



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

**Cuantificación de variables fisiológicas con
procesamiento de imágenes**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
Ingeniero en Sistemas Biomédicos

PRESENTA:

Gilberto Ruiz Espinosa

DIRECTOR DE TESIS:

Dr. Luis Jiménez Ángeles



Ciudad Universitaria, Cd. Mx., 2022



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

A todos mis compañeros por brindarme su apoyo a lo largo de esta travesía.

A mi familia, amigos y novia que siempre estuvieron para apoyarme.

A quienes creyeron en este proyecto y me brindaron su tiempo para llevarlo a cabo.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Introducción	1
1.2. Planteamiento del problema	2
1.3. Objetivos	4
1.3.1. Objetivo general	4
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Hipótesis y preguntas de investigación	4
2. Signos Vitales	6
2.1. Frecuencia cardiaca	6
2.1.1. Aparato Cardiovascular	7
2.1.2. Sistema de conducción del corazón y ciclo cardiaco	8
2.1.3. Sistema circulatorio	11
2.1.4. Regulación de la frecuencia cardiaca	12
2.1.5. Importancia clínica	13
2.2. Frecuencia respiratoria	15
2.2.1. Aparato respiratorio	15
2.2.2. Ventilación pulmonar	17
2.2.3. Regulación nerviosa	20
2.2.4. Importancia clínica	21

3. Estado del arte en la cuantificación de variables fisiológicas.	23
3.1. Frecuencia cardiaca	23
3.1.1. Electrocardiograma	23
3.1.2. Oxímetro de pulso	27
3.2. Frecuencia respiratoria	29
3.2.1. Oxímetro de pulso	29
3.2.2. Bioimpedancia: Neumografía por impedancia.	30
4. Métodos sin contacto para la detección de variables fisiológicas	31
4.1. Cámaras digitales	31
4.2. Sensores infrarrojos	36
5. Metodología	39
5.1. Método propuesto	39
5.1.1. Frecuencia cardiaca	39
5.1.2. Análisis de componentes independientes (ICA)	42
5.1.3. Diferencia adaptativa de los canales verde y rojo (GRD)	44
5.1.4. Implementación de los algoritmos	47
5.1.5. Frecuencia respiratoria	49
5.2. Pruebas	51
5.2.1. Pruebas con imágenes sintéticas	51
5.2.2. Pruebas con imágenes reales	52
6. Resultados y conclusiones	58
6.1. Análisis de resultados	58
6.1.1. Pruebas con imágenes sintéticas	58
6.1.2. Pruebas con imágenes reales	61
6.2. Discusiones	69
6.3. Limitaciones del estudio	71
6.4. Conclusiones	71

6.5. Trabajo a futuro 73

Referencias **74**

Índice de figuras

2.1. Principales partes y cavidades del corazón. Imagen tomada del libro [2] 8

2.2. Cambios de presión y volumen en los pulmones ocasionada por la inspiración y espiración. Imagen tomada del libro [2] 18

2.3. Patrones de respiración simulados. Imagen tomada del artículo [37] 19

3.1. Fases del ciclo cardiaco y su relación con el ECG. Imagen tomada del libro [2] 26

3.2. Componentes de la señal de PPG, la señal de AC proviene de los cambios de volumen de la sangre arterial y la señal DC de todos los demás tejidos. Imagen tomada de [3] 28

4.1. Espectro electromagnético completo según la longitud de onda, la luz visible es una pequeña parte del espectro. Imagen tomada del libro [30] 32

4.2. Imágenes sintéticas, en el a) se muestra una imagen digital de 12x12 píxeles con una resolución de 8 bits en escala de grises, en b) se muestra una imagen RGB formada a partir de la combinación de tres matrices de 12x12 píxeles de 8 bits. en c) se muestra la representación numérica de la matriz que forma la imagen a). 34

5.1. Propagación de la luz en la piel. Imagen modificada y tomada del artículo [7] 40

5.2. Método basado en ICA para la obtención de la FC. Imagen tomada de 5.2 42

5.3. Método GRD para la detección de la FC. Imagen tomada de [7] 47

5.4. Diagrama del algoritmo basado en ICA. 49

5.5. Diagrama del algoritmo basado en GRD.	49
5.6. 1 Esquema de la creación de los videos sintéticos, se muestra la imagen base y en el rectángulo blanco la ROI elegida, a dicha ROI se le suman las señales del lado derecho según cada canal, de arriba abajo el canal rojo, verde y azul	52
5.7. Sensor de ECG utilizado en las pruebas. Imagen tomada de: https://www.vernier.com/product/ekg-sensor/	53
5.8. Posición de los electrodos siguiendo la derivación DI, el positivo se encuentra en el brazo izquierdo,el negativo en el brazo derecho y en este caso el electrodo de referencia o tierra en la muñeca derecha siguiendo las instrucciones del fabricante.	54
5.9. a)Sensor de respiración. b)Colocación del cinturón que detecta el movimiento debido a la respiración. Imágenes tomadas de : https://www.vernier.com/product/respiration-monitor-belt/	55
5.10. Posición para grabar los vídeos con la webcam.	56
6.1. Señales obtenidas con ICA (arriba) y GRD (abajo) del video sintéticos de 60 lpm con ventanas de 10s, se puede observar el corte de las señales a los 10s y como ambas logran extraer las características de la señal sinusoidal con la que fue creado el video	61
6.2. Comparación de las señales obtenidas a partir de vídeo y a partir de un ECG.	63
6.3. Comparación de las señales de GRD e ICA en una ventana de 20s con respecto a la señal de ECG y los latidos del corazón(linea punteada).	63
6.4. Espectro de Fourier para la primer ventana de la figura 6.2,del lado izquierdo se observa el espectro de la señal de GRD y del lado derecho de la señal de ICA.	64
6.5. Comparación de los espectros de Fourier de las señales de ICA (Negro), GRD (Azul) y ECG (rojo) en el rango de la FC, se observa que el máximo local de las tres señales es muy similar.	64
6.6. Gráfica de caja de los valores obtenidos de FC con todos los métodos en comparación con el patrón.	65

6.7. Señales obtenidas a partir de los métodos de GRD e ICA comparadas con la señal pletismográfica patrón	67
6.8. Espectro de Fourier para la segunda ventana de la figura 6.7, del lado izquierdo se observa el espectro de la señal de GRD y del lado derecho de la señal de ICA	67
6.9. Comparación de los espectros de Fourier de las señales de ICA (Negro), GRD (Azul) y la señal pletismográfica del sensor de FR (rojo) en el rango de la FR. .	68
6.10. Gráfica de caja de los valores obtenidos de FR con todos los métodos en comparación con el patrón.	68

Índice de tablas

6.1. Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FC y ventanas de tiempo de 10s	59
6.2. Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FC y ventanas de tiempo de 20s	59
6.3. Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FR y ventanas de tiempo de 10s	60
6.4. Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FR y ventanas de tiempo de 20s	60
6.5. Métricas de los resultados obtenidos de la estimación de la FC con ventanas de 20s	66
6.6. Métricas de los resultados obtenidos de la estimación de la FR con ventanas de 20s	69

Capítulo 1

Introducción

1.1. Introducción

Una de las tareas más importantes en la ingeniería es la medición de diferentes parámetros, por ejemplo si se quiere crear un sistema que controle la temperatura del agua que se utiliza para la regadera se debe ser capaz de conocer la temperatura a la que esta se encuentra en todo momento, si se quiere controlar un robot se debe conocer su posición relativa para que no se estrelle contra una pared, etc.

