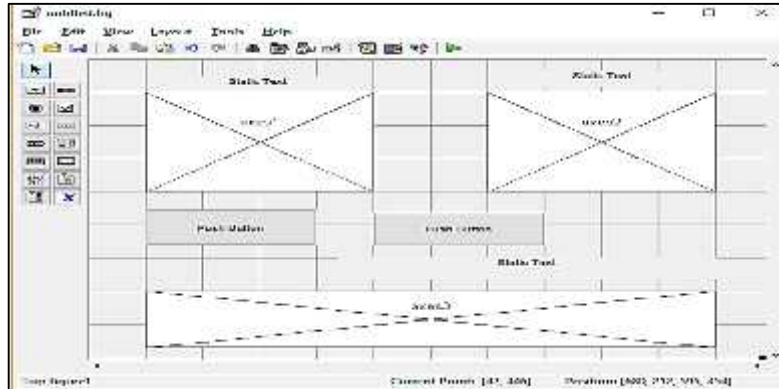


Figura 65: Objetos de llamados de funciones y de visualización de resultados.

- c) Se relaciona cada objeto del GUI a las etiquetas de los módulos y de las variables de salida.

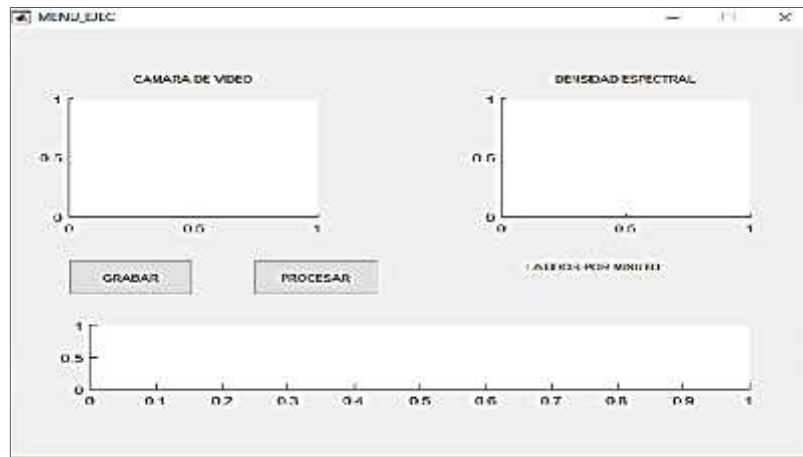


Figura 66: Adaptación de títulos, etiquetas y ejes de la interfaz.

- d) Al finalizar el diseño gráfico del GUI, el entorno GUIDE genero el código automáticamente en MatLab.

El diseño final del GUI en la figura 66, muestra como es la presentación del módulo al terminar la ejecución y la visualización de resultados.

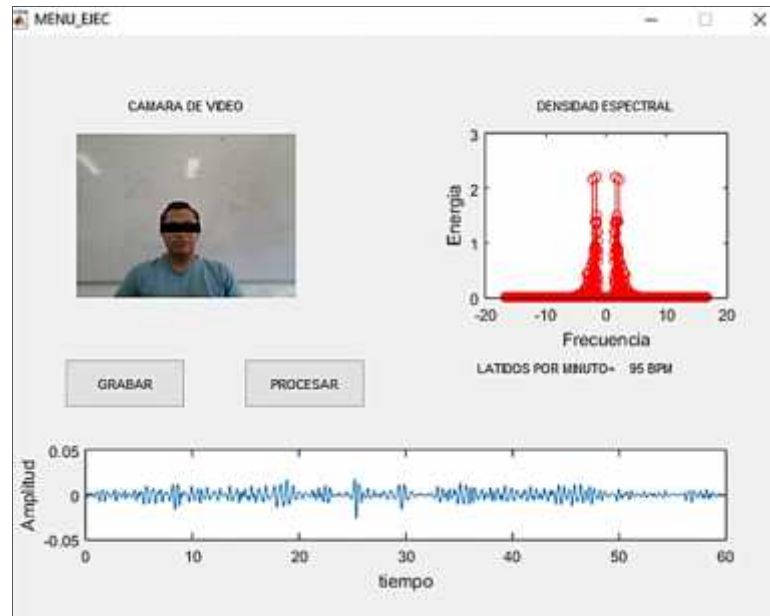


Figura 67: Diseño final del GUI con visualización de resultados después de ser ejecutado.

3.4 MONTAJE EXPERIMENTAL

El montaje experimental se llevó a cabo en áreas internas simulando condiciones de una oficina promedio. La iluminación esta proporcionada por fuentes comunes de luz del tipo fluorescentes, neón, e incandescentes. El área donde se realizaron las pruebas de medición fue iluminada artificialmente para disminuir las variaciones en la luminosidad del área producidas por la iluminación ambiental, cielos nublados, intensificación de la luz solar u obstrucción de cualquier otra naturaleza. Además, la climatización del área oscila entre 26-30°, teniendo un promedio de 28° de temperatura ambiental interna, en la figura 68 se observa el área en donde se realizaron las pruebas de medición.



Figura 68: Variaciones en la iluminación del lugar, baja iluminación (a), iluminación media (b), e iluminación alta (c).

El equipamiento para el montaje experimental está compuesto por:

- Computador, con cámara web integrada o como dispositivo periférico.
- Silla.
- Escritorio.
- Tensiómetro digital YbT, modelo WRIST.

La ubicación de cada uno de los materiales para realizar el experimento se muestra en la figura 69, las especificaciones del computador con el que se realizaron las pruebas corresponden a un procesador i3 de 6^{ta} generación, software Matlab, cámara web integrada con resolución de 2 Mega pixeles, y memoria ram de 4 gigas.

