

**EVALUACIÓN DE MONTAJES EXPERIMENTALES Y ALGORITMOS DE
ANÁLISIS EMPLEADOS POR MÉTODOS DE PERCEPCIÓN REMOTA
HUMANA ORIENTADA AL MONITOREO CARDIOVASCULAR EN DIFERENTES
REGIONES DE INTERÉS DEL CUERPO**



Universidad
del Cauca

Francisco José Bohórquez Torres

**Universidad Del Cauca
Facultad De Ciencias Naturales, Exactas Y De La Educación
Departamento De Física
Ingeniería Física
Popayán
2018**

**EVALUACIÓN DE MONTAJES EXPERIMENTALES Y ALGORITMOS DE
ANÁLISIS EMPLEADOS POR MÉTODOS DE PERCEPCIÓN REMOTA
HUMANA ORIENTADA AL MONITOREO CARDIOVASCULAR EN DIFERENTES
REGIONES DE INTERÉS DEL CUERPO**

**Monografía presentada como requisito parcial para optar al título de
Ingeniero Físico**

Francisco José Bohórquez Torres

Director

Ph.D(C). Leonairo Pencue Fierro

**Universidad Del Cauca
Facultad De Ciencias Naturales, Exactas Y De La Educación
Departamento De Física
Ingeniería Física
Popayán
2018**

Agradecimientos

¡A mi madre, por apoyarme en cada paso que di en este camino! ¡A mis hermanas, por ser un motor en mi vida! ¡Y, a mi padre, por ser cada día el ejemplo a seguir!

Tabla de contenido

INTRODUCCIÓN	1
JUSTIFICACIÓN	2
OBJETIVOS	3
1 EL PULSO CARDIACO	4
1.1 VARIABLES FISIOLÓGICAS	4
1.2 SISTEMA CIRCULATORIO	5
1.3 CICLO CARDIACO: EL PULSO	6
1.4 VASOS SANGUÍNEOS	7
1.5 FLUJO SANGUÍNEO CUTÁNEO	7
1.6 ANATOMÍA DE LOS VASOS SANGUÍNEOS EN CARA Y MANO	8
1.7 FOTOPLETISMOGRAFÍA	10
2 PERCEPCIÓN REMOTA HUMANA	12
2.1 PERCEPCIÓN REMOTA	12
2.2 PERCEPCIÓN REMOTA HUMANA	13
2.3 IMÁGENES MÉDICAS	15
2.4 FUNDAMENTOS FÍSICOS DE LA PERCEPCIÓN REMOTA HUMANA	16
2.5 INTERACCIÓN LUZ-TEJIDO HUMANO	17
2.6 PROPIEDADES ÓPTICAS DE LOS TEJIDOS HUMANOS	21
3 AMPLIFICACIÓN EULERIANA DE VIDEO Y ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES	24
3.1 AMPLIFICACIÓN EULERIANA DE VIDEO	24
3.2 ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES, ICA	26
4 PROCESAMIENTO DE IMÁGENES	31
4.1 HERRAMIENTAS DE TRABAJO	31
4.2 PIRÁMIDE GAUSSIANA	31
4.3 PATRONES LOCALES BINARIOS	32
4.4 FILTRADO DE UNA SEÑAL	33
4.5 TRANSFORMADA DE FOURIER DE TIEMPO REDUCIDO	33
4.6 ESPACIOS DE COLOR	34
5 PROTOCOLO EXPERIMENTAL Y ALGORITMOS DE EXTRACCIÓN DEL PULSO CARDIACO	36
5.1 PROTOCOLO EXPERIMENTAL	36
5.2 ALGORITMOS DE EXTRACCIÓN DEL PULSO CARDIACO	39
5.3 MÉTODO DE VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS	43
6 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	45
5.1 PULSO REAL	45
5.2 CARA	46
5.3 MANO	64
5.4 DISCUSIÓN FINAL	70
7 CONCLUSIONES	72
8 TRABAJOS FUTUROS	74
REFERENCIAS	75
ANEXOS	79

Lista de tablas

Tabla 1 Fuentes de energía y propiedades de los tejidos empleados en las imágenes médicas	20
Tabla 2 Propiedades ópticas de los tejidos	26
Tabla 3 tipos de mezcla de señales y algoritmos orientados a estas	34
Tabla 4 Características técnicas de la cámara canon EOS T3 rebel	42
Tabla 5 Características técnicas de la cámara web	43
Tabla 6 Características técnicas del pulsioxímetro	43
Tabla 7 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor profesional en condiciones ambiente de iluminación	62
Tabla 8 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor profesional bajo iluminación mixta (ambiente + infrarrojo)	66
Tabla 9 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor genérico en condiciones ambientes de iluminación	67
Tabla 10 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor genérico con iluminación mixta (ambiente + infrarrojo)	67
Tabla 11 resultados modificados según el error promedio y la desviación estándar para algunos sujetos de prueba en condiciones de luz ambiente	71
Tabla 12 resultados modificados según el error promedio y la desviación estándar para algunos sujetos de prueba en condiciones de luz mixta	71
Tabla 13 Comparación general de los montajes y los algoritmos usados para el área de interés de la cara	72
Tabla 14 Tiempo de procesamiento aproximado, de un video de 3 minutos tomado por medio del sensor profesional para cada algoritmo utilizado en el presente proyecto	72
Tabla 15 Resultados para los videos de la mano tomados por medio del sensor profesional en condiciones ambiente de iluminación	75
Tabla 16 Resultados para los videos de la mano tomados por medio del sensor profesional en condiciones de iluminación mixta (ambiente + infrarrojo)	76
Tabla 17 Resultados para los videos de la mano tomados por medio del sensor genérico con iluminación ambiente	77
Tabla 18 Resultados para los videos de la mano tomados por medio de la cámara web con iluminación mixta (ambiente + infrarrojo)	78
Tabla 19 resultados del área de la mano modificados según el error promedio y la desviación estándar para algunos sujetos de prueba	79
Tabla 20 Comparación general de los montajes y los algoritmos usados para el área de interés de la mano	79

Lista de figuras

Figura 1 Vascularización arterial de la cara. Fuente: (Netter, 2007)	13
Figura 2 Arterias y venas superficiales de la cara. Fuente: (Netter, 2007)	13
Figura 3 Venas y arterias de la palma de la mano. Fuente: (Netter, 2007)	14
Figura 4 disposiciones geométricas del PPG. Fuente: (Tamura, Maeda, Sekine, & Yoshida, 2014)	15
Figura 5 Montaje esquemático de la técnica IPPG. Fuente: (Sun & Thakor, Photoplethysmography Revisited: From Contact to Noncontact, From Point to Imaging, 2016)	16
Figura 6 Representación de los elementos básicos de la percepción remota. Fuente: (Lira, 2011)	18
Figura 7 Espectro electromagnético. Fuente: (SCENIHR (Scientific Committee on Emerging and Newly Identified Health Risks), 2008)	24
Figura 8 Reflexión de la luz entre dos medios de diferente índice de refracción. Fuente: (Walsh, 2011).	25
Figura 9 Reflexión especular y reflexión difusa. Fuente: (Walsh, 2011)	25
Figura 10 Sección transversal de la piel. Fuente (Welch, van Gemert, Star, & Wilson, 1995)	26
Figura 11 Reflexión y transmisión de la luz entre dos medios de diferente índice de refracción. Fuente: (Walsh, 2011).	26
Figura 12 Coeficiente de absorción de la sangre versus la longitud de onda. a) sangre oxigenada. b) sangre desoxigenada. Fuente: (Jacques, 2013)	29
Figura 13 Coeficiente de absorción del interior de un melanosoma típico versus longitud de onda. Fuente: (Jacques, 2013)	30
Figura 14 Coeficiente de absorción para tejidos adiposos versus longitud de onda. Fuente: (Jacques, 2013)	30
Figura 15 Proceso general realizado por el EVM. Fuente: (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012)	32
Figura 16 Proceso de amplificación para el cambio, en un tiempo t, de una señal. Fuente: (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012)	34
Figura 17 Algoritmo JADE usado para el cálculo de las componentes independientes	38
Figura 18 Pirámide Gaussiana. Fuente: (Adelson, Anderson, Bergen, Burt, & Ogden, 1984)	41
Figura 19 Pulsioxímetro utilizado para la toma de la señal de referencia	45
Figura 20 Montaje experimental para la adquisición de los videos de la cara	46
Figura 21 Montaje experimental para la adquisición de los videos de la mano	46
Figura 22 Diagrama del método para la extracción del pulso cardiaco basado en el algoritmo EVM	50
Figura 23 Diagrama del método para la extracción del pulso cardiaco basado en el algoritmo ICA	51
Figura 24 Diagrama del método para la determinación del área de interés (ADI)	52
Figura 25 Diagrama para el algoritmo creado para la extracción del pulso cardiaco de referencia. La señal fue extraída de un pulsioxímetro convencional (método de contacto)	53
Figura 26 Frame del video del pulsioxímetro para la extracción del pulso real	54
Figura 27 Esquema de obtención de la señal real del pulso cardiaco	55
Figura 28 Frame de uno de los videos, de la cámara profesional, usados para la extracción del pulso cardiaco	56

Figura 29 Frame de uno de los videos, del sensor genérico, usados para la extracción del pulso cardiaco _____	56
Figura 30 Área de interés determinada por el algoritmo desarrollado en el presente estudio ____	56
Figura 31 Resultado de aplicar el algoritmo EVM a una serie de frames capturados mediante el sensor genérico. En este caso, (a) y (c) están separados temporalmente por un segundo _____	57
Figura 32 Resultado de aplicar el algoritmo EVM a una serie de frames capturados mediante la cámara profesional. En este caso, (a) y (c) están separados temporalmente por un segundo ____	57
Figura 33 Frames resultantes de la Figura 32 en espacio de color HSV _____	58
Figura 34 Canal H (a) y canal S (b) de las imágenes en la Figura 33 _____	58
Figura 35 Señal del pulso filtrada y centrada _____	58
Figura 36 Espectrograma de la señal de la Figura 35 _____	59
Figura 37 Estructura de segmentos en los que se dividió la señal para su estudio en el dominio de la frecuencia _____	59
Figura 38 Superposición entre la distribución de vasos sanguíneos en la cara y el cambio de color resaltado en los tejidos de la cara por el algoritmo EVM _____	60
Figura 39 Proceso de extracción de las componentes independientes, a partir de las señales de los canales R, G, y B, para finalmente obtener los espectrogramas de las componentes y definir la que contenga la señal del pulso cardiaco _____	61
Figura 40 Respuesta en magnitud del filtro usado en el presente proyecto _____	62
Figura 41 Prueba del filtro usado para filtrar las señales resultantes del presente estudio. (a) señal de ruido blanco con frecuencia de muestreo igual a 30 muestras por segundo. (b) espectro de frecuencias de la señal en (a). (c) señal (a) filtrada mediante el filtro usado en el presente estudio. (d) espectro de frecuencias de la señal en (c) _____	62
Figura 42 Señal con mayor exactitud extraída tanto por el algoritmo EVM como por el ICA, (a); señal con exactitud más baja extraída por el algoritmo EVM, (b), y señal con más baja exactitud extraída por el algoritmo ICA, (c) _____	66
Figura 43 Comparación del resultado de aplicar el algoritmo EVM para una persona de tez clara (a), y una persona de tez oscura (b) _____	67
Figura 44 Triángulo de exposición de una cámara digital. Fuente: (Company Anyline GmbH, 2018) _____	71
Figura 45 errores de los resultados para el sensor genérico de algunos de los sujetos de estudio, mostrando la posible infravaloración _____	72
Figura 46 Superposición entre la distribución de vasos sanguíneos en la mano y el cambio de color resaltado en los tejidos de la mano por el algoritmo EVM _____	78

INTRODUCCIÓN

En el último siglo la ciencia ha avanzado exponencialmente. Estos avances se han dado en diversas áreas del conocimiento. En esta ocasión, se tratará la unión que se ha generado entre dos de las ciencias más trascendentales para el humano. La primera, aquella que ha velado por la vida, y la salud de las personas, la Medicina; y la segunda, aquella que se ha encargado de explicar los fenómenos naturales que rodean al ser humano, la Física.

Hay que mencionar que esta sinergia ha permitido el desarrollo de tecnologías que, actualmente, son de suma importancia para la medicina, bien sea para diagnóstico, tratamiento, o monitorización. Tales son los casos de técnicas como: resonancia magnética nuclear (diagnóstico), radioterapia (tratamiento), y fotopleletismografía (monitorización).

Habiendo mencionado esto, se entrará en el tema principal del presente trabajo, la monitorización, y en especial, la monitorización del pulso cardiaco. Esta variable fisiológica es de una importancia vital, puesto que, en general, es de fácil medición y brinda gran cantidad de información acerca de la salud de una persona. Cualquier cambio de la frecuencia cardiaca normal, puede ser indicio de un problema de salud. Algunas personas creen que el control de esta variable debe hacerse solo en casos de ser una persona de edad avanzada o un deportista, para prevenir enfermedades cardiovasculares (ECV) o enfermedades que repercutan en el sistema cardiovascular. Sin embargo, independientemente de si estas condiciones se cumplen, una ECV puede afectar a cualquier persona, sin excepción. Por otra parte, el pulso cardiaco no solo puede brindar información con fines médicos, sino que puede dar a conocer el estado de ánimo de una persona, las reacciones de estas ante diferentes estímulos, entre muchas otras.

Al llegar a este punto conviene comentar que: la tasa de mortalidad por parte de enfermedades cardiovasculares, en el 2015, fue de 31,3% de las muertes totales (World Health Organization, 2016), siendo así la principal causa de fallecimientos; En Colombia, en el año 2010, la mortalidad prematura (muertes de personas entre los 30 y 69 años) por ECV fue del 24% (Organización Panamericana de la Salud, 2014); En Australia, por ejemplo, entre el 2014 y el 2015, se encontraron alrededor de 24,000 personas, entre los 18 y 40 años, con ECV, y otras 80,000 que padecían de arritmias cardiacas (Jennings, 2016). De lo anterior, se puede vislumbrar la importancia de la monitorización del pulso cardiaco, ya que este es un primer indicador del estado del corazón.

Desde otro punto de vista, el pulso cardiaco también puede llegar a ser de gran importancia en otras áreas de la vida del ser humano. Como, por ejemplo: el estudio de reacciones por parte de una audiencia ante ciertos estímulos, como material audiovisual (películas, música, vídeos y afines), con el objetivo de evaluar la reacción que este genera; el estudio de la variación de los signos vitales de un trabajador debido a la fatiga laboral, como conductores, operarios de maquinaria, entre muchos otros, y así poder prevenir posibles accidentes; y en general, otros aspectos de la vida donde el pulso cardiaco indique el estado anímico o físico de las personas.

Habiendo dicho esto, y dejando clara la importancia de la monitorización de esta variable fisiológica, hay que mencionar cómo se mide el pulso. Algunos de los instrumentos usados para este fin son los basados en: la tecnología fotopleletismográfica; en el sonido; en los cambios de brillo de la cara; y aquellos que están basados en la medición de las señales

eléctricas del corazón. En el presente trabajo de grado se hará un acercamiento a una técnica basada en la fotopleletismografía, pero en esta ocasión orientada a la monitorización remota del pulso cardiaco, esto significa que los datos serán tomados por medio de una cámara de video, con el fin de identificar los algoritmos más efectivos en cuanto a resultados y tiempo de ejecución.

Como parte de los objetivos del presente trabajo, se evaluarán montajes experimentales y algoritmos de análisis empleados por métodos de percepción remota humana orientados a la extracción del pulso cardiaco en diferentes zonas del cuerpo humano. La extracción del parámetro fisiológico se realizará por medio de la aplicación de algoritmos, tales como la Amplificación Euleriana de Video (EVM, por sus siglas en inglés) y el Análisis de Componentes Independientes (ICA, por sus siglas en inglés), sobre los videos, de las respectivas zonas del cuerpo de personas en estado de reposo, tomados por cada uno de los montajes experimentales. Estos montajes consistirán en la toma de videos por medio de dos cámaras diferentes; una que posee un sensor profesional y otra que cuenta con un sensor genérico. Para la evaluación y validación de los resultados obtenidos por medio de los algoritmos anteriormente nombrados, se contará con la señal real adquirida mediante un método de contacto, más específicamente un pulsioxímetro. Finalmente, la comparación entre los resultados obtenidos en el presente trabajo se realizará por medio de un paralelo entre los errores correspondientes a cada algoritmo y montaje experimental.

JUSTIFICACIÓN

Nadie desconoce que, en el control de un paciente en casos de cirugía, hospitalización y en gran cantidad de procedimientos médicos, es de vital importancia el control y medición de las variables de monitoreo cardiovascular. Esto, debido a que estas variables fisiológicas deben permanecer constantes sin importar el procedimiento que se realice para que la vida del paciente no corra peligro. También es indudable que en la actualidad se cuenta con una gran cantidad de instrumentos para medir estas variables. Pero, estos cuentan con una serie de desventajas debidas a la incomodidad que estos pueden generar, al limitado rango de medición con el que estos cuentan y a las dificultades que presentarían en un paciente que no puede ser tocado a causa de lesiones. Así, el estudio de los métodos de percepción remota de las variables cardiovasculares y el establecimiento de cuál de estos es más eficaz, daría una guía para futuros estudios sobre qué métodos y procesos estudiar más a fondo para lograr algún día la constitución de esta técnica como una aceptada y usada en el sector de la salud. Por otra parte, el presente estudio al tener en cuenta diferentes metodologías usadas para este objetivo contribuirá con la valoración de diferentes procedimientos que no solo son usados en este tópico sino en diferentes áreas del tratamiento de imágenes como lo son: filtrado de imágenes espacialmente y en el dominio de frecuencias; magnificación euleriana de video; entre otros. Para finalizar, hacer énfasis en que el desarrollo de estas nuevas técnicas con un adecuado estudio e investigación podría llevar a la aplicación de estas en un ámbito clínico dentro del contexto de nuestra ciudad. Y así, contribuir con el monitoreo de pacientes con los que se presenten dificultades para aplicar las técnicas tradicionales, así, como de múltiples pacientes, puesto que ha sido demostrado que estos novedosos métodos son válidos para un control múltiple.

OBJETIVOS

Objetivo General

Evaluar los montajes experimentales y algoritmos de análisis empleados por métodos de percepción remota humana orientada al monitoreo cardiovascular en diferentes regiones de interés del cuerpo.

Objetivos Específicos

- Implementar diferentes métodos de percepción remota para la medición de variables de monitoreo cardiovascular en diferentes regiones del cuerpo humano.
- Validar las técnicas implementadas por medio de datos tomados a partir de un método de contacto.
- Comparar los resultados obtenidos por cada uno de los métodos implementados.

1 EL PULSO CARDIACO

Los organismos unicelulares pueden satisfacer su propio mantenimiento y continuidad al realizar la amplia variedad de funciones necesarias para la vida. En contraste, el cuerpo humano es un sistema extremadamente complejo que necesita de diversas células especializadas para que cumplan las necesidades fisiológicas de su organismo. Estas células especializadas dependen entre sí. Puesto que casi todas están firmemente implantadas en tejidos, es necesario que se les haga llegar los elementos básicos que estas necesitan para su funcionamiento correcto. Por esta razón, se ha hecho necesario un medio muy especializado y capaz de transportar materiales por todo el cuerpo (Fox, 2011).

La sangre desempeña esta función de transporte. El cuerpo posee alrededor de 96.500 kilómetros de vasos sanguíneos que llegan a cada rincón, con el fin de hacer llegar el alimento y los elementos básicos de funcionamiento a cada una de los billones de células que posee este. Para desempeñar sus diversas funciones, el sistema circulatorio, trabaja en conjunto con los sistemas respiratorio, urinario, digestivo, endocrino y tegumentario para el mantenimiento de la homeostasis (equilibrio de las condiciones internas normales de los sistemas). Para efectos del presente proyecto, la alianza entre el sistema circulatorio y el tegumentario (la piel) es la que se explorará.

En el presente capítulo se abarcarán algunos temas que pondrán en contexto el aspecto fisiológico y anatómico que se usó para el desarrollo y planteamiento del trabajo. Estos temas son, las variables fisiológicas, funciones del sistema circulatorio, sistema cardiovascular, ciclo cardíaco, vasos sanguíneos, flujo sanguíneo cutáneo, anatomía de los vasos sanguíneos en cara y mano, áreas del cuerpo que fueron escogidas para analizar en el presente estudio y por último fotopleletismografía y fotopleletismografía de imágenes, técnicas utilizadas en el estudio de ciertas variables fisiológicas.

1.1 VARIABLES FISIOLÓGICAS

Una variable es una propiedad que define el estado de un sistema. Por lo tanto, una variable fisiológica será aquella propiedad que define el estado de un sistema fisiológico. Sea, a modo de ejemplo, la presión parcial de oxígeno, porcentaje de saturación de oxihemoglobina, ventilación, hemoglobina total, entre otras, las características que definen el estado del sistema respiratorio del ser humano.

El sistema circulatorio comprende al sistema cardiovascular y al sistema linfático. Para el presente proyecto se estudiará el primero. Por esta razón, a continuación, se dará una breve introducción a algunas de las variables fisiológicas que caracterizan el sistema cardiovascular.

- **Gasto cardíaco:** es la cantidad de sangre que los ventrículos impulsan cada minuto. El gasto cardíaco se ve modificado al cambiar el volumen que se expulsa en cada latido (volumen sistólico), o al cambiar la frecuencia cardíaca. El gasto cardíaco puede oscilar entre 5 y 30 litros por minuto, dependiendo de la actividad del organismo.
- **Frecuencia cardíaca o pulso cardíaco:** es el número de veces que late el corazón por unidad de tiempo. Esta variable es la principal para el presente estudio puesto

que es la destinada para la medición por técnicas de visión por computador. El pulso puede variar, en reposo, entre 50 y 100 latidos por minuto en personas adultas.

- Volumen sistólico: es el volumen de sangre que el corazón expulsa hacia la aorta durante el periodo de contracción, también llamado sístole. En un adulto humano medio, el volumen sistólico es de entre 60 y 80 ml.
- Presión arterial: es la fuerza que ejerce la sangre contra las paredes arteriales. Los valores normales de presión arterial varían entre 90/60 y 120/80 mmHg.

1.2 SISTEMA CARDIOVASCULAR

Dentro del equilibrio que el sistema circulatorio favorece en el cuerpo, se pueden encontrar tres subdivisiones: el transporte, la regulación y la protección.

1.2.1 Funciones del sistema cardiovascular

Transporte: El sistema circulatorio, por medio de la sangre, transporta todas las sustancias esenciales para el funcionamiento correcto de todos los sistemas que componen el cuerpo. Estas pueden clasificarse en respiratorias, nutritivas y excretorias.

Regulación: El sistema circulatorio asiste, también, en el equilibrio hormonal y de la temperatura. El sistema circulatorio contribuye con la regulación de la temperatura corporal al permitir que, cuando hay un cambio de temperatura, la sangre fluya más superficial o, al contrario, más profunda. Al haber una temperatura ambiente elevada, el sistema circulatorio desvía la sangre hacia vasos más superficiales para que el intercambio de calor sea más efectivo; por el contrario, cuando la temperatura ambiente es baja, el sistema circulatorio desvía la sangre a vasos más profundos para conservar la temperatura corporal. Esto último será de relevancia para el presente proyecto puesto que, a mayor temperatura, la sangre fluirá superficialmente y por lo tanto una mayor cantidad de luz podrá interactuar con esta.

Protección: El sistema circulatorio protege el cuerpo contra la pérdida de sangre y agentes externos al mismo, por ejemplo, microbios y toxinas. Cuando hay daño de los vasos sanguíneos, el proceso de coagulación protege al cuerpo contra la pérdida excesiva de sangre. Por otra parte, la función inmunitaria es ejercida por los leucocitos que protegen al cuerpo contra los agentes que pueden causar enfermedades.

1.2.2 Sistema cardiovascular

El sistema cardiovascular es uno de los dos sistemas que componen el sistema circulatorio. Y este, a su vez, lo componen el corazón y los vasos sanguíneos. El primero, es el órgano encargado de impulsar hacia todo el cuerpo la sangre que es transportada y llevada a su destino final por estos segundos.

El corazón es un órgano compuesto por cuatro cavidades, las dos superiores llamadas aurículas y las dos inferiores llamadas ventrículos. Su contracción crea el frente de presión necesario para que la sangre, a través de los vasos, llegue a los pulmones y a todas y cada una de las células del cuerpo. En promedio, el corazón de un adulto bombea 5 litros de sangre por minuto. A ese ritmo, es tomado aproximadamente un minuto para que la sangre llegue a la zona más distal del cuerpo y regrese al corazón (Fox, 2011).

Los vasos sanguíneos son una red tubular que permite que la sangre viaje desde el corazón a todas las células del cuerpo, y después regrese al corazón. Las arterias transportan sangre que se aleja del corazón, mientras que las venas transportan sangre directamente hacia el corazón. Las venas y las arterias se unen entre sí a través de vasos sanguíneos más pequeños llamados capilares. Para efectos del presente trabajo, es muy importante esta red y su distribución.

1.2.3 Circulaciones

La sangre al retornar al corazón tiene un contenido alto de dióxido de carbono que recogió al pasar por los tejidos del cuerpo. Esta llega a la aurícula derecha y, a continuación, pasa hacia el ventrículo derecho por medio de una válvula, llamada la válvula tricúspide. Posteriormente, el ventrículo bombea la sangre hacia los pulmones y las arterias pulmonares, donde ocurre el intercambio gaseoso. El oxígeno que proviene del aire inhalado se difunde hacia la sangre, mientras que el dióxido de carbono lo hace en dirección opuesta.

De lo anterior resulta que la sangre que llega a la aurícula izquierda es rica en oxígeno y parcialmente desprovista de dióxido de carbono. El circuito que hace la sangre desoxigenada desde el ventrículo derecho, a través de los pulmones, y de regreso al corazón en la aurícula izquierda, se conoce como circulación pulmonar.

La sangre rica en oxígeno en la aurícula izquierda pasa al ventrículo izquierdo por medio de una válvula, llamada la válvula bicúspide. Esta es bombeada desde el ventrículo izquierdo hacia la arteria aorta. Las ramas arteriales provenientes de la aorta suministran sangre rica en oxígeno a todo el cuerpo. Posteriormente, la sangre retorna al corazón, en la aurícula derecha y todo el proceso vuelve a comenzar. A este circuito, ventrículo izquierdo, sistemas corporales, y finalmente aurícula derecha se le conoce como circulación sistémica.

Puede anotarse que éstas circulaciones son muy importantes para el presente proyecto, puesto que éstas son los procesos que se encargan de oxigenar la sangre, hecho que será de gran relevancia teórica al estudiar el fenómeno en el que se basa este estudio, y de llevarla hacia las áreas que serán tomadas para las pruebas en el mismo.

1.3 CICLO CARDIACO: EL PULSO

El ciclo cardiaco se refiere al proceso repetitivo de contracción y relajación del corazón. A la fase de contracción se le llama sístole y a la de relajación diástole. Las dos aurículas se llenan de sangre y a continuación se contraen dejando llenar los ventrículos. Seguido viene la contracción de los ventrículos quienes mandan la sangre hacia las arterias para que lleven a cabo el recorrido de las circulaciones pulmonar y sistémica. El corazón bombea la sangre en dos etapas. La primera donde las aurículas se contraen casi simultáneamente, seguido de la contracción de los ventrículos entre 0.1 o 0.2 segundos más tarde (Fox, 2011).

La fase de sístole es la que define lo que se conoce como pulso cardiaco. El pulso es el número de veces que se presenta la fase de sístole por minuto. Al contraerse los ventrículos la sangre viaja por las arterias fuera del corazón, lo que para el presente estudio será de vital importancia, puesto que, en este momento, los tejidos se llenarán de sangre permitiendo que haya una diferencia en la concentración de oxígeno presente en estos. Es así como se pueden distinguir los dos fenómenos de los que se sacará provecho para la

extracción del pulso cardíaco: el primero es el cambio de color (imperceptible al ojo humano) que tienen los tejidos debido a la distribución de la sangre por estos mismos; el segundo es la diferencia en la interacción que hay entre los tejidos y la luz, a causa del cambio en el contenido de oxígeno de la sangre, como se verá en el siguiente capítulo.

1.4 VASOS SANGUÍNEOS

Los vasos sanguíneos forman una red tubular en todo el cuerpo, que permite que la sangre fluya desde el corazón hacia todas las células vivas del organismo, y de regreso hacia el corazón (Fox, 2011). La sangre que va hacia los tejidos viaja por vasos de diámetro progresivamente menor, arterias, arteriolas y capilares. Estos últimos son vasos de calibre microscópico que conectan el flujo arterial y el flujo venoso. La sangre que viaja de regreso al corazón lo hace por medio de vasos de diámetro progresivamente mayor, llamados vénulas y venas.

1.4.1 Arterias

Son vasos elásticos de gran calibre que se expanden debido a que la presión de la sangre aumenta debido a la contracción de los ventrículos; cuando estos mismos se relajan y la presión arterial disminuye, las arterias tienen un retroceso elástico. Entiéndase por retroceso elástico que los tejidos con conforman estos vasos regresan a su estado de relajación base. Este retroceso elástico es el encargado de impulsar la sangre durante la diástole, el intervalo de tiempo en que el corazón está relajado y no ejerce ninguna fuerza sobre la sangre.