Cuando se trasladan estas tareas de medición a la medicina adquiere un nuevo significado, medir parámetros fisiológicos ayuda a tomar decisiones, dar un diagnóstico o elegir un tratamiento adecuado, por lo tanto es muy importante contar con tecnología que sea capaz de medir diversos tipos de parámetros que van desde tareas sencillas como medir el peso o la altura de un paciente hasta mediciones más complejas como lo son los signos vitales (aquellos parámetros que permiten evaluar las funciones esenciales del cuerpo humano).

Entre los signos vitales encontramos a la frecuencia cardiaca (FC) y a la frecuencia respiratoria (FR) los cuales son de suma importancia en la práctica clínica debido a que son fáciles de medir (con la tecnología adecuada) en los hospitales y nos brindan información importante del estado general de salud de un paciente.

Sin embargo, en la actualidad existen nuevos retos que nos llevan a buscar nuevas formas la FC

y la FR, entre ellos está el auge de la telemedicina, los sistemas de inteligencia artificial (los cuales necesitan una gran cantidad de datos para ser entrenados) o el control sanitario en épocas de pandemia como la que estamos viviendo actualmente. Para cubrir estas nuevas necesidades han surgido diversas propuestas para cuantificar los signos vitales utilizando métodos sin contacto, ya sea sensores infrarrojos, ultrasónicos o en el caso de este trabajo sistemas de vídeo.

Los sistemas de vídeo tienen la ventaja que no causan ningún tipo de incomodidad a los usuarios y evitan los problemas que tienen los sensores convencionales como los que se colocan en la piel que provocan irritación, incomodidad, limitación de movimiento, etc. Además, los sistemas de video tienen aplicaciones más allá de la práctica clínica, como el control de masas (filtros sanitarios) o la medicina del deporte.

En este trabajo se van a poner a prueba dos algoritmos (GRD e ICA) los cuales extraen una señal que contiene información que permite estimar la FC y la FR a partir de la fotopleletismografía remota (rPPG por sus siglas en ingles). La rPPG se basa en las variaciones de color en una región de interés (en este caso la piel de la frente del rostro) ocasionadas por la variación del volumen sanguíneo (pulso) en los capilares del rostro. Las variaciones de color serán captadas por una cámara de vídeo, más específico una webcam.

Por último se va a evaluar el desempeño de los algoritmos mencionados para averiguar si realmente son un método confiable para medir la FC y la FR, con el objetivo de buscar una nueva línea de investigación que permita el desarrollo de nuevas tecnologías al servicio de la población en general. Este método para estimar la FC y la FR a partir de video supone una mejora en los servicios de salud ya que representa una opción mas para evaluar el estado de salud de los pacientes; además de contar con las ventajas de ser un método mínimamente invasivo que no requiere contacto directo con el paciente.

1.2. Planteamiento del problema

La medición de parámetros fisiológicos sin contacto es un área que ha cobrado relevancia en los últimos años debido al avance tecnológico y a la necesidad de monitorear a los pacientes de

manera remota, ya sea por seguridad sanitaria, el avance de la telemedicina o simplemente por comodidad del paciente.

Además, los sistemas de monitoreo remoto tienen aplicaciones no clínicas como lo son el monitoreo de la actividad física en deportistas o el control del flujo de personas en zonas como aeropuertos o bancos.

La monitorización continua de los deportistas ayuda a medir su rendimiento y así proponer rutinas de ejercicio que lo ayuden a cumplir sus objetivos (mejorar tiempos, cargar más peso o eliminar grasa) pero además ayuda a evaluar la rehabilitación tras alguna lesión; sin embargo, es difícil monitorear a los atletas con sistemas convencionales, por ejemplo, electrodos, ya que estos les producen incomodidad al momento de realizar sus movimientos.

Por su parte el control de masas ha cobrado relevancia debido a la pandemia por COVID-19 ya que dicha emergencia sanitaria obligo al mundo a desarrollar sistemas de control que pudieran clasificar a las personas según un indicador de riesgo sanitario, dichos sistemas requieren de datos como los signos vitales (ya que se ven alterados durante un proceso de enfermedad) pero, debido al riesgo de contagio, deben de tener el menor contacto posible con las personas.

Entre los parámetros más importantes a monitorear se encuentra la frecuencia cardiaca y la frecuencia respiratoria, las cuales nos dan una idea del estado de salud de una persona en un determinado momento y nos permiten tomar decisiones a partir de su correcta interpretación.

El objetivo de esta tesis es poner a prueba la fiabilidad de los métodos para la extracción de los parámetros fisiológicos mencionados anteriormente utilizando sistemas de vídeo (webcam).

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Obtener los valores de frecuencia cardiaca y frecuencia respiratoria mediante el procesamiento digital de imágenes con el fin de implementar a futuro un sistema que evalúe el estado de salud de un paciente sin la necesidad de tener contacto directo con el mismo.

1.3.2. Objetivos específicos

- Implementar un algoritmo capaz de medir la frecuencia cardiaca y respiratoria utilizando video de una webcam y programado en Python.
- Comparar métodos para obtener la frecuencia cardiaca y respiratoria con imágenes sintéticas.
- Comparar métodos para obtener la frecuencia cardiaca y respiratoria a partir de imágenes obtenidas con una webcam.
- Analizar los datos obtenidos por los métodos de obtención de la frecuencia cardiaca y respiratoria y elegir el método con un mejor desempeño en entornos reales con un patrón de referencia.

1.4. Hipótesis y preguntas de investigación

La hipótesis principal de este trabajo es que las variaciones en el volumen sanguíneo producto de los procesos cardiorrespiratorios inducen cambios de color en las imágenes de video debido a cambios en la absorción de la luz ocasionados por la hemoglobina, dichas variaciones son imperceptibles para el ojo humano pero pueden ser detectadas a través de una cámara digital, además de que pueden ser extraídas de las imágenes de video a través de algoritmos de procesamiento de imágenes para conseguir una señal que sirva para cuantificar la FC y la FR de un sujeto. Las preguntas que se busca responder en este trabajo son las siguientes:

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN 1.4. HIPÓTESIS Y PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

- ¿Se puede obtener la FC y la FR utilizando solamente imágenes tomadas con una web-cam?
- ¿Cuál es el error que tienen dichas mediciones de la FR y la FC utilizando imágenes de video?
- ¿Existe una correlación alta entre los datos obtenidos mediante el procesamiento de imágenes y los datos utilizados como patrón de referencia?

Capítulo 2

Signos Vitales

Los signos vitales son una serie de parámetros fisiológicos que permiten evaluar el estado general de salud de una persona, incluyen la frecuencia cardiaca, frecuencia respiratoria, temperatura corporal y la presión arterial (González, 2012) [21]. Existen otros valores como el porcentaje de oxigenación en sangre que algunos autores lo consideran un signo vital.

Los signos vitales ayudan a evaluar las funciones fisiológicas básicas de un paciente y requieren la interpretación de un médico para tener un valor diagnóstico. En este trabajo abordaremos dos de ellos con el objetivo de cuantificarlos de manera remota, estos son la frecuencia cardiaca y la frecuencia respiratoria.

2.1. Frecuencia cardiaca

En términos sencillos la frecuencia cardiaca o ritmo cardiaco se refiere al número de ciclos cardiacos (latidos) que realiza el corazón en un minuto y se expresa en latidos por minuto (lpm) (Moore, 2013) [18]. Para comprender la importancia de este parámetro debemos de ahondar un poco en la fisiología del aparato cardiovascular y su interacción con otros sistemas como lo es el Sistema Nervioso Autónomo (SNA).

2.1.1. Aparato Cardiovascular

El aparato cardiovascular está conformado por 3 componentes: el corazón, la sangre y el sistema circulatorio (vasos sanguíneos). La sangre es un tejido conectivo compuesto por una matriz de líquido (plasma) en la cual se disuelven numerosas células, fragmentos celulares, proteínas iones, etc.