El tensiómetro digital permite la comparación de los resultados obtenidos por el módulo desarrollado en este proyecto y las mediciones obtenidas por un dispositivo de mercado, entre las características del dispositivo están el rango de medición de pulso cardiaco entre 30 y 180 latidos por minuto, y ofrece una margen de error del 5%, se omiten otras características pues no aportan ningún dato de importancia al desarrollo del experimento.

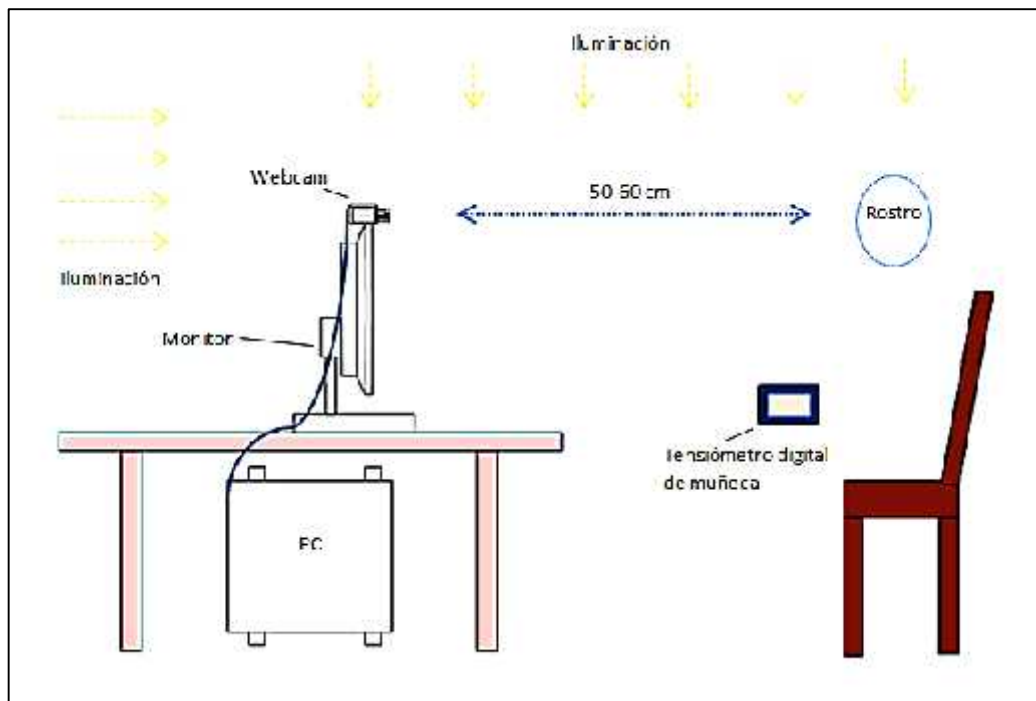


Figura 69: Montaje experimental.

La duración de la grabación del video se establece en un minuto, la ejecución, procesamiento y presentación de los resultados por el programa tiene una duración comprendida entre 60 y 90 segundos.

3.5 RESULTADOS

Se estableció un grupo de personas para ser sujetas a la medición de las funciones cardiovasculares, el grupo está conformado por 10 personas en total, 6 varones y 4 mujeres con edades entre 18-57 años. Antes de ser sometidos a la medición, el proyecto se les fue presentado y explicado, respondiendo a toda inquietud de su parte, después de esto las personas expresaron su consentimiento para participar en el experimento.

Dos casos fueron establecidos para los participantes:

Caso n°1. – Medición de frecuencia cardiaca post esfuerzo físico, los participantes son sometidos a dos ejercicios de prueba física (caminata, & subir y bajar escaleras), con la finalidad de obtener un ritmo cardiaco superior a los 90 latidos por minutos. Los ejercicios físicos tuvieron una duración de 20 minutos, posterior a ello, un tiempo de reposo de 30 segundos, y finalmente se someten a la medición del ritmo cardiaco.

Caso n°2. - Medición de frecuencia cardiaca sin esfuerzo físico, para llevar a cabo este caso se requiere de la climatización en el sitio de los participantes, no existió esfuerzo físico a lo largo del desarrollo de este caso, tampoco fueron sometidos a ninguna carga emocional o psicológica, las personas permanecieron sentadas adoptando una posición cómoda durante un lapso de tiempo igual a 60 segundos, seguidamente se realizaron las pruebas de medición de la frecuencia cardiaca.

Para determinar la efectividad del proyecto se establecen dos fuentes de medición, el módulo y el tensiómetro digital. Las mediciones con ambas técnicas se realizaron al mismo tiempo, y con ambos valores se calcula el porcentaje de error del módulo. El porcentaje de error es el resultado de la diferencia entre el valor

medido del módulo y el valor verdadero adquirido del tensiómetro, dividido para el valor verdadero, y multiplicado por 100.

$$\% \text{ error} = \frac{\text{valor modulo} - \text{valor tensiómetro}}{\text{valor tensiómetro}} \times 100$$

En la tabla 6 se especifican algunos datos personales de los participantes en el experimento, como son la edad, y su género, sea este masculino 'M', o femenino 'F'. Además, se muestran las frecuencias cardíacas obtenidas a partir de las dos fuentes de medición, el tensiómetro digital 't', y el módulo implementado 'm', estos valores están dados en latidos por minuto 'lats/min' para los casos 1 y 2.