1.4.2 Capilares

El sistema de arterias se ramifica extensamente para dar paso a más de 40.000 capilares alrededor de todo el cuerpo. Se dice que el número de ramas capilares es tan grande que cualquier célula del cuerpo se encuentra, como mucho, a 80 micrómetros de distancia del capilar más cercano.

1.4.3 Venas

La mayoría del volumen sanguíneo se encuentra en las venas. Estas no ejercen presión sobre la sangre, por el contrario, tienen la capacidad de expandirse a medida que contienen mayor cantidad de sangre. De lo anterior resulta que la presión en las venas es hasta 50 veces menor que la presión en las arterias.

1.5 FLUJO SANGUÍNEO CUTÁNEO

La piel, como interfaz entre el interior y el exterior del cuerpo humano, ayuda a mantener la temperatura corporal profunda constante a pesar de los cambios que se encuentran en la temperatura ambiente, a este proceso se le llama termorregulación (Fox, 2011).

La piel al ser el órgano más extenso del cuerpo y estar adecuado para la emisión de calor es un radiador muy eficaz cuando la temperatura corporal aumenta con respecto a la temperatura ambiente. El flujo sanguíneo está adaptado para que la temperatura interna corporal sea constante, aproximadamente 37°C. Cuando la temperatura ambiente es baja, los nervios simpáticos estimulan la vasoconstricción cutánea; debido a esto el flujo sanguíneo cutáneo se verá disminuido y así se perderá menor calor a partir de la piel. A

medida que la temperatura aumenta, los vasos en las zonas de las manos y los pies se dilatan generando así mayor intercambio de calor con el ambiente y disminuyendo así la temperatura corporal; sin embargo, si el incremento de temperatura es continuo los vasos de otras áreas se dilatan. Si este aumento de flujo cutáneo no basta para enfriar el cuerpo, se estimulará la secreción de glándulas sudoríparas.

Para el presente proyecto este es un tema a tener en cuenta puesto que esto indica que, si el cuerpo está en un proceso de vasodilatación de los vasos cutáneos, entonces será más factible extraer el pulso por medio de los análisis presentados aquí; por el contrario, si el cuerpo está en un proceso de vasoconstricción será más complejo extraer esta variable (Fox, 2011).

1.6 ANATOMÍA DE LOS VASOS SANGUÍNEOS EN CARA Y MANO

En el presente estudio se tomaron como zonas de estudio la cara y la palma de la mano. Se debe tener en cuenta que para poder extraer por medio de cámaras el pulso cardíaco al sensor debe llegar suficiente luz proveniente del tejido a estudiar. Debido a esto las áreas que se eligen para este estudio cuentan con características que se cree pueden generar ventajas para la extracción del pulso cardíaco; sin embargo, esto no excluye que en estudios futuros se investigue la posibilidad de extraer el pulso de otras zonas del cuerpo como la espalda, el pecho la planta de los pies, entre muchas otras.

1.6.1 Cara

La cara es una de las áreas del cuerpo más vascularizadas, superficialmente, que hay, debido a esto será una de las áreas priorizadas por el presente estudio. En la Figura 1 se puede ver la distribución frontal de las arteria interna y externa. Esto muestra que cuando se vaya a seleccionar el área de interés en los videos a analizar, una de las zonas importantes será la zona nasal.

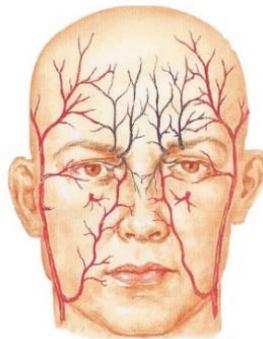


Figura 1 Vascularización arterial de la cara. Fuente: (Netter, 2007)

En la Figura 2, al igual que en la Figura 1, se puede observar que la zona nasal está muy vascularizada, como también lo está la zona frontal.

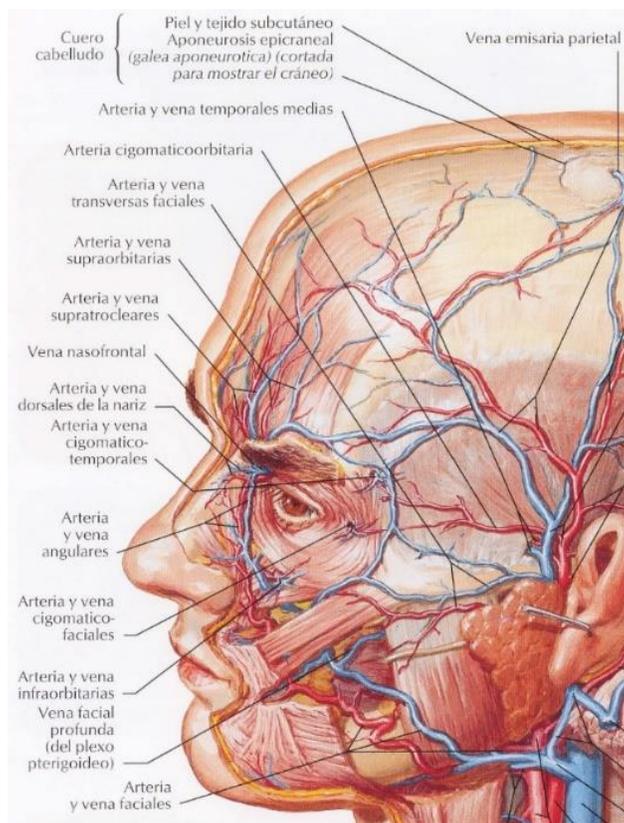


Figura 2 Arterias y venas superficiales de la cara. Fuente: (Netter, 2007)

1.6.2 Mano

La mano fue elegida zona de estudio puesto que esta posee una condición que la hace interesante para el presente trabajo. En la palma de la mano, superficialmente, se encuentra el arco superficial arterial palmar (véase Figura 3). Esto es significativo para el estudio, puesto que, son vasos de un calibre notable y que son bastante superficiales, lo que la convierte en un área especial para estudiar.

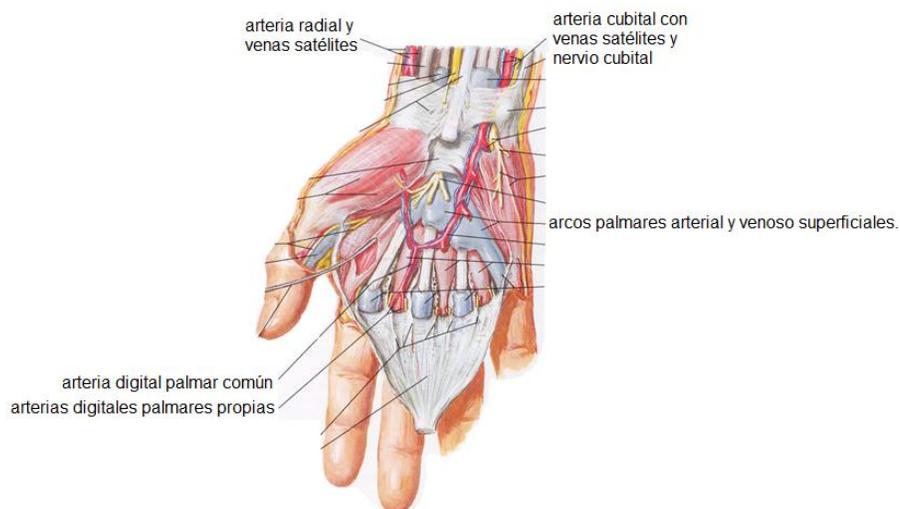


Figura 3 Venas y arterias de la palma de la mano. Fuente: (Netter, 2007)

1.7 FOTOPLETISMOGRAFÍA

La fotopleletismografía o PPG, por sus siglas en inglés, se introdujo como término en los años treinta como una técnica óptica, simple y de bajo costo usada para monitorizar los cambios de volumen de sangre que ocurren en las vías vasculares ubicadas bajo la piel, que se deben a la naturaleza pulsátil del sistema circulatorio. Por esta razón ha sido comúnmente usada para la monitorización del pulso cardiaco, siendo hoy día una de las técnicas clínicamente más usadas, por ejemplo, en los pulsioxímetros.

Como una técnica óptica, esta requiere de una fuente lumínica y un fotodetector. La fuente ilumina los tejidos y el fotodetector mide los pequeños cambios de luz, transmitida o reflejada, asociados a la interacción sangre-radiación. Por consiguiente, es muy importante la elección de luz con la que se irradia el tejido.

Es bien sabido que la melanina absorbe las longitudes de onda cortas, pues esa es su función en el cuerpo humano, absorber los rayos UV provenientes del Sol. Paralelamente, el agua también absorbe muy bien luz ultravioleta e infrarrojo lejano. Por lo tanto, las longitudes de onda que representan la luz roja y el infrarrojo cercano han sido elegidas como las fuentes de luz de los dispositivos fotopleletismográficos (Sun & Thakor, 2016).

Como ya se ha mencionado en apartados anteriores, el corazón al contraerse hace llegar la sangre a todos los tejidos del cuerpo. Los capilares del tejido se ven llenados por sangre oxigenada, lo que resulta en una mayor absorción de luz. Posteriormente al retirarse la sangre, de nuevo hacia el corazón, rica en dióxido de carbono, la absorción de luz se ve disminuida. Estos son los cambios medidos por el dispositivo fotopleletismográfico, midiendo así indirectamente el pulso cardiaco.

Existen dos disposiciones principales en esta técnica, las técnicas basadas en transmisión y aquellas basadas en la reflexión (véase Figura 4). La diferencia entre ambas disposiciones es la geometría existente entre la fuente lumínica y el fotodetector. Específicamente, en la geometría de transmisión el tejido es puesto entre la fuente lumínica y el fotodetector. En la geometría de reflexión la fuente de luz y el fotodetector están ubicados en el mismo lado del tejido. La geometría de transmisión, al tener la luz que pasar a través del tejido, se ve limitada pues tendrá que posicionarse en lugares del cuerpo donde la luz logre atravesar, por ejemplo, las yemas de los dedos y los lóbulos de las orejas.

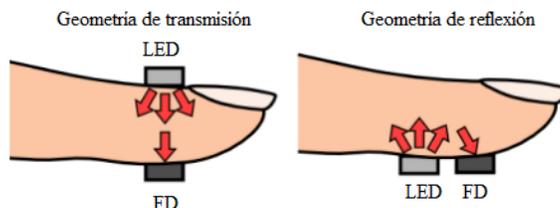


Figura 4 disposiciones geométricas del PPG. Fuente: (Tamura, Maeda, Sekine, & Yoshida, 2014)

Algunas de las limitaciones del PPG convencional son:

- Lugar de medición: un sensor de PPG solamente puede monitorizar los cambios de volumen de sangre en un solo lugar. Algunos dispositivos multi-sensor han sido desarrollados para la monitorización de diferentes zonas simultáneamente, pero al ser equipos muy grandes no son cómodos ni prácticos.

- Método de contacto: al ser el PPG un método de contacto, para una medición exacta debe estar firmemente pegado al tejido, lo que lo hace poco útil en situaciones donde la piel está herida como cortes, quemaduras y traumas en general. Por otro lado, que el sensor esté en firme contacto con el tejido, puede causar la deformación de las paredes de las arterias o incluso bloquear la microcirculación de los capilares (Sun & Thakor, 2016).
- Ruido debido al movimiento: la técnica PPG es susceptible al ruido inducido por el movimiento. Ha sido clínicamente probado que los pequeños movimientos pueden causar errores en la respuesta de los pulsioxímetros (Sun & Thakor, 2016).

De lo anterior resulta claro que la comunidad científica haya desarrollado técnicas que suplan estas deficiencias del método de contacto. Así, nace la fotopleletismografía de imágenes, o IPPG, por sus siglas en inglés.

1.7.1 Fotopleletismografía de imágenes.

La investigación en este nuevo campo de la monitorización nació en 1996 (Sun & Thakor, 2016). Conceptualmente, es un método de medición remota basado en uso de una cámara como fotodetector. El IPPG tiene gran potencial, debido a que puede proveer una solución a las situaciones clínicas anteriormente descritas y brinda un rango de estudios más amplio, por ejemplo, las imágenes hemodinámicas (imágenes que estudian el flujo de la sangre).

El IPPG tiene muchas similitudes con el PPG convencional, pues se puede operar en las mismas disposiciones geométricas y ambas están basadas en los mismos principios físicos.

La idea básica del IPPG es iluminar el tejido con luz, generalmente visible o infrarroja, y detectar la respuesta del tejido por medio de un fotodetector bidimensional cuya función es formar una imagen. Un esquemático del montaje del IPPG se puede ver en la Figura 5.



Figura 5 Montaje esquemático de la técnica IPPG. Fuente: (Sun & Thakor, 2016)

Al ser el IPPG una técnica que no necesita de contacto, permite el estudio de grandes áreas de tejido y disminuye las limitaciones físicas del PPG convencional. Así mismo, el IPPG no deforma las paredes arteriales, ni impide las microcirculaciones en los capilares. Hay que mencionar también que esta técnica permite: realizar mediciones múltiples, bien sea de diferentes zonas del cuerpo o diferentes personas paralelamente y contrarrestar el efecto del movimiento sobre las señales mediante procesamiento de los videos, con técnicas como la estabilización de las zonas de interés o su seguimiento.

2 PERCEPCIÓN REMOTA HUMANA

Según el Ministerio de Salud de Colombia, un dispositivo o equipo invasivo es aquel que penetra parcial o completamente en el interior del Cuerpo, bien sea por un orificio corporal o a través de la superficie corporal (Ministerio de Salud de Colombia, 2001). Con esta definición en mente, un dispositivo o equipo no invasivo sería aquel que no penetra en el interior del cuerpo.

Ahora bien, tomando la clasificación de no invasivo se puede subdividir esta nuevamente teniendo en cuenta el grado de contacto que tiene el dispositivo, o el procedimiento que se realiza, con el paciente como procedimientos de contacto y de no-contacto. A este segundo grupo es lo que se denominará percepción remota humana, como más adelante se explicará.

En lo que se refiere a percepción remota, se puede decir que es la ciencia de obtener información acerca de un objeto, área, o fenómeno mediante el análisis de datos adquiridos por un dispositivo que no es sometido a contacto directo con el objeto, área o fenómeno en cuestión (Lillesand, Kiefer, & Chipman, 2014).

Aquí vale la pena aclarar que, el proceso de percepción remota no solo incluye la etapa de adquisición de datos, debido a que estos por sí solos no tienen mayor relevancia. Por lo tanto, se hace necesario agregar una etapa de procesamiento, y en este caso, procesamiento digital.

El presente capítulo hace una introducción del concepto de percepción remota, lo que es esta orientada al estudio del ser humano, sus fundamentos físicos y las propiedades ópticas de los tejidos del cuerpo humano, con el fin de dar un contexto histórico y teórico del presente trabajo de grado.

2.1 PERCEPCIÓN REMOTA

Aunque la óptica fue en gran parte desarrollada hace varios siglos, e incluso se data que la primera descripción de una imagen formada por algún tipo de instrumento fue hecha por Aristóteles alrededor del siglo IV a.C con su *camera obscura*, tuvo que darse todo un progreso en esta área, incluyendo la adición de lentes a los instrumentos, hasta poder llegar a la invención de la fotografía. Desarrollo que cambiaría por completo, hasta hoy día, la interacción que se tenía y se tiene con el mundo. Esto fue potenciado además por el descubrimiento de nuevas formas de radiación electromagnética más allá del espectro visible en el siglo XIX (infrarrojo descubierto por Herschel, el ultravioleta por Ritter, y las ondas de radio por Hertz) y el desarrollo de Maxwell de la teoría electromagnética, en la que recae gran parte del entendimiento del ser humano acerca de estos fenómenos (Rees, 2001).

Rápidamente el humano adaptó esta nueva tecnología a su forma de ver el mundo y así surgió los primeros vestigios de lo que hoy se conoce como percepción remota moderna. En principio se desarrolló lo que fue la fotografía aérea, siendo la primera fotografía tomada en el año de 1858 por Gaspar Félix Tournachon desde un globo aerostático a una altitud aproximada de 80 metros. La utilidad de la fotografía aérea fue tan reconocida que para finales del siglo XIX ya se había escrito el primer libro del tema (Rees, 2001).

Entre la gran variedad de aplicaciones que tiene la percepción remota, para el estudio de la Tierra, se pueden encontrar (Chuvieco, 1995):

- Cartografía e inventario de cultivos por especie
- Cartografía de la cobertura vegetal del suelo
- Realización de inventarios forestales
- Inventario de agua superficial
- Cartografía térmica de la superficie del mar
- Control del movimiento de Icebergs en zonas polares

2.2 PERCEPCIÓN REMOTA HUMANA

Si bien el término percepción remota humana no ha sido acuñado, en el presente trabajo de grado se utilizará la siguiente definición propuesta por el mismo: “La percepción remota humana es el uso de técnicas para la obtención de información proveniente del ser humano mediante el análisis de datos adquiridos por un dispositivo que no es sometido a contacto directo con el cuerpo”. Los elementos principales de la percepción remota son (Lira, 2011):

- Fuente de iluminación
- Paisaje
- Escena
- Sensor remoto
- Sistema de procesamiento
- Apoyo de campo

Para estructurar el concepto de percepción remota humana, se tomarán estos elementos y se verá como se aplican al campo de estudio del cuerpo humano.

2.2.1 Fuente de iluminación

Es el cuerpo que emite la radiación con la que se irradiará el paisaje que se desea estudiar. Dependiendo del tipo de fuente, los sistemas de percepción remota se pueden clasificar en pasivos y activos: los sistemas pasivos, son aquellos en los que actúa como fuente lumínica un objeto externo, es decir, no se posee control sobre él. El caso más común es en el que el Sol se usa como ente para iluminar la escena; por otro lado, los sistemas activos son aquellos que poseen una fuente sobre la que se tiene control.

Este último tipo de sistemas son los que han permitido expandir el campo de estudio de la percepción remota, pues al cambiar la fuente por una que no emite luz visible, sino otro tipo de radiación, las oportunidades de observar fenómenos nuevos se amplían. Es así como al usar para irradiar, luz ultravioleta, infrarroja, ondas de radio, rayos gamma y rayos X es posible aplicar las técnicas de percepción remota al campo de la medicina (Lira, 2011), como lo son las radiografías (rayos X), la tomografía (rayos X), la resonancia magnética nuclear (ondas de radio), entre otras.

Sin embargo, no hay que menospreciar los sistemas pasivos, ya que como veremos en este trabajo, también se puede obtener información relevante por medio de estos sistemas.

2.2.2 Paisaje

El paisaje constituye el sistema físico que será estudiado. Por lo general, es uno de los elementos más desafiantes, puesto que este aporta una gran parte de los errores al diseño y operación de un experimento. Esto es debido a que es un parámetro bastante complejo, que no se puede controlar y donde intervienen muchos factores, varios de ellos irrelevantes para el estudio (Lira, 2011).; no obstante, en la percepción remota humana el paisaje es un elemento que se intenta tener lo más controlado posible. Por esta razón los procedimientos médicos que usan esta técnica suelen pedir al paciente que, durante el procedimiento, permanezcan lo más inmóvil que sea posible. Esto con el objetivo de disminuir los errores ocasionados por el movimiento que, en esta área de la percepción remota, es uno de los mayores obstáculos a superar.

2.2.3 Escena

Para hablar de la escena primero cabe aclarar que cada uno de los instrumentos con los que se toman datos para la percepción remota tienen que ser enfocados. Es así como las imágenes tomadas por medio de estos enfocan un área o áreas donde se encuentra el objeto o el conjunto de objetos en específico a estudiar. A esta zona o zonas enfocadas se les conoce como escena.

Para el presente tema la escena será la zona del cuerpo que es de relevancia para el estudio o aquella de la que será extraída la señal deseada. Un ejemplo sencillo es el de una radiografía: un médico al enfocar el aparato de rayos X, selecciona la escena del paisaje que desea estudiar. La escena en este caso sería, entonces, el plano donde se encuentra el hueso del que se desea extraer información.

2.2.4 Sensor remoto

Con los avances que ha tenido la tecnología en las últimas décadas, el ser humano ha expandido su habilidad de detectar diferentes tipos de radiación. Actualmente se cuenta con sensores capaces de captar radiación por fuera del espectro visible, como la luz ultravioleta, o el infrarrojo; radiación de mayor energía como los rayos X, los rayos gamma, y hasta partículas como electrones, protones y neutrones. En particular, la radiación de alta energía ha permitido explorar el cuerpo humano como nunca se había podido, desarrollando así técnicas como la tomografía, la radiografía, entre otras. Algunos ejemplos de estos sensores son: la placa fotográfica (luz visible), la película fotográfica infrarroja (infrarrojo), los detectores Geiger (rayos X y gamma) y los CCD (luz visible) usados en cámaras digitales.

2.2.5 Plataforma

La plataforma es el soporte físico para el sensor. En la teledetección tradicional entre más alejada esté la plataforma mayor es el área de visión, pero en consecuencia se tiene un decrecimiento del detalle. Por este motivo, en la percepción remota espacial, usualmente, se usan sensores de muy alta resolución. Sin embargo, en la medicina el más mínimo detalle puede hacer la diferencia entre la vida y la muerte. En consecuencia, las plataformas siempre están a una distancia media del paciente (de uno a dos metros por lo general).

2.2.6 Sistema de procesamiento

Una escena que está siendo abstraída, por medio de un sensor remoto, es continua, es decir, no presenta discontinuidades aparte de las que la caracterizan (límites y bordes). Las fotografías e imágenes digitales que representan una escena son discretas, es decir, están compuestas por elementos definidos, normalmente cuadrados. Y es que la digitalización de la información trae consigo esa particularidad, la discretización. Por consiguiente, cada uno de los elementos que componen la representación digital de una escena estará representado por un número; a cada uno de estos elementos se les llama pixel. Una de las herramientas más importantes para la extracción de información de las señales digitales es el procesamiento digital de señales.

El procesamiento digital de señales (PDS) se diferencia de otras áreas de la computación debido al particular tipo de variables que maneja: señales. El PDS es el conjunto de las matemáticas, los algoritmos, y las técnicas usadas para manipular estas señales después de ser digitalizadas, debido a que estas usualmente, por naturaleza, son de carácter continuo (Smith, 2003).

2.2.7 Apoyo de campo

Estas técnicas de apoyo son una inspección cualitativa y cuantitativa de ciertas zonas elegidas de la escena. La observación y medición directa de ciertos elementos en la escena es necesaria para corroborar la información obtenida por medio de la percepción remota. Esto es así ya que la información que brinda un sensor remoto es, en parte, relativa a este mismo, a la metodología usada para la medición, y a un sinfín de variables que no pueden ser controladas por el investigador (Lira, 2011).

Para la percepción remota humana este es un punto álgido, puesto que, en muchos casos la inspección de la escena significa tener que realizar un procedimiento invasivo para la validación de la información. En estos casos la decisión recae netamente sobre el profesional de la salud, quien deberá determinar si lo más conveniente es realizar la intervención o no.

2.3 IMÁGENES MÉDICAS

El cuerpo humano es un sistema increíblemente complejo. Adquirir información de este conlleva a una cantidad inmensa de datos. Uno de los grandes retos que tienen los investigadores es adquirir, procesar y desplegar la información de tal forma que esta pueda ser asimilada, interpretada y utilizada para proporcionar diagnósticos más útiles. Una de las mejores formas de cumplir con esto es presentar la información en forma de imágenes (Hendee & Ritenour, 2002).

Las imágenes médicas, que usualmente son el resultado de aplicar percepción remota a una persona, pueden revelar características de los tejidos del cuerpo como transmisividad, opacidad, emisividad, reflectividad, conductividad, magnetizabilidad y los cambios de estas en el tiempo. Las imágenes que contienen información acerca de una o varias de estas variables, permiten analizar y conllevan a información acerca del estado de cierto tejido, como se puede ver en la Tabla 1.

Tabla 1 Fuentes de energía y propiedades de los tejidos empleados en las imágenes médicas. Fuente: (Hendee & Ritenour, 2002)

Fuente de energía	Propiedad del tejido	Propiedad de la imagen
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Rayos X ▪ Rayos γ ▪ Luz visible ▪ Luz ultravioleta ▪ Radiación de aniquilación ▪ Campos eléctricos ▪ Campos magnéticos ▪ Infrarrojo ▪ Ultrasonido ▪ Voltaje aplicado 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Densidad de masa ▪ Densidad electrónica ▪ Densidad protónica ▪ Número atómico ▪ Volumen de sangre ▪ Flujo de sangre ▪ Nivel de oxígeno en la sangre ▪ Temperatura ▪ Estado químico 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Transmisividad ▪ Opacidad ▪ Emisividad ▪ Reflectividad ▪ Conductividad ▪ Magnetizabilidad ▪ Resonancia ▪ Absorción

Las propiedades de los tejidos nombradas en la Tabla 1, y en general, todas aquellas que pueden ser estudiadas gracias a las imágenes médicas, varían en respuesta a los cambios estructurales y funcionales del cuerpo. El análisis de estas variaciones permite obtener información sobre los procesos estáticos y dinámicos que tiene el ser humano. Estos procesos pueden ser alterados por una enfermedad o inhabilidad, y estas alteraciones pueden ser identificadas mediante el uso de imágenes médicas.

En conclusión, las imágenes médicas son representaciones de las características de los tejidos humanos que influyen los procesos de emisión, transmisión reflexión, entre otros, de la radiación por parte del cuerpo (Hendee & Ritenour, 2002).

2.4 FUNDAMENTOS FÍSICOS DE LA PERCEPCIÓN REMOTA HUMANA

Como se mencionó en el apartado anterior la luz, en todas sus formas, es sumamente importante para la percepción remota humana, y en general para todo el campo de la teledetección. Por esta razón en el presente apartado se hablará de la radiación electromagnética, las propiedades ópticas de los tejidos del cuerpo humano y la interacción entre estos.

Sin importar qué estudio o procedimiento se esté realizando, el flujo de energía que habrá entre el paciente y el dispositivo siempre será radiación electromagnética. Gracias a los estudios principalmente de James Maxwell, hoy día, se conoce que la luz es una forma de energía electromagnética, usualmente descritas como ondas electromagnéticas. Al mismo tiempo, de la teoría cuántica, liderada por Planck, Einstein y Bohr, se conoce que la energía electromagnética está cuantizada; esto significa que solo puede ser tomada del campo electromagnético en cantidades dadas llamadas fotones (Fowles, 1975):

- Modelo de onda: fue desarrollado por Huygens y Maxwell. Este formula que la luz es el resultado de las oscilaciones en campos eléctricos y magnéticos en las inmediaciones del fenómeno, cuyas fuerzas son ortogonales entre sí, transmitiendo así la energía. Estas ondas tienen como característica dos parámetros: el primero, la longitud de onda que define la distancia que hay entre dos puntos equivalentes; el segundo, la frecuencia que define el número de oscilaciones por unidad de tiempo.

La frecuencia y la longitud de onda se relacionan por medio de la velocidad de la luz de la siguiente forma:

$$c = \lambda v = 3 \times 10^8 \frac{m}{s} \quad (2.1)$$

- Modelo de partícula: fue desarrollado por Max Planck. Este postula que la luz consiste en pequeños paquetes de energía llamados fotones o cuantos. La energía E de un fotón es igual a su frecuencia f por una constante h . Se tiene entonces que:

$$E = hf = \frac{hc}{\lambda} \quad (2.2)$$

Donde h es una constante universal llamada constante de Planck, en honor al físico que por primera vez formuló su existencia.

2.4.1 Espectro electromagnético

El espectro electromagnético es una sucesión de longitudes de onda continua o radiación electromagnética que es emitida o absorbida por cierta sustancia.

Cualquier tipo de energía radiante se puede identificar en función de su longitud de onda o frecuencia. Existe una gama de bandas donde la radiación electromagnética presenta un comportamiento similar, la distribución de estas bandas se conoce como espectro electromagnético.

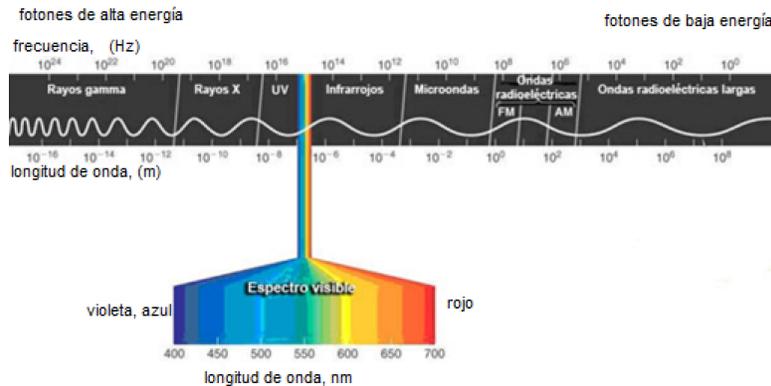


Figura 6 Espectro electromagnético. Fuente: (SCENIHR (Scientific Committee on Emerging and Newly Identified Health Risks), 2008)

2.5 INTERACCIÓN LUZ-TEJIDO HUMANO

La interacción de la luz con cualquier material es dependiente de las propiedades de la luz y de las propiedades ópticas del material. Estas propiedades controlan la propagación de la luz hacia atrás, dentro y a través, del material.