La sangre esta encargada del transporte de oxígeno, nutrientes y sustancias de desecho a las áreas del cuerpo que lo requieran, además de cumplir con funciones reguladoras (como la termorregulación) y de defensa al transportar las células del sistema inmunológico (Tortora,2011) [2].

Entre los elementos corpusculares, es decir los elementos que no se encuentran en el plasma sanguíneo, encontramos a los glóbulos rojos (eritrocitos), glóbulos blancos y plaquetas.

Los eritrocitos contienen la proteína transportadora de oxígeno: la hemoglobina, la cual tiene propiedades ópticas que la hacen ser el segundo cromóforo más importante del cuerpo (el primero es la melanina en la piel) además la hemoglobina es el pigmento que le da a la sangre su color rojo característico.

Una molécula de hemoglobina está compuesta por una proteína llamada globina, un pigmento no proteico llamado hemo y iones hierro (Fe^{2+}) los cuales pueden combinarse de manera reversible con una molécula de oxígeno formando así la hemoglobina oxigenada u oxihemoglobina (HbO_2). Cuando la sangre llega a los capilares la reacción hierro-oxígeno se revierte y se libera el oxígeno a los tejidos, al no tener oxígenos unidos pasa a llamarse desoxihemoglobina (Hb). Además, la hemoglobina es capaz de unirse al monóxido de carbono (CO), el cual es un producto de desecho en muchos procesos bioquímicos del cuerpo, y lo transporta a los pulmones. Cuando el CO se encuentra unido a la hemoglobina se le conoce como carboxihemoglobina (COHb) (Tortora, 2011) [2] .Estas tres formas de la hemoglobina son muy importantes para entender en los capítulos siguientes como es que se comporta la luz al interactuar con los vasos sanguíneos. Pasemos ahora a hablar sobre el corazón; para que la sangre alcance a todos los tejidos del cuerpo necesita ser constantemente bombeada por el corazón, este es un órgano compuesto por 4 cámaras, 2 ventrículos (izquierdo y derecho) y dos aurículas (izquierda y derecha) las cuales pueden agruparse en dos subsistemas: el corazón derecho encargado de recibir sangre desoxi-

genada de los tejidos periféricos y bombear la hacia los pulmones (circulación pulmonar) y el corazón izquierdo que recibe la sangre oxigenada de los pulmones y la bombea al resto del cuerpo (circulación sistémica) (Guyton, 2016) [17] .

Cada aurícula recibe la sangre y se encarga de pasarla a los ventrículos los cuales se contraen y la expulsan fuera del corazón. Además, el corazón cuenta con un sistema de conducción autónomo encargado de transmitir los impulsos nerviosos al musculo cardíaco para que se contraiga y relaje de manera periódica.

El corazón cuenta con 4 válvulas dos dividen las aurículas de los ventrículos, llamadas atrioventriculares (AV), y las restantes se encuentran a la salida de los ventrículos permitiendo el paso de la sangre y cerrándose para evitar reflujo (válvulas semilunares) (Tortora, 2011) [2]. Dichas válvulas son sensibles a los cambios de presión en las cámaras cardiacas y regulan el flujo de sangre que pasa a través del corazón y se expulsa por los ventrículos.

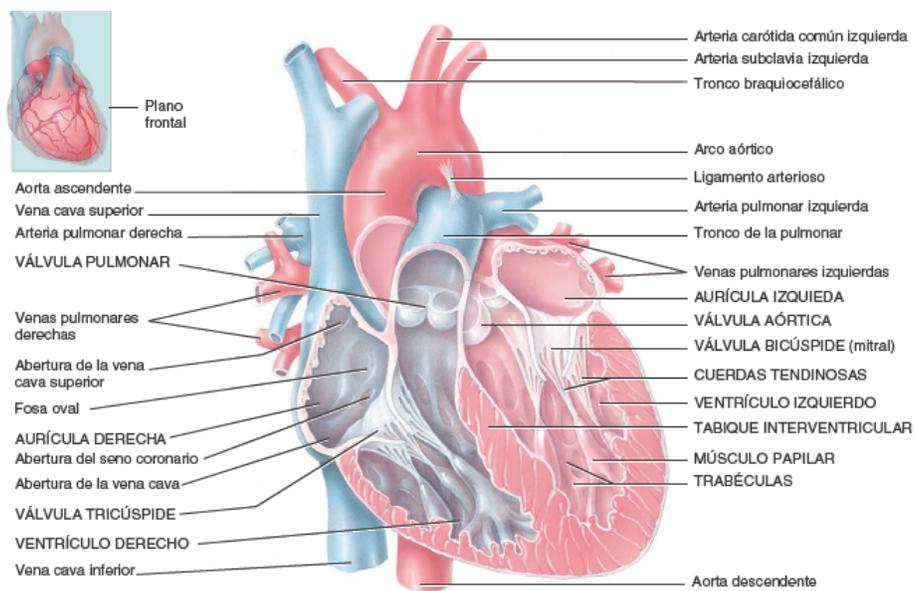


Figura 2.1: Principales partes y cavidades del corazón. Imagen tomada del libro [2]

2.1.2. Sistema de conducción del corazón y ciclo cardiaco

El corazón está formado principalmente por 2 tipos de tejido, las fibras musculares (miocardio) y las fibras automáticas. Las fibras musculares cardiacas se diferencian de otras fibras muscula-

res debido a su capacidad de transmitir impulsos eléctricos entre fibras vecinas, lo que ocasiona una contracción sincronizada.

El corazón cuenta con un sistema de conducción que se encarga de generar y transmitir los impulsos eléctricos necesarios para que el corazón lata de manera sincronizada y de forma periódica con una FC determinada (Guyton, 2016) [17].

Las fibras automáticas generan potenciales de acción en forma periódica que disparan las contracciones cardiacas. Los fenómenos producidos desde que el corazón comienza a latir hasta el siguiente latido se le conoce como ciclo cardiaco.

Cada ciclo cardiaco comienza por la generación de potenciales de acción de manera espontánea por las fibras autónomas del nodo sinusal o sinoauricular (SA) en la aurícula derecha, cada potencial de acción se propaga a través de ambas aurículas y estas se contraen. Al contraerse las aurículas la presión en dicha cámara aumenta y las válvulas AV se abren permitiendo el paso de la sangre a los ventrículos.

Posteriormente el potencial de acción se propaga a través del nodo atrioventricular (AV), localizado en el tabique interauricular el cual retrasa los impulsos, y de ahí se dirige hacia el haz de His en donde el potencial se propaga desde las aurículas a los ventrículos.

Luego de propagarse a través del haz de His el cual se divide en dos ramas (izquierda y derecha) el potencial de acción se propaga a través de múltiples ramificaciones llamadas fibras de Purkinje las cuales conducen el potencial de acción desde el vértice cardiaco a todo el miocardio ventricular provocando la contracción de los ventrículos y la expulsión de la sangre (Tortora, 2011) [2].

Las fibras del nodo SA se despolarizan creando potenciales de acción 100 veces por segundo aproximadamente estableciendo el marcapasos natural del corazón. El retraso en el nodo AV permite que las aurículas vacíen la sangre hacia los ventrículos antes de que estos comiencen a contraerse (Tortora, 2011) [2]. Los impulsos nerviosos del SNA y de hormonas modifican la frecuencia y la fuerza de cada latido cardiaco, pero no establecen el ritmo fundamental, ese es trabajo del nodo SA.