Para el análisis estadístico de los porcentajes de error entre los casos 1 y 2 se recurre a las medidas de dispersión de los datos. Las medidas de dispersión indican en que forman se alejan los datos con respecto a la media aritmética del conjunto de datos % error, tal como se muestran en las figuras 69 y 70. Entre las medidas de dispersión utilizadas se encuentran, la media aritmética, el rango, la desviación estándar, la varianza, el error típico, la mediana, el valor máximo, y el valor mínimo. El resultado del análisis estadístico se muestra en la tabla 7.

n°.	Datos participantes		Caso 1			Caso 2			
	Edad	Género		Fuente de medición [lats/min]		% error	Fuente de medición [lats/min]		% error
		M	F	t	m		t	m	
1	25		X	76	76	0%	90	94	4%
2	20		X	83	83	0%	96	93	3%
3	46		X	84	83	1%	90	90	0%
4	18		X	75	79	5%	91	92	1%
5	25	X		78	80	3%	91	94	3%
6	26	X		84	85	1%	93	95	2%
7	25	X		86	86	0%	102	104	2%
8	57	X		80	81	1%	100	110	10%
9	30	X		76	77	1%	95	99	4%
10	28	X		82	84	2%	95	98	3%

Tabla 6: Valores comparativos entre las medidas adquiridas por el tensiómetro digital y el módulo.

Medidas	Caso 1	Caso 2
Media	0,02	0,03
Error típico	0,01	0,01
Mediana	0,01	0,03
Desviación estándar	0,02	0,03
Varianza	0,00026	0,00073
Rango	0,05	0,10
Mínimo	0,00	0,00
Máximo	0,05	0,10

Tabla 7: Medidas de dispersión para el análisis estadístico del error en las mediciones.

Las medidas de dispersión obtenidas permiten analizar el comportamiento del módulo y su efectividad durante la adquisición de la frecuencia cardiaca. Se observa en la tabla 6 que el máximo error para el caso 1 es del 0,05, y del 0,10 para el caso 2, estos valores equivalen al 5 y 10 % para cada respectivamente, mientras que el error mínimo para ambos casos es del 0%. Las figuras 70 y 71 presentan una mayor ilustración de las desviaciones estándar de los % de errores.

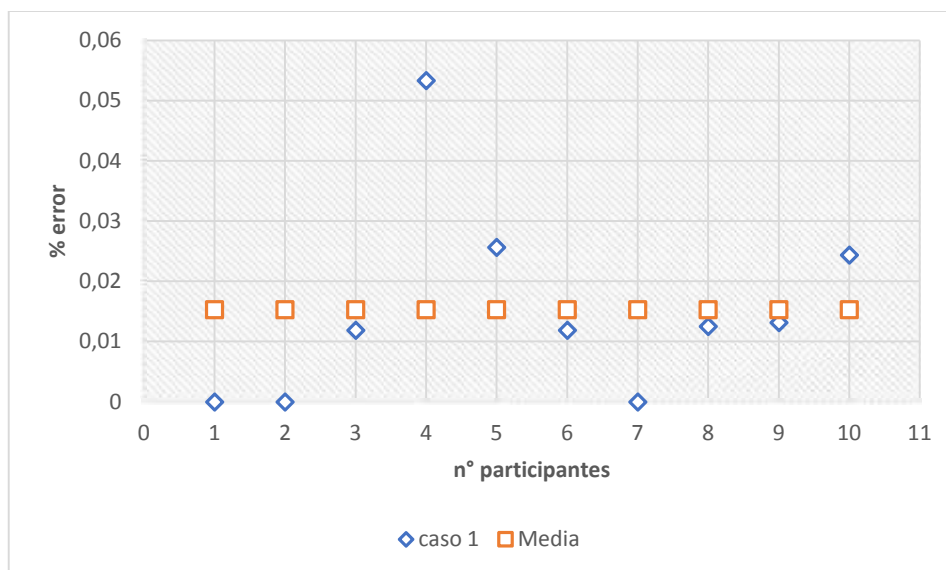


Figura 70: Desviación estándar del % error para el caso 1.

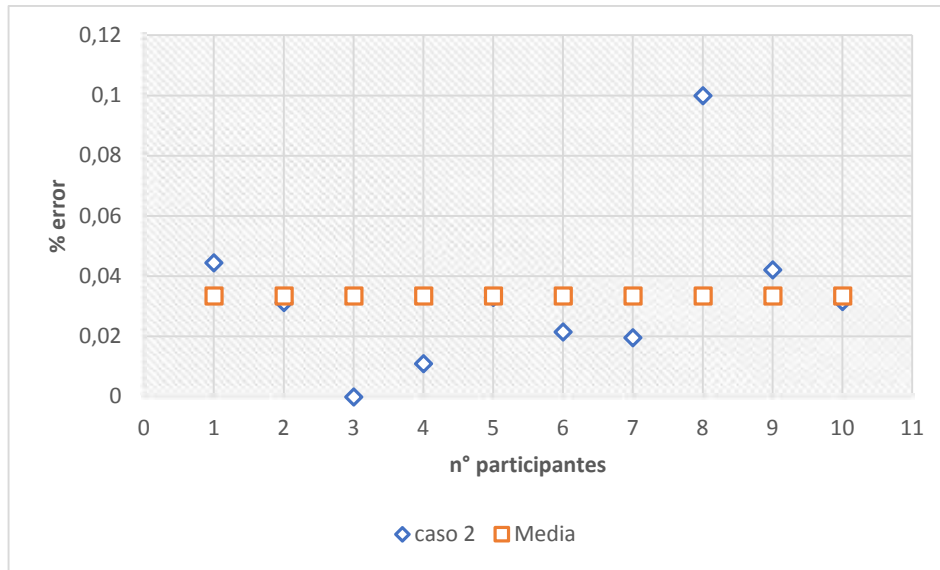


Figura 71: Desviación estándar del %error para el caso 2.

En la tabla 6 se puede observar que las medidas de dispersión para el caso 2 son mayores en comparación a las medidas del caso 1, teniendo como promedio de error para el caso 1 $0,0234$ que equivale al 2% , mientras que para el caso 2 el porcentaje de error medio es igual a $0,03$ equivalente al 3% . La comparación de las desviaciones estándar de los porcentajes de error en ambos casos se ilustra en la figura 72.