Algunos de los parámetros de la luz incidente son (Walsh, 2011):

- Longitud de onda
- Potencia
- Tamaño de área irradiada
- Irradiancia

- Duración de la exposición (usualmente llamada la duración de pulso)
- Estado de polarización

Algunos de los parámetros de la materia que son usados para describir cómo un material afecta la propagación de la luz al entrar en contacto con él, son (Walsh, 2011):

- Coeficiente de absorción
- Coeficiente de dispersión
- Anisotropía
- Matriz de Müller

2.5.1 Reflexión

La reflexión es la propagación de luz que es devuelta por la superficie del tejido generalmente hacia la fuente lumínica. La reflexión se puede dar mediante dos mecanismos: el primero, que la luz se refleje desde la superficie frontal de la interfase (interfase es el límite donde se encuentran dos materiales de propiedades diferentes); el segundo, que la luz sea dispersada dentro del tejido, que esta encuentre el camino de vuelta hacia la superficie por la que entró y salga hacia la fuente de donde provino (Walsh, 2011).

Para entender los fenómenos que ocurren entre la luz y la materia, se debe definir lo que es el índice de refracción de un material. Este índice es de suma importancia, ya que define muchos de los comportamientos que la luz tendrá al entrar en contacto con un objeto. Entonces, se tiene que el índice de refracción de un material estará definido por el cociente de la velocidad de la luz en el vacío y la velocidad de la luz en el material en cuestión, y se denotará con la letra n .

La reflexión en las superficies está gobernada por la diferencia del índice de refracción de los dos materiales que están en contacto (véase Figura 7). Si la luz incide perpendicularmente a la superficie se verá reflejada directamente hacia la fuente lumínica que la generó. Por otra parte, si la luz incide con un ángulo, diferente a cero, con respecto a la normal de la superficie, esta se verá reflejada con un ángulo de igual magnitud, pero con el sentido opuesto, al ángulo con el que incidió. Esto es, en la Figura 7:

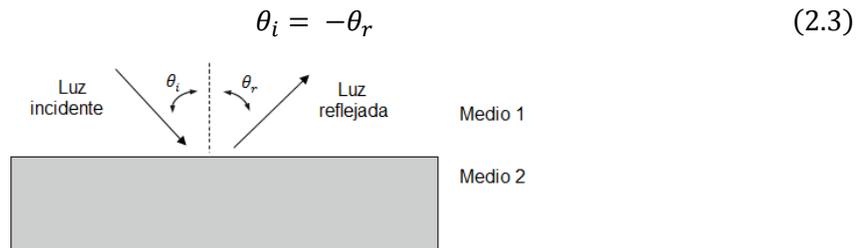


Figura 7 Reflexión de la luz entre dos medios de diferente índice de refracción. Fuente: (Walsh, 2011).

Cuando la luz incide sobre una superficie ópticamente plana, entonces el proceso de reflexión es llamado reflexión especular: toda la luz reflejada retorna cumpliendo con la ecuación 2.3; sin embargo, cuando la superficie es desigual (como lo es la piel) entonces el proceso es llamado reflexión difusa, es decir, la luz es reflejada en diferentes direcciones (Walsh, 2011) (Véase Figura 8).

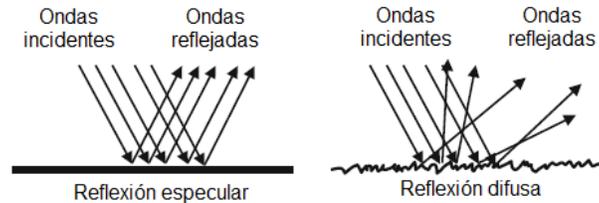


Figura 8 Reflexión especular y reflexión difusa. Fuente: (Walsh, 2011)

Mientras que las ecuaciones mencionadas en este apartado son ciertas y se cumplen para todas las interacciones luz-tejido, la realidad es que la mayoría de las superficies de los tejidos es desigual. De lo anterior resulta que la intensidad y dirección de la luz reflejada y refractada (esto se verá en el siguiente punto) varía. Añádase a esto que el índice de refracción dentro del tejido no es homogéneo, lo que conlleva a que dentro del tejido se generen reflexiones y refracciones adicionales (véase Figura 9).

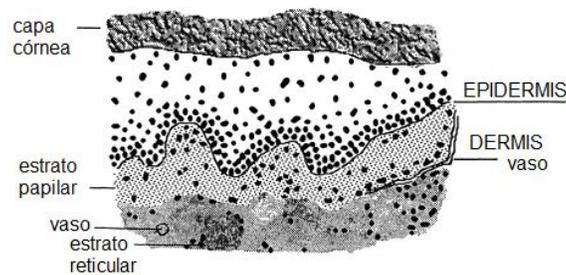


Figura 9 Sección transversal de la piel. Fuente (Welch, van Gemert, Star, & Wilson, 1995)

2.5.2 Refracción

Nótese que si la luz atraviesa de un material con índice de refracción n_i a un material con un índice de refracción n_t , entonces la dirección de la luz cambia (véase Figura 10). Este proceso es llamada refracción y está gobernado matemáticamente por la ley de Snell.

$$n_i \sin \theta_i = n_t \sin \theta_t \quad (2.4)$$

Nótese que hay cierto ángulo, cuando la luz se propaga de un material de índice de refracción más alto a uno con índice de refracción más bajo, para el que toda la luz es reflejada al medio de dónde venía. A este fenómeno se lo conoce como reflexión total interna y es el fenómeno que rige la tecnología de la fibra óptica. Se menciona este caso, puesto que es importante recordarlo cuando se quiera adquirir información de la luz que proviene de un tejido; es decir, la luz no podrá pasar al aire, y por lo tanto al sensor, si llega a la interfase entre el tejido y el aire con un ángulo mayor que el ángulo crítico (Walsh, 2011).

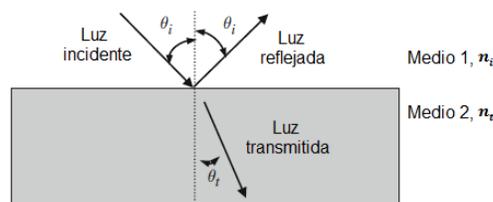


Figura 10 Reflexión y transmisión de la luz entre dos medios de diferente índice de refracción. Fuente: (Walsh, 2011).

2.5.3 Dispersión

La luz reflejada de un tejido lleva consigo información acerca de este y, en particular, entre más se haya propagado la luz, mediante procesos de dispersión (a veces también llamada esparcimiento) dentro del tejido, más rica en información será.

La dispersión es el fenómeno por el que la luz interactúa con la materia y como resultado se da un cambio en su dirección. Hay dos formas de considerar el esparcimiento en los tejidos.

En la primera, se modela las partículas del tejido como si fueran osciladores acoplados entre sí, por lo que al irradiarlos estos tienen dos comportamientos: si la radiación tiene la misma frecuencia natural de resonancia que el tejido, la energía será absorbida por este; si por otro lado esta radiación tiene una frecuencia diferente, lo que esta causará serán vibraciones en el sistema que conllevará a la emisión de luz, de la misma frecuencia, en direcciones aleatorias, lo que se conoce como dispersión .

En el segundo modelo se considera que la luz se ve dispersada cuando hay fluctuaciones en el índice de refracción dentro del tejido. Si los cambios de índice se dan en escalas espaciales menores a la longitud de onda, entonces se le llama dispersión de Rayleigh. Mientras que, si las variaciones ocurren en escalas espaciales comparables, o mayores que la longitud de onda, se le conoce como dispersión de Mie. Para una partícula esférica con luz incidente no polarizada, este fenómeno se ve regido por la siguiente ecuación (Walsh, 2011):

$$I = I_o \left(\frac{1 + \cos^2(\theta_s)}{2R^2} \right) \left(\frac{2\pi}{\lambda} \right)^4 \left(\frac{d}{2} \right)^6 \left(\frac{n^2 - 1}{n^2 + 2} \right)^2 \quad (2.5)$$

Donde, I es la radiación dispersada, I_o es la radiación incidente, R es la distancia entre la partícula y el detector, θ_s es el ángulo de esparcimiento, λ la longitud de onda de la luz incidente, n el índice de refracción de la partícula y d el diámetro de esta.

Pareciera ser superflua esta información, pero la realidad es que la dispersión explica acontecimientos bastante relevantes en la medicina. Un ejemplo de esto es que el esparcimiento explica la razón por la que una lesión cancerígena en la piel es de un color azulado, en vez de un color tendiendo a negro, como sería la propensión de, por ejemplo, un lunar con el que se podría confundir.

2.5.4 Absorción

Al ser absorbida la luz por un tejido, esta generará en las moléculas del tejido una transición desde su estado base hacia un estado excitado. Esta excitación puede darse hacia un estado, electrónico, vibracional o rotacional, mayor. Considérese como ejemplo, una molécula de hemoglobina. Al irradiar esta molécula con luz visible o UV, se podría inducir, en los electrones de esta, una transición a un estado de energía mayor. Por otra parte, si los fotones son de una energía menor (infrarrojo medio), entonces la energía absorbida podría inducir una transición en la energía vibracional.

2.6 PROPIEDADES ÓPTICAS DE LOS TEJIDOS HUMANOS

“Las propiedades ópticas de un tejido están descritas en términos de: el coeficiente de absorción, μ_a (cm^{-1}); el coeficiente de dispersión, μ_s (cm^{-1}); la función de dispersión, $p(\theta, \psi)$ (sr^{-1}) donde θ es el ángulo de deflexión de dispersión y ψ es el ángulo azimutal de dispersión, y el índice real de refracción, n' ” (Jacques, 2013).

La ecuación $p(\theta, \psi)$ solo es usada en los casos en que el estudio refiere a tejido muy delgados, donde los eventos de esparcimiento son muy pocos. En tejidos más gruesos, donde la dispersión es múltiple y las orientaciones de las estructuras, que generan el esparcimiento, son aleatorias, ψ es promediada y por lo tanto se considera prescindible, mientras que el ángulo θ , debido a las múltiples dispersiones se promedia, resultando en un parámetro, $g = \langle \cos \theta \rangle$, llamado anisotropía del esparcimiento, que caracteriza al tejido en términos de la relación entre la dispersión hacia adelante y la dispersión hacia atrás (Jacques, 2013). La tabla 2 muestra estas propiedades.

Tabla 2 Propiedades ópticas de los tejidos. Fuente: (Jacques, 2013)

Propiedad	Símbolo	Unidades
Absorción	μ_a	cm^{-1}
Dispersión	μ_s	cm^{-1}
Función de dispersión	$p(\theta, \psi)$	sr^{-1}
Anisotropía	$g = \langle \cos \theta \rangle$	-
Índice real de refracción	n'	-
Esparcimiento reducido	$\mu'_s = \mu_s (1 - g)$	cm^{-1}

En la Tabla 2 se pueden ver algunas de las propiedades ópticas que poseen los tejidos del cuerpo humano. Para efectos del presente trabajo, se dispondrá a hacer una breve descripción de algunas de estas características (Welch, van Gemert, & Star Willem, Definitions and Overview of Tissue Optics, 2011):

- Coeficiente de dispersión (μ_s): es la probabilidad de dispersión que tiene un fotón que se propaga sobre una distancia infinitesimal ds de un material.
- Coeficiente de absorción (μ_a): es la probabilidad de absorción que tiene un fotón que se propaga sobre una distancia infinitesimal ds de un material.
- Coeficiente de atenuación: es la suma de los coeficientes anteriormente nombrados.
 $\mu = \mu_a + \mu_s$.
- Camino libre medio: es la distancia promedio que debe viajar un fotón para encontrarse con una partícula que lo absorba o disperse. Es el recíproco del coeficiente correspondiente:

$$\text{camino libre medio de absorción} = \frac{1}{\mu_a}$$

$$\text{camino libre medio de dispersión} = \frac{1}{\mu_s}$$

2.6.1 Factores que afectan el coeficiente de absorción de los tejidos

Generalmente, en los estudios donde se trabaja con tejidos, se utiliza un coeficiente de absorción promedio para el tejido en cuestión, puesto que la composición de este no está bien especificada.

Hay una gran variedad de sustancias, tanto naturales como exógenas, que pueden contribuir al coeficiente de absorción. Normalmente el agua y la sangre dominarán la absorción; sin embargo, algunas veces, la melanina, la grasa, la bilirrubina, entre otros deben ser considerados.

- **Sangre:** la Figura 11 muestra el coeficiente de absorción para la sangre oxigenada y desoxigenada. Los puntos clave a notar en esta figura son: primero, que entre las longitudes de onda correspondientes a 600 nm y 800 nm la sangre oxigenada sufre una caída de su coeficiente de absorción; segundo, de los 800 nm en adelante el coeficiente de la sangre oxigenada tiende a ser casi el doble que el de la sangre desoxigenada. Esto es, en el infrarrojo cercano la sangre oxigenada absorbe mayor cantidad de luz. Este resultado será clave para una de las propuestas de montaje experimental que se realice en el presente proyecto, puesto que, al absorber mayor cantidad de luz la sangre oxigenada, la variación de la intensidad de luz, que llega al sensor proveniente del tejido a estudiar, se espera sea mayor. Gracias a esto, se propone estudiar los tejidos bajo una iluminación adicional infrarroja como parte de una prueba adicional.

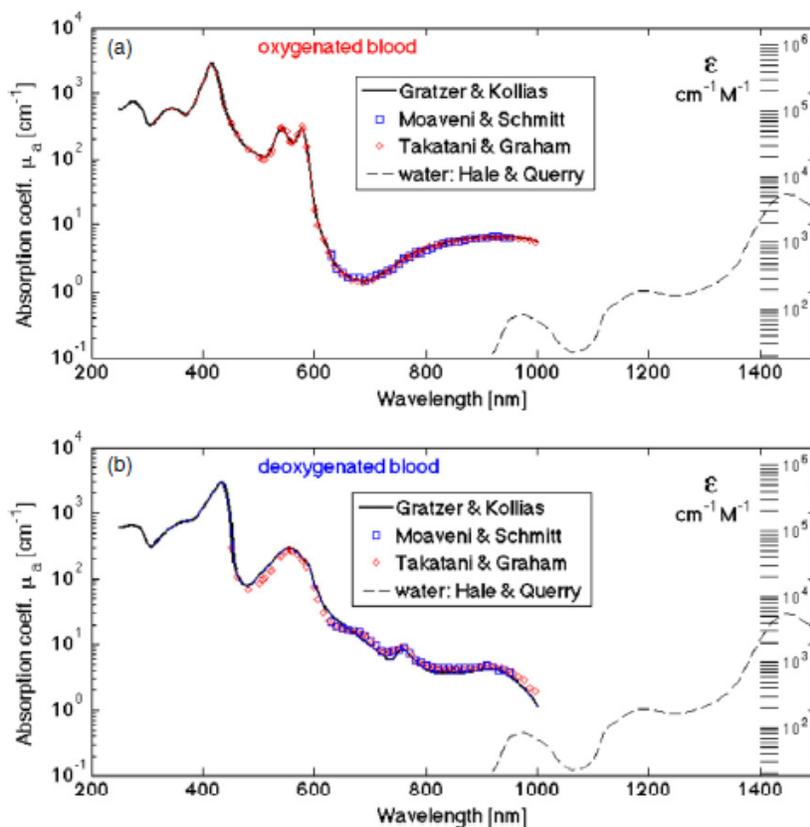


Figura 11 Coeficiente de absorción de la sangre versus la longitud de onda. a) sangre oxigenada. b) sangre desoxigenada. Fuente: (Jacques, 2013)

- Melanina: en (Jacques, 2013) se discute el aporte de la melanina, al coeficiente de absorción, en función de la longitud de onda, la concentración de eumelanina y feomelanina (componentes principales de la melanina) y los coeficientes de extinción de estos dos componentes. Algunos de estos datos se pueden ver en la Figura 12. Debido a que en el presente trabajo de grado se extraerá el pulso cardiaco bajo iluminación ambiente en una prueba y en otra bajo una iluminación adicional infrarroja, se debe tener en cuenta que: primero, la melanina entre las longitudes de onda de 600 a 800 nm posee un coeficiente de absorción promedio de orden de magnitud de 10^2 cm^{-1} , valor muy superior al de la sangre tanto oxigenada como desoxigenada; segundo, para longitudes de onda correspondientes al infrarrojo cercano, aunque se ve una disminución del coeficiente de absorción con respecto a longitudes de onda de la luz visible, este sigue siendo mayor con respecto a la sangre para esta radiación. Esto sugiere que para personas con un alto contenido de melanina en la piel el estudio por medio de las técnicas aquí presentadas se verá dificultado.

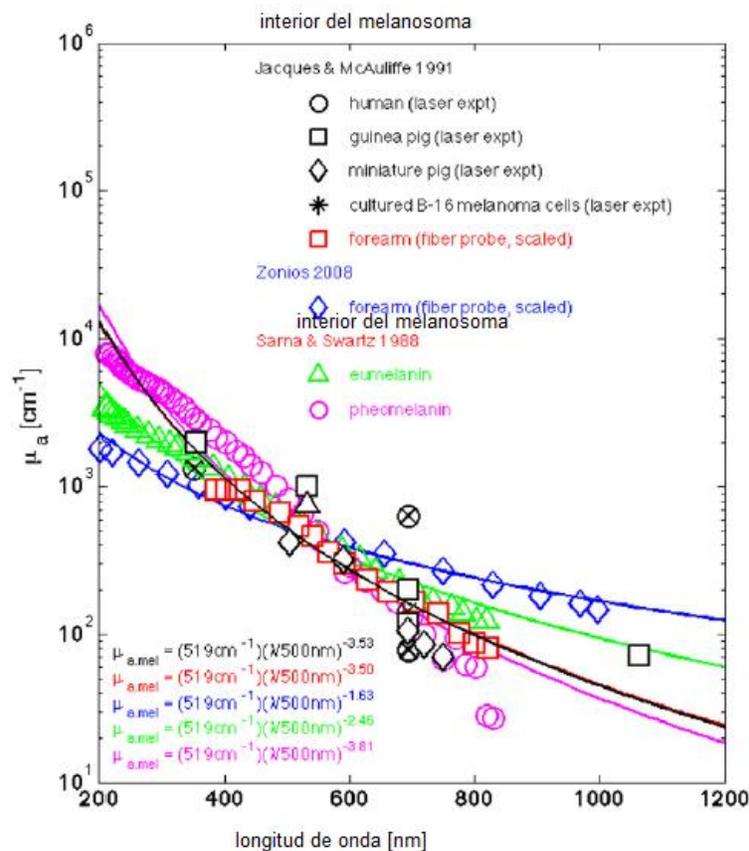


Figura 12 Coeficiente de absorción del interior de un melanosoma típico versus longitud de onda. Fuente: (Jacques, 2013)

3 AMPLIFICACIÓN EULERIANA DE VIDEO Y ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES

En los capítulos anteriores se han dado las bases teóricas de la variable que se desea medir y del abordaje que se tomará, como referencia, para lograr el objetivo del presente estudio. En este capítulo se darán, entonces, las bases de los algoritmos computacionales que se usarán como herramienta principal para la sustracción del pulso cardiaco.

Como se mencionó en la introducción, los algoritmos que serán utilizados para la extracción del pulso son: amplificación euleriana de Video y Análisis de componentes independientes.

Estos dos algoritmos usan dos fenómenos diferentes y que fueron nombrados en el capítulo 1: el primero es el cambio de color que sufren los tejidos al llenarse de sangre y el segundo es el cambio en la interacción entre la luz y los tejidos cuando estos contienen sangre oxigenada y sangre desoxigenada. A continuación, se darán las bases para entender los pasos seguidos por estos algoritmos.

3.1 AMPLIFICACIÓN EULERIANA DE VIDEO

En el mundo hay fenómenos imperceptibles para la visión del ser humano y que, en determinados casos, pueden llegar a brindar información muy útil. Este es el caso del cambio de color que sufren los tejidos al llenarse de sangre debido al bombeo constante del corazón; aunque imperceptible a los ojos del ser humano, investigadores del instituto tecnológico de Massachussets, MIT, han desarrollado un algoritmo que, por medio de procesamiento espacial y temporal, puede amplificar cambios tenues que revelan aspectos importantes de los fenómenos estudiados (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012).

Este algoritmo fue llamado en honor a la perspectiva de Euler, en referencia al estudio de dinámica de fluidos. En dicho tema hay dos perspectivas: la de Lagrange, que sigue la trayectoria de una partícula a través del tiempo; y la de Euler, que estudia las propiedades de un fluido en un punto fijo del espacio a través del tiempo. Este método no calcula explícitamente el cambio en el movimiento o color del pixel, sino que los exagera al amplificar el cambio de color que se da en posiciones fijas.

El enfoque que maneja este método utiliza procesamiento tanto espacial como temporal (frecuencia). En la Figura 14 se puede observar el proceso general del EVM. Primero se descompone los frames del video de entrada en las diferentes bandas espaciales por medio de pirámides gaussianas o laplacianas. Estas bandas serán procesadas posteriormente en el dominio del tiempo. Se toma cada nivel de la pirámide y se procesa mediante un filtro pasa-banda para extraer la banda de frecuencias deseadas. Por ejemplo, si se desea hallar el pulso cardiaco de una persona en reposo, el filtro será ajustado para una banda de frecuencias entre 50 y 120 pulsaciones por minuto, aproximadamente entre 0.85 y 2 Hz. A continuación, se multiplica el resultado por un factor de amplificación α . Para finalizar, se suma la señal amplificada con el nivel de la pirámide correspondiente y se colapsa esta para dar el resultado final.

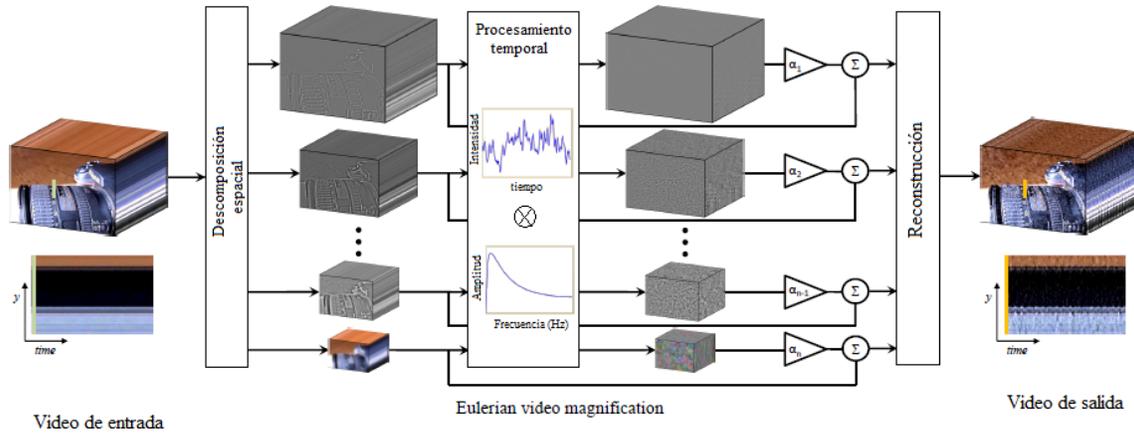


Figura 14 Proceso general realizado por el EVM. Fuente: (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand, & Freeman, 2012)

Para la simplificación de la explicación matemática se considerará una señal unidimensional. El mismo análisis se adapta a las señales en dos dimensiones.

Considérese la intensidad de la imagen en la posición x , en el tiempo t , como la función $I(x, t)$. Teniendo en cuenta que la imagen sufre un movimiento, se puede expresar la intensidad en términos de la función de desplazamiento $\delta(t)$, tal que $I(x, t) = f(x + \delta(t))$ e $I(x, 0) = f(x)$. El objetivo de la amplificación es sintetizar una señal magnificada, \hat{I} , tal que

$$\hat{I}(x, t) = f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (3.1.1)$$

siendo α el factor de amplificación. Asumiendo que la intensidad puede ser aproximada por una serie de Taylor de primer orden entonces, se puede escribir $I(x, t) = f(x + \delta(t))$, en serie de Taylor alrededor de x , como:

$$I(x, t) \approx f(x) + \delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial t} \quad (3.1.2)$$

Sea $B(x, t)$ el resultado de aplicar un filtro temporal pasa-banda a $I(x, t)$ para todo x , que recoge toda la señal excepto $f(x)$. Para efectos del presente estudio, se asume que el cambio está dentro de la banda del filtro. Entonces, se tiene:

$$B(x, t) = \delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial t} \quad (3.1.3)$$

Siendo $B(x, t)$ el cambio en el tiempo t , en cada pixel, puesto que $f(x) = I(x, 0)$. Posteriormente se amplifica el cambio por el factor α y se suma a la señal original $I(x, t)$, así:

$$\hat{I}(x, t) \approx I(x, t) + \alpha B(x, t) \quad (3.1.4)$$

Por lo tanto, combinando 3.1.2, 3.1.3 y 3.1.4:

$$\hat{I}(x, t) \approx f(x) + (1 + \alpha)\delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial t} \quad (3.1.5)$$

Y asumiendo que la expansión de Taylor de primer grado se ajusta también para la señal amplificada se obtiene:

$$\hat{I}(x, t) \approx f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (3.1.6)$$

De este modo queda demostrado que el proceso amplifica el cambio en el pixel. En la Figura 15 se muestra este proceso gráficamente. En esta se puede ver que, para cambios pequeños, la expansión en series de Taylor de primer orden es una buena aproximación.

Para tomar todos los espectros posibles y relajar la asunción hecha para la ecuación 3.1.3, tómesese $\delta(t)$ en parte fuera de la banda del filtro. En este caso se toma $\delta_k(t)$ en representación de las diferentes componentes en frecuencia del cambio $\delta(t)$, donde cada $\delta_k(t)$ será atenuada por un coeficiente γ_k del filtro pasa-banda. Entonces la ecuación 3.1.3 queda:

$$B(x, t) = \sum_k \gamma_k \delta_k(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (3.1.7)$$

Por lo tanto, la ecuación 3.1.6 se convierte en una amplificación dependiente de la frecuencia del cambio, así:

$$\hat{I}(x, t) \approx f\left(x + \sum_k (1 + \alpha_k) \delta_k(t)\right) \quad (3.1.8)$$

Donde $\alpha_k = \alpha \gamma_k$.

Para la amplificación de movimiento el método presenta algunos límites donde se ve restringido el valor de α en términos de la longitud de onda espacial del fenómeno que se desea amplificar. Para mayor detalle, refiérase a (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012).

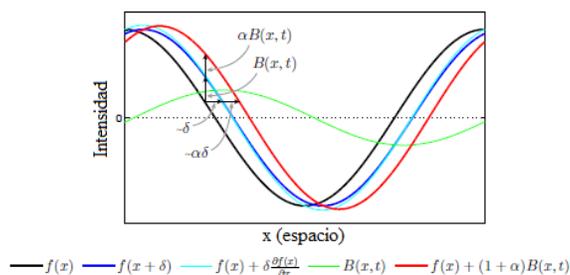


Figura 15 Proceso de amplificación para el cambio, en un tiempo t , de una señal. Fuente: (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012)

3.2 ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES, ICA

Las mediciones, usualmente, no tienen como única componente la variable deseada. A esta hay que adicionarle el ruido. Pero, ese es un panorama reducido. Por lo general, las medidas realizadas no se pueden hacer en ambientes aislados, por consiguiente, estas son el producto de una combinación de diversas fuentes. Por ejemplo, intente grabar la voz de su interlocutor en una conversación que están teniendo durante una fiesta. Cuando se reproduce el audio grabado, se podrá escuchar la voz, pero también se podrán escuchar otras conversaciones, música, pasos, risas, entre muchas otras. En consecuencia, se puede decir que una medición será la combinación de múltiples señales.

Al amplio tema de la separación de diversas señales se le ha dado el nombre de Separación ciega de fuentes, o BSS, por sus siglas en inglés. Hoy día un problema arbitrario de BSS no tiene solución; sin embargo, existe un subconjunto de estos problemas que lograron ser resueltos en la década de los noventas, donde surge el análisis de componentes independientes, o ICA, por sus siglas en inglés.

El ejemplo mencionado anteriormente es la situación, por excelencia, para ilustrar el objetivo del BSS, el problema de la fiesta de coctel. La meta de este problema es discernir el sonido asociado a un solo objeto, aunque todos los sonidos estén superpuestos entre sí. Encontrar solución a este dilema fue un desafío, altamente aplicable, que solo pudo ser resuelto pocos años atrás (Shlens, 2014).

3.2.1 Generalidades del análisis de componentes independientes

El análisis de componentes independientes es una técnica estadística para buscar factores base en sistemas de variables aleatorias, de medida o de señales. Generalmente ICA define un modelo de datos multivariante observados, que se presentan como muestra. En este modelo, las variables, que son desconocidas, se mezclan lineal o no linealmente, por medio de un sistema al igual desconocido. Para esta técnica es de suma importancia que las variables sean no gaussianas y estadísticamente independientes (Nassabay Pardo, 2006).