Otra forma de explicar el ciclo cardiaco es través de los fenómenos que ocurren a nivel auricular y ventricular los cuales son causados por el sistema de conducción del corazón. El ciclo

cardiaco se divide en dos etapas la sístole y la diástole, estas etapas existen para las aurículas y los ventrículos, pero comúnmente se toma como referencia a los ventrículos siendo entonces la sístole el periodo de tiempo donde las cámaras se contraen y la diástole cuando se llenan de sangre.

Durante la diástole ventricular (o sístole auricular) ocurren los siguientes procesos de manera consecutiva (Tortora, 2011) [2]:

1. Las válvulas AV están cerradas y las aurículas comienzan a llenarse con sangre.
2. Los ventrículos se comienzan a relajar provocando un descenso en la presión en la cámara.
3. Al haber un gradiente de presión las válvulas AV se abren permitiendo el llenado de los ventrículos.
4. Durante el llenado de los ventrículos se da la contracción auricular que termina de vaciar las aurículas y llena los ventrículos.

Al término de la diástole ventricular comienza la sístole ventricular (o diástole auricular) en donde ocurre lo siguiente (Tortora, 2011) [2]:

1. Se produce la contracción de los ventrículos y por ende las válvulas AV se cierran para evitar el reflujo a las aurículas y la presión en los ventrículos comienza a subir.
2. En los primeros milisegundos de empezar la contracción de los ventrículos la sangre aun no es expulsada y se le llama contracción isovolumétrica.
3. Las válvulas semilunares (aórtica y pulmonar) se abren debido al aumento de la presión y comienza el periodo de eyección de la sangre.
4. Al final de la eyección la presión en el ventrículo disminuye, las válvulas semilunares se cierran y empieza un nuevo ciclo con la relajación de los ventrículos.

2.1.3. Sistema circulatorio

Una vez que la sangre sale expulsada de los ventrículos entra al sistema circulatorio el cual está compuesto por una serie de vasos sanguíneos que se encargan de contener y distribuir la sangre a través del todo el cuerpo y de regreso al corazón para vuelva a ser bombeada. Se divide en dos: la circulación sistémica (sale del ventrículo izquierdo y se dirige a todo el cuerpo llevando sangre oxigenada) y la circulación pulmonar (sale del ventrículo derecho y lleva sangre desoxigenada a los pulmones). Ambas partes se encuentran conectadas en serie.

Este sistema se compone de lo siguiente:

- **Arterias:** son vasos sanguíneos que transportan la sangre a una presión relativamente elevada el corazón, y la distribuyen por todo el organismo.
- **Arteriolas:** son ramificaciones de las arterias, pero de un calibre mucho menor y se encargan de llevar la sangre a los capilares.
- **Capilares:** son las ramificaciones mas pequeñas del sistema circulatorio y aquí es donde se realiza el intercambio de nutrientes y sustancias entre la sangre y el liquido intersticial de las células, por ende, sus paredes son muy finas y permeables.
- **Vénulas:** se encuentran en serie con los capilares y reciben la sangre de estos para regresar la al corazón, progresivamente su calibre va aumentando.
- **Venas:** son el ultimo conducto que lleva la sangre de las vénulas al corazón, son de mayor calibre, pero resisten menor presión que las arterias, su flujo es lento y también sirven como reservorio de sangre. (Moore, 2013) [18]

Cada contracción cardiaca distiende las paredes de los vasos sanguíneos, dichas paredes se retraen cuando el corazón se relaja, en otras palabras, los vasos sanguíneos se expanden durante la sístole y se contraen durante la diástole. Este cambio de se ve reflejado en la presión sobre las paredes de los vasos sanguíneos, esta presión es variable según la parte del cuerpo en donde se mida. Como el bombeo del corazón es pulsátil la presión arterial aumenta hasta un punto máximo durante la sístole (presión sistólica) y disminuye hasta un punto mínimo al final de la

diástole (presión diastólica). Algo importante es que la regulación de la presión arterial es, generalmente, independiente del flujo sanguíneo y del control del gasto cardiaco.

La presión en los vasos sanguíneos es mayor en las arterias y va disminuyendo conforme avanza a lo largo del cuerpo, la combinación de la distensibilidad de las arterias y su resistencia al flujo reduce las pulsaciones de la presión hasta que prácticamente vuelve el flujo en los capilares un flujo continuo. (Tortora, 2011) [2]

En la vida cotidiana a las variaciones de presión en las arterias se le denomina pulso y suele utilizarse para inferir la FC utilizando como referencia las grandes arterias, por ejemplo, utilizar la arteria radial (en la muñeca) como referencia; al aplicar un poco de presión se puede sentir una fuerza de manera periódica, al contar el número de pulsos detectados en una ventana de tiempo podemos inferir la FC. Esta propiedad pulsátil de las arterias nos será de gran ayuda para inferir la FC a través de imágenes de video en una región de interés (ROI) enfocada en zonas con alta concentración de arterias, por ejemplo, el rostro

2.1.4. Regulación de la frecuencia cardiaca

La FC es un parámetro muy importante para regular el ciclo cardiaco y por ende regular la cantidad de sangre oxigenada que es suministrada al cuerpo en un periodo de tiempo, debido a que los tejidos requieren un volumen de flujo sanguíneo dependiendo de sus necesidades la FC varía con el tiempo. Por ejemplo, durante el ejercicio el gasto cardiaco (es decir el volumen de sangre expulsada por los ventrículos en un minuto) incrementa debido a que también aumenta la demanda de oxígeno de los músculos, para compensar esto el corazón comienza a latir más rápidamente aumentando así la FC. Para controlar la FC el cuerpo cuenta con varios mecanismos siendo los más importantes la regulación nerviosa y las hormonas liberadas por la glándula suprarrenal (adrenalina y noradrenalina) (Tortora, 2011) [2] .

El centro cardiovascular del bulbo raquídeo es el encargado de regular la actividad cardiaca mediante el aumento o disminución de la frecuencia de descarga de impulsos nerviosos en las ramas simpática y parasimpática del SNA. Los nervios simpáticos estimuladores se dirigen al

nodo SA, AV y al miocardio . La estimulación de dichos nervios libera noradrenalina aumentando la frecuencia de despolarización en el nodo SA, lo cual desencadena un aumento de la FC, y mejora la contractilidad de las fibras musculares y por ende la fuerza de cada latido. Sin embargo, la FC no puede aumentar sin límite, generalmente el límite esta dado por la edad y el estado de salud de cada persona y ronda los 200 lpm en una persona de 20 años y disminuye con la edad (Tortora, 2011) [2].

Las aferencias al centro cardiovascular se encuentran a lo largo de todo el cuerpo y le brindan información propioceptiva (información de la actividad física), cambios químicos en la sangre y cambios en la presión de los vasos sanguíneos. Por su parte el nervio vago también tiene ramificaciones del sistema nervioso parasimpático en el nodo SA, AV y el miocardio auricular, estas ramificaciones liberan acetilcolina reduciendo la FC mediante la disminución de la frecuencia de despolarización de las fibras automáticas (Moore, 2013) [18]. En pocas palabras la estimulación parasimpática disminuye la FC y la simpática la aumenta.

Otros factores químicos que regulan la FC son la hipoxia, el desequilibrio en el pH (acidosis o alcalosis) y varias hormonas como la adrenalina que tiene un efecto similar a la noradrenalina. Los iones presentes en el cuerpo humano también afecta la FC, por ejemplo, un aumento en las concentraciones de Na^+ y K^+ disminuyen la FC mientras que un aumento de Ca^{2+} la incrementa (Tortora, 2011) [2] . Por último, factores como la edad, el sexo, la actividad física y la temperatura corporal también influyen en la FC, por ejemplo, un deportista puede tener bradicardia en reposo (FC menor a 50 lpm) mientras que una persona con fiebre verá aumentada su FC en reposo.