El valor de la mediana para el caso 1 es igual a 0.01 que corresponde al 1% , y para el caso 2 el valor de la mediana es igual a 0.03 que es igual al 3% . La mediana indica el valor que se encuentra en la posición media entre todos los datos % error. La varianza del caso 1 es menor a la del caso 2, con valores de 0.00026 y 0.00073 respectivamente. Por otro lado, la desviación estándar del caso 1 es igual a 0.02 , y en el caso 2 la desviación estándar indica 0.03 .

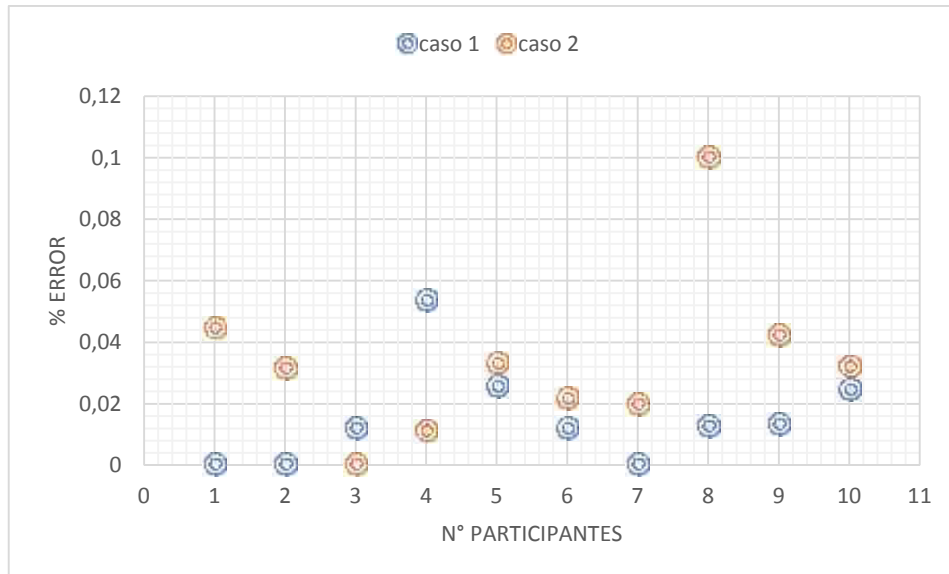


Figura 72: Comparación de las desviaciones estándar de los porcentajes de error de los casos 1 y 2.

3.6 DISCUSIÓN

En el análisis de la confiabilidad de los resultados obtenidos por el módulo, se observa que la desviación estándar del porcentaje de error en el caso 1 igual a 2% es relativamente menor al que se obtuvo del caso 2 con un valor igual a 3%. Esto significa que las mediciones del caso 1 se encuentran menos alejadas o dispersos del error promedio (2%), con un valor máximo de error igual al 5%, mientras que las mediciones del caso 2 se alejan más del error promedio (3%) con un valor máximo de error igual al 10%. Cabe recalcar que en ambos casos los valores mínimos de error se aproximan a 0%. Esto indica que los valores obtenidos son comparables con el rango de error de medición del tensiómetro digital, como se menciona en la sección 3.4.

Partiendo de lo expuesto en el párrafo anterior, se entiende que el módulo obtuvo resultados con mayor precisión bajo las condiciones de reposo del caso 1, a diferencia de las condiciones de esfuerzo físico del caso 2. Un factor determinante para la precisión del módulo es la distancia entre la cámara web y el participante, la cual no superó el metro de distancia en ninguna medición. Otros factores que se consideran influyentes en los resultados son las condiciones de ambiente como la iluminación y la temperatura.

A pesar de que el grupo participantes en las mediciones no fueron separados por edad o tipo de piel como se consideró en la investigación de Prince & Malarvizhi, (2009) para un mejor análisis estadístico de las mediciones, los resultados obtenidos estuvieron dentro de un rango aceptable. Esta limitante puede ser mejorada incrementando el número de personas en la muestra. Se resalta este hecho dado que las mediciones con valores máximos de error en los participantes 4 y 8, podrían estar sujetas al tipo de piel oscura en el participante 4, y a la edad de 57 años en el participante 8. De los resultados obtenidos en el caso 1, se observa que 8 de las 10 mediciones obtuvieron un índice de error menor al 3%, lo cual se considera favorable. Por otro lado, los dos instrumentos de medición en el caso 2, tienen una diferencia que no supera los 4 latidos por minuto, a excepción de los participantes 4 y 8.

La elección del plano u^* del modelo de color CIE- $L^*u^*v^*$ para la extracción de la información de la señal FPG que contiene el rostro ha permitido que los índices de error en las mediciones del módulo oscilen entre los 2 y 3% para este estudio. A diferencia de trabajos anteriores como el desarrollado por Verkruysse et al., (2008) en donde la información FPG se extrae del plano verde del modelo de color RGB. En el modelo RGB las variaciones de iluminación afectan directamente la amplitud de la señal y los índices de error promedio en las mediciones superan el 5%.

La iluminación fue un parámetro importante en la medición del estado cardiovascular utilizando el módulo, no obstante, la iluminación se encontraba ubicada en la zona superior alta del lugar donde se realizaron las mediciones. Se obtendría mayor precisión si se considera el fenómeno de la reflexión óptica. Tal como se plantea en la sección 2.1.4 para evitar la pérdida de energía reflejada de la luz ambiente en la piel, el ángulo de incidencia del haz de luz sobre la superficie del tejido biológico debe ser igual a 90° con respecto a la superficie de la piel del rostro. La luz del cielo raso no produce un ángulo de reflexión igual a 90° sobre la piel del rostro. De seguirse el teorema anterior, la cantidad de energía lumínica reflejada en el rostro que capture la cámara web sería mucho mayor. Una

lámpara de mesa que se encuentre ubicada en posición paralela a la cámara web mesa y que ilumine directamente el rostro, sería útil para alcanzar el cometido.