Tomando como ejemplo una serie de imágenes compuestas por la mezcla lineal de diversas imágenes, donde se busca encontrar las originales, se puede asumir el conjunto de mezclas como $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ de n componentes independientes combinadas. Matemáticamente, esto es:

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + a_{j3}s_3 + \dots + a_{jn}s_n \quad (3.2.1)$$

Donde x_j son las mezclas y s_j son las componentes independientes o imágenes originales, de donde se puede ver que el número de componentes independientes entregadas por el algoritmo será igual al número de señales de entrada.

Poniendo esto en una forma vectorial, se tiene que: sea \mathbf{x} el vector compuesto por las mezclas $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ y \mathbf{s} el vector formado por las componentes independientes $s_1, s_2, s_3, \dots, s_n$, se tiene una matriz \mathbf{A} con elementos a_{ji} , tal que el modelo de mezcla es:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (3.2.2)$$

Entonces el modelo de desmezclado es:

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (3.2.3)$$

Donde $\mathbf{W} \approx \mathbf{A}^{-1}$ y entonces $\hat{\mathbf{s}} \approx \mathbf{s}$.

El desafío que supone este modelo es que el conjunto de x_j son las únicas variables conocidas y mediante estas se debe estimar \mathbf{A} y \mathbf{s} .

Con el fin de hacer este problema más simple y hallar su solución, se tienen que hacer 3 hipótesis:

Las señales son estadísticamente independientes entre sí: esto es, dos eventos son estadísticamente independientes, si y solo si, su probabilidad conjunta puede ser factorizada en sus probabilidades marginales (Wu Y. N., 2014).

$$P(y_1 \cap y_2) = P(y_1)P(y_2) \quad (3.2.4)$$

En otras palabras, y_1 y y_2 son estadísticamente independientes, si la probabilidad de ocurrencia de y_1 no afecta la probabilidad de ocurrencia de y_2 y viceversa.

Se debe tener en cuenta que la no correlación de las señales no significa la independencia de éstas, ya que pueden tenerse señales mezcladas resultantes que no estén correlacionadas y, sin embargo, sean dependientes.

Para la verificación de la independencia estadística suelen usarse métodos como la minimización de la información mutua o los momentos y cumulantes (Nassabay Pardo, 2006).

Las fuentes tienen distribución no-gaussiana: esto es, como máximo una de las señales puede ser gaussiana, debido a que, al ser más de una variable gaussiana, los métodos estadísticos usados por ICA presentarían valores nulos.

El modelo de mezclado se conoce: esto es, se sabe si el modelo de mezclado es lineal, convolutivo o no-lineal.

Por otro lado, también hay que tener en cuenta que el ICA posee algunas limitaciones, consecuencia del modelo por el que se plantea esta técnica.

El orden de las componentes independientes no se puede determinar: esto para el presente caso es un inconveniente pues debido a esto se tendrán que analizar todas las componentes extraídas para hallar la señal correspondiente al pulso cardiaco.

Las variaciones de amplitud de las componentes independientes no se pueden determinar: para el presente proyecto esta limitación no presenta mayor inconveniente, puesto que, el factor a extraer de la señal es la frecuencia y no su amplitud.

Se debe mencionar que existen otros métodos similares al ICA que se podrían aplicar con el mismo objetivo que en el presente trabajo y que, por ejemplo, no tienen la limitación de no conocer el orden de las variables. Una de estas técnicas es el análisis de componentes principales, o PCA por sus siglas en inglés, cuyo objetivo es describir un set de datos en términos de nuevas componentes que no estén correlacionadas. Sumado a esto, se ha demostrado que es factible extraer el pulso cardiaco gracias a esta técnica (Yu, Raavedran, Lim, & Kwan, 2015); sin embargo, aunque el PCA sea computacionalmente menos demandante que el ICA y sus resultados tengan un buen grado de exactitud, estos siguen teniendo menor rendimiento que los algoritmos ICA. Y, debido a que en el presente trabajo de grado se analizarán videos tomados a una distancia mayor a la de cualquier estudio conocido, factor que supondrá una mayor dificultad para los algoritmos de extracción, se decide usar el algoritmo ICA por su demostrado mejor desempeño (Yu, Raavedran, Lim, & Kwan, 2015) y (Yu, Raveedran, Lim, 2015).

Desde que surgió esta técnica su estudio se fue proliferando en el mundo académico y, como resultado, se ha dado el desarrollo de diferentes algoritmos dependiendo del tipo de

mezcla a la que fueron orientados. En la Tabla 3 se pueden observar los diferentes enfoques que se les ha dado a estos algoritmos.

Para el presente proyecto el algoritmo a usar será el JADE. Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices, o en español, diagonalización conjunta aproximada de eigen-matrices, fue propuesta en 1993 por Jean-François Cardoso y Antonie Souloumiac. Este algoritmo se basa en el cálculo de estadísticos de alto orden y en la diagonalización de la descomposición de los autovalores de las mezclas.

Tabla 3 tipos de mezcla de señales y algoritmos orientados a estas. Fuente: (Nassabay Pardo, 2006)

TIPOS DE MEZCLA DE LAS SEÑALES	TIPOS DE ALGORITMOS
Mezclas lineales	<ul style="list-style-type: none"> - Estadísticos de 2° orden (AMUSE). - Estadísticos de alto orden (JADE). - Teoría de la información. - Teoría de máxima verosimilitud (FastICA). - Métodos geométricos (fastGEO). - Señales no estacionarias.
Mezclas convolutivas	<ul style="list-style-type: none"> - Estadísticos de 2° orden (AMUSE). - Estadísticos de alto orden (JADE). - Aproximaciones en frecuencia.
Mezclas no lineales (o lineales puras)	<ul style="list-style-type: none"> - Estadísticos de alto orden (JADE). - Redes neuronales artificiales (Infomax). - Métodos geométricos (fastGEO).
Mezclas no lineales (post no lineal)	<ul style="list-style-type: none"> - Entropía. - Funciones de base radial. - Repulsión de patrones. - Aprendizaje conjunto.

Para poder aplicar este algoritmo, se debe realizar un preprocesamiento de las señales. El propósito del preprocesamiento de datos, independientemente de la rama en la que se esté usando, es la preparación y transformación de los datos para un correcto análisis. Esta etapa es de gran importancia porque los datos reales usualmente contienen impurezas como ruido, falta de datos, entre otros que puede llevar a conclusiones equivocadas. El preprocesamiento que realiza el algoritmo ICA es la sustracción de la media y el blanqueamiento de datos. El primero se efectúa para la simplificación de los algoritmos, y el segundo se realiza con los objetivos de remover toda independencia lineal que pueda haber entre estos y normalizar su varianza. La ventaja que brinda el blanqueamiento de los datos es que el problema se reduce a encontrar una simple matriz de rotación. Para ver la demostración de este hecho refiérase a (Shlens, 2014) en los apartados IV, V, VI y VII.

3.2.2 Algoritmo JADE

El algoritmo de diagonalización conjunta aproximada de las automatrices, o JADE por sus siglas en inglés, fue propuesto por J.F. Cardoso (Cardoso & Souloumiac, 1993) y se basa en el cálculo de estadísticos de alto orden y en la diagonalización de la descomposición de los autovalores de las mezclas. Para el presente proyecto será el algoritmo a usar, puesto que es el más recomendado por la literatura, debido a que es aquel que mejores resultados en la extracción del pulso cardiaco ha obtenido.

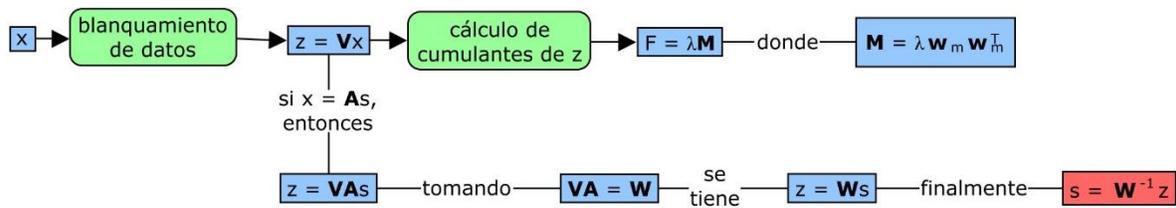


Figura 16 Diagrama del algoritmo JADE usado para el cálculo de las componentes independientes. Fuente: Propia.

En la Figura 16 se puede ver el proceso que sigue el algoritmo JADE para encontrar la matriz de mezclado y las componentes independientes. Las señales mezcladas son blanqueadas por medio de la matriz de blanqueamiento V , tal que $z = Vx$, donde z son las señales blanqueadas. Posteriormente, el algoritmo calcula la matriz de cumulantes cruzados de cuarto orden F . Esta matriz de cumulantes es un operador lineal, por lo tanto, está definido por un espacio de matrices de tamaño $N \times N$, llamadas sus matrices propias. Si M pertenece a este conjunto de matrices, entonces, por definición se tiene que $F_{ij}(M) = \lambda M_{ij}$. Donde λ es un valor propio de F . Ahora, retomando la ecuación 3.2.2, se sabe que $X = As$. Entonces las señales blanqueadas serán igual al producto de la matriz de blanqueamiento y As . La multiplicación entre A y V ha sido denotada como W^T . Y, para las señales que siguen este modelo, se puede probar que, si la matriz M es de la forma $M = w_m w_m^T$, entonces, esta es una matriz propia correspondiente al valor λ , y los vectores w_m corresponderán a las filas de la matriz W , que permitirá determinar las señales independientes (cuadro rojo en la Figura 16).

Para un mayor detalle en los cálculos y matemáticas detrás del algoritmo JADE, referirse a (Nassabay Pardo, 2006) y (Hyvärinen, Karhunen, & Oja, 2001).

4 PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

Para poder entender con total claridad los algoritmos usados en este trabajo, se explicarán algunos conceptos claves en el desarrollo de estos.

4.1 HERRAMIENTAS DE TRABAJO

Para el presente trabajo se utilizaron las siguientes bibliotecas computacionales:

- OpenCV: es una biblioteca de software, orientada a la visión por computador y el aprendizaje de máquina, de código abierto. Originalmente desarrollada por Intel en 1999, sigue en constante actualización y es mantenido por Itseez. Esta biblioteca está construida en C++.
- Shogun: es una biblioteca de software libre y código abierto, escrita en C++. Ha estado en constante funcionamiento desde su primera aparición en 1999. Esta ofrece un amplio rango de métodos unificados y eficientes para el aprendizaje de máquina. Actualmente ha sido adaptada para el soporte de diversos lenguajes de programación (Python, Octave, Matlab, R, Java, Lua, Ruby, C#, entre otros).
- FFTW: es una biblioteca de subrutinas, escrita en lenguaje C para el cómputo de la transformada discreta de Fourier de datos, en una o múltiples dimensiones, de un tamaño aleatorio y tanto reales como complejos. Fue desarrollada en el MIT por Matteo Frigo y Steven Johnson.

Para el desarrollo de los programas se utilizó el lenguaje C++:

- C++: es el lenguaje usado para desarrollar todos los algoritmos implementados en el presente trabajo. Fue escogido debido a que es considerado un lenguaje de programación multiparadigma, significando esto que puede manejar híbridamente el paradigma orientado a objetos y el paradigma estructurado. Fue diseñado a mediados de la década del 80 por Bjarne Stroustrup. Es considerado una extensión del lenguaje C, donde se le atribuyó mecanismos para la manipulación de objetos.

Es importante resaltar que para la realización de los algoritmos usados en el presente estudio se siguió una metodología multiparadigma entre la programación modular, donde se resuelven independientemente los sub-problemas que se obtienen de una descomposición del problema principal; y la programación orientada a objetos, donde se hace el uso de clases y objetos de estas mismas para la implementación de métodos que ayuden en la resolución del problema principal.

4.2 PIRÁMIDE GAUSSIANA

Para el procesamiento de imágenes las pirámides son una estructura de datos diseñada para soportar convoluciones escaladas eficientes por medio de la representación de imágenes reducidas. Consiste en una secuencia de copias de una imagen original sobre las que se aplica un filtro espacial y posteriormente se disminuye la resolución en factores constantes (Adelson, Anderson, Bergen, Burt, & Ogden, 1984).

En la pirámide Gaussiana, primero la imagen original es filtrada espacialmente por medio de un filtro Gaussiano simétrico y posteriormente su resolución es disminuida, normalmente por un factor de dos, proceso que es llamado submuestreo. Éste es realizado al eliminar las filas y las columnas pares de la imagen. En la Figura 17 se puede ver una pirámide Gaussiana de cuatro niveles.

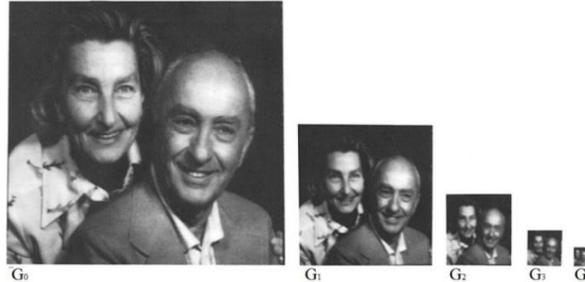


Figura 17 Pirámide Gaussiana. Fuente: (Adelson, Anderson, Bergen, Burt, & Ogden, 1984)

Este tipo de estructuras son utilizadas especialmente para la extracción de patrones que aparecen o se repiten en cualquier escala espacial. Por consiguiente, es usada en el algoritmo EVM para detectar el patrón que genera la sangre al llenar los tejidos.

4.3 PATRONES LOCALES BINARIOS

Los patrones locales binarios, o LBP por sus siglas en inglés, son un método que originalmente fue diseñado para la descripción de texturas, pero que rápidamente se adaptó a una amplia variedad de problemas en visión por computador como lo es el reconocimiento facial.

El método funciona asignándole un valor binario a cada pixel de la vecindad 3x3 de un pixel de una imagen (8 pixeles), dependiendo de una umbralización que tiene como límite el pixel central y asignándole a esta vecindad un código binario formado por los números asignados. El histograma de esos 256 códigos en la imagen es usado posteriormente como descriptor de esta (Ahonen, Hadid, & Pietikäinen, 2006).

Los cálculos de los valores del histograma LBP se pueden realizar fácilmente por medio de la siguiente ecuación:

$$LBP_{P,R} = \sum_0^{P-1} 2^p s(P_p - P_c) \quad (4.3.1)$$

Donde P es el número de pixeles en una vecindad de radio R , P_p es el pixel al que se le asigna el valor binario, P_c es el pixel central y $s(u)$ es la ecuación:

$$s(u) = \begin{cases} 0, & u < 0 \\ 1, & u \geq 0 \end{cases} \quad (4.3.2)$$

Para el reconocimiento facial, se divide la imagen en zonas y cada una de estas zonas se estudia mediante el método LBP. Se genera el histograma de cada zona y el análisis de estos histogramas brinda información acerca de si en la imagen hay a una cara o no y en qué zona de la imagen está ubicada esta. Este método es muy utilizado puesto que

computacionalmente es muy rápido. En el actual estudio se usará este método para la detección del rostro que se desea extraer el pulso cardiaco.

4.4 FILTRADO DE UNA SEÑAL

Los filtros digitales son de gran importancia en el procesamiento digital de señales. Estos tienen diversos usos, entre los que se encuentran separación y restauración de una señal, entre otros. La separación de una señal es necesaria cuando la señal ha sido contaminada por ruido, interferencia u otras señales. La restauración se hace necesaria cuando ha habido factores que han modificado la señal, por ejemplo, el filtrado de una imagen que ha sido tomada con un lente de baja calidad o con una cámara en movimiento.

Los filtros usados en el presente estudio serán los filtros pasa-banda temporal y FIR y los filtros binomiales.

Filtro temporal pasa-banda ideal: es un filtro que actúa en el dominio del tiempo. Esto para la aplicación en imágenes significa que el filtro actuará sobre la señal en el tiempo de cada uno de los píxeles que componen la imagen. En el presente estudio se usarán para eliminar las señales con frecuencias que no son de interés. Los filtros digitales se caracterizan por su alto rendimiento. Por ejemplo, un filtro digital pasa-baja que tiene una ganancia de 1 ± 0.0002 desde el nivel DC hasta 1000 Hertz, puede tener una ganancia de 0.0002 para frecuencias por encima de 1001 Hertz. Esto es, toda la transición ocurre dentro de un rango de 1 Hertz, rendimiento que sería difícil de conseguir con un filtro analógico. Este filtro es usado internamente por el algoritmo EVM.

Filtro FIR pasa-banda: son un tipo de filtros digitales, que actúan en el dominio del tiempo, cuya respuesta a una señal impulso es un número finito no nulo. Tienen ciertas ventajas sobre los filtros IIR como (Shenoi, 2006):

- Se pueden diseñar fácilmente para que cumplan con el requerimiento de magnitud necesitado.
- Siempre son estables.
- Sus coeficientes son fácilmente calculados.
- La respuesta de fase a estos filtros es lineal, lo que significa que no ocasionará ninguna distorsión de fase con respecto a la señal de entrada.

Esta última característica es la razón por la que la literatura recomienda usar filtros FIR para el procesamiento de variables fisiológicas, puesto que la frecuencia es una de las principales características a estudiar de estas y no se puede permitir que haya distorsiones en la fase de las señales. Este filtro se usará para la reducción de ruido en la señal final obtenida de los algoritmos EVM e ICA. El filtro usado en el presente proyecto tendrá como frecuencias de corte 0.85 Hz y 1.9 Hz, puesto que estas frecuencias cubren el rango normal de frecuencias del pulso cardiaco de una persona en reposo.

Filtro binomial: es un filtro pasa baja que actúa en el dominio del espacio. Es la aproximación de un filtro Gaussiano en forma discreta. Estos se generan a partir de la función binomial o del triángulo de Pascal. Este filtro es usado para suavizar las imágenes que tienen ruido. En el caso del presente proyecto se usó para aumentar la relación señal-ruido, teniendo en cuenta (Wu, Rubinstein, Gutttag, Durand , & Freeman , 2012), en la imagen final resultante del algoritmo EVM.

4.5 TRANSFORMADA DE FOURIER DE TIEMPO REDUCIDO

La transformada de Fourier de tiempo reducido, o STFT por sus siglas en inglés, está íntimamente relacionada con la transformada de Fourier y es usada para determinar la composición espectral en frecuencias de un segmento de una señal, así como sus cambios en el tiempo.

Conceptualmente, es la descomposición de una señal en intervalos más pequeños para posteriormente aplicar la transformada de Fourier a cada uno de estos segmentos, obteniendo información acerca de la evolución en el tiempo de la composición espectral de la señal original. Además, si la división de la señal se hace simplemente cortando esta, se generarán discontinuidades artificiales y esto puede desencadenar problemas indeseados, en consecuencia, se elige una función de corte suave como lo son las ventanas (Gröchenig, 2001).

Una de las desventajas de la STFT es que tiene una resolución fija. El ancho de la ventana define cómo la señal es representada, esta define si se tiene una buena resolución en frecuencia (intervalos pequeños en el eje de frecuencias), o una buena resolución en el tiempo (intervalos pequeños en el eje de tiempo). Una ventana ancha ofrece buena resolución en frecuencia, pero baja en el tiempo. Por el contrario, una ventana delgada ofrece buena resolución en el tiempo, pero frecuencias muy separadas entre sí. La ecuación que rige la resolución en frecuencia es:

$$\delta f = \frac{f_s}{N} \quad (4.5.1)$$

Donde f_s es la frecuencia muestral, o para el caso del presente estudio la tasa de frames por segundo de la cámara y N es el número de elementos de la muestra.

El resultado de aplicar sobre una señal la STFT es un espectrograma. Un espectrograma es una representación visual del espectro de frecuencias de una señal y como éste varía en el tiempo. Este es construido como la sucesión de los espectros calculados de cada segmento de la señal. Un ejemplo se puede ver en la Figura 18.

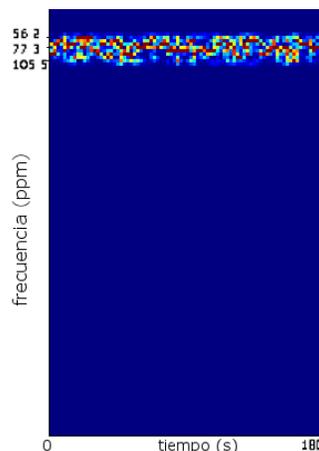


Figura 18 Espectrograma. Fuente: Propia.

4.6 ESPACIOS DE COLOR

Los espacios de color son de gran ayuda en el análisis de imágenes a color, puesto que estos permiten aprovechar y resaltar toda la información presente dentro de la imagen. En la actualidad existen numerosos espacios de color, cada uno ha sido desarrollado con un objetivo específico, pero todos parten de la teoría tricromática de colores primarios RGB.

Matemáticamente un espacio de color se define por una base de N componentes vectoriales cuya combinación lineal genera todos los posibles colores que pueden ser representados por ese espacio (Crespo & Ochoa, 2007). Los modelos usados en el presente estudio son los siguientes:

RGB: se basa en la adición de las intensidades de luz relativas al rojo, verde y azul para conseguir los colores deseados.

HSV: este espacio representa uno de los más clásicos e intuitivos existentes. Cada color trabaja con tres componentes básicas: matiz, saturación y brillo. El matiz, H , hace referencia al valor de cromaticidad o color base; la saturación, S , se refiere a las longitudes de onda que se suman a la frecuencia del color y determina la cantidad de blanco, y la iluminancia, V , corresponde a la apreciación subjetiva de claridad u oscuridad (Gil, Torres, & Ortiz, 2004).

5 PROTOCOLO EXPERIMENTAL Y ALGORITMOS DE EXTRACCIÓN DEL PULSO CARDIACO

En el primer capítulo se habló de la fotopletimografía de imágenes que será la técnica usada en el presente estudio para la extracción del pulso cardiaco. En este capítulo se profundizará un poco más sobre los montajes usados por esta técnica y que se emplean en este proyecto. Por otra parte, se expondrán y explicarán los algoritmos computacionales y el protocolo seguido por el presente estudio.

5.1 PROTOCOLO EXPERIMENTAL

5.1.1 Materiales

Para los montajes, se tomarán como sensores dos cámaras. Esto, con el objetivo de comprobar si se puede usar una cámara de bajo costo para el análisis del pulso cardiaco mediante las técnicas aquí tratadas, y la relación entre la calidad de los videos y la exactitud de los resultados. Para realizar los montajes experimentales se utilizaron los siguientes materiales:

Cámara CMOS: la adquisición de videos se realizó por medio de una cámara marca Canon, referencia EOS T3 rebel, el modelo básico de la línea EOS de Canon, de ahora en adelante referida como el sensor profesional. A continuación, se muestran las características de la cámara en mención.

Tabla 4 Características técnicas de la cámara canon EOS T3 rebel.

Características	Canon EOS T3 Rebel
Tipo de sensor	CMOS
Tamaño del sensor	22.0 x 14.7 mm
Píxeles efectivos	12.2 Mp
Velocidad de obturación	30 – 1/4000s
Sensibilidad ISO	100 – 6400
Video	1280 x 720 / 29.97 fps

Webcam: la adquisición de videos se realizó por medio de una webcam de marca unitec, referencia V-06, de ahora en adelante referida como el sensor genérico. A continuación, se mencionan las características de la cámara en cuestión

Tabla 5 Características técnicas de la cámara web.

Características	Unitec V-06
Tipo de sensor	CMOS
Píxeles efectivos	5 Mp
Video	640 x 480 / 25 fps

Pulsioxímetro: el pulsioxímetro de yongrow modelo YK 85 será el dispositivo de contacto con el que se extraerá la señal de referencia para el estudio. A continuación, se dan las características de este.

Tabla 6 Características técnicas del pulsioxímetro,

Características	Pulsioxímetro
Rango de medición de pulso cardiaco	30 – 240 bpm
Error en la medición del pulso	1bpm o 1% para mediciones muy altas
Ambiente óptimo de operación	Temperatura: 5 – 40°C Humedad: 15 – 80% durante la medición Presión del aire: 70 – 106 kPa



Figura 19 Pulsioxímetro utilizado para la toma de la señal de referencia.

5.1.2 Adquisición de los videos

La adquisición de videos se realizó por medio de dos los montajes experimentales siguientes:

Montajes para la adquisición: para el presente estudio se realizaron pruebas sobre dos áreas de interés, como se mencionó en el primer capítulo, la cara y la palma de la mano. Se dispone el sensor a una distancia de dos metros del sujeto de prueba para la adquisición de los videos de cada una de las zonas priorizadas. Se elige una distancia de dos metros para comprobar el alcance de la fotopleletismografía de imágenes. Esto, debido a que, a una distancia corta, entre 0.2 y 1 metro, ha sido comprobada la extracción de la señal del pulso cardiaco repetidas veces, como se puede ver en el estudio realizado por (Hassan, y otros, 2017)

Para la toma de datos con el sensor profesional, se tiene que tener en cuenta que esta fue configurada en modo automático para el enfoque y en modo manual para desactivar todas las compensaciones y los balances de blancos que esta realiza en modo automático, características que podrían afectar los resultados del estudio. El montaje se puede ver en las Figuras 20 y 21.

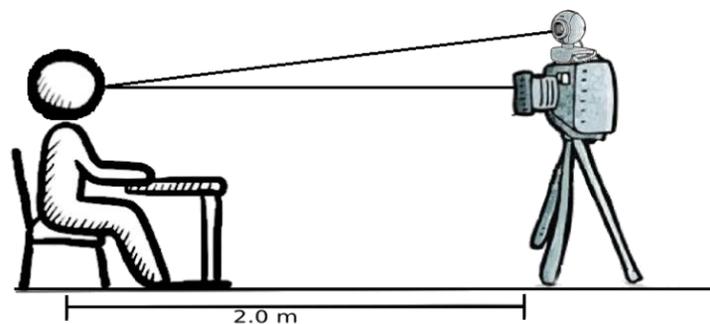


Figura 20 Montaje experimental para la adquisición de los videos de la cara. Fuente: Propia.

Para el montaje que tomará los vídeos de la mano y el antebrazo, se dispondrá un soporte para la mano. Esto, con el fin de disminuir los movimientos involuntarios de la mano el mayor grado posible. Este soporte está construido de tal forma que no impida la visión de la cámara de la zona a estudiar, que el pulso no se vea afectado y que la mano se mantenga estable y quieta en todo momento.

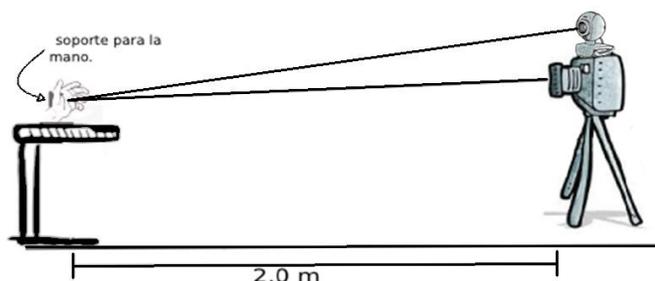


Figura 21 Montaje experimental para la adquisición de los videos de la mano. Fuente: Propia.

Metodología para la adquisición: después de haber dispuesto los elementos en la disposición que se muestra en las Figuras 20 y 21, se procede a adquirir los vídeos. Para ello se debe tener en cuenta los siguientes aspectos:

Sujetos de prueba: los sujetos de prueba son personas entre los 20 y los 60 años, quienes voluntariamente se dispusieron a que se les hiciera la toma de los videos. Esto, con el previo conocimiento de las áreas que serían grabadas, la duración de las grabaciones y la finalidad de cada una de estas. Para todos los vídeos, se seguirá por completo las disposiciones de privacidad presentadas en los anexos. El número de voluntarios fue de 21.

Posteriormente, se les dará la orden de estar relajados, en frente de la cámara, y actuar con la mayor naturalidad posible, procurando no hacer movimientos bruscos con la cara o la mano. Esto, con el objetivo de evaluar las técnicas de extracción bajo condiciones normales de un paciente (habla, movimientos suaves, parpadeo, entre otras).

Iluminación: para el uso de las técnicas que se usarán en el presente estudio, la iluminación con la que son grabados los videos se deberá tener en cuenta. Para este caso, los vídeos serán tomados con dos tipos diferentes de iluminación: La primera será una combinación de luz ambiente, proveniente del Sol, y artificial proveniente de lámparas fluorescente0, de ahora en adelante iluminación ambiente; y en la segunda, se agregará a la iluminación anterior luz infrarroja, proveniente de una lámpara que irradia en esta banda del espectro, de ahora en adelante iluminación mixta. Esta última iluminación se añade debido a que, como se mencionó en el capítulo 2, la luz infrarroja es absorbida en mayor proporción por la sangre oxigenada, factor que se espera genere un cambio mayor en los sensores de las cámaras y así poder extraer mejores resultados.

Duración de los videos: para cada una de las zonas de interés y cada iluminación, se tomarán vídeos de tres minutos. Esto quiere decir que por cada voluntario se tomarán cuatro videos de tres minutos, sumando un total de 12 minutos de video.