2.1.5. Importancia clínica

La medición de la FC a través del pulso ha acompañado a la medicina a lo largo de toda su historia y es un parámetro que se considera un signo vital, es decir, es un parámetro que nos habla del estado general de una persona en un momento determinado.

Rodríguez et al (2007) afirman que:

Aunque el aumento de la frecuencia cardiaca puede ser un marcador de alguna enfermedad subyacente, lo que podría explicar la asociación con incremento de la mortalidad, lo cierto es que ésta no parece ser la causa. Hay evidencias de que el aumento de la frecuencia cardiaca se asocia con aumento de la actividad del sistema simpático, con aumento de la presión arterial, con obesidad y síndrome metabólico y con progresión de la aterosclerosis.

Como mencione anteriormente la FC está regulada por el equilibrio entre los sistemas nerviosos simpático y parasimpático por lo que un incremento en la actividad de dichos sistemas ocasiona una alteración de la FC, típicamente las situaciones de estrés y el ejercicio físico son las principales causas de la elevación de la FC debido a estimulación simpática. Sin embargo, la FC también puede ayudar a modular funciones metabólicas como la temperatura corporal utilizando las propiedades disipadoras de calor de la sangre, por lo tanto, en un proceso infeccioso acompañado con fiebre la FC aumentara para bombear más sangre al cuerpo e intentar disminuir la temperatura.

Otros factores que alteran la FC son el hipertiroidismo, ansiedad, anemia, sepsis, hipotensión, embolia pulmonar, hipoxia, exposición a estimulantes como la cafeína, nicotina u otras drogas como la cocaína (Tortora, 2011) [2].

Sin embargo un valor puntual de la FC no define el estado de salud de una persona y debe de ser interpretado por un profesional de la salud acompañado de otros factores y parámetros fisiológicos, por lo que en la actualidad se busca registrar de manera continua la FC para poder detectar una alteración en la misma que nos hable de una posible enfermedad no diagnosticada. por lo tanto la importancia clínica de este signo vital radica en un monitoreo constante y una evaluación con otros parámetros para poder dar un diagnóstico de alguna enfermedad de manera oportuna.

2.2. Frecuencia respiratoria

Las células del cuerpo humano necesitan oxígeno (O_2) para generar energía en forma de ATP, para cumplir con esta necesidad de O_2 se utilizan dos aparatos que trabajan conjuntamente: el aparato cardiovascular (encargado de transportar la sangre oxigenada a lo largo del cuerpo) y el aparato respiratorio (encargado de la ventilación pulmonar y la respiración).

La frecuencia respiratoria se refiere al número de “respiraciones” realizadas en un periodo de tiempo, típicamente un minuto, y se expresa en respiraciones por minuto (rpm); sin embargo hay que hacer una distinción entre el lenguaje cotidiano y el médico, en la vida cotidiana nos referimos a la respiración como el proceso que involucra la inspiración y espiración de aire a través del aparato respiratorio, pero este proceso tiene el nombre de ventilación pulmonar y no implica como tal la respiración, que es el intercambio gaseoso que llevan a cabo los alveolos.

2.2.1. Aparato respiratorio

El aparato respiratorio se encarga del intercambio gaseoso que consiste en la entrada de O_2 presente en el aire del medio ambiente y la salida de dióxido de carbono (CO_2) el cual es un producto de desecho del metabolismo. Además, participa en la regulación del pH, en el olfato, la fonación y en la termorregulación.

El aparato respiratorio se compone de las siguientes partes según Tortora (2011) [2] ordenadas desde la entrada de aire hasta las estructuras encargadas del intercambio gaseoso entre el aire y la sangre:

- **Nariz:** Es un órgano compuesto principalmente de cartílago, se localiza a la entrada del aparato respiratorio y es el inicio de la zona de conducción por donde el aire entra al cuerpo a través de las narinas (orificios nasales). Cumple las funciones del acondicionamiento del aire inspirado (lo calienta, humidifica y filtra a través de la mucosa), contiene los receptores olfatorios y también sirve como caja de resonancia para la voz.
- **Faringe:** La faringe o garganta es un conducto que conecta la nariz con la laringe y la boca con el esófago, se ubica detrás de las cavidades nasal y oral; esta compuesta de musculo

esquelético y mucosa. Los músculos de la faringe se contraen y ayudan a la deglución. Su principal función es ser un conducto para el aire y los alimentos; en su parte inferior (laringofaringe) se comunica tanto con la laringe como con el esófago.

- **Laringe:** Es un conducto que comunica la faringe con la tráquea, está compuesta por porciones de cartílago y musculo. Durante la deglución, la faringe y la laringe ascienden provocando un cierre de la laringe y dirigiendo los líquidos y el alimento hacia el esófago lo que los mantiene fuera de la laringe y de las vías aéreas. Además de ser un conducto exclusivo para el aire este órgano es el encargado de la creación de sonidos a través de las cuerdas vocales.
- **Tráquea:** Es un conducto localizado por delante del esófago, se comunica con la laringe y en su porción inferior se divide en dos bronquios principales (izquierdo y derecho). Está compuesta de anillos de cartílago en forma de “C” (los cuales evitan su colapso) y musculo esquelético que le permite modificar su diámetro durante la ventilación.
- **Bronquios:** Son estructuras de conducción formadas por anillos de cartílago cubiertos por cilios, provienen de la división de la tráquea en su porción inferior (Carina). Los bronquios principales (izquierdo y derecho) entran cada uno a un pulmón en donde se dividen en bronquios secundarios (que van a cada lóbulo de los pulmones) los cuales a su vez se vuelven a dividir en bronquios terciarios que a su vez se dividen en bronquiolos y bronquiolos terminales que representan el fin de la zona de conducción del aparato respiratorio. A toda esta estructura se le suele llamar árbol bronquial.
- **Pulmones:** Son órganos situados en la cavidad torácica separados entre sí por el corazón y el mediastino y formados por lóbulos. Tienen a su alrededor una membrana pleural llena de líquido que disminuye la fricción entre membranas durante la ventilación y además los protege. Los pulmones se extienden desde el diafragma hasta un sitio superior a las clavículas y están limitados por las costillas en sus caras anterior y posterior. Estos órganos tienen un papel activo en la respiración ya que dentro de ellos se lleva a cabo dicho proceso y además están encargados de la ventilación pulmonar (inspiración y espiración de aire).

- **Alveolos:** Los alveolos son estructuras que se encuentran al final de los bronquiolos terminales y se unen para formar sacos alveolares que tienen la forma de un racimo de uvas. Contienen dos tipos de células: las tipo I (encargadas del intercambio gaseoso) y las tipo II (producen surfactante que ayuda a disminuir la tensión superficial y evitar su colapso al disminuir su volumen durante la espiración).

El intercambio gaseoso se lleva a cabo por medio de difusión a través de las paredes alveolares y los capilares sanguíneos (membrana respiratoria) utilizando las presiones parciales de los gases (O_2 y CO_2) los cuales se desplazan del sitio de mayor concentración al de menor concentración, en otras palabras el oxígeno fluye de los alveolos llenos de aire a la sangre y el CO_2 de la sangre desoxigenada a los alveolos para su expulsión del cuerpo durante la espiración (Guyton, 2016) [17].