CONCLUSIONES

El análisis de los resultados obtenidos en las pruebas del módulo para la teledetección automática del estado de las funciones cardiovasculares permite concluir que se cumplió con los objetivos establecidos en este trabajo. Se desarrolló una importante herramienta para el monitoreo del estado de salud cardiovascular de las personas que laboran en oficinas.

- A diferencia de los dispositivos y métodos existentes para la detección de la actividad cardíaca, se concluye que el módulo desarrollado se ubica como un método no invasivo para la valoración del estado cardíaco. Esto fue posible al adoptar como herramienta de adquisición de señales ópticas una cámara web, el monitoreo por video y la aplicación de la técnica óptica de la fotopleletismografía.
- Se concluye que el uso del plano u^* (540-577 nm) del modelo de color CIE- $L^*u^*v^*$ para la extracción de la señal FPG del rostro y la aplicación de la máscara de filtrado óptico permitió analizar los cambios en la coloración del rostro y omitir la información producida por la iluminación, obteniendo índices de error promedio en las mediciones del 2%-3% al compararse con las mediciones obtenidas por un tensiómetro digital.
- Durante las pruebas de calibración que precedieron a las pruebas finales del sistema, se observó que el funcionamiento del módulo de detección del rostro no era el correcto cuando se realizaban movimientos horizontales fuertes con la cabeza durante la grabación del video. Las señales que se adquirieron contenían valores atípicos que producían errores en los resultados finales y se encontraban muy distantes a los obtenidos por el tensiómetro digital.
- Se comprobó que para obtener resultados favorables en la detección del rostro utilizando el algoritmo de Viola Jones se debe permanecer frente a la cámara web sin realizar movimientos horizontales fuertes o inclinaciones

con la cabeza durante los 60 segundos de grabación de video. Se determinó este requisito para realizar las pruebas finales del sistema, obteniendo resultados con una precisión de medición mayor o igual al 96% en 18 mediciones de un total de 20.

- El uso de las técnicas de segmentación de imágenes en el modelo de colores HSV permitió la detección de la piel del rostro y el filtrado del fondo de la imagen, contribuyendo a registrar únicamente la información fotoplestismográfica contenida en el rostro.
- Las componentes de frecuencias no deseadas contenidas en la señal FPG fueron eliminadas con la aplicación de los filtros de Butterworth diseñados en MatLab, los resultados muestran la correcta atenuación de las componentes inferiores a 0.8 Hz y superiores a 4 Hz según los parámetros establecidos en el diseño de los filtros.
- El uso de la transformada rápida de Fourier permitió el análisis de la señal FPG en el espectro de frecuencias y observar cómo se distribuía la energía de la señal. De este análisis se logró determinar la frecuencia cardiaca al identificar la componente de frecuencia con mayor energía.
- El uso de la interfaz demostrativa de usuario GUI implementada facilitó las mediciones del ritmo cardiaco en las pruebas realizadas. Al terminar cada medición los participantes interpretaron los resultados visualizados en la interfaz sin inconvenientes.

RECOMENDACIONES

- Para el correcto funcionamiento del módulo se recomienda que, la cámara web se encuentre correctamente instalada y reconocida por MatLab. El software MatLab ofrece un controlador genérico que permite utilizar una amplia gama de cámaras web. El nombre del controlador es DCAM (dcam), y su descarga es gratuita en www.mathworks.com.
- Se recomienda considerar el fenómeno de la reflexión óptica durante las mediciones con el sistema, a fin de mejorar la adquisición de la información fisiológica del rostro modificando el ángulo incidente de la iluminación sobre el rostro según lo establecido en la sección 2.1.4.
- Para trabajos futuros se recomienda realizar pruebas con distintos niveles de iluminación y de temperatura, que incluyan variaciones en la distancia comprendida entre el rostro y la cámara web, con el fin de desarrollar mecanismos que compensen cualquier tipo de error generado en las pruebas realizadas bajo las condiciones mencionadas.
- Se recomienda realizar mediciones con el sistema en un mayor número de participantes, en donde se considere distribuirlos por edad, condición física, estado de salud y tipo de piel. A fin de realizar un mayor análisis estadístico a los resultados que se adquieran y evaluar el desempeño del sistema en personas con diversas cualidades.
- Se recomienda el estudio de otras alternativas que reemplacen el algoritmo de Viola Jones en la detección del rostro, una alternativa es el uso de la plataforma Open C-V, ya que el algoritmo de Viola Jones tiende a interpretar sombras o figuras en el medio como rostros en condiciones de baja iluminación. Además, no detecta el rostro correctamente si se realizan movimientos rápidos con la cabeza.
- Aunque la interfaz GUI fue desarrollado con fines demostrativos y su entorno de uso es sencillo, este contribuye a la evaluación del módulo en la adquisición de una señal FPG del rostro su posterior tratamiento y la visualización de resultados. Se recomienda como un trabajo a futuro el desarrollo de una interfaz mejorada destinada al público en general.

BIBLIOGRAFÍA.