Método de contacto para la validación: para la validación de los resultados obtenidos, por medio de los algoritmos usados en el presente trabajo, se usará el pulsioxímetro previamente mencionado, que brindará una señal de referencia, en la que se basarán las

conclusiones del presente estudio. Los vídeos de las zonas priorizadas serán grabados simultáneamente a la adquisición de la señal proveniente del pulsímetro. Con esto, se espera que la señal encontrada por medio de los algoritmos tenga concordancia con la brindada por el método de contacto. En un apartado posterior se explicará el método usado para la adquisición de esta señal.

Procesamiento de los vídeos: Una vez tomados todos los vídeos, se pasarán al computador donde serán procesados. Cabe recordar que los algoritmos usados por el presente estudio no son en tiempo real. El desarrollo de esta característica se deja para estudios futuros.

Ahora que se tiene un concepto, por lo menos básico, de todas las herramientas usadas en el presente estudio, y del protocolo usado para la adquisición de videos, se dispondrá a exponer los algoritmos desarrollados para la extracción del pulso cardiaco.

5.2 ALGORITMOS DE EXTRACCIÓN DEL PULSO CARDIACO

5.2.1 Algoritmo basado en EVM

El algoritmo desarrollado en base a la amplificación euleriana de video está escrito en lenguaje C++, con la ayuda de las librerías: OpenCV, que se encarga del procesamiento digital de imágenes, y FFTW que se encarga del cálculo de la transformada discreta de Fourier para la implementación de la transformada de Fourier de tiempo reducido. Este algoritmo fue desarrollado en base a los estudios y códigos realizados por el grupo del MIT (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012), que son libres de usar con propósitos de investigación no comercial y los códigos proporcionados por (Schindel, 2015), que están protegidos bajo una licencia pública general de GNU. Refiriéndose esto último a que los usuarios tienen la libertad de usar, estudiar, copiar, compartir y modificar los códigos. Cabe resaltar que los códigos en cuestión no fueron copiados. El código usado en el presente estudio tomó como base los algoritmos mencionados y a partir del esquema de estos generó un algoritmo propio.

El diagrama del algoritmo se puede ver en la Figura 22. Como primer paso, se debe seleccionar el tipo de filtrado espacial y temporal que se le debe hacer a los datos. Esto, debido a que el EVM también tiene la función de realzar movimientos sutiles, función en la que se usa un tipo de filtrado espacial laplaciano, y un filtro temporal IIR. Para el presente estudio, al querer resaltar el cambio de color, se debe usar un filtrado espacial gaussiano y un filtrado temporal ideal, como lo sugiere el desarrollador del algoritmo (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand , & Freeman , 2012).

El paso a seguir es obtener el primer frame del video que es usado como referencia para hallar el área de interés, de ahora en adelante ADI, sobre la que se realizarán todos los cálculos pertinentes. El algoritmo usado para determinar esta área se puede ver en la Figura 24 que será explicada posteriormente. A continuación, se toma la imagen del ADI y se realiza una conversión dependiendo del número de canales que contengan la información del color, bien sea uno o tres. Esta imagen se guarda en el contenedor básico de imágenes, o Mat, de OpenCV para su posterior uso, y se calcula la piramide gaussiana de esta. Paso seguido se toma la imagen del último nivel de la piramide, se redimensiona a una sola columna y se concatena como columna de un segundo Mat, de ahora en adelante Mat_2. En este punto se controla si todos los frames han sido procesados, si la respuesta es negativa, se vuelve a obtener un frame y se repite el proceso desde la

el proceso; si la respuesta es positiva, se toma el `Mat_final` se filtra en el dominio de la frecuencia por medio de un filtro FIR y finalmente se aplica la transformada de Fourier de tiempo reducido para ver la evolución de la frecuencia de la señal en el tiempo.

5.2.2 Algoritmo basado en ICA

El algoritmo desarrollado en base al análisis de componentes independientes está escrito en lenguaje C++, con la ayuda de las librerías: OpenCV, que se encarga del procesamiento digital de imágenes; Shogun, que se encarga de la aplicación del algoritmo ICA JADE, y FFTW, que se encarga del cálculo de la transformada discreta de Fourier para la implementación de la transformada de Fourier de tiempo reducido. Este algoritmo fue desarrollado en su totalidad por y para el presente trabajo de grado.

El diagrama del algoritmo se puede ver en la Figura 23. En primer lugar, se debe obtener el primer frame del video para poder hallar en éste el área de interés, de ahora en adelante ADI. Se separa la imagen del ADI en los canales que lo componen y se calcula el promedio de intensidades de estos, almacenando los resultados en un `Mat`. A continuación, se verifica que todos los frames hayan sido procesados, si no fueron procesados, se adquiere el siguiente frame del video y se repite el proceso; si todos los frames fueron procesados, se realiza el centrado de los datos como preparación para el algoritmo JADE. Posteriormente se procesan los datos por medio del algoritmo ICA JADE, proveniente de la biblioteca Shogun, dando como resultado la obtención de las señales independientes, entre las que se encuentra la señal correspondiente al pulso cardiaco. Finalmente, se realiza un filtrado en el dominio de la frecuencia mediante un filtro FIR para destacar las bandas de frecuencia que se desean y se realiza un análisis por medio de la STFT, obteniendo así el espectrograma de la señal del pulso cardiaco.

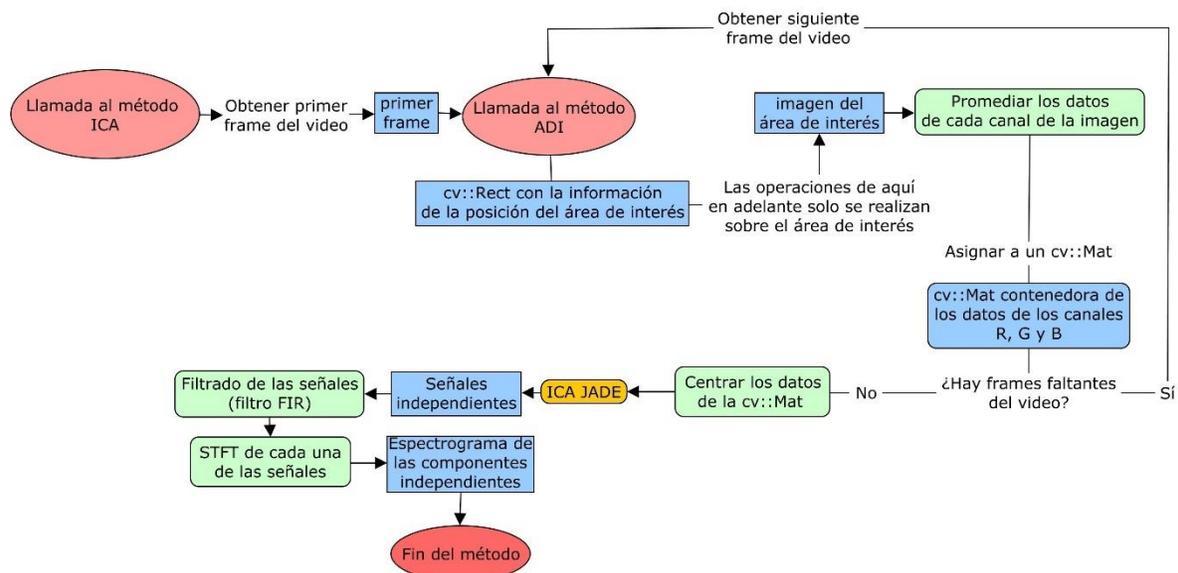


Figura 23 Diagrama del método para la extracción del pulso cardiaco basado en el algoritmo ICA. Fuente: Propia.

5.2.3 Algoritmo para la determinación del área de interés

Este algoritmo maneja dos rutinas diferentes dependiendo del área del cuerpo que se desee estudiar. Si al área es una parte del cuerpo diferente a la cara (rama superior de la Figura 24), el método es manual, y el área de interés es estática, pues es supuesto que no hay movimiento en esta zona del cuerpo. El proceso comienza al mostrar al usuario el primer frame del video, donde por medio del mouse se espera que el usuario marque con dos clicks la esquina izquierda superior y la esquina derecha inferior que definen un cuadrilátero. Finalmente, se devuelve estas dos coordenadas al programa principal. En el caso contrario, donde es una cara la que se quiere identificar, el proceso es automático, y el área de interés es dinámica (rama baja de la Figura 24). Esto quiere decir que en cada frame del video se determina la ubicación de la cara. Por medio de una cascada LBP, se detecta la posición de la cara en una imagen que previamente ha sido, escalada, para mayor rapidez del algoritmo, convertida a escala de grises, y cuyo histograma ha sido ecualizado. Siendo estos dos últimos procesos recomendados por OpenCV, creador del algoritmo para la detección de rostros. Finalmente se verifica que se haya encontrado una cara; si la respuesta es positiva, se devuelve la posición de esta; si la respuesta es negativa, se verifica si anteriormente se ha encontrado una cara; si es positivo, se devuelve la misma ubicación anterior, y si es negativo, se devuelve la orden de volver a buscar en todo el frame.

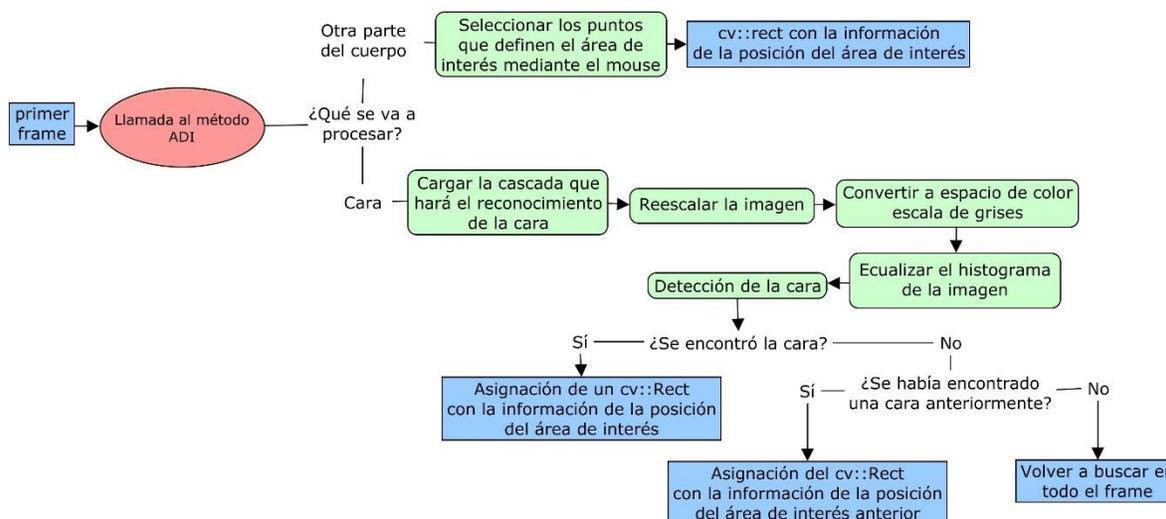


Figura 24 Diagrama del método para la determinación del área de interés (ADI). Fuente: Propia.

5.2.4 Algoritmo para la extracción de la señal de referencia

Para la extracción de la señal que será tomada como base para la comparación en el presente estudio se situó un pulsioxímetro, cuyas características se muestran en un apartado anterior, en uno de los dedos del voluntario que se estaba grabando por medio de las cámaras. El pulsioxímetro posee en su pantalla un indicador que está en sincronía con el pulso cardíaco que este mide.

Para la comparación de los resultados obtenidos por el método de contacto y los algoritmos anteriormente descritos, se necesita disponer de la señal real digitalizada. Esto, debido a la gran cantidad de datos por comparar. Por esta razón, se diseñó un sistema para la digitalización de la señal. Se debe mencionar que hay equipos capaces de interconectarse

con ordenadores y de esta forma digitalizar la señal; sin embargo, estos equipos suelen ser de un alto costo y muy delicados, por lo que para efectos del presente trabajo de grado se decidió digitalizar la señal de una forma económica, pero realmente funcional.

El sistema diseñado para la extracción de la señal entregada por el pulsioxímetro consistió en una tercera cámara que grababa el indicador de pulso del pulsioxímetro. Dicho indicador es un dispositivo LED, ubicado en la pantalla del pulsioxímetro, que se enciende en sincronía con la detección del pulso por parte del dispositivo. Debido a esto, en los momentos en que el pulsioxímetro detecta un latido del corazón, la intensidad de la pantalla del pulsioxímetro grabada por la tercera cámara aumentará y este fenómeno se verá reflejado en la señal final, que brindará la información de la frecuencia con que el LED se encendía, o en otras palabras, la frecuencia del corazón o pulso cardiaco.

Las grabaciones de la zona del cuerpo a estudiar y la del pulsioxímetro se hicieron simultáneamente, sincronizadas por medio de una señal visual que se registra por parte de las tres cámaras, lo que permitirá comparar la señal obtenida por los algoritmos probados en este estudio y la señal real.

El algoritmo que se usó para obtener la señal real fue (véase Figura 25): se obtiene el primer frame del video del pulsioxímetro donde, por medio del mouse, el usuario determina el área donde se encuentra el indicador de pulso. Se calcula el promedio de intensidades en los canales que componen la imagen y se almacena esta información en un Mat. Se comprueba si se procesaron todos los frames. Si la respuesta es negativa, se obtiene el siguiente frame y se repite el proceso anterior; si la respuesta es positiva, se centran los datos, se filtran mediante un filtro FIR, para limitar las bandas en frecuencia a las bandas deseadas por este estudio. Por último, se aplica la transformada de Fourier de tiempo reducido para el análisis de la evolución de la frecuencia de la señal en el tiempo. Normalmente el canal que es escogido para la extracción del pulso es el rojo, puesto que el indicador es de este color, lo que hará que la señal sea más fácil de extraer por este medio.

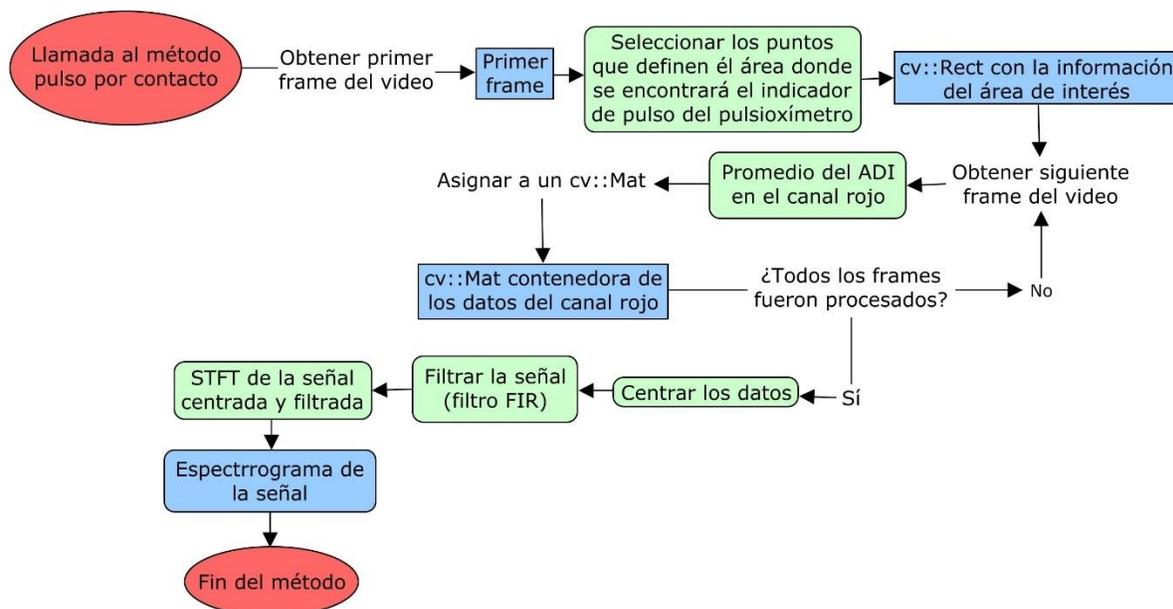


Figura 25 Diagrama para el algoritmo creado para la extracción del pulso cardiaco de referencia. La señal fue extraída de un pulsioxímetro convencional (método de contacto). Fuente: Propia

5.3 MÉTODO DE VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS

Para la validación de los resultados se construyó el espectrograma de la señal detectada por los algoritmos anteriormente descritos, mediante el método que se describió en la sección 4.5.

Los espectrogramas para el presente trabajo se realizaron sobre segmentos de la señal de longitud de 256 datos, que representan aproximadamente 10 segundos de la señal. Entre segmentos consecutivos se compartían 196 datos entre sí. Es decir, entre segmentos consecutivos había un traslape de 196 datos. En la Figura 26 se pueden ver la estructura de los primeros 3 segmentos en los que la señal fue dividida.

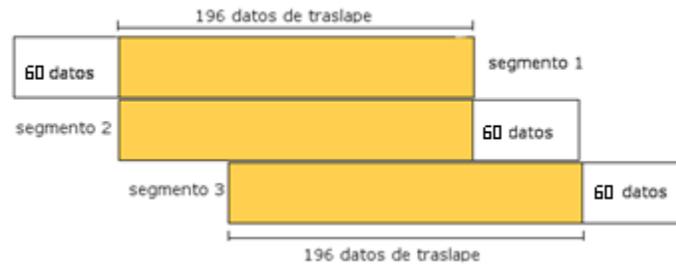


Figura 26 Estructura de segmentos en los que se dividió la señal para su estudio en el dominio de la frecuencia. Fuente: Propia.

Los espectrogramas fueron calculados para las señales resultantes de los algoritmos EVM e ICA y para la señal extraída del pulsioxímetro. La validación se realizará comparando los datos del espectrograma de la señal de referencia (pulsioxímetro) y los datos del espectrograma de la señal obtenida por medio de los algoritmos desarrollados (EVM e ICA).

6 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Como se mencionó en la introducción, el objetivo del presente trabajo de grado es evaluar diferentes montajes y algoritmos para la extracción del pulso cardiaco mediante la técnica de fotopleletismografía de imágenes. Los montajes y algoritmos usados se presentaron en el capítulo 4. Para dar un contexto de los datos obtenidos por el presente estudio para el análisis, téngase en cuenta los siguientes aspectos: los videos fueron tomados a 21 voluntarios, 12 mujeres y 9 hombres; a cada voluntario se le tomaron 4 videos con cada cámara, dos para la cara (uno con luz ambiente y otro con luz ambiente + luz infrarroja) y dos para la palma de la mano en estas mismas condiciones lumínicas; en cada toma los videos de la cámara profesional y la cámara web fueron tomados simultáneamente, mientras en un celular era grabada la pantalla del pulsioxímetro para la extracción de la señal real.

En este capítulo se muestran los resultados de los algoritmos desarrollados aplicados a los datos obtenidos por el protocolo anteriormente explicado, que serán validados en comparación con la señal real adquirida. De esta forma, se hará una comparación de los resultados de cada una de las variantes aplicadas, pudiendo concluir así, la más eficaz en la extracción del pulso cardiaco.

Los resultados se presentarán de la siguiente forma: en primera instancia se mostrarán los resultados obtenidos para el pulso real; a continuación, se dividirán los resultados en dos grupos dependiendo de la zona del cuerpo a estudiar, esto es, cara y mano; como segunda división se tendrá la cámara con la que se adquirieron los videos; posteriormente, se diferenciarán los resultados dependiendo de cada iluminación; y para finalizar se hará un análisis general de los resultados obtenidos.

5.1 PULSO REAL

Para extraer la señal del pulso real, como se mencionó anteriormente, se tomó un video de la pantalla del pulsioxímetro y posteriormente se procesó computacionalmente para la obtención de la señal objetivo. En la Figura 27 se puede ver un frame del video usado para este fin, con el área de interés enmarcada por el rectángulo rojo.



Figura 27 Frame del video del pulsioxímetro para la extracción del pulso real. Fuente: Propia.

En la Figura 28 se puede ver el proceso por el que fue obtenida la señal real. Primero se tomó el promedio del canal rojo del área de interés de los frames del video para extraer la señal. Posteriormente, se centró y se filtró esta, para finalmente extraer el espectrograma

de esta. Los datos con los que se contruye el espectrograma de la señal real serán aquellos con los que se hará la comparación posteriormente con los resultados obtenidos por los algoritmos desarrollados. Cabe mencionar que, en promedio, la cantidad de datos que se extrajeron para la comparación con los resultados y para la construcción de los espectrogramas fue de 82 datos, que equivalen a aproximadamente 3 minutos de video. Téngase en cuenta también que, en un par de casos específicos la cantidad de datos baja puesto que los videos, de los que resultaron estos datos, duraron un poco menos por diferentes razones.

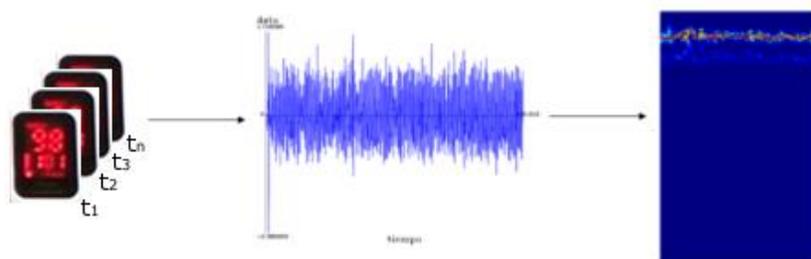


Figura 28 Esquema de obtención de la señal real del pulso cardíaco. Fuente: Propia.

5.2 CARA

Como se mencionó en el capítulo 1 la cara es una de las regiones más vascularizadas que posee el cuerpo humano. En el presente apartado se mostrará el proceso al que fue sometido cada uno de los videos y los resultados obtenidos. Posteriormente se mostrará la comparación de estos con la señal real.

Uno de los factores a tener en cuenta en las diferentes pruebas que se realizaron es el tipo de cámara que fue usado. Como se puede ver en las Figuras 29 y 30 la diferencia de calidad en la imagen es notable. Cabe recordar en este punto que la calidad de la imagen del sensor profesional es de 1280 x 720, y la del sensor genérico es de 640 x 480.

Otro factor que se discutirá en el transcurso de este capítulo, que tuvo mucha influencia en los resultados obtenidos, es la tasa de frames por segundos de las cámaras y la estabilidad de esta característica. Recuérdese que la tasa de captura de frames, en condiciones normales, para la cámara profesional es de 30 fps y para la cámara web es de 25 fps.



Figura 29 Frame de uno de los videos, de la cámara profesional, usados para la extracción del pulso cardíaco. Fuente: Propia.



*Figura 30 Frame de uno de los videos, del sensor genérico, usados para la extracción del pulso cardiaco.
Fuente: Propia.*

En la Figura 31 se puede ver el resultado de la determinación del área de interés que se realiza en ambos algoritmos en la fase inicial. Esto con el objetivo de disminuir los tiempos de procesamiento de los videos, puesto que entre más pixeles contenga la imagen a procesar por el algoritmo, mayor será el tiempo necesario para aplicarlo. También, se tiene en cuenta solo esta zona, puesto que, para la extracción del pulso cardiaco se necesita tan solo la información de la cara y los pixeles que no pertenezcan a esta área serán tomados por el algoritmo como ruido. Cabe resaltar que los tamaños de las áreas de interés para el sensor genérico y para el sensor profesional era de aproximadamente 80x110 pixeles cuadrados.



Figura 31 Área de interés determinada por el algoritmo desarrollado en el presente estudio. Fuente: Propia.

Llegados a este punto, se debe tener en cuenta la diferencia de funcionamiento de los dos algoritmos usados para la extracción del pulso cardiaco.

5.2.1 Algoritmo basado en EVM

En las Figuras 32 y 33 se puede ver el resultado de aplicar, a una serie de frames, el algoritmo EVM. Para la Figura 32 la variación de colores entre las 3 imágenes es muy sutil, siendo este uno de los efectos mencionados anteriormente, resultado del uso del sensor genérico; sin embargo, se puede notar, entre las imágenes (a) y (b), que el tono de piel en la imagen (a) es un poco más rojizo, sobre todo en la zona de la frente. Igualmente se puede notar este cambio entre las imágenes (b) y (c). Por otra parte, si se ve la Figura 33, es muy notable el cambio de coloración entre la piel de la imagen (a) con la de la piel en la imagen (b). Por último, cabe resaltar que estas imágenes están separadas, temporalmente, por un segundo aproximadamente, lo que indica que la señal resaltada por el EVM es efectivamente el pulso cardiaco. Las imágenes en las Figuras 32 y 33 se ven borrosas

debido al filtro espacial que es aplicado antes de extraer la señal con el objetivo de aumentar la relación señal-ruido.

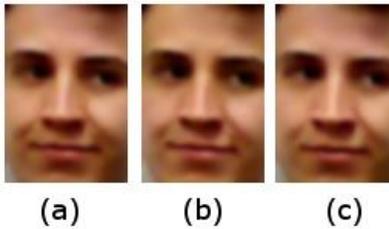


Figura 32 Resultado de aplicar el algoritmo EVM a una serie de frames capturados mediante el sensor genérico. En este caso, (a) y (c) están separados temporalmente por un segundo. Fuente: Propia.



Figura 33 Resultado de aplicar el algoritmo EVM a una serie de frames capturados mediante la cámara profesional. En este caso, (a) y (c) están separados temporalmente por un segundo. Fuente: Propia.

Teniendo en cuenta que la variación que el EVM proporcione puede ser muy sutil, como en la Figura 32, se han convertido los frames resultantes al espacio de color HSV, como se puede ver en la Figura 34. Gracias a esto se consigue un realce en la variación de color y la señal es extraída con mayor facilidad.

En la Figura 35 (a) se puede ver el canal H de los frames presentados en la Figura 34. En estos se puede notar con mayor facilidad la diferencia que hay entre los frames que presentan, por un lado, los tejidos llenos de sangre, y por otra, los tejidos al ser drenados de esta. En la imagen (b) se puede ver la saturación de la imagen, donde un tono más claro significará un color más marcado, en este caso un color rojo dado por los bajos valores del canal H.

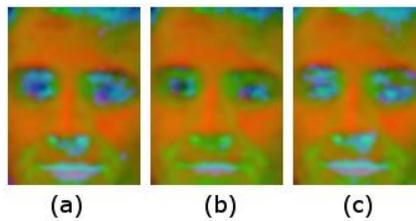


Figura 34 Frames resultantes de la Figura 33 en espacio de color HSV. Fuente: Propia.

La señal resultante de extraer el promedio de las intensidades de los píxeles, del canal H (véase Figura 35 (a)) de los frames del video es filtrada por medio de un filtro FIR pasa-banda, con frecuencias de corte de 0.85 Hz y 1.9 Hz, que corresponden, respectivamente, a 51 pulsaciones por minuto y 114 pulsaciones por minuto. Se eligen estas frecuencias puesto que el estudio se realizó con los voluntarios en reposo y, en condiciones normales, este es un rango que cubre todas las frecuencias cardiacas posibles, como se había

mencionado anteriormente. Esta señal se puede ver en la Figura 36. Más adelante se profundizará en el filtrado utilizado para la señal en el presente estudio.

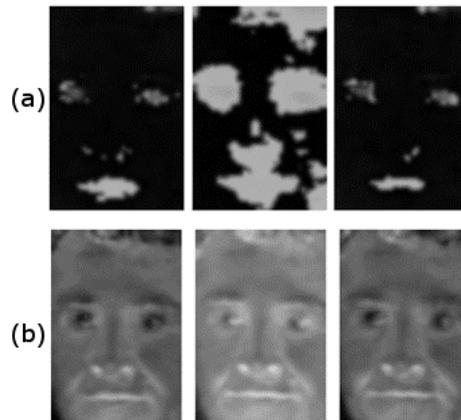


Figura 35 Canal H (a) y canal S (b) de las imágenes en la Figura 34. Fuente: Propia.

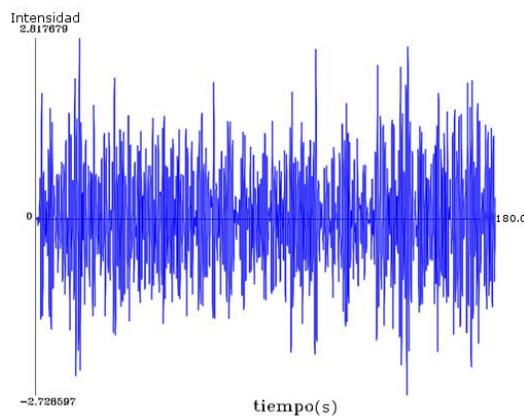


Figura 36 Señal del pulso filtrada y centrada. Fuente Propia.

En la Figura 37 se puede ver el espectrograma de la señal de la Figura 36. Este es el paso final del algoritmo desarrollado en el presente estudio.

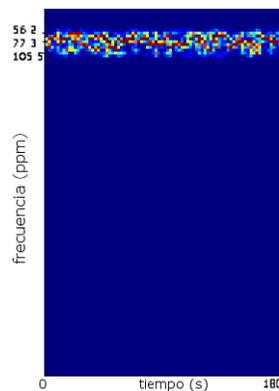


Figura 37 Espectrograma de la señal de la Figura 36. Fuente: Propia.