2.2.2. Ventilación pulmonar

Para llevar a cabo la respiración podemos definir tres procesos básicos descritos de la siguiente manera por Tortora (2011) [2] :

1. **Ventilación pulmonar:** Se compone de la inspiración (flujo de aire del medio hacia dentro del cuerpo) y espiración (flujo de aire de los pulmones hacia el medio ambiente).
2. **Respiración interna (tisular):** Intercambio de gases entre los capilares sistémicos y los tejidos en donde la sangre pierde O_2 y recibe CO_2 de las células tisulares
3. **Respiración externa(pulmonar):** Intercambio de gases llevado a cabo por los alveolos en los pulmones en donde la sangre desoxigenada proveniente del ventrículo derecho se convierte en sangre oxigenada que se dirige a la aurícula izquierda. Además, la sangre desoxigenada deposita el CO_2 en los alveolos para expulsarse del cuerpo en la espiración.

La entrada y salida de aire de los pulmones se lleva a cabo gracias a cambios de presión en los mismos, el aire va a fluir desde el punto de mayor presión al de menor presión y dicho flujo va a depender de la resistencia de las vías aéreas y la distensibilidad de los pulmones. Durante las

fases de la ventilación y pulmonar ocurre lo siguiente según Tortora (2011) [2]:

Inspiración: Durante la inspiración al aire entra a los pulmones debido a una disminución de la presión dentro de los mismos; de la ley de Boyle de los gases sabemos que la presión de un gas es inversamente proporcional a su volumen por lo que para disminuir la presión intrapulmonar debemos aumentar su volumen. Para aumentar el volumen pulmonar se requiere la contracción de los músculos inspiratorios, el más importante es el diafragma (un musculo ubicado en el piso de la cavidad torácica), pero los músculos intercostales externos también contribuyen durante la inspiración. Cuando el diafragma se contrae aumenta el diámetro vertical de la cavidad torácica mientras que los músculos intercostales externos contraídos elevan las costillas. Mientras exista una diferencia de presión positiva entre el medio ambiente y los pulmones el aire fluirá hacia dentro del cuerpo. Durante una inspiración forzada, por ejemplo durante el ejercicio, se utilizan los músculos accesorios de la inspiración para aumentar aun mas el volumen de los pulmones.

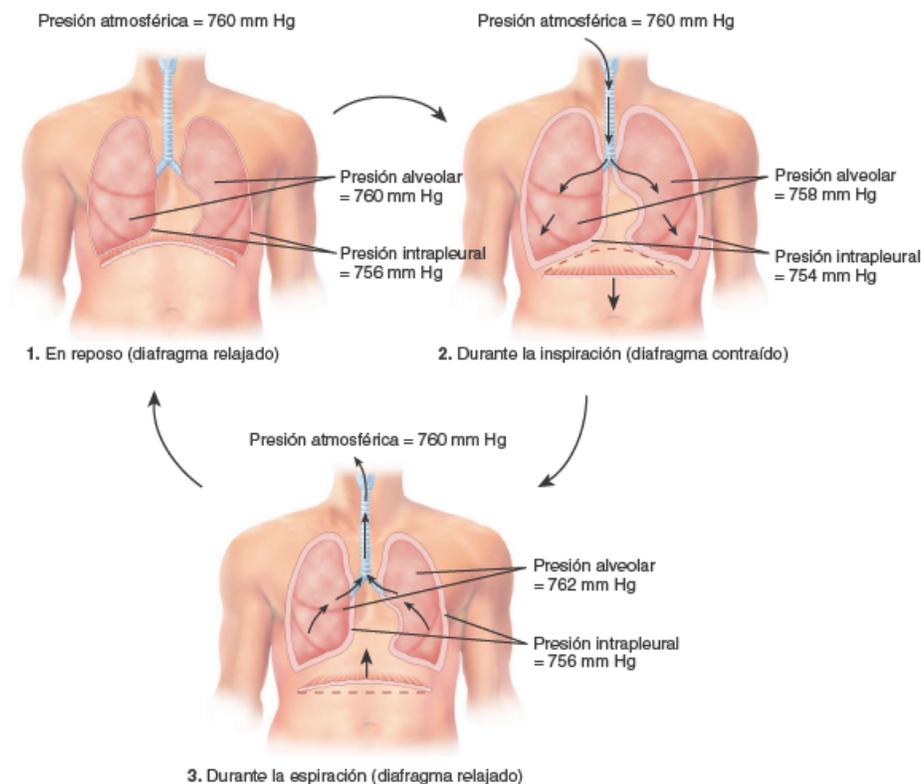


Figura 2.2: Cambios de presión y volumen en los pulmones ocasionada por la inspiración y espiración. Imagen tomada del libro [2]

Espiración: Es el proceso contrario a la inspiración y ocurre después de esta, normalmente es un proceso pasivo (no involucra contracción de músculos) en donde se expulsa el aire de los pulmones debido a un gradiente de presión negativo entre el medio ambiente y los pulmones por lo que el aire sale expedido de estos. En la espiración también está involucrado el retroceso elástico de los pulmones, es decir, la tendencia natural de los pulmones de volver a su tamaño normal después de expandirse. Durante la espiración el diafragma y los músculos intercostales externos se relajan y en consecuencia el volumen de los pulmones disminuye y aumenta la presión intrapulmonar. La espiración puede volverse un proceso activo cuando es forzada, en ese caso utiliza los músculos espiratorios (abdominales e intercostales internos) que se contraen para aumentar la presión abdominal y torácica; esto ocurre cuando se hace ejercicio, al inflar un globo o al tocar un instrumento de viento.

Aunque la inspiración y la espiración ocurren una después de la otra de forma cíclica no tienen la misma duración, normalmente la FR de un adulto en reposo ronda las 12 rpm en donde la inspiración dura aproximadamente 2 segundos y la espiración aproximadamente 3 segundos. Sin embargo, la FR y los tiempos de inspiración y espiración se ven afectados por diversas variables y no cuentan con un marcapasos como lo tiene el corazón para la FC. Además, los patrones de respiración se ven afectados por factores como: estados emocionales (como la risa o el llanto), el habla, el canto o con algunos reflejos como la tos o los estornudos, esto se ve en la figura 2.3. También existe un control voluntario de la respiración.

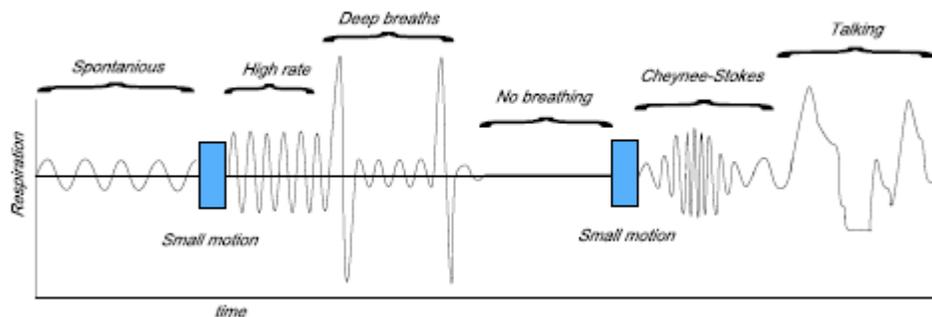


Figura 2.3: Patrones de respiración simulados. Imagen tomada del artículo [37]

Otros factores a tomar en cuenta son la resistencia de las vías aéreas y la distensibilidad pulmonar, que es el esfuerzo requerido para distender los pulmones durante la inspiración. Algunas enfermedades pulmonares pueden modificar la distensibilidad y dificultar la ventilación pulmonar.