3. CONCEPTO DE RESPIRACION - signos vitales. (s. f.). Recuperado 23 de mayo de 2017, a partir de <https://sites.google.com/site/itcsignos/home/1-que-son-los-signos-vitales/2-concepto-de-temperatura-corporal/3-concepto-de-respiracion>
- Álvarez, J. (2012, mayo 13). Naturaleza en fotografías. Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de <http://naturfotoasturias.blogspot.com/2012/05/jugando-en-el-botanico.html>
- Ansari, M. A., & Massudi, R. (2009). Study of light propagation in Asian and Caucasian skins by means of the Boundary Element Method. *Optics and Lasers in Engineering*, 47(9), 965-970. <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2009.04.006>
- Areny, R. P. (1993). *Adquisición y distribución de señales*. Marcombo.
- Artigas, J. M. (2002). *Fundamentos de colorimetría*. Universitat de València.
- Balakrishnan, G., Durand, F., & Guttag, J. (2013). Detecting Pulse from Head Motions in Video. En *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 3430-3437). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.440>
- Banerjee, N. K. (2003). *Tension Arterial: Etiología Y Tratamiento*. B. Jain Publishers.
- Barajas, J. E. G. (2015). *Series y Transformada de Fourier para Señales Continuas y Discretas en el Tiempo: Algoritmos para el desarrollo de ejercicios prácticos*. OmniaScience.
- Bousefsaf, F. (2014, noviembre 26). *Mesure sans contact de l'activité cardiaque par analyse du flux vidéo issu d'une caméra numérique : extraction de paramètres physiologiques et application à l'estimation du stress* (phdthesis). Université de Lorraine. Recuperado a partir de <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01115793/document>

- Caliani, J. S. E., & Navas, J. C. B. (2002). *Rehabilitación cardíaca y atención primaria*. Ed. Médica Panamericana.
- Camacho, S., & Roberto, J. (2009). Nuevas técnicas de imagen en endoscopia. *Gen*, 63(2), 130-133.
- Casteloes, L., de Oliveira, T., & Franco, Y. (2013). Conversores de parámetros del color a parámetros sonoros cuantificables usando los sistemas RGB, HSV y CMYK. *Publicado em versão impressa na "Sonic Ideas", Vol. 8, No. 14 (2015)*. Recuperado a partir de http://www.academia.edu/12472704/_Conversores_de_par%C3%A1metros_de_l_color_a_par%C3%A1metros_sonoros_cuantificables_usando_los_sistemas_RGB_HSV_y_CMYK_2013_2015_
- Cennini, G., Arguel, J., Akşit, K., & Leest, A. van. (2010). Heart rate monitoring via remote photoplethysmography with motion artifacts reduction. *Optics Express*, 18(5), 4867-4875. <https://doi.org/10.1364/OE.18.004867>
- Censos, I. N. de E. y. (2010). Población y Demografía. Recuperado 12 de junio de 2017, a partir de <http://www.ecuadorencifras.gob.ec/censo-de-poblacion-y-vivienda/>
- Cordero, M. (2008). Agentes-fisicos-terapeuticos Martin Cordero. Recuperado a partir de http://www.academia.edu/15180105/Agentes-fisicos-terapeuticos_Martin_Cordero
- de la Cadena, A., Stolik, S., & de la Rosa, J. M. (2013). A diffuse reflectance spectroscopy system to study biological tissues (Vol. 8785, p. 8785E8-8785E8-8). <https://doi.org/10.1117/12.2026477>
- Departamento de Física y Arquitectura de Computadores. Universidad Miguel Hernandez de Elche. (2016). Diseño de filtros por el método de la aproximación.

- Recuperado 2 de junio de 2017, a partir de
http://repositorio.innovacionumh.es/Proyectos/P_19/Tema_5/UMH_06.htm
- Digital Foto Red. (2015). Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de
<http://www.digitalfotored.com/imagendigital/sensorimagen.htm>
- Dvorkin, M. A., & Cardinali, D. P. (2003). *Best & Taylor. Bases Fisiológicas de la Práctica Médica*. Ed. Médica Panamericana.
- Electrocardiografia.es. (2016). Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de
http://www.electrocardiografia.es/ondas_ecg.html
- Font, G. R., Pedret, C., Ramos, J., & Ortís, L. C. (2008). Variabilidad de la frecuencia cardíaca: concepto, medidas y relación con aspectos clínicos (I). *Archivos de medicina del deporte: revista de la Federación Española de Medicina del Deporte y de la Confederación Iberoamericana de Medicina del Deporte*, (123), 41-48.
- Fuzy, J. (2002). *Guía De Tecnicas Para Asistentes De Enfermería*. Hartman Publishing Inc.
- Gascó, F. J. C. (2003). *Electrocardiografía en la práctica clínica*. Universitat de València.
- Hernández, J., & Martin, F. (2008). *Segundas Jornadas de Excelencia en la Gestión Universitaria*. Universidad de Salamanca.
- Hertzman, A. B., & Spealman, C. R. (1937). Observations on the finger volume pulse recorded photoelectrically. *Am. J. Physiol.*, 119, 334-335.
- Horta, R.R. (2013). *01 bioseñales y sensores*. Recuperado a partir de
https://es.slideshare.net/siderio_orion/01-bioseales-y-sensores
- Igarashi, T., Nishino, K., & Nayar, S. K. (2007). *The Appearance of Human Skin: A Survey*. Now Publishers Inc.
- Illescas, S. (2014). Velocidad de Obturación: Qué Es y Para Qué Sirve. Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de <http://www.dzoom.org.es/para-que-sirve-la-velocidad-de-obturacion/>