Para finalizar este apartado se mostrará la relación que hay entre el algoritmo EVM y la distribución de vasos sanguíneos en la cara. En la Figura 38, las zonas dentro de los rectángulos azules son las áreas de interés tomada para cada uno de los voluntarios con los que se realizó esta comparación en el momento en que el algoritmo resaltaba el cambio de color; las áreas azules con transparencia son las áreas donde se encontró el mayor grado de color rojo por parte del algoritmo, es decir, valores muy bajos o muy altos en el canal H.

Como primer punto, cabe notar que la zona de la frente es un área en común para todos los resultados presentados y, como se puede ver en el fondo, una zona que cuenta con gran cantidad de vasos sanguíneos, entre ellos las venas y arterias supraorbitarias y supratrocleares con respecto a la Figura 2. Por otra parte, se puede ver que la zona de las mejillas es otro punto en común para todas las imágenes donde se encuentran las venas y arterias infraorbitarias y las angulares. Para finalizar, cabe resaltar que, aunque se encuentran ciertos puntos en común para todos los resultados, en todos ellos se puede evidenciar también la unicidad que tienen las personas anatómicamente.

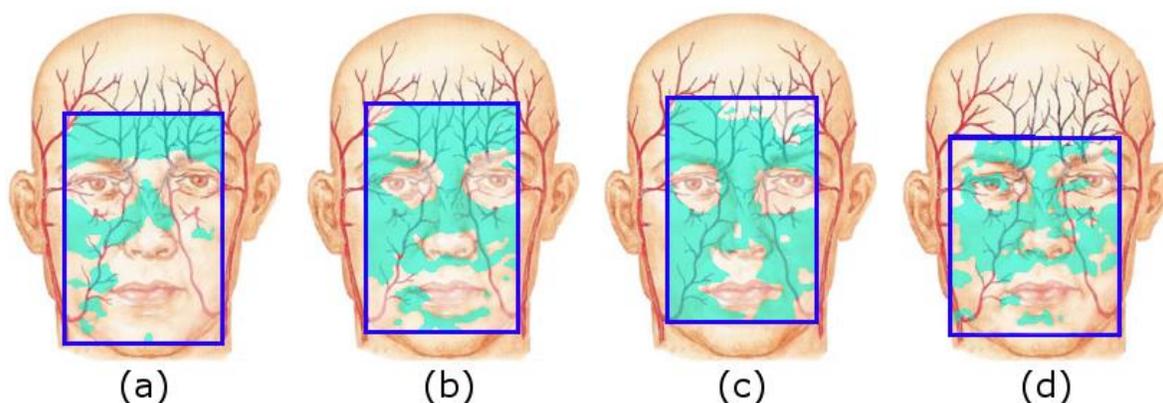


Figura 38 Superposición entre la distribución de vasos sanguíneos en la cara y el cambio de color resaltado en los tejidos de la cara por el algoritmo EVM. Fuente: Propia.

Se demuestra, entonces, la relación que hay entre los resultados arrojados por el algoritmo EVM y la distribución de los vasos sanguíneos, dando un primer indicio de que el uso de la técnica es válido para el objetivo planteado.

5.2.2 Algoritmo basado en ICA

A diferencia del algoritmo basado en el EVM, el algoritmo basado en el análisis de componentes independientes toma los datos de intensidad de los píxeles sin un mayor preprocesamiento. En la Figura 39 se muestra el esquema de la extracción de estas señales, donde la imagen original es dividida en los canales que la componen, R, G y B. Posteriormente, es calculado el promedio de las intensidades de los píxeles de cada canal, en el tiempo, para así obtener las señales mostradas en (a). Estas son procesadas por el algoritmo ICA JADE y como resultado se obtienen las componentes independientes mostradas en (b). Por último, se toma el espectrograma de cada una de estas componentes y, en base a esto, se decide qué componente contiene la señal del pulso.

La técnica para la extracción de los espectrogramas es la misma usada en el algoritmo basado en el EVM.

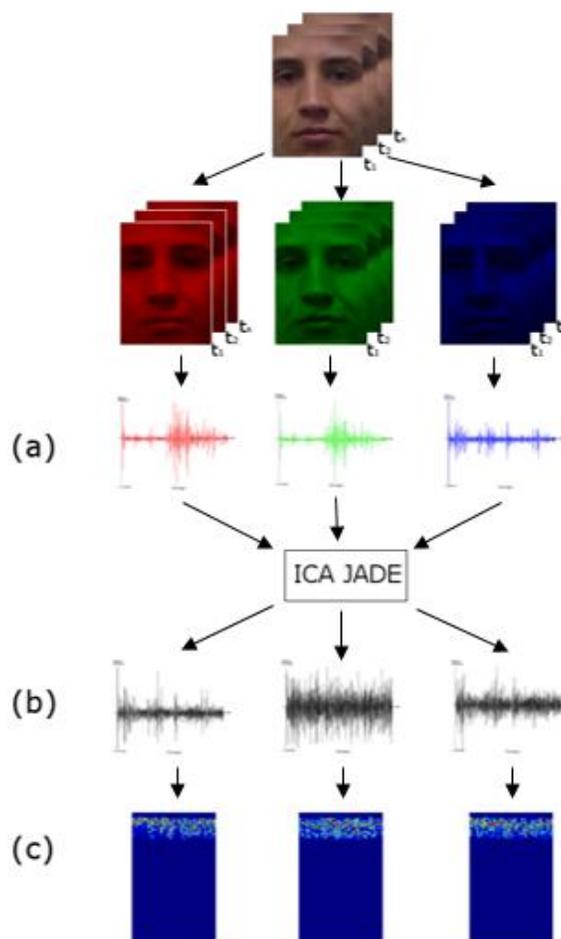


Figura 39 Proceso de extracción de las componentes independientes, a partir de las señales de los canales R, G, y B, para finalmente obtener los espectrogramas de las componentes y definir la que contenga la señal del pulso cardíaco. Fuente: Propia.

5.2.3 Filtrado de la señal resultante

El filtrado de la señal o las señales resultantes de los algoritmos desarrollados fue hecho por medio de un filtro pasa-banda FIR de tamaño 120 y con frecuencias de corte de 0.85 y 1.9 Hz. Cabe mencionar aquí que, en los filtros ventaneados, como lo es un filtro FIR, se toma como frecuencia de corte, aquellas frecuencias en las que la amplitud se ve reducida a la mitad (Smith, 2003). En la Figura 40 se puede ver la respuesta en magnitud del filtro usado en el presente proyecto.

Por último, en la Figura 41 se puede ver la implementación y rendimiento del filtro usado. En la imagen (a) se muestra una señal de ruido blanco con una tasa de muestreo de 30 muestras por segundo. Se elige esta frecuencia de muestreo pues es la misma que se tiene para los videos tomados. Se usa una señal de ruido blanco, pues en esta se pueden encontrar gran rango de frecuencias, como se puede ver en la imagen (b), donde se muestran frecuencias de 0 a 15 Hz, siendo esta la mayor frecuencia muestreada posible, pues es la frecuencia de Nyquist. Finalmente en la imagen (c) se muestra la señal filtrada por medio del filtro y en la imagen (d) su espectro de frecuencias donde se puede ver que

el gran rango de frecuencias que poseía la señal fue reducido a los límites propuestos entre 0.85 y 1.9 Hz.

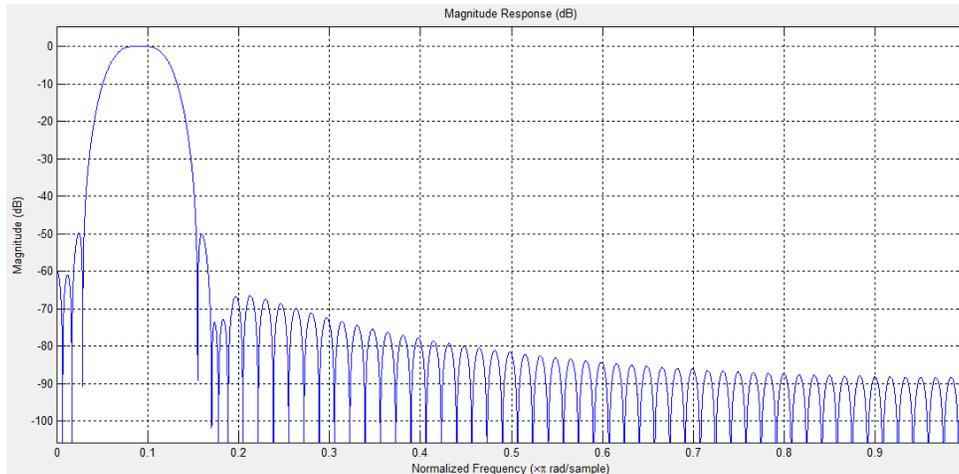


Figura 40 Respuesta en magnitud del filtro usado en el presente proyecto. Fuente: Propia.

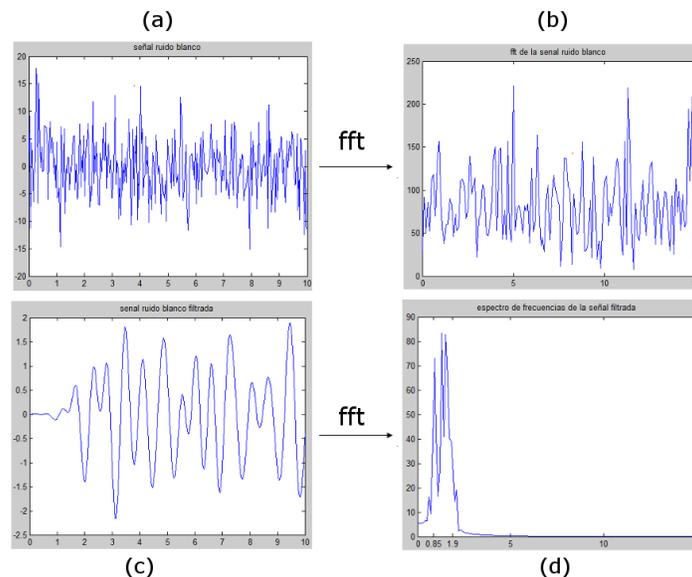


Figura 41 Prueba del filtro usado para filtrar las señales resultantes del presente estudio. (a) señal de ruido blanco con frecuencia de muestreo igual a 30 muestras por segundo. (b) espectro de frecuencias de la señal en (a). (c) señal (a) filtrada mediante el filtro usado en el presente estudio. (d) espectro de frecuencias de la señal en (c). Fuente: Propia.

5.2.4 Resultados

En esta sección se compararán los resultados obtenidos por los algoritmos, en cada una de las variaciones realizadas, con los datos del pulso real. Para el análisis de las señales extraídas por cualquiera de los montajes explicados en el capítulo anterior, se tomaron las frecuencias dominantes con las que se construyeron los espectrogramas de la señal real y la señal extraída; se calculó el error porcentual de cada uno de los datos con su correspondiente en la otra señal, por medio de la ecuación 5.1 y esto derivó en un error

promedio, que fue calculado al sacar el promedio de todos los errores resultantes de la ecuación 5.1.

Por otra parte, se calculó la desviación estándar (SD) de los errores encontrados, lo que indicará qué tan dispersos se encuentran los errores entre sí. Este es un parámetro que se incluyó, debido a que, en combinación con la media de los errores, brindarán información sobre los datos, así: si la media y la desviación son bajas, los datos estarán en buena concordancia con la señal de referencia; por el contrario, si la media y la SD son altas, los datos tendrán una baja concordancia con la señal real; y, si la media es alta, pero la desviación es baja, se podría suponer que los datos están infravalorados o sobrevalorados, como se verá más adelante. Por último, se calculó el número de datos dentro de un rango de 8% de la señal real, lo que equivale, aproximadamente, a 5 pulsaciones por minuto en condiciones normales. Se eligió este rango, puesto que, al ser este estudio una primera aproximación a la evaluación de estos algoritmos es considerado que, con estudios posteriores, se puede disminuir este error a un 2%, lo que sería comparativo con los métodos de contacto.

$$Error(\%) = \frac{(Ref(i) - Est(i))}{Ref(i)} \times 100 \quad (5.1)$$

En la literatura, el descriptor más usado para analizar los resultados es, la raíz del error cuadrático medio, o RMSE, por sus siglas en inglés. Este parámetro viene dado por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^M (Ref(i) - Est(i))^2} \quad (5.2)$$

Donde $Ref(i)$ son los datos de la señal de referencia y $Est(i)$ son los datos de la señal calculada. El RMSE entrega información sobre la dispersión con respecto a la señal de referencia, por lo que, para efectos del presente estudio, se prefirió tener esta información independientemente. En otras palabras, el error promedio y la desviación estándar.

5.2.4.1 Resultados sensor profesional

En las Tablas 7 y 8 se muestran los resultados en términos de los descriptores anteriormente expuestos. En cada tabla se presenta la comparación de los datos obtenidos tanto para el algoritmo ICA, como para el algoritmo EVM. En la Tabla 7, se exponen los resultados de los videos tomados por medio del sensor profesional, en condiciones de iluminación ambiente. En la Tabla 8, se muestran los resultados para los videos tomados con la misma cámara, pero con iluminación mixta (ambiente + infrarrojo). En cada tabla se resaltaron, en verde, los mejores resultados obtenidos por cada algoritmo, y en rojo, los resultados con el mayor error.

Analizando los datos en la Tabla 7, el acierto más alto es de 97%; esto es, 80 de 82 datos estuvieron dentro del rango de error, para el algoritmo EVM. Para el algoritmo ICA, el mejor resultado fue de 99%, esto es, 81 de 82 datos estuvieron dentro del rango. En la Figura 42 (a) se pueden observar estas dos señales. Lo más destacable en esta grafica es que la señal es de una constancia muy alta, lo que supone para los algoritmos, una facilidad al tener cada segmento analizado, por la transformada de Fourier, la misma frecuencia

dominante; sin embargo, aproximadamente en el segundo 40 se logra presenciar un cambio del pulso drástico, de alrededor de 17 ppm, que es detectado con gran acierto por parte de ambos algoritmos. Cabe decir aquí, que la voluntaria de la que salió el video para esta señal fue la que más estática mantuvo la cabeza durante la toma. Como se verá más adelante, este es un factor que fue de gran importancia, en cuanto a la exactitud presentada por los algoritmos, pese a que se contaba con un proceso para corregir en cierta medida este obstáculo.

Tabla 7 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor profesional en condiciones ambiente de iluminación. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	3,77	68/82 (83%)	8,08	3	7,15	60/82 (73%)	12,95
2	5,38	57/82 (70%)	10,26	2	2,89	68/82 (83%)	7,14
3	6,11	64/82 (78%)	14,21	3	6,28	63/80 (79%)	19,04
4	11,71	46/82 (56%)	18,52	2	12,01	57/82 (70%)	32,37
5	7,8	52/82 (63%)	15	2	13,81	32/82 (39%)	22,29
6	6,47	54/82 (66%)	12,82	3	6,69	56/82 (68%)	15,85
7	6,73	49/82 (69%)	12,30	3	8,78	53/82 (65%)	17,27
8	7,17	54/82 (66%)	14,81	3	4,23	63/82 (77%)	13,02
9	13,50	25/68 (37%)	17,12	2	20,57	17/68 (25%)	16,39
10	12,84	26/82 (32%)	13,41	1	25,01	16/82 (19%)	29,01
11	6,22	60/82 (73%)	13,51	3	3,21	69/82 (84%)	14,21
12	8	46/82 (56%)	13,68	3	2,47	64/82 (78%)	4,96
13	7,63	39/82 (47%)	11,69	3	21,96	38/82 (46%)	34,56
14	7,59	49/68 (72%)	11,34	2	26,43	23/68 (38%)	38,05
15	19,48	19/82 (23%)	20,14	1	27,99	23/82 (28%)	44,48
16	8,68	28/82 (34%)	11,53	3	8,99	29/82 (35%)	16,69
17*	18,48	17/82 (21%)	24,28	3	11,22	51/82 (62%)	24,47
18	2,80	65/82 (79%)	6,19	1	7,31	58/82 (71%)	19,31
19	13,87	26/82 (32%)	18,73	2	23,83	17/82 (21%)	28,45
20	0,57	80/82 (97%)	1,75	2	0,44	81/82 (99%)	1,23
21	1,71	48/54 (89%)	4,96	2	3,66	41/54 (76%)	8,88
promedio	8,41	59,19%	13,06		11,66	58,85%	20,03

En las imágenes (b) y (c) de la Figura 42, se puede detallar que las señales, que tuvieron mayor error, provienen de una señal real que varía constantemente. Ahora, hay un aspecto muy importante a tener en cuenta en ambas señales. Para la primera señal, a la voluntaria número 17, imagen (b), por cuestiones de tiempo y espacio, se le tomaron los videos en un lugar diferente. Esto, como primera opción se consideró no realizarlo, pues podría inducir, en los resultados, errores debidos al cambio de locación. Pero, reconsiderando la opción, se decidió hacerlo para evaluar el rendimiento de los algoritmos en condiciones diferentes, que en este caso fueron menos controladas. En el lugar donde se tomaron estos videos había una entrada de luz natural mayor que la que se tenía en la locación donde se tomaron los otros videos. Curiosamente, si se mira los resultados para ambos algoritmos, en las Tablas 7 y 8, se logra ver que el resultado para el ICA es notablemente mejor que para el EVM.

Que se dé esta diferencia entre los resultados tiene sentido si se mira desde el punto de vista de la fuente lumínica, pues al tener mayor entrada de luz natural, las variaciones que esta tenga serán más notorias y por lo tanto traerán consigo mayor ruido al video. En la literatura se pueden encontrar estudios para atenuar el error debido a las variaciones en la luz natural (Amelard, Scharfenberger, Wong, & Clausi, 2015). Sumado a esto, hay que tener en cuenta que el EVM es una técnica que realza las variaciones de color de la piel, por lo que mayor luz, significará mayor interferencia para la extracción de la señal de cambio de color. Por otro lado, se ha probado que la intensidad lumínica en la escena de la toma de videos puede variar el rendimiento del algoritmo ICA (Zhang, y otros, 2017), no necesariamente empobreciendo los resultados, sino también, bajo ciertas condiciones, mejorando el rendimiento de este algoritmo. Esto se puede explicar gracias a que, al ser el ICA un algoritmo que extrae la señal del pulso gracias a las variaciones de absorción de la luz llevadas a cabo por los tejidos, un aumento en la intensidad lumínica significará mayor interacción luz-tejido. Cabe resaltar que esta diferencia tan marcada, entre los resultados del algoritmo ICA y el EVM, solo se ve en el presente caso (sujeto 17), tanto para los resultados con luz ambiente (Tabla 7), como en los resultados para luz mixta (Tabla 8). Los demás resultados, están en concordancia entre ellos. Esto es, entre los resultados del algoritmo ICA y EVM de un mismo sujeto de prueba, en condiciones de iluminación diferentes, no hay grandes diferencias.

Para la segunda señal (imagen (c)), el voluntario presentaba un cuadro gripal en el momento de la toma de los videos, esto hizo que su pulso fuera muy variable durante las tomas lo que pudo dificultar la extracción de una señal más exacta.

Para finalizar el análisis de los resultados obtenidos para el sensor profesional hay que mencionar un hecho que vale la pena estudiar a fondo, y que se propondrá como trabajo futuro, si el objetivo es desarrollar un algoritmo que pueda ser implementado en un protocolo clínico que permita a esta técnica aportar a la monitorización de pacientes.

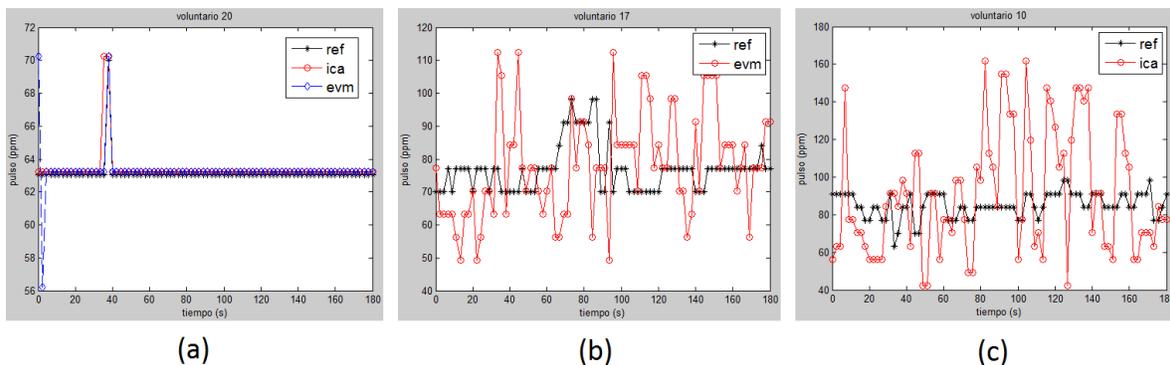


Figura 42 Señal con mayor exactitud extraída tanto por el algoritmo EVM como por el ICA, (a); señal con exactitud más baja extraída por el algoritmo EVM, (b), y señal con más baja exactitud extraída por el algoritmo ICA, (c). Fuente: Propia.

Si se observa con detenimiento las Tablas 7 y 8 se puede notar que uno de los rendimientos más bajos en ambos algoritmos son los calculados para el sujeto 15. El primer factor que se deben tener en cuenta, es que el sujeto 15 tenía como característica un tono de piel oscuro, lo que se ha reportado como una dificultad para la extracción de la señal del pulso cardiaco, por parte de ambos algoritmos, en diferentes estudios (Wu, Rubinstein, Guttag, Durand, & Freeman, 2012), (Poh, McDuff, & Picard, 2010), (Jensen & Hannemose, 2014),

entre otros. Este hecho se puede explicar gracias a las características de la melanina, componente principal que caracteriza el color de piel, explicados en el capítulo 2. El coeficiente de absorción para la melanina, a comparación de los otros componentes que más aportan a este proceso (agua y grasas) es aproximadamente 10 veces mayor. Esto explicaría en gran parte la deficiencia de los algoritmos para extraer la señal del pulso cardiaco a partir de videos de personas con la tez oscura. Se podría inferir en este punto, que el uso del espacio de color HSV influenciaría los resultados en este sujeto de prueba, pero los cálculos fueron hecho sin convertir las imágenes de espacio de color y el resultado no varió sustancialmente.

Por otra parte, se puede mostrar que para el algoritmo EVM, este tono de piel también es un factor influyente. Si se observa la Figura 43 se puede ver la comparación entre el resultado para una persona de tez oscura (b) y una persona de tez clara (a). En esta es claro que, para la imagen (a), el ciclo está bien marcado. Las imágenes usadas para esta comparación fueron extraídas de, aproximadamente, el segundo 32, donde el espectrograma indica que se tenía un pulso de 90 ppm. Esto se traduce en que, aproximadamente, en un segundo se deberá realizar un ciclo cardiaco y medio, que se ve perfectamente reflejado en las imágenes (a). Del otro lado, se tiene que la persona de tez oscura, para el segundo de donde fueron extraídas las imágenes, presentaba un pulso cardiaco de 60 ppm. Esto indica que, en dos segundos, tiempo que representan las imágenes mostradas (b), se deberían cumplir dos ciclos cardiacos; sin embargo, en esta serie de imágenes no es clara esta secuencia. Así es mostrado porqué los resultados para el EVM están alejados del real.

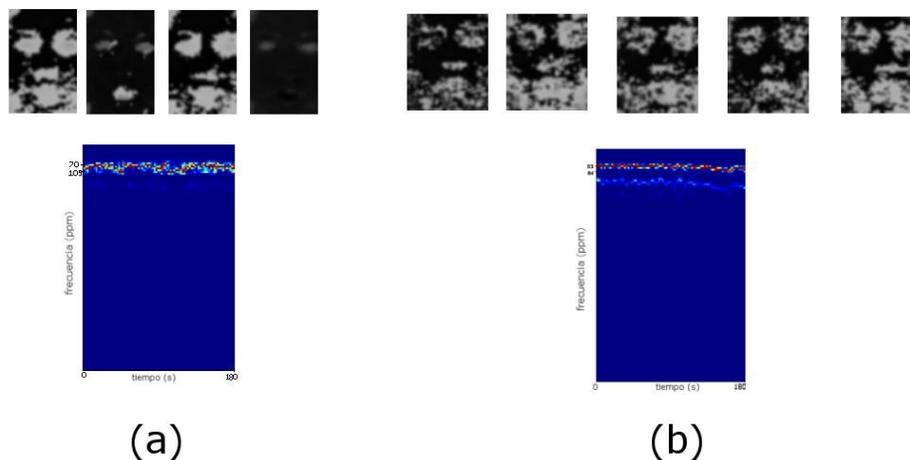


Figura 43 Comparación del resultado de aplicar el algoritmo EVM para una persona de tez clara (a), y una persona de tez oscura (b). Fuente: Propia.

Hay que mencionar también, que se han realizado estudios en los que se demuestra que la compresión realizada, por los formatos de video e imagen a imágenes y videos usados en estudios, causa pérdida en la calidad de los resultados (Seidenari, Pellacani, Righi, & Nardo, 2004). Ahora bien, si se lee un poco acerca de la historia de la fotografía y cómo esta ha avanzado, se puede encontrar que antiguamente los sensores fotográficos estaban calibrados para tonos de piel claros, y en consecuencia alterando las mediciones realizadas sobre personas de piel oscura. No obstante, se podría pensar que hoy día, siglo XXI, este hecho debería estar superado; y sí, pero en cierta medida. Aún hoy, las cámaras para

calibrarse siguen buscando un área clara donde se tenga una referencia para hacer el balance de colores; por lo tanto, siempre habrá alguna dependencia entre los tonos claros y la calidad de la imagen.

Ahora, si se desea resolver este obstáculo, hay varios caminos, siendo uno el abordado por (Park, Won, Lee, & Whnag, 2018) donde el pulso cardiaco es extraído por medio de la señal pletismográfica que se puede hallar en el ojo. Al ojo no poseer melanina y ser el de todo ser humano igual estructuralmente, es una solución a estudiar en el futuro que tendría mucho potencial. Otro abordaje al que se puede hacer una aproximación es el de hallar las áreas más pulsátiles de las zonas de interés y, por medio de la aplicación de máscaras de pesos, hacer que estas zonas pulsátiles tengan mayor valía, cuando de calcular la señal se trate. Acercamientos a esta solución se pueden ver en (Qi, Guo, Chen, Shen, & Wang, 2017), (Fan & Li, 2018), (Teplov, Nippolainen, Makarenko, Giniatullin, & Kamshilin, 2014) y (Kamshilin, Miridonov, Teplov, Saarenheimo, & Nippolainen, 2011). Desde otra perspectiva, se puede también estudiar el rendimiento de las cámaras y los formatos de video para situaciones donde los tonos y colores no sean claros, desarrollando un protocolo o una técnica que permita capturar tonalidades oscuras con la mayor fidelidad posible. Cabe resaltar que este es un trabajo profundo y de largo alcance.

Tabla 8 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor profesional bajo iluminación mixta (ambiente + infrarrojo). Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	4,59	62/82 (76%)	8,21	2	14,05	47/82 (57%)	20,92
2	6,91	52/82 (63%)	12,72	2	2,13	67/82 (82%)	4,61
3	2,91	65/82 (80%)	6,89	1	2,44	68/82 (83%)	5,89
4	9,55	38/82 (46%)	15,61	1	16,8	37/82 (45%)	29,41
5	8,37	45/82 (55%)	14,64	3	8,74	51/82 (62%)	20,54
6	14,63	34/81 (42%)	19,42	3	14,95	43/81 (53%)	22,15
7	13,37	33/82 (40%)	16,09	3	15,35	37/82 (45%)	22,89
8	9,53	57/82 (70%)	17,72	3	10,81	56/82 (68%)	28,13
9	11,78	33/59 (56%)	18,02	3	17,59	31/59 (53%)	31,61
10	15,74	20/68 (29%)	18,14	3	21,05	17/64 (27%)	18,99
11	5,77	57/82 (70%)	14,42	2	6,19	61/82 (74%)	16,75
12	3,79	62/82 (76%)	7,61	3	1,88	74/82 (90%)	7,16
13	3,82	58/82 (71%)	7,47	2	24,95	33/82 (40%)	39,66
14	11,31	36/68 (53%)	14,64	3	17,25	30/68 (44%)	27,05
15	32,84	13/82 (16%)	23,62	1	60,78	11/82 (13%)	58,51
16	4,09	52/82 (63%)	6,99	1	6,02	38/82 (46%)	8,79
17*	13,73	26/82 (32%)	18,25	3	4,35	65/82 (80%)	12,69
18	4,75	54/82 (66%)	8,43	1	11,82	42/82 (51%)	21,42
19	11,58	30/82 (37%)	16,14	3	17,76	29/82 (35%)	30,37
20	3,61	75/79 (95%)	2,84	1	3,54	76/79 (99%)	2,53
21	2,82	44/54 (82%)	6,17	3	3,69	46/54 (85%)	12,77
promedio	9,31	58,00%	13,05		13,44	58,66%	21,09

5.2.4.2 Resultados sensor genérico

En las Tablas 9 y 10 se muestran los resultados de los videos tomados con el sensor genérico La Tabla 9 presenta los resultados para iluminación ambiente; en la Tabla 10, se muestran los datos obtenidos para los videos tomados con iluminación mixta. En ambas tablas se resaltaron, al igual que en el apartado anterior, con verde los mejores resultados y con rojo los resultados con menor exactitud.