2.2.3. Regulación nerviosa

El control de la respiración se lleva a cabo mediante una regulación nerviosa proveniente del centro respiratorio ubicado en el bulbo raquídeo, esta regulación se lleva cabo de manera automática de acuerdo a las necesidades de oxígeno de las células del cuerpo, por ejemplo, durante el ejercicio las células requieren una mayor cantidad de oxígeno por lo que la FR aumenta. Además, existe un control voluntario de la respiración que de igual forma esta modulado por el sistema nervioso de tal manera que podemos modificar nuestro patrón de respiración o dejar de respirar voluntariamente por un lapso de tiempo. El centro respiratorio se divide en tres áreas descritas por Tortora (2011) [2]:

1. **Área del ritmo bulbar:** Es la encargada de controlar el ritmo básico de la respiración, se divide en dos áreas una para la inspiración y otra para la espiración. Los impulsos nerviosos generados en el área inspiratoria llegan al diafragma y a los músculos intercostales externos y provocan su contracción durante la inspiración, al cabo de un tiempo esta área se inactiva lo que provoca la relajación de los músculos inspiratorios y comienza la espiración. El área espiratoria siempre esta inactiva durante la respiración normal, pero interviene en la respiración forzada mandando señales de activación a los músculos espiratorios (abdominales e intercostales internos).
2. **Área neumotóxica:** Coordina la transición entre la inspiración y la espiración mediante impulsos inhibidores al área inspiratoria evitando una insuflación excesiva además de acortar la inspiración y por ende aumentar la FR.
3. **Área apnéustica:** También ayuda a coordinar la transición entre la inspiración y la espiración específicamente alargando el tiempo de inspiración.

El centro respiratorio recibe aferencias que lo regulan, la corteza cerebral permite un control voluntario de la respiración, este control permite cortar la respiración en momentos que así lo requieran, por ejemplo, al sumergirse en el agua.

Los quimiorreceptores que miden constantemente la concentración de O_2 y CO_2 también influyen en el control de la respiración. Cuando la concentración de CO_2 aumenta los quimiorreceptores manda señales aferentes al centro respiratorio provocando el aumento de la FR y profundidad de las respiraciones (Guyton, 2016) [17]. A la respiración rápida y profunda se le llama hiperventilación y ayuda a aumentar la concentración de O_2 y espirar el exceso de CO_2 . Otros factores que controlan la respiración son: la propiocepción (al comenzar un esfuerzo físico aumentan la FR), el estrés, la ansiedad, la temperatura, el dolor agudo, la presión arterial y el estado general de las vías aéreas.

Aunque el sistema nervioso autónomo (SNA) no tiene aferencias directas al centro respiratorio si ayuda a regular la respiración mediante estímulos al musculo liso de las vías aéreas. Durante el ejercicio la división simpática del SNA libera adrenalina y noradrenalina que ayudan a relajar el musculo liso de los bronquiolos dilatando las vías aéreas mejorando el flujo aéreo y disminuyendo la resistencia de las vías aéreas. En el caso contrario el sistema parasimpático contrae el musculo liso y por ende aumentando la resistencia de las vías aéreas (Tortora, 2011) [2].

2.2.4. Importancia clínica

La FR es un parámetro importante para evaluar la condición física de un paciente, sin embargo en la clínica no es un parámetro tan sencillo de medir ya que la mayoría de instrumentos requiere de estar en contacto con los paciente y suelen ser incómodos por lo que muchas veces la respiración se evalúa de manera indirecta por el personal de salud el cual cuenta las veces que la caja torácica se expande y contrae en un periodo de tiempo, además de tener en cuenta la calidad de la respiración por ejemplo que no se le dificulte al paciente inspirar aire o que al momento de hacerlo no haya ruidos extraños.

La FR en un adulto sano esta entre 12-20 rpm con un patrón de respiración suave (no agitado). Una disminución de la FR se presenta en pacientes con alteraciones neurologías, infecciones

respiratorias o pleuritis. Al contrario, un aumento en la FR está relacionado con la ansiedad, el dolor agudo (por ejemplo, durante una fractura) y durante el ejercicio.

Por último, se suele monitorear la FR de manera continua durante el sueño para diagnosticar alteraciones del mismo.

Capítulo 3

Estado del arte en la cuantificación de variables fisiológicas.

3.1. Frecuencia cardiaca

La FC como ya se menciona es uno de los parámetros mas importantes para evaluar el estado de salud de un paciente, en el ámbito clínico el método mas utilizado para evaluar la actividad cardiaca es el electrocardiograma (ECG o EKG), aunque el ECG es la mejor opción para evaluar el funcionamiento del corazón es un método que requiere la colocación de electrodos en la piel del paciente y de un equipo sofisticado por lo que en la actualidad se está popularizando el uso de oxímetros de pulso para una evaluación rápida y confiable de la FC, FR y saturación de oxígeno.

3.1.1. Electrocardiograma

El ECG es un registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón y cada una de sus partes, llamadas ondas, se corresponde con el recorrido de los potenciales de acción que se originan en el nodo sinusal hasta que estos provocan la contracción ventricular y se vuelve a repetir en el ciclo cardiaco.

Un electrocardiógrafo es el equipo médico utilizado para registrar un ECG y cuenta con diversos electrodos que se colocan en varias partes del cuerpo, al arreglo de los electrodos se les denomina

CAPÍTULO 3. ESTADO DEL ARTE EN LA CUANTIFICACIÓN DE VARIABLES

3.1. FRECUENCIA CARDIACA

FISIOLÓGICAS.

derivaciones. Típicamente se utilizan 12 derivaciones producidas por electrodos colocados en los miembros y a lo largo de la caja torácica (derivaciones precordiales).

Las derivaciones de los miembros se les llama derivaciones bipolares en donde el trazo del ECG se genera a partir de la diferencia de potencial en dos electrodos, estos electrodos se colocan en los brazos y en las piernas, pero uno de ellos, el de la pierna derecha, se utiliza como tierra. A este arreglo también se le conoce como el triángulo de Einthoven. Las derivaciones bipolares se nombran como DI, DII y DIII. DI es el resultado de restar la señal del electrodo del brazo izquierdo menos la señal del electrodo del brazo derecho. DII es la señal de la pierna izquierda menos la señal del brazo izquierdo y por último DIII es la señal de la pierna izquierda menos la señal del brazo izquierdo (Pérez, 2011) [1].

Por su parte las derivaciones precordiales son unipolares, es decir el trazo se genera con la señal de un solo electrodo y se nombra de V1 a V6 según la posición del electrodo, dichos electrodos se colocan a partir del esternón y en a lo largo de los espacios intercostales y nos ayudan a tener una visión más completa de la propagación de los impulsos eléctricos en las diferentes caras del corazón. Además existen tres derivaciones unipolares más que nacen de los electrodos de los miembros y se denominan según su posición: aVR (amplified vector right), aVL (amplified vector left) y aVF (amplified vector foot) que se corresponden con el brazo derecho, izquierdo y pierna izquierda (Pérez, 2011) [1].

En la práctica clínica se suelen tomar en cuenta las 12 derivaciones, pero existen algunas otras que son auxiliares en el diagnostico de enfermedades concretas, pero tienen una distribución de electrodos diferente. Dependiendo de que derivaciones utilicemos las ondas del ECG se verán de una manera distinta, en algunas derivaciones la onda P puede ser una deflexión positiva mientras que en otras una deflexión negativa; pero no solo cambia la morfología de las ondas sino también su intensidad por lo que es muy importante conocer el efecto de las derivaciones para una correcta interpretación de la información.

Existen electrocardiógrafos que grafican la información utilizando una cinta móvil, un papel y aguja (similar a un sismógrafo) o los que entregan la información de manera digital en una pantalla.