- Jazz Fotografía. (2009, junio 1). Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de <https://jazz1993.wordpress.com/14-que-es-enfoque-autofoco-zoom-distancia-focal/>
- Kwon, S., Kim, H., & Park, K. S. (2012). Validation of heart rate extraction using video imaging on a built-in camera system of a smartphone. En *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 2174-2177). <https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346392>
- Lesmes, J. D. (2007). *Evaluación clínico-funcional del movimiento corporal humano*. Ed. Médica Panamericana.
- Macías, E., Medina, M. Á., Gonzalo, N., del Angel, J., & Escaned, J. (2012). Tomografía de coherencia óptica. Bases y aplicaciones de una nueva técnica de imagen intravascular. *Archivos de Cardiología de México*, 112-119. <https://doi.org/10.1016/j.acmx.2013.01.009>
- Marca Fuertes, C., sar, Canales, M. G., Miguel-Tobal, F., Escudero, P. M., & n. (2011). La pulsioximetría y su aplicación en pruebas de esfuerzo máximo. *Apunts Medicina de l'Esport (Castellano)*, 46(169), 23-27. <https://doi.org/10.1016/j.apunts.2010.11.002>
- Meditech. (2012). Oxímetros de pulso. Recuperado 2 de junio de 2017, a partir de <http://www.meditech.com.cn/Meditech-Library/Los-oxímetros-de-pulso>
- Mnemotecnias, M. (2016). TABLAS DE SIGNOS VITALES POR EDADES. Recuperado 23 de mayo de 2017, a partir de <http://medicinamnemotecnias.blogspot.com/2016/10/tablas-de-signos-vitales-por-edades.html>
- Netter, F. H., Böttcher, T., Engelhardt, S., & Kortenhaus, M. (2003). *Medicina interna*. Elsevier España.

- Olivas, E. S. (2003). *Tratamiento digital de señales: problemas y ejercicios resueltos*. Pearson Educación.
- Olsen, E. D. (1990). *Métodos ópticos de análisis*. Reverte.
- Pasto, D. J., & Johnson, C. R. (1981). *Determinación de estructuras orgánicas*. Reverte.
- Perea, P. C., Artigas, J. M., & Ramo, J. P. i. (2002). *Tecnología del color*. Universitat de València.
- Pereda Cubián, D., & Arce Diego, J. L. (2004). Aplicación de la polarimetría óptica a la caracterización de tejidos biológicos. *URSI 2004, XIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio, Barcelona*. Recuperado a partir de <https://repositorio.unican.es/xmlui/handle/10902/3636>
- Prince, S., & Malarvizhi, S. (2009). Analysis of diffuse reflectance spectra of various skin conditions by principal component method. En *2009 International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering* (pp. 1-4). <https://doi.org/10.1109/ICBPE.2009.5384094>
- Pulsioxímetros. Biolaster. (s. f.). Recuperado 23 de mayo de 2017, a partir de <https://www.biolaster.com/productos/pulsioxímetros/>
- Real Peña, E. (2012). Identificación de la composición de tejidos biológicos a partir de medidas de reflectancia difusa. Universidad de Cantabria.
- Robledo, H. (2016). Libro Láser IV: Guía médica avanzada de la ciencia del láser | Centro Medico Laser Vigo. Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de <http://www.centrolaservigo.com/libro-laser4>
- Roura, J. M., & Samsó, J. J. (2003). *Diagnóstico hemodinámico en angiología y cirugía vascular*. Editorial Glosa, S.L.

- Sanagustín, P. por D. A. (2014). Auscultación cardíaca (primero y segundo ruido).
Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de
<http://www.albertosanagustin.com/2014/05/auscultacion-cardiaca.html>
- Smith, S. W. (2003). *Digital Signal Processing: A Practical Guide for Engineers and Scientists*. Newnes.
- Sun, Y., Hu, S., Azorin-Peris, V., Kalawsky, R., & Greenwald, S. (2012). Noncontact imaging photoplethysmography to effectively access pulse rate variability. *Journal of Biomedical Optics*, 18(6), 061205-061205.
<https://doi.org/10.1117/1.JBO.18.6.061205>
- Takano, C., & Ohta, Y. (2007). Heart rate measurement based on a time-lapse image-
ClinicalKey. Recuperado 24 de mayo de 2017, a partir de
<https://www.clinicalkey.es/#!/content/playContent/1-s2.0-S1350453306001901?returnurl=http%2F%2Flinkinghub.elsevier.com%2Fretrieve%2Fpii%2FS1350453306001901%3Fshowall%3Dtrue&referrer=https%2F%2Fwww.ncbi.nlm.nih.gov%2F>
- Toshiba America Electronics Components. (s. f.). Recuperado 22 de mayo de 2017, a partir de <http://www.directindustry.es/prod/toshiba-america-electronics-components/product-33679-1725196.html>
- Verkruysse, W., Svaasand, L. O., & Nelson, J. S. (2008). Remote plethysmographic imaging using ambient light. *Optics Express*, 16(26), 21434-21445.
<https://doi.org/10.1364/OE.16.021434>
- Vo-Dinh, T. (2003). *Biomedical Photonics Handbook*. CRC Press.
- Weisstein, E. W. (2003). Fast Fourier Transform [Text]. Recuperado 17 de agosto de 2017, a partir de <http://mathworld.wolfram.com/FastFourierTransform.html>

Wu, H.-Y., Rubinstein, M., Shih, E., Guttag, J., Durand, F., & Freeman, W. (2012). Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world. *MIT Web Domain*.

Recuperado a partir de <http://dspace.mit.edu/handle/1721.1/86955>

Zhang, H., Zhang, S., Wang, F., & Jie, D. (2010). Research on the Firmness of Persimmon by Near_Infrared Diffuse Reflectance Spectroscopy. En *2010 World Automation Congress* (pp. 455-459).

ANEXOS

ANEXO 1: PRESUPUESTO

A continuación, se presenta de forma detallada, los insumos, materiales literarios, y tecnología a utilizar, junto a sus valores referenciales.

Ítem	Valor
1 equipos informáticos	\$ 600,00
2 software	\$ 100,00
3 diseño del sistema	\$ 400,00
4 servicios técnicos	\$ 200,00
5 implementación del sistema	\$ 200,00
6 Cámara Web	\$ 33,00
VALOR TOTAL	\$ 1.533,00

Tabla 8: Presupuesto del proyecto ajustado a valores del mercado tecnológico 2017.