Llegados a este punto, se debe hablar del bajo rendimiento de los algoritmos aplicados a los videos tomados por medio del sensor genérico. Como se puede ver en las Tablas 9 y 10, los valores de acierto para estos videos son bajos. Siendo 59% de acierto en los datos para el algoritmo EVM y 63% de acierto para el algoritmo ICA, los mejores resultados obtenidos; y donde se encuentran resultados en los que el porcentaje de acierto es de 0%. Pero antes de sacar conclusiones y decir que fue un fracaso para el estudio la implementación del sensor genérico, se deben estudiar diversos puntos por los que la técnica falló.

Tabla 9 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor genérico en condiciones ambientes de iluminación. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	12,39	26/65 (40%)	15,92	1	36,67	0/65 (0%)	7,89
2	23,82	25/71 (35%)	28,03	2	9,27	31/71 (44%)	8,92
3	8,34	29/67 (43%)	9,85	3	6,22	33/66 (50%)	8,15
4	9,85	41/70 (59%)	11	3	9,02	43/68 (63%)	11,16
5	38,76	8/56 (14%)	36,71	2	16,42	10/56 (18%)	11,77
6	24,51	6/65 (9%)	20,13	1	29,09	3/65 (5%)	14,6
7	16,16	19/75 (25%)	16,11	3	16,97	8/72 (11%)	8,99
8	18,41	10/63 (16%)	12,48	3	20,86	9/63 (14%)	9,43
9	16,31	17/56 (30%)	15,29	3	24,52	6/56 (11%)	19,02
10	23,59	5/73 (7%)	17,09	3	33,29	9/73 (12%)	42,94
13	27,84	3/61 (5%)	12,55	1	31,27	0/61 (0%)	6,73
14	17,81	15/68 (22%)	20,42	2	22,75	16/68 (23%)	29,58
15	30,05	11/51 (21%)	24,58	2	56,15	5/34 (15%)	46,58
16	16,81	13/49 (27%)	19,04	3	37,78	0/49 (0%)	5,56
17*	24,17	12/72 (17%)	17,22	1	24,25	9/73 (12%)	27,66
18	23,47	2/69 (3%)	14,16	3	21,51	9/69 (13%)	17,77
21	26,21	1/54 (2%)	7,27	2	17,25	23/54 (42%)	17,34
promedio	21,09	22,05%	17,52		24,31	19,59%	17,29

El primer factor que tiene gran influencia en estos resultados es la tasa de frames por segundo a la que trabaja el sensor genérico. Como se mencionó en el capítulo anterior, el este sensor se caracteriza por una tasa de 25 fps; sin embargo, esta característica se ve influenciada por varios factores. El primero es el software con el que son tomados los videos, diversas cámaras web bajan su rendimiento ante ciertos softwares, lo que hace que su toma de frames no sea constante. Pero este no es el principal factor para el decaimiento que tiene la tasa de frames. El obstáculo más grande que enfrenta todo aquel que desee implementar un algoritmo por medio de cámaras web, es que estas están hechas

específicamente para mantener las escenas, que esta toma, en un determinado nivel de iluminación. En otras palabras, en condiciones lumínicas bajas, la cámara compensa ajustando sus otras características.

Tabla 10 Resultados para los videos de la cara tomados por medio del sensor genérico con iluminación mixta (ambiente + infrarrojo). Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	11,85	19/59 (32%)	13,53	1	36,27	2/59 (3%)	10,34
2	19,88	29/71 (41%)	22	1	9,91	33/71 (46%)	10,66
3	11,91	37/68 (54%)	13,09	3	9,74	38/63 (60%)	11,24
4	20,05	4/61 (6%)	16,61	1	25,38	0/61 (0%)	9,18
5	13,4	20/65 (31%)	11,88	3	14,68	14/56 (25%)	10,36
6	25,17	1/72 (1%)	6,86	2	26,12	3/73 (4%)	8,55
7	34,63	1/66 (1%)	9,53	2	35,94	0/66 (0%)	9,88
8	10,14	35/71 (49%)	10,23	3	10,15	35/71 (49%)	10,88
9	13,71	24/68 (35%)	16,72	1	23,23	11/68 (16%)	17,87
10	26,98	4/72 (6%)	11,69	2	29,85	8/73 (11%)	21,19
13	29,18	1/61 (1%)	7,42	1	32,1	0/61 (0%)	7,12
14	14,68	22/68 (32%)	18,04	1	26,29	13/68 (19%)	33,25
15	27,94	9/47(19%)	23,42	3	45,77	8/47 (17%)	47,02
16	12,72	16/72 (22%)	7,82	3	13,87	10/73 (14%)	7,48
17*	15,45	20/59 (34%)	23,39	1	28,76	6/59 (10%)	31,8
18	15,95	5/74 (7%)	10,69	3	17,79	3/74 (4%)	7,57
21	23,12	0/54 (0%)	6,45	1	23,78	0/54 (0%)	6,72
promedio	19,22	21,82%	13,49		24,10	16,35%	15,36

Este fenómeno encuentra explicación en lo que se conoce como el triángulo de exposición en las cámaras digitales. Se sabe bien que uno de los factores más importantes para la fotografía es que esta se encuentre bien iluminada, y no solo artísticamente, sino también en imágenes usadas académicamente.

Hay tres factores que afectan principalmente la exposición del sensor de las cámaras a la cantidad de luz que proviene de la escena. Cada uno de estos factores trae consigo diferentes propiedades que influyen en la imagen. El primero es la apertura, que está definida como la entrada que tiene la luz para llegar al sensor. El cambio de este factor tiene varias consecuencias, pero la que aquí concierne es que la apertura tiene una relación inversamente proporcional con la cantidad de luz que llega al sensor. Esto es, a mayor apertura, menor cantidad de luz entra y por lo tanto más oscura es la imagen; y a menor apertura, mayor cantidad de luz llega al sensor, obteniendo así, una imagen más clara.

El segundo factor, que afecta la exposición, es la velocidad de obturación. Cuando se toma una fotografía, el sensor es expuesto a la escena un determinado tiempo, que está definido por la velocidad de obturación. Así, a mayor velocidad, menor la cantidad de luz que puede entrar al sensor; y a menor velocidad, mayor la cantidad de luz que llega al sensor.

El último factor, que influencia la exposición del sensor de la cámara, es el ISO o la sensibilidad. Hoy día, este efecto en las cámaras digitales se hace amplificando la señal

recibida por el sensor. Es, entonces, claro que este factor también cambia la cantidad de luz que se ve en la imagen tomada.

Hasta ahora, se podría decir que los tres factores son iguales y que cambiar uno u otro daría el mismo resultado. Pero cada uno de estos trae consigo otros artefactos que cambian la imagen. Por ejemplo, la apertura cambia la difuminación sufrida por los objetos que están fuera de foco; la velocidad de obturación determina los artefactos por movimiento; y el ISO determina que tan ruidosa es la imagen final.

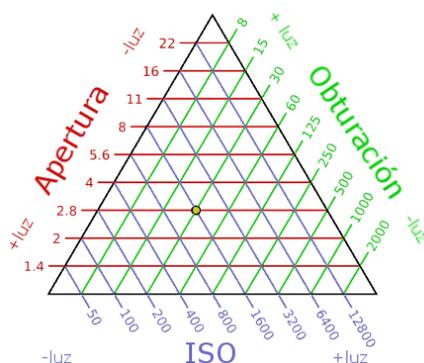


Figura 44 Triángulo de exposición de una cámara digital. Fuente: (Company Anyline GmbH, 2018)

En la Figura 44 se observa el triángulo de exposición de una cámara digital, donde cada uno de los puntos internos del triángulo describe un triplete de configuración para la cámara, teniendo esto una sola restricción: la exposición del sensor de la cámara permanece constante sin importar el triplete.

Entonces, ¿cómo cambia esto el rendimiento de la cámara? Se debe tener en cuenta que al ser una cámara de bajo costo, esta no permite realizar cambios manuales, sino, como se dijo anteriormente, esta intenta mantener un nivel de iluminación constante variando los factores arriba explicados. Pero hay una limitación y es que estas cámaras poseen una apertura fija, por lo que solo se puede variar el ISO y la velocidad de obturación. Por otra parte, se tiene que estas cámaras vienen configuradas para que el ISO se mantenga lo más bajo posible para evitar introducir ruido a la imagen. Y en cierta forma, se diría que esto es algo bueno, pero ¿a qué costo se reduce el ruido? Claramente, de la Figura 44, se puede ver que, a una determinada apertura, si se desea bajar el ISO, la velocidad de obturación debe hacer lo propio para aumentar la cantidad de luz que llega al sensor. Y esto, para fotografías, no es inconveniente, pero al tomar un video, esto se traduce en menos frames por segundo.

Y se tiene que un cambio en los fps de la cámara es un gran inconveniente para el presente estudio, puesto que, los algoritmos reciben del video la información de que este fue grabado a, por ejemplo, 25 fps; por lo tanto, el algoritmo procesará la información en base a esto; sin embargo, al haber disminuido la tasa de frames por segundo, se encontrarán dos consecuencias. La primera consecuencia directa, es que la cantidad de datos obtenidos, después de aplicar la transformada de Fourier de tiempo reducido a las señales provenientes de estos videos, es mucho menor que la cantidad de datos de la señal de referencia; y la segunda consecuencia, es el desfase temporal entre los resultados y la señal de referencia. Dicho de otra forma, 25 frames que para los algoritmos serán un

segundo, en el video real estos mismos frames representarían más tiempo. Siendo el verdadero inconveniente que, al comparar la señal proveniente de ese video con la real, se estarán comparando datos que no concuerdan temporalmente.

Por lo tanto, es por la cantidad de datos que se pierden debido a la variación de la tasa de adquisición de frames, que en las Tablas 9 y 10, se eliminaron los datos de los sujetos 11, 12, 19 y 20, puesto que estos no contaban con datos suficientes para hacer una comparación que pudiera ser tenida en cuenta.

No es casualidad, entonces, que los resultados que mayor exactitud tienen son aquellos que mayor cantidad de datos poseen. En otras palabras, los resultados de los videos, donde menor variación de frames por segundo hubo, son aquellos que mejor resultados ostentan. Cabe recordar que la cantidad de datos que posee la señal de referencia es de aproximadamente 82. Entonces, puede concluirse que, una variación en la iluminación de la escena puede influir en gran medida los resultados.

Ahora bien, si se estudian las Tablas 9 y 10, llega a la mente otra pregunta. ¿Qué pasa con aquellas señales, extraídas por medio de los algoritmos, que tienen 0% de datos correctos? Y, aunque la respuesta no es del todo clara, analizando los datos se logró vislumbrar que en ocasiones estos resultados están infravalorados. En las Tablas 9 y 10 se pueden ver que las desviaciones estándar de numerosos de los sujetos de prueba son bajas, y, como anteriormente se mencionó, esto puede ser señal de que los datos estén siendo infra o sobrevalorados. Para mayor claridad, véase la Figura 45. Esta imagen representa los errores calculados por medio de la ecuación 5.1 de dos voluntarios, donde, un error positivo significará que el valor estimado de la señal era menor que el de la referencia y, así mismo, un error negativo significará que la señal estimada es mayor que la señal original. Nótese que gran cantidad de errores están dentro de un rango especificado por medio de la franja rosa, lo que hará que, si se disminuyen todos, en cierto valor por igual, entrarían en el rango designado por este estudio (líneas rojas en la Figura 45).

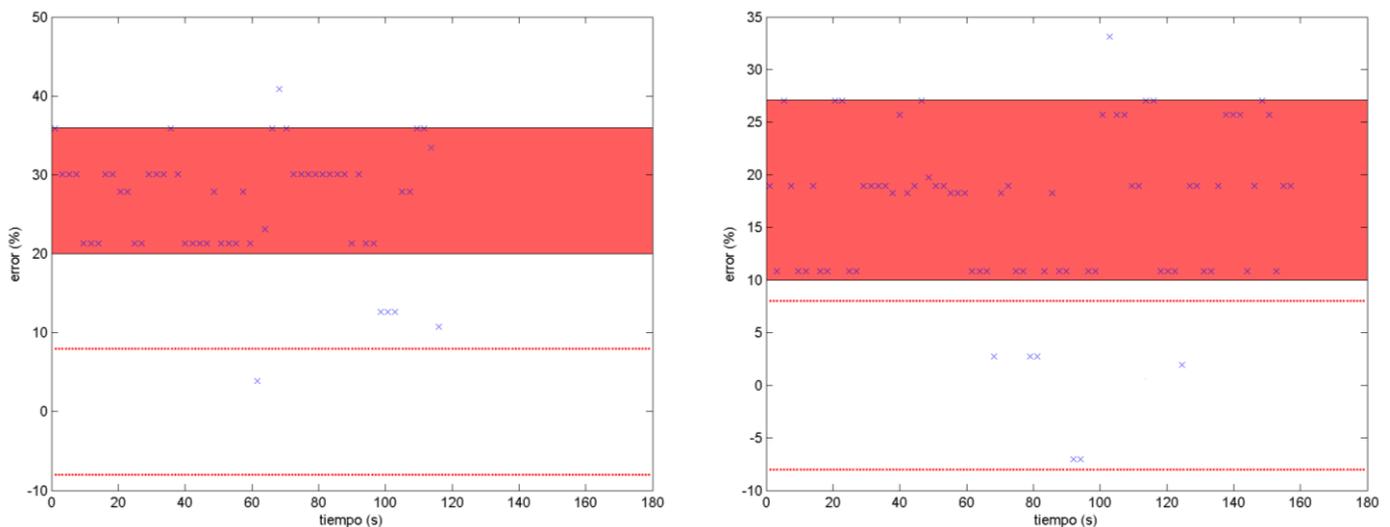


Figura 45 errores de los resultados para el sensor genérico de algunos de los sujetos de estudio, mostrando la posible infravaloración. Fuente: Propia.

Para demostrar esto, se utilizaron 5 sujetos de estudio con una desviación estándar baja, y se modificaron los valores de sus señales en una cantidad igual al error promedio de esa muestra. Los resultados se pueden ver en las Tablas 11 y 12.

Tabla 11 resultados modificados según el error promedio y la desviación estándar para algunos sujetos de prueba en condiciones de luz ambiente. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	15.92	18/65 (28%)	15.92	1	6.62	40/65(62%)	7.88
7	13.01	35/75(46%)	16.10	3	6.99	54/72(75%)	8.99
8	8.48	42/63(67%)	12.48	3	7.03	36/63(57%)	9.43
13	7.84	35/61(57%)	12.54	1	4.87	54/61(89%)	6.72
16	25.25	9/49(18%)	19.03	3	4.29	44/49(90%)	5.55

Tabla 12 resultados modificados según el error promedio y la desviación estándar para algunos sujetos de prueba en condiciones de luz mixta. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
6	5.07	63/72(88%)	6.86	2	5.79	58/79(73%)	8.55
7	7.59	32/66(48%)	9.53	2	8.26	38/66(58%)	9.88
13	6.06	36/61(59%)	7.42	1	5.06	51/61(84%)	7.12
16	6.31	49/72(68%)	7.82	3	6.16	54/73(74%)	7.48
18	7.84	48/74(65%)	10.69	3	5.28	51/74(69%)	7.57

Es de resaltar, en ambos casos, la gran diferencia en la cantidad de datos dentro del rango dispuesto para los resultados antes y después del proceso realizado, con lo que se puede demostrar la infravaloración que sufrieron los datos. Con esto no se quiere afirmar que esta sea la forma de corregir los errores encontrados para el sensor genérico, pero sí, que la infravaloración, del algoritmo para los videos grabados por medio de esta cámara, debe ser estudiada más a fondo si se desea implementar este montaje.

Para finalizar el análisis de los resultados para la cara, es preciso analizar las diferencias entre los diferentes montajes estudiados como un todo. Para ello, el promedio de los promedios de error, el promedio de las desviaciones estándar y el promedio de los errores dentro del rango establecido: serán los parámetros usados para la comparación entre los algoritmos y montajes estudiados.

En las Tablas 13 y 14 se pueden ver las comparaciones que se hicieron de los montajes (cámara e iluminación) y de los algoritmos empleados. Las tablas se organizaron de tal forma que los principales factores que se utilizaron para evaluar los algoritmos se pueden comparar entre todas las variaciones realizadas.

Tabla 13 Comparación general de los montajes y los algoritmos usados para el área de interés de la cara.
Fuente: Propia.

	TIPO DE ILUMINACIÓN	AMBIENTE		MIXTA (ambiente + IR)	
	SENSOR	PROFESIONAL	GENÉRICO	PROFESIONAL	GENÉRICO
ERROR PROMEDIO (%)	EVM	8,41	21,08	9,31	19,22
	ICA	11,66	24,31	13,44	24,09
DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	EVM	59,19%	22,05%	58%	21,82%
	ICA	58,85%	19,59%	58,66%	16,35%
SD	EVM	13,06	17,52	13,05	13,49
	ICA	20,03	17,29	21,09	15,35

Tabla 14 Tiempo de procesamiento aproximado, de un video de 3 minutos tomado por medio del sensor profesional para cada algoritmo utilizado en el presente proyecto. Fuente: Propia.

	EVM	ICA
TIEMPO DE PROCESADO (s)	145	115

Para iniciar, se debe resaltar el rendimiento que presentó el algoritmo basado en la amplificación euleriana de video, pues en todas las áreas fue superior que el algoritmo basado en el análisis de componentes independientes. En la Tabla 13 se puede ver en color verde los mejores resultados para el algoritmo EVM y en color azul los mejores resultados para el ICA. Con esto se puede ver que, en el error promedio, el algoritmo EVM tuvo mejor rendimiento que el algoritmo ICA; al igual que en el porcentaje de datos dentro del rango establecido y la desviación estándar de los errores. Por lo tanto, evaluando los algoritmos desde el punto de vista de rendimiento en cuanto a resultados, se concluye que el algoritmo EVM tiende a tener mejor comportamiento bajo las condiciones propuestas por el presente proyecto. Por supuesto que se debe estudiar con mayor profundidad los algoritmos empleados en el presente estudio, puesto que se tiene claro que pueden ser sometidos a cambios, que conlleven a un mejor rendimiento tanto en el tiempo, como en la calidad de los resultados; se puede incluir aquí que el algoritmo ICA posee muchos tipos, como se mencionó anteriormente, por lo que se presenta como opción estudiar diferentes variantes del algoritmo ICA con el fin de determinar el que mejor resultados ofrezca.

Ahora, comparando los tipos de cámara, es claro que los resultados obtenidos de los videos tomados por medio del sensor profesional aventaja superlativamente a los resultados obtenidos análogamente por medio del sensor genérico; sin embargo, no por esto se debe desechar el estudio por medio de esta cámara, puesto que, es una herramienta que disminuiría sustancialmente los costos de la técnica; por otro lado, en el presente estudio se comprobó que los errores presentados usando esta cámara se pueden estudiar más a fondo para lograr mejores resultados en el futuro. En particular, se debe estudiar el tipo de cámara web con el que se trabaja, y así, al conseguir una cámara con un comportamiento robusto ante los cambios lumínicos, y con una mejor calidad, se puedan conseguir mejores resultados.

Por último, se debe analizar la influencia del tipo de iluminación empleado para irradiar los tejidos de los voluntarios. La implementación de esta variación en la iluminación se basa en la característica de absorción de la sangre oxigenada, que absorbe mejor la radiación infrarroja, como se mencionó en el capítulo 2. Puesto que el funcionamiento de los algoritmos recae sobre los cambios que tiene la señal en los sensores de las cámaras, una mayor absorción de la intensidad lumínica total, recibida por los sensores, se traducirá en una señal más marcada. Al observar la Tabla 13 se puede ver que, para el sensor profesional, la diferencia entre los resultados con los dos tipos de iluminaciones es favorable para la iluminación ambiente. Esto encuentra explicación en los filtros que posee la cámara profesional. Por lo regular, los sensores de las cámaras tienen respuesta ante la radiación del infrarrojo cercano, debido a esto, los fabricantes equipan el sensor con un filtro que rechace esta banda de luz. Claramente, al ser el sensor profesional de alta gama, sus filtros serán de una calidad correspondiente, por lo que filtrará eficazmente el infrarrojo agregado. Desde otro punto de vista, el sensor genérico, al ser económico y de gama baja, poseerá un filtro para el infrarrojo que lo atenuará, sin embargo, debido a su calidad, este permitirá la detección, en gran medida, de esta radiación por parte del sensor. Esto explica el comportamiento de los resultados para el sensor genérico ante la adición de radiación infrarroja. Si se observa la Tabla 13, se puede notar que los resultados para este sensor son un poco mejores cuando el tejido fue expuesto, adicionalmente, a luz infrarroja: el error promedio bajó, la desviación estándar bajó, y, aunque los datos dentro del rango disminuyeron, no fue drásticamente. Finalmente, se puede concluir que, aunque para el sensor genérico los resultados hayan mejorado un poco, en estudios futuros se debería seguir estudiando la técnica bajo condiciones lumínicas ambientes; debido a que la diferencia entre las dos variantes de iluminación de los tejidos no otorga ventajas al infrarrojo. Cabe decir que esto no discrimina un posterior estudio con luz infrarroja y cámaras especializadas en este rango del espectro.

Todo lo planteado hasta ahora lleva a la conclusión de que el algoritmo EVM presenta mejores resultados y, tal vez, que sería el algoritmo elegido para un posterior estudio para la extracción del pulso cardíaco. No obstante, se debe también analizar el rendimiento temporal de los algoritmos. Como se puede ver en la Tabla 14, donde se muestran los tiempos tomados por ambos algoritmos, el algoritmo ICA supera en rendimiento computacional al algoritmo EVM. Este tiempo es una aproximación del tiempo que pasaba desde que el algoritmo recibía el video, hasta que entregaba el espectrograma de la señal o señales extraídas. Con todo y esto, como se mencionó anteriormente, los algoritmos usados en el presente estudio no fueron optimizados al cien por ciento, ni se adentró en la aplicación en tiempo real, y debido a que el objetivo de este estudio es evaluar los algoritmos para avanzar en la búsqueda de un protocolo clínicamente aceptado para la extracción del pulso cardíaco, se debe, en estudios posteriores, evaluar el rendimiento de estos en tiempo real (factor exigido para ser implementado clínicamente).

5.3 MANO

La mano ha sido usada como área de interés en numerosos estudios de imágenes fotopleletismográficas y, como se mencionó en el capítulo 1, al poseer vasos sanguíneos bastante superficiales, se presta como una opción muy factible para la extracción del pulso cardíaco; sin embargo, en los estudios anteriores (Teplov, Nippolainen, Makarenko,

Giniatullin, & Kamshilin, 2014), (Sun, y otros, 2011), (Kamshilin, Miridonov, Teplov, Saarenheimo, & Nippolainen, 2011), (Amelard, y otros, 2015), (Zheng, y otros, 2008), entre otros, hay una gran diferencia con el presente estudio. El factor de diferencia, que es muy influyente, es la distancia a la zona de interés, que era menor a un metro, exceptuando el trabajo de (Amelard, y otros, 2015) donde se toma como distancia mayor, un metro y medio; no obstante, en ese estudio se exploró la fotopleetismografía en geometría de transmisión y en espacios oscuros, donde la única fuente de luz era la lámpara emitiendo la luz que viajaría a través de los dedos para llegar a la cámara ubicada a un metro y medio de distancia.

El factor que define la señal que se captura en el sensor de la cámara es la difusividad con la que la luz es reflejada por el tejido humano. Como se hizo mención en el capítulo 2, la luz que se refleja en cualquier superficie no lisa viaja difusamente. Esto es, su dirección después de la reflexión es aleatoria. Debido a esto, entre más alejado esté el sensor de la cámara, menor cantidad de luz proveniente del tejido llegará a este. Este es el reto que se afrontó en el presente proyecto y que, claramente, pone en el camino muchos obstáculos.

5.3.1 Resultados sensor profesional

En las Tablas 15 y 16 se pueden ver los resultados para la zona de interés de la mano obtenidos de los videos del sensor profesional. Como se puede ver inmediatamente de estos resultados, la diferencia de calidad, con respecto a los tomados para la cara, es elevada. Por un lado, el mejor rendimiento de los algoritmos para esta zona de interés es 73% de los datos dentro del rango aceptado por este estudio, lo que a comparación del 99% para los resultados de la cara es bajo. Otro factor que sorprende de estos resultados es la cantidad de resultados con un porcentaje de datos dentro del rango muy bajo, como se puede ver, entre otros, en los resultados marcados en rojo; aspecto que se reducía a unos pocos casos en los resultados para la cara. Esta característica se vio también reflejada en los resultados para iluminación mixta de la Tabla 16, donde numerosos resultados se encuentran por debajo del 20% de datos acertados.

Este comportamiento se le concede, como ya se mencionó, en parte a la difusión de la luz debida a la distancia usada para la toma de los videos. Y, aunque se podría decir que los videos tomados de la cara tenían esta misma característica, se deben tener en cuenta dos aspectos. El primero es que el área de la palma de la mano es notablemente más pequeña que el área de la cara, lo que tendrá como consecuencia, una menor reflexión de luz hacia el sensor de la cámara. Si menos luz llega al sensor proveniente del área de interés, menos perceptible será la señal fotopleetismográfica. Para tener en perspectiva la diferencia de tamaño entre las áreas de interés de la cara y la mano, cabe mencionar que, mientras que el área del ADI de la cara era de 80x110 pixeles, el ADI de la mano fue 45x35 pixeles aproximadamente. Esto es, el área de la mano es tan solo el 18% del área de la cara.

Tabla 15 Resultados para los videos de la mano tomados por medio del sensor profesional en condiciones ambiente de iluminación. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	RMSE	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	RMSE
1	11,09	30/82 (36%)	14,03	2	12,8	54/82 (66%)	28,51
2	40,91	1/58 (1%)	18,41	3	40,21	21/58 (36%)	56,15
3	20,57	34/82 (41%)	22,05	1	16,74	59/82 (72%)	16,74
4	20,07	13/82 (16%)	19,54	2	65,56	5/82(6%)	48,93
5	20,94	18/82 (22%)	27,73	1	30,83	22/82 (27%)	50,96
6	8,89	39/82 (48%)	16,17	2	32,04	25/82 (30%)	41,52
7	15,3	21/82 (26%)	20,25	2	28,11	8/82 (10%)	34,86
8	7,26	59/82 (72%)	11,41	2	13,55	60/82 (73%)	27,54
9	15,27	23/68 (34%)	18,36	1	39,18	6/68 (9%)	48,18
10	11,49	30/82 (37%)	14,62	1	27,89	17/82 (21%)	37,22
11	22,26	10/82 (13%)	27,87	1	59,74	1/82 (1%)	51,68
12	24,55	9/82 (11%)	24,23	2	12,04	17/82 (21%)	13,69
13	15,18	32/82(39%)	19,51	2	25,68	19/82(23%)	33,15
14	18,12	17/68 (25%)	19,61	1	33,87	22/68 (32%)	41,66
15	30,03	8/82 (10%)	22,17	2	74,17	6/82 (7%)	58,61
16	17,53	16/82 (20%)	18,04	1	41,83	9/82 (11%)	47,78
17	17,45	13/82 (16%)	19,17	1	32,26	5/82 (6%)	39,83
18	14,28	19/82 (24%)	16,58	1	22,78	25/82 (30%)	34,87
19	20,12	12/82 (15%)	22,48	1	38,31	15/81 (18%)	45,08
20	17,14	25/54 (47%)	22,13	2	23,73	33/54 (61%)	44,01
21	12,31	18/54 (34%)	17,14	1	17,78	10/54 (19%)	23,46
promedio	18,13	27,90%	19,59		32,81	27,57%	39,56

El segundo factor que se debe tener en cuenta es que los vasos sanguíneos de la palma de la mano, a pesar de ser grandes, son pocos, por lo que la interacción que tendrá la luz con la sangre oxigenada y no oxigenada será menor que en el caso de la cara.

Véase la Figura 46, donde se puede ver claramente la disposición de los vasos sanguíneos de la mano. Para esta comparación se puede ver que el área azul (zona donde se detectó mayor tonalidad rojiza) toma gran parte del arco palmar y de las arterias digitales palmares.

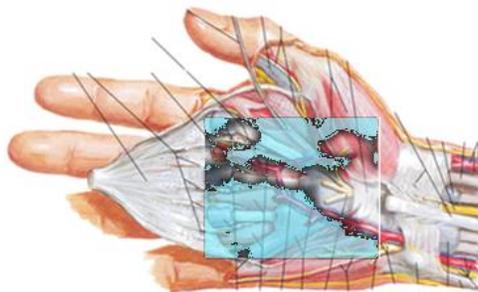


Figura 46 Superposición entre la distribución de vasos sanguíneos en la mano y el cambio de color resaltado en los tejidos de la mano por el algoritmo EVM. Fuente: Propia.

Para los resultados de los videos grabados con iluminación mixta, se puede ver que estos no varían sustancialmente con respecto a los resultados obtenidos con iluminación

ambiente. Posteriormente se compararán todos los resultados de los montajes experimentales, como se hizo para el área de interés de la cara.