ANEXO 2: EXTRACTO DE CÓDIGO

Código principal.

```
% *****LINEAS DE CODIGO PROPIO DE LA INTERFAZ
GUI*****

function varargout = MENU_EJEC(varargin)
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',    mfilename, ...
    'gui_Singleton', gui_Singleton, ...
    'gui_OpeningFcn', @MENU_EJEC_OpeningFcn, ...
    'gui_OutputFcn', @MENU_EJEC_OutputFcn, ...
    'gui_LayoutFcn', [] , ...
    'gui_Callback', []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before MENU_EJEC is made visible.
function MENU_EJEC_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)

% Choose default command line output for MENU_EJEC
```

```

handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes MENU_EJEC wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = MENU_EJEC_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject handle to figure
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton1 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
VIDEO(hObject, eventdata, handles)

% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject handle to pushbutton2 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
PROCESAR(hObject, eventdata, handles)

function VIDEO(hObject, eventdata, handles)
imaqreset %comando que sirve para resetear la compu y volver a instalar las
camaras
imaqhwinfo; %presenta la informacion de las camaras instaladas en el computador,
ymuestra los formatos de la camara
Video=videoinput('winvideo',1,'YUY2_320x240'); % toma el video de la camara seleccionada con
el formato especificado 'YUY2_352x288'
src = getselectedsource(Video);
get(src);
%Parametros de la camara que se modifican según lo especificado en el apartado "configuraciones
iniciales"
src.WhiteBalanceMode = 'manual';
src.WhiteBalance = 4500;
src.Gamma= 130;
%Se despliega en pantalla una vista previa de la grabacion de video
preview(Video);
start (Video);
%una pausa de 6 segundos permite que la camara se estabilice segun los
%parametros que fueron configurados
pause(6);
get(src);

```

```

function PROCESAR(hObject, eventdata, handles)
mov=VideoReader('myVideo.avi'); % lee el video grabado
%-----
%-----FILTRADO ÓPTICO-----
%-----
for t = 1 : mov.NumberOfFrames;
cuadro=read(mov,t);
%-----DETECCIÓN DEL ROSTRO-----
%-----
faceDetector=vision.CascadeObjectDetector(); %Implementación de
Matlab para hacer uso de Viola-Jones.
Region = step(faceDetector, cuadro); % Obtenemos laROI de la cara
con Viola-Jones.(cajon,box)
recorte=imcrop(cuadro,Region(1,:));
dimension_recorte= imresize(recorte,[100 100]);
%-----
%-----CONVERSIÓN DE RGB a CIE-L*u*v-----
%-----
img=double(recorte);
cform = makecform('srgb2xyz');
xyz_img = applycform(img,cform);
cform = makecform('xyz2uvl');
luv_img = applycform(img,cform);
espacio_u=luv_img(:,:,1);
%-----
%-----DETECCIÓN DE PIEL:OBTENCIÓN DE MASCARA-----
%-----
%convierte rgb a hsv
hsvb= rgb2hsv(recorte);
    ah=hsvb(:,:,1);
    as=hsvb(:,:,2);
    av=hsvb(:,:,3);
%descompone los planos del modelo h-s-v
hsvb(:,:,1)=ah;%matiz
hsvb(:,:,2)=as/3;%saturacion
hsvb(:,:,3)=av*4;%valor o brillo
hsvbf=hsv2rgb(hsvb); %convierte de hsv a rgb
%del modelo rgb se obtiene la máscara utilizando el nivel de
umbral %graytresh
gris=rgb2gray(hsvbf);
gris=adapthisteq(gris);
nivel = graythresh(gris);
mascarargb=im2bw(gris,nivel);
%-----
%-----COMBINACIÓN DE LA MASCARA CON IMG EN EL PLANO u*-----
%-----
img_filtrada=espacio_u.*mascarargb;
%-----PROMEDIADO ESPACIAL-----
%-----
dato(t)=mean(mean(img_filtrada));%CADA DATO PROMEDIADO SE ALMACENA
EN EL VECTOR
%dato(t)


```

Código de diseño de los filtros de Butterworth.

```
Fls = 60; % Sampling Frequency
N = 4; % Order
Flc = 3; % Cutoff Frequency
% Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
hl = fdesign.lowpass('N,F3dB', N, Flc, Fls);
Hld = design(hl, 'butter');
fillow=filter(Hld,y);
```

```
Fs = 60; % Sampling Frequency
N = 4; % Order
Fc = 0.8; % Cutoff Frequency
% Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
h = fdesign.highpass('N,F3dB', N, Fc, Fs);
Hd = design(h, 'butter');
filhigh= filter(Hd,fillow);
```

ANEXO 3: RESULTADO DE LA REVISIÓN DEL TRABAJO EN LA PLATAFORMA URKUND.



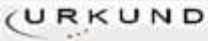
Urkund Analysis Result

Analysed Document:	Manuscrito docx (D29547470)
Submitted:	2017-07-03 22:20:00
Submitted By:	rovira@upse.edu.ec
Significance:	0 %

Sources Included in the report:

Instances where selected sources appear:

0



Manuscrito docx (D29547470)

Proyecto de Investigación

Previa a la obtención del Título de:

Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones

TÍTULO

DESARROLLO DE UN MÓDULO PARA LA TELEDETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL ESTADO DE LAS FUNCIONES CARDIOVASCULARES

AUTOR

PASTORIZA BELTRÁN JOHN JEFFERSON

PROFESOR TUTOR

DR. RONALD HUMBERTO ROVIRA JURADO

LA LIBERTAD – ECUADOR

2015

DEDICATORIA A mis padres Carlos J. Pastoriza Espinoza y Jenny J. Beltrán Alvarado, hermanas Ginger y Nathaly Pastoriza, por su apoyo moral y económico, comprensión, y motivación para poder convertirme en un profesional.

Pastoriza Beltrán John Jefferson.