Tabla 16 Resultados para los videos de la mano tomados por medio del sensor profesional en condiciones de iluminación mixta (ambiente + infrarrojo). Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	9,37	32/77 (42%)	12,48	2	15,08	43/77 (56%)	29,95
2	37,6	3/82 (4%)	24,12	1	58,45	15/82 (18%)	57,29
3	17,56	26/82 (32%)	21,45	1	6,83	53/82 (65%)	14,68
4	22,53	7/81 (9%)	21,28	1	42,02	10/81 (12%)	45,36
5	13,21	25/47 (53%)	18,47	3	26,45	17/47 (36%)	38,29
6	14,56	23/82 (28%)	17,59	2	32,91	14/82 (17%)	37,93
7	16,03	12/77 (16%)	20,47	3	24,26	16/77 (21%)	32,25
8	6,69	49/82 (60%)	9,95	2	18,88	39/82 (48%)	33,17
9	14,26	27/68 (40%)	17,49	3	40,6	11/68 (16%)	41,46
10	11,16	34/82 (42%)	14,56	3	34,24	13/82 (16%)	36,15
11	24,81	17/82 (21%)	28,14	3	49,19	7/82 (8%)	46,02
12	28,37	3/46 (6%)	23,19	2	12,67	17/82 (21%)	14,46
13	8,17	15/82 (18%)	13,01	1	17,98	43/82 (52%)	32,51
14	15,65	24/68 (35%)	17,55	3	41,05	9/68 (13%)	37,61
15	31,24	5/82 (6%)	20,75	1	62,96	9/82 (11%)	51,7
16	13,91	12/82 (14%)	16,77	1	39,87	13/82 (16%)	39,14
17	18,01	20/81 (25%)	20,14	1	44,26	7/81 (8%)	42,1
18	13,61	34/82 (42%)	17,16	1	15,14	42/82 (51%)	27,67
19	21,72	11/81 (14%)	20,3	1	34,64	14/82 (17%)	43,28
20	8,58	38/54 (70%)	18,19	3	15,53	38/54 (70%)	36,76
21	11,16	30/54 (56%)	20,75	2	42,43	3/54 (5%)	45,72
promedio	17,06	28,71%	18,75		32,16	27,47%	37,31

Un factor que no se ha mencionado hasta aquí es que, como se puede ver en todas las tablas de resultados, el algoritmo ICA no entrega siempre en la misma componente la señal correspondiente al pulso cardiaco; esto es totalmente aleatorio. Esta es una de las características más desfavorables de este algoritmo, como se mencionó en el capítulo 3; sin embargo, cabe decir que hay formas de automatizar la elección de la componente correcta. Aspecto que se permitirá seguir estudiando en trabajos futuros.

Para el presente trabajo, la elección de la componente que mejor correspondencia tenía con la señal real fue realizada mediante la comparación de las tres componentes con la señal real y la que menor error presentaba era la predilecta.

5.3.2 Resultados sensor genérico

En las Tablas 17 y 18 se pueden ver los resultados obtenidos por medio del sensor genérico para el área de interés de la mano. Lo primero que salta a la vista, al estudiar la Tabla 17 es que el mejor resultado para esta es del 84% de los datos acertados dentro del rango elegido para el presente estudio. Esto es un hecho sorpresa, pues es mayor que el mejor resultado obtenido por medio del sensor profesional, comportamiento que no se presencié con la cara. Realmente se desconoce el factor que propició un grado de acierto más alto que el del sensor profesional, pero se propone realizar estudios posteriores, puesto que, si

este resultado es reproducible, se debería seguir estudiando a fondo este montaje pues permitiría implementar de forma económica esta técnica para la extracción del pulso cardiaco.

Tabla 17 Resultados para los videos de la mano tomados por medio del sensor genérico con iluminación ambiente. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	11,29	26/62 (42%)	12,15	1	33,99	0/62 (0%)	4,86
2	37,97	1/69(2%)	19,39	3	7,25	58/69 (84%)	9,05
3	18,73	22/67 (33%)	21,62	1	7,42	47/67 (70%)	9,05
4	27,55	7/55 (13%)	18,03	2	22,46	0/55 (0%)	7,36
5	17,71	18/66 (28%)	27,54	2	12,3	20/66 (30%)	16,34
6	18,64	11/59 (19%)	20,06	3	38,69	1/59 (1%)	6,29
7	22,54	10/76 (13%)	14,48	1	22,44	10/76 (13%)	14,44
8	34,76	0/82 (0%)	5,37	2	34,68	0/82 (0%)	5,43
9	14,32	30/63 (48%)	19,33	1	28,75	13/63 (21%)	36,79
10	24,15	5/67 (7%)	26,42	1	37,64	0/67 (0%)	6,78
14	17,09	16/68 (24%)	20,23	3	26,17	17/68 (25%)	26,17
15	8,35	51/68 (75%)	10,62	1	7,84	49/63 (78%)	9,64
16	11,86	14/72 (20%)	10,81	1	11,81	12/67 (18%)	9,99
17	19,57	11/46 (24%)	21,67	2	23,71	9/46 (19%)	27,75
18	22,18	1/74 (1%)	7,18	3	22,62	0/74 (0%)	6,91
21	19,54	2/54 (4%)	7,02	2	19,38	2/54 (4%)	6,92
promedio	20,39	20,76%	16,37		22,32	21,35%	12,74

Para los resultados obtenidos con esta cámara se encuentra el mismo comportamiento que se vislumbró para los resultados obtenidos para la zona facial. Si se observa la columna de la desviación estándar, tanto de la Tabla 17, como de la Tabla 18, se puede ver que hay, para ciertos participantes, valores de este parámetro que son muy bajos. Por ejemplo, las desviaciones estándar de los sujetos 18, 21 y 8, entre otros. Siendo el número 8 uno de los peores resultados con 0% de datos dentro del rango, tanto para los resultados con iluminación ambiente, como mixta. Este hecho permite suponer que, de nuevo, los datos del sensor genérico están siendo infra, o sobrevalorados.

Realizando el proceso que se propuso en el apartado anterior para probar la infra o sobrevaloración de los datos, se obtienen los datos de la Tabla 19. Como se puede ver en esta tabla, los resultados modificados tienen un alto grado de exactitud, llegando hasta el 91% de datos acertados en el voluntario 8. Este es un resultado que sorprende, puesto que, este grado de acierto es mayor incluso que el mejor del sensor profesional. Como se mencionó al inicio de este apartado, este es un resultado que se debe estudiar a fondo, puesto que esto permitiría implementar esta técnica de forma económica.

Por otra parte, en este caso se encuentra el mismo obstáculo que se enfrentó en los resultados del área facial, y es la variación de la tasa de frames por segundos del sensor genérico. Factor que se vuelve muy inconveniente para el presente estudio como se habló en el apartado anterior.

Tabla 18 Resultados para los videos de la mano tomados por medio de la cámara web con iluminación mixta (ambiente + infrarrojo). Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD
1	16,14	11/63 (18%)	18,72	3	36,67	0/63 (0%)	6,26
2	36,51	7/69 (10%)	29,74	3	15,94	26/69 (37%)	13,25
3	14,77	26/57 (46%)	21,84	2	18,14	8/57 (14%)	7,63
4	14,87	18/72 (25%)	14,7	2	8,99	27/70 (38%)	9,61
5	29,34	7/47 (15%)	34,55	1	16,19	5/47 (10%)	11,84
6	18,85	5/76 (6%)	7,58	2	18,83	5/76 (6%)	7,88
7	31,56	6/62 (10%)	31,83	2	34,54	1/62 (1%)	11,76
8	32,26	0/80 (0%)	7,49	1	32,28	0/80 (0%)	7,32
9	15,85	20/62 (32%)	19,79	2	24,58	10/62 (16%)	30,28
10	22,79	0/74 (0%)	11,02	3	22,63	1/74 (1%)	9,57
14	13,03	26/68 (38%)	14,86	3	24,02	14/68 (21%)	31,41
15	7,02	28/66 (43%)	8,56	3	7,38	28/66 (42%)	8,66
16	16,57	7/72 (10%)	8	2	16,7	6/73 (8%)	7,93
17	16,23	18/58 (31%)	19,65	1	31,72	10/58 (17%)	40,17
18	13,81	16/80 (20%)	10,72	1	14,36	14/80 (18%)	8,93
21	34,32	0/54 (0%)	33,01	2	30,99	0/54 (0%)	10,85
promedio	20,87	19,41%	18,25		22,12	13,76%	13,96

Tabla 19 resultados del área de la mano modificados según el error promedio y la desviación estándar para algunos sujetos de prueba. Fuente: Propia.

SUJETO DE ESTUDIO	EVM			ICA			
	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SD	componente	ERROR PROMEDIO (%)	DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	SE
8	4,52	75/82(91%)	5,37	2	4,62	75/82(91%)	5,43
18	5,86	56/74(76%)	7,18	3	5,69	55/74(74%)	6,91
21	4,87	32/54(59%)	7,02	2	4,67	33/54(61%)	6,92

En la Tabla 20 se puede ver la comparación de los promedios de los resultados de las Tablas 15, 16, 17 y 18. Resaltado en verde se pueden ver los mejores resultados obtenidos por medio del sensor genérico. Al igual que con la cara, el algoritmo que más se destacó fue el EVM y en esta ocasión por una diferencia notable, en cuanto al porcentaje de error. Por otra parte, se puede ver que el porcentaje de datos dentro del rango es casi igual para ambos algoritmos, lo que indica, en combinación con el error promedio que, si bien ambos algoritmos detectaron correctamente la misma cantidad de datos, el algoritmo ICA en los datos que extrajo incorrectos imprimía un error mayor que el algoritmo EVM.

En este caso, se puede ver que, aunque el sensor genérico poseía todas las desventajas mencionadas anteriormente, los resultados obtenidos por medio de esta son comparables con los obtenidos con el sensor profesional. Es más, para el montaje con iluminación ambiente, el error con el sensor genérico presenta una desviación estándar baja a comparación de los demás montajes, incluso que los del sensor profesional.

Desde el punto de vista de la iluminación usada para irradiar el tejido, al igual que con la cara, esta no parece tener mayor incidencia en la mejoría de los resultados, por lo que se promueve a realizar estudios futuros con iluminación ambiente.

Tabla 20 Comparación general de los montajes y los algoritmos usados para el área de interés de la mano.
Fuente: Propia.

	TIPO DE ILUMINACIÓN	AMBIENTE		MIXTA (ambiente + IR)	
	SENSOR	PROFESIONAL	GENÉRICO	PROFESIONAL	GENÉRICO
ERROR PROMEDIO (%)	EVM	18,13	20,39	17,05	20,87
	ICA	32,81	22,32	32,16	22,12
DATOS DENTRO DEL RANGO (%)	EVM	27,90	20,76	28,71	19,41
	ICA	27,51	21,35	27,47	13,76
SD	EVM	19,59	16,37	28,71	19,41
	ICA	39,56	12,73	27,47	13,95

Para finalizar, en cuanto al tiempo de procesamiento corresponde, para esta área de interés, estos estuvieron en concordancia con los encontrados para el área de interés de la cara. Esto es, el algoritmo EVM tarda un tiempo más prolongado en realizar la tarea de extraer la señal del pulso cardiaco. Claramente, al ser el área de interés más pequeña para la mano que para la cara, los tiempos serán menores; no obstante, la ventaja del algoritmo ICA sobre el EVM sigue siendo notable.

5.4 DISCUSIÓN FINAL

Del presente proyecto se puede concluir que la técnica de imágenes fotopleletismográficas y los dos algoritmos aquí implementados son una herramienta eficaz para la extracción del pulso cardiaco de una persona. En particular, el presente estudio reveló algunas desventajas que tiene esta técnica y que se debe seguir realizando estudios con el objetivo de fortalecer las debilidades que poseen. En primera instancia, el estudio encontró que uno de los mayores obstáculos para los algoritmos fue el movimiento del sujeto de prueba, factor que es normal en una persona, pues esta conversa, mira a su alrededor, respira, entre muchas otras actividades naturales que generan movimiento del cuerpo. Por lo tanto, se debe realizar un sistema de seguimiento que haga más robustos, ante el movimiento, los algoritmos de extracción. Como segundo factor se encontró que los resultados para la iluminación ambiente estaban a la par, o hasta mejor, que los resultados obtenidos de los videos con iluminación mixta. Debido a esto se propone seguir el estudio enfocándose simplemente en videos con iluminación ambiente. Una tercera característica que se encontró es que, si los algoritmos quieren ser implementados económicamente, se debe acudir a un hardware económico como lo son las cámaras web, que han demostrado un potencial muy alto para seguir investigando en estas técnicas. Un cuarto factor por mencionar es la característica del algoritmo ICA, por la que este entrega aleatoriamente la señal correspondiente al pulso cardiaco, factor que debe ser automatizado para una futura implementación de este algoritmo. Por último, se debe mencionar que, aunque el algoritmo ICA es notablemente más rápido en el procesamiento de la señal, este estudio abre las puertas para la implementación final de ambos algoritmos en tiempo real; factor que será determinante en posteriores estudios, para la elección de un algoritmo definitivo, si el objetivo es crear una técnica clínicamente aprobada.

El presente estudio no solo se arriesgó y tomó una distancia alta para la extracción de la señal del pulso cardiaco, sino que, también apostó a un monitoreo prolongado de esta, con el objetivo de comprobar la robustez de los algoritmos ante los cambios naturales que tiene el pulso en el tiempo. Esto es de mencionar, pues los resultados, ciertamente, podrían haber sido excelentes si se hubieran analizado videos de 10 segundos, donde al calcular dos, o incluso, un dato correcto se habría conseguido un porcentaje de acierto muy alto.

Finalmente, teniendo en cuenta que es uno de los primeros estudios realizados a una distancia mayor a un metro con el objetivo de extraer el pulso cardiaco; se puede concluir que este parámetro fue extraído exitosamente mediante ambos algoritmos, con un porcentaje aceptable al emplear una cámara de alta gama y con un porcentaje pobre, pero con un gran potencial para hacer de esta una técnica económica de implementar, para la cámara web. Se sabe que hay mucho camino por recorrer para llegar al objetivo de implementar esta técnica clínicamente, pero se cree que tiene un potencial muy grande que, sabiéndolo inspeccionar, puede generar grandes resultados y beneficios para la sociedad.

7 CONCLUSIONES

- La fotopleletismografía de imágenes es una herramienta con gran potencial para la monitorización del pulso cardiaco, con posibles usos como el clínico, la industria, el deporte, el estudio de reacciones emocionales que generen alteraciones físicas, entre muchos otros. El presente trabajo de grado logró desarrollar dos algoritmos especializados en la extracción del pulso cardiaco que abren una puerta a estudios posteriores para perfeccionar el funcionamiento de estos y buscar su aplicación en cualquiera de los campos anteriormente nombrados.
- La fotopleletismografía de imágenes presenta una gran alternativa de apoyo a la fotopleletismografía convencional en situaciones en las que el contacto con la persona a estudiar se vea dificultado.
- En el presente trabajo de grado se puso a prueba el rendimiento de los algoritmos con respecto a la distancia entre la persona y la cámara. Al ser esta distancia de dos metros se realizó el estudio conocido con mayor distancia a la cámara. Este factor es un punto clave para estudios posteriores pues se pueden tomar dos caminos: seguir desarrollando los algoritmos y mejorarlos para aplicaciones en grandes distancias o hacerlo para pequeñas distancias.
- La distancia entre la persona y la cámara es un factor muy influyente en el rendimiento de los algoritmos, puesto que, debido a la dispersión de la luz ocasionada por los tejidos del cuerpo entre mayor sea esta distancia, menor será la cantidad de luz que reciba el sensor de la cámara proveniente del tejido estudiado.
- Al estudiar videos de tres minutos de duración se evaluó la respuesta de los algoritmos a diferentes cambios en el video debido a factores como la iluminación ambiente y los movimientos naturales de las personas, factores que se considera afectan sustancialmente los resultados. Esto da pie, a que en futuros estudios se desarrollen métodos para la compensación en los cambios de iluminación y un método de seguimiento de la zona de interés más óptimo.
- Gracias a la implementación de los montajes propuestos por el presente trabajo se puede concluir que el algoritmo realizado en base al método ICA es computacionalmente más óptimo que el algoritmo desarrollado en base al método EVM. Sin embargo, si se desea implementar esta técnica en tiempo real, se debe estudiar el rendimiento computacional de estos dos algoritmos bajo esta característica.
- Se analizaron los resultados obtenidos de cada una de las zonas priorizadas bajo las diferentes iluminaciones propuestas, encontrando que la iluminación ambiente es suficiente para la extracción exitosa de la señal del pulso cardiaco. Por lo que se considera que en futuros estudios se deben realizar los estudios bajo iluminación ambiente.

- Se compararon los resultados obtenidos para los videos tomados por medio de una cámara profesional y una cámara web, mostrando el potencial de la técnica tanto para videos de alta calidad como para videos de una resolución baja; a pesar de que los resultados para la cámara web fueran deficientes, se logró demostrar que puede existir un factor que genere un valor de desplazamiento de los resultados que debe ser considerado en futuros estudios.
- Se probó la correspondencia entre los resultados obtenidos por medio del algoritmo EVM y la distribución de los vasos sanguíneos en las zonas priorizadas por el presente estudio. Demostrando así, que el algoritmo realmente resalta los cambios de color de los tejidos debido a la presencia de sangre estos.

8 TRABAJOS FUTUROS

- Implementar los algoritmos ICA y EVM en tiempo real.
- Desarrollar un algoritmo que provea a la técnica robustez ante los artefactos de movimiento naturales de un paciente.
- Desarrollar un algoritmo que defina la zona de extracción del pulso cardiaco, basado en un esquema de pesos, donde las zonas, en las que más se vea reflejada la naturaleza pulsátil de esta señal, tengan una mayor influencia en el cálculo del pulso.
- Estudiar más a fondo el alcance de la técnica usando cámaras web.
- Desarrollar un algoritmo de automatización para la elección de la señal, proveniente del algoritmo ICA, que mejor corresponda con el pulso cardiaco.
- Estudiar zonas diferentes del cuerpo, posiblemente más amplias. O, estudiar zonas múltiples del cuerpo.
- Implementación de la técnica para la monitorización múltiple de varias personas con una sola cámara.
- Creación de una aplicación para un manejo amigable por parte de cualquier usuario.
- El estudio del pulso cardiaco no solo se presenta a nivel clínico, en muchas áreas cabe la posibilidad de implementar la monitorización de esta variable. Se anima a estudiar la viabilidad de aplicar los algoritmos aquí presentados con diferentes objetivos, como: el estudio del pulso ante diferentes estímulos sensoriales; bajo carga física deportiva; en estudios médicos que necesiten información acerca del pulso, por ejemplo, los estudios de apnea del sueño; entre muchos otros.

REFERENCIAS

- Adelson, E. H., Anderson, C. H., Bergen, J. R., Burt, P. J., & Ogden, J. M. (1984). Pyramid methods in image processing. *RCA Engineer*, 29(6), 33 - 41.
- Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikäinen, M. (2006). Description with Local Binary Patterns.: *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 28(12), 2037 - 2041. doi:10.1109/TPAMI.2006.244
- Amelard, R., Scharfenberger, C., Kazemzadeh, F., Pfisterer, K. J., Lin, B. S., Clausi, D. A., & Wong, A. (2015). Feasibility of long-distance heart rate monitoring using transmittance photoplethysmographic imaging (PPGI). *Scientific Reports*, 5, 14637-1 - 14637-11. doi:10.1038/srep14637
- Amelard, R., Scharfenberger, C., Wong, A., & Clausi, D. A. (2015). Illumination-compensated non-contact imaging photoplethysmography via dual-mode temporally coded illumination. *Proceedings SPIE*, 9316, 931607-1 - 931607-5 .
- Chuvieco, E. (1995). *Fundamentos de Teledetección Espacial*. Madrid: Ediciones Rialp S.A.
- Company Anyline GmbH. (2018, 02 22). *Imprint and legal: Company Anyline GmbH*. Retrieved from Company Anyline GmbH: <https://anyline.com/news/low-end-android-devices-exposure-triangle/>
- Crespo, C., & Ochoa, D. (2007). Evaluación cuantitativa de la influencia de los espacios de color para la detección automática de células. *Revista tecnológica ESPOL*, 20(1), 73 - 78.
- Fan, Q., & Li, K. (2018). Non-contact remote estimation of cardiovascular parameters. *Biomedical Signal Processing and Control*, 40, 192 - 203.
- Fowles, G. (1975). *Introduction to Modern Optics* (2da ed.). Nueva York: Dover Publications, Inc.
- Fox, S. I. (2011). *Fisiología Humana* (12va ed.). (B. Rivera, H. Planas, & J. Gonzáles, Trans.) México D.F: McGraw Hill.
- Gil, P., Torres, F., & Ortíz, F. G. (2004, Septiembre 8, 9 y 10). Detección de objetos por segmentación multinivel combinada de espacios de color. *XXV jornadas de automática*. (F. I. Automática, Ed.) Ciudad Real, Castilla - La Mancha, España.
- Gröchenig, K. (2001). *Foundations of Time-Frequency Analysis*. Nueva York: Springer Science + Business Media.
- Hassan, M. A., Malik, A. S., Fofi, D., Saad, N., Karasfi, B., Ali, Y. S., & Meriaudeau, F. (2017). Hear rate estimation using facial video: A review. *Biomedical signal processing and control*, 346 - 306.
- Hendee, W. R., & Ritenour, E. R. (2002). *Medical Imaging Physics*. Nueva York: Wiley-Liss.

- Hyvärinen, A., Karhunen, J., & Oja, E. (2001). *Independent component analysis*. Nueva York: John Wiley & Sons, Inc.
- Jacques, S. (2013). Optical properties of biological tissues: a review. *Physics in Medicine and Biology*(58), R37 - R61. doi:10.1088/0031-9155/58/11/R37
- Jennings, G. (2016, 11 25). *Heart Foundation*. Retrieved from Heart Foundation: <https://www.heartfoundation.org.au/news/heart-disease-in-young-people>
- Jensen, J. N., & Hannemose, M. (2014). *Camera-based Heart Rate Monitoring*. Lyngby: Technical University of Denmark.
- Kamshilin, A. A., Miridonov, S., Teplov, V., Saarenheimo, R., & Nippolainen, E. (2011, 04 01). Photoplethysmographic imaging of High Spatial Resolution. *Biomedical Optics Express*, 2(4), 996. doi:10.1364/BOE.2.000996
- Lillesand, T., Kiefer, R., & Chipman, J. (2014). Remote Sensing and Image Interpretation. In T. Lillesand, R. Kiefer, & J. Chipman, *Remote Sensing and Image Interpretation* (pp. 1-3). Hoboken: John Wiley & Sons.
- Lira, J. (2011). *La percepción remota*. México D.F: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Ministerio de Salud de Colombia. (2001). RESOLUCION NÚMERO 434 DE 2001. Bogotá DC. Retrieved 01 18, 2018, from <http://www.saludcapital.gov.co/sitios/VigilanciaSaludPublica/Documents/Legislaci%C3%B3n/7%20Dispositivos%20m%C3%A9dicos/Resoluci%C3%B3n%20434%20de%202001.htm>
- Mukhopadhyay, S. C. (2015). Wearable sensors for human activity monitoring: A review. *IEEE Sensors Journal*, 15(3), 1321-1330.
- Nassabay Pardo, S. E. (2006). Estudio comparativo de la técnica Análisis de Componentes Independientes "ICA" Aplicado al procesamiento digital de imágenes con ruido. Granada: Editorial de la Universidad de Granada.
- Netter, F. (2007). *Atlas de Anatomía Humana*. Barcelona : Elsevier Masson.
- Organización Panamericana de la Salud. (2014). *Organización Panamericana de la Salud*. Retrieved from Organización Panamericana de la Salud: <http://www.paho.org/data/index.php/en/indicator-mortality.html>
- Park, S., Won, M. J., Lee, D. W., & Whnag, M. (2018). Non-contact measurement of heart response reflected in human eye. *International Journal of Psychophysiology*, 123, 179 - 198.
- Poh, M.-Z., McDuff, D. J., & Picard, R. W. (2010). Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. *Optics Express*, 18(10), 10762 - 74. doi:10.1364/OE.18.010762
- Qi, H., Guo, Z., Chen, X., Shen, Z., & Wang, Z. J. (2017). Video-based human heart rate measurement using joint blind source separation. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 309 - 320.

- Rees, W. G. (2001). *Physical Principles of Remote Sensing* (2da ed.). Cambridge, Reino Unido: Cambridge University Press.
- SCENIHR (Scientific Committee on Emerging and Newly Identified Health Risks). (2008). Scientific Opinion on Light Sensitivity. *Light Sensitivity* (p. 10). Scientific Committees.
- Seidenari, S., Pellacani, G., Righi, E., & Nardo, A. D. (2004). Is JPEG Compression of Videomicroscopic Images Compatible with Telediagnosis? Comparison between Diagnostic Performance and Pattern Recognition on Uncompressed TIFF Images and JPEG Compressed Ones. *TELEMEDICINE JOURNAL AND e-HEALTH*, 10(3), 294 - 303.
- Shenoi, B. A. (2006). *introduction to Digital Signal Processing and Filter Design*. Hoboken: Wiley-Interscience.
- Shlens, J. (2014, 04 11). *Cornell University Library*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1404.2986v1>
- Smith, S. (2003). *Digital Signal Processing: A Practical Guide for Engineers and Scientists*. Burlington: Newnes.
- Sun, Y., & Thakor, N. (2016). Photoplethysmography Revisited: From Contact to Noncontact, From Point to Imaging. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(3), 463 - 477. doi:10.1109/TBME.2015.2476337
- Sun, Y., Hu, S., Azorin-Peris, V., Greenwald, S., Chambers, J., & Zhu, Y. (2011). Motion-compensated noncontact imaging photoplethysmography to monitor cardiorespiratory status during exercise. *Journal of Biomedical Optics*, 16(7), 077010-1 - 077010-9.
- Tamura, T., Maeda, Y., Sekine, M., & Yoshida, M. (2014). Wearable Photoplethysmographic Sensors—Past and Present. *Electronics*, 282-302.
- Teplov, V., Nippolainen, E., Makarenko, A. A., Giniatullin, R., & Kamshilin, A. A. (2014, 09 01). Ambiguity of mapping the relative phase of blood pulsations. *Biomedical Optics Express*, 5(9), 3123 - 3139. doi:10.1364/BOE.5.003123
- U.S. National Library of Medicine. (2017, 01 26). *medlineplus*. Retrieved from medlineplus: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/003399.htm>
- Walsh, J. (2011). Basic interactions if light with tissue. In A. Welch, & M. van Gemert (Eds.), *Optical-Thermal response of laser-irradiated tissue* (2da ed., pp. 13 - 26). Nueva York: Springer.
- Welch, A., van Gemert, M., & Star Willem. (2011). Definitions and Overview of Tissue Optics. In A. Welch , & M. van Gemert (Eds.), *Optical-Thermal response of laser-irradiated tissue* (2da ed., pp. 27 - 64). Nueva York: Springer.
- Welch, A., van Gemert, M., Star, W., & Wilson, B. (1995). Definitions and overview of tissue optics. In A. Welch, & M. van Gemert (Eds.), *Optical-Thermal response of Laser-Irradiated tissue* (1ra ed., pp. 15 - 46). Nueva York: Springer Science + Business Media.

- World Health Organization. (2016). *Global Health Estimates 2015: Deaths by Cause, Age, Sex, by Country and by Region, 2000-2015*. Geneva. Retrieved from Organización Mundial de la Salud: http://www.who.int/entity/helthinfo/global_burden_disease/GHE2015_Deaths_Global_2000_2015.xls?ua=1
- Wu, H.-Y., Rubinstein, M., Guttag, J., Durand, F., & Freeman, W. (2012, Julio). Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 31(4), 1 - 8. doi:10.1145/2185520.2185561
- Wu, Y. N. (2014). Statistical Independence. In K. Ikeuchi (Ed.), *Computer Vision a Reference Guide* (pp. 759 - 760). Nueva York: Springer Reference.
- Zhang, Q., Wu, Q., Zhou, Y., Wu, X., Ou, Y., & Zhou, H. (2017). Webcam-based, non-contact, real-time measurement for the physiological parameters of drivers. *Measurement*(100), 311 - 321. doi:10.1016/j.measurement.2017.01.007
- Zheng, J., Hu, S., Azorin-Peris, V., Echiadis, A., Chouliaras, V., & Summers, R. (2008, 02 12). Remote simultaneous dual wavelength imaging photoplethysmography: a further step towards 3-D mapping of skin blood microcirculation. *Proceedings SPIE*, 6850, 68500S-1 - 68500S-8. doi:10.1117/12.761705

ANEXOS

1. DISPOSICIONES DE PRIVACIDAD:

- Los vídeos serán utilizados únicamente con los fines académicos del presente estudio y expuestos ante los voluntarios previamente.
- Ningún vídeo será publicado o usado en presentaciones públicas sin la autorización previa y escrita de la persona en cuestión.
- Los vídeos serán borrados y no se guardará copia de estos, después de haber dado por finalizado el presente estudio, si así la persona en cuestión lo desea.