En el trazo del ECG se presentan las siguientes ondas descritas en orden por Tortora [2]:

- **Onda P:** Es la primera onda que marca el inicio de un latido, se debe a la despolarización auricular que proviene del nodo sinoauricular y se propaga a través de las aurículas para que estas se contraigan.
- **Complejo QRS:** Con su nombre lo indica es un complejo formado por 3 ondas, una deflexión negativa (onda Q), seguida de un pico positivo muy alto (pico R) y de nuevo una deflexión negativa (onda S), estas tres ondas ocurren muy rápidamente y se corresponden con la despolarización ventricular. El complejo QRS enmascara la señal de la repolarización auricular que ocurre paralelamente.
- **Onda T:** Esta onda aparece después del complejo QRS y se debe a la repolarización de los ventrículos durante la diástole ventricular

Como se mencionó anteriormente la morfología e incluso la polaridad (positiva o negativa) de las ondas varía entre cada derivación debido a que se están tomando los potenciales de acción propagándose desde distintas posiciones del corazón. También hay que recordar que la despolarización de las células es el causante de los potenciales de acción y la repolarización se refiere al proceso en que las células vuelven a su potencial de reposo. En la figura 3.1 se muestra a detalle las etapas del ciclo cardiaco y su relación con el ECG.

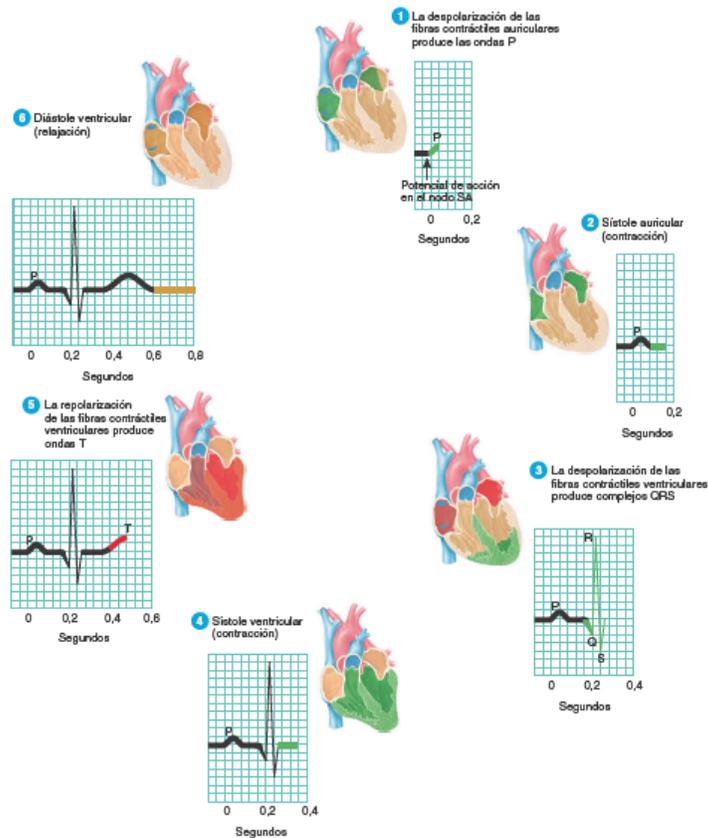


Figura 3.1: Fases del ciclo cardíaco y su relación con el ECG. Imagen tomada del libro [2]

Los parámetros que se grafican en el ECG son el voltaje en el eje 'y' y el tiempo en el eje 'x' por lo que el ECG nos da información sobre el funcionamiento del corazón de un paciente mediante la interpretación de su morfología y de las alteraciones del ritmo. Para calcular la FC a partir de un ECG pueden utilizarse varios métodos entre los más comunes está utilizar los picos R de la señal (ya que son fáciles de detectar); si nos fijamos en el tiempo que pasa entre dos picos R obtenemos el periodo cardíaco cuyo inverso es la FC en ese instante de tiempo, sin embargo esto podría causar mucho error ya que nos estamos fijando en una sola referencia por lo que comúnmente se cuenta el número de picos R en un intervalo de tiempo y se multiplica por un factor para obtener la FC. Por ejemplo si contamos 11 picos R en un intervalo de 10 s podemos multiplicarlo por 6 e inferir que la FC del paciente es de 66 lpm.

3.1.2. Oxímetro de pulso

Los oxímetros de pulso son dispositivos médicos que se utilizan para medir la saturación de oxígeno en sangre (SpO_2) por medio de la fotopleletismografía (PPG por sus siglas en inglés) (Contreras, 2018) [3]. Aunque el principal objetivo sea obtener la SpO_2 los oxímetros también proveen de información adicional como la FC y la FR.

El termino fotopleletismografía(PPG por sus siglas en inglés) proviene de dos técnicas: la espectrofotometría y la pleletismografía. La espectrofotometría se refiere a la técnica que utiliza luz de una determinada longitud de onda y mide la absorción de la misma para detectar la presencia de alguna sustancia. Dicha técnica se fundamenta en la ley de Beer-Lambert que dice que la absorbancia (relación de la luz que sale de la muestra entre la luz que entra) de una muestra para una determinada longitud de onda depende de la cantidad de sustancia con la que interactúa la luz, en otras palabras, si la cantidad de sustancia a medir aumenta la luz a la salida será menor. Por su parte la pleletismografía estudia los cambios de volumen sanguíneo en el cuerpo, dichos cambios de volumen se deben al ciclo cardiaco y la respiración (Contreras,2018) [3].

El principio de funcionamiento de un oxímetro de pulso se basa en la PPG para dos sustancias específicas de la sangre: la Hb y la HbO_2 las cuales tienen coeficientes de absorción diferentes, la Hb absorbe luz a longitudes de onda entre 640-660 nm (luz roja) mientras que la HbO_2 absorbe luz entre 910-940 nm (luz infrarroja) por lo que en un oxímetro de pulso vamos a encontrar dos leds uno rojo y uno infrarrojo además de un fotodiodo que mide la cantidad de luz que la sangre absorbió (transmitancia) o reflejó (reflectancia) según la configuración del dispositivo (Contreras,2018) [3].

Se puede utilizar un solo fotodiodo controlando la emisión de los leds (es decir uno este encendido por una ventana de tiempo mientras el otro esta apagado) o utilizar dos fotodiodos, en la practica la configuración de un solo fotodiodo es mayor debió a que utiliza menos componentes. La señal fotopleletismográfica se compone de dos componentes: una componente estática (DC) debido a la absorbancia de la luz por los diferentes tejidos y componentes del cuerpo (piel, grasa, hueso, agua, etc.) y una componente dinámica o alterna (AC) producida por la variación del volumen sanguíneo. La componente de AC es la componente que lleva la información sobre la

SpO₂ por lo que basta con filtrar la componente de DC para obtener la señal de interés. En la figura 3.2 se muestran estas dos componentes.

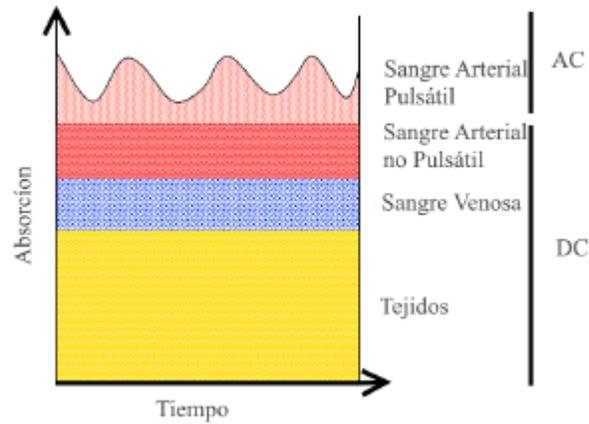


Figura 3.2: Componentes de la señal de PPG, la señal de AC proviene de los cambios de volumen de la sangre arterial y la señal DC de todos los demás tejidos. Imagen tomada de [3]

Una vez obtenidas las dos señales de AC (una por cada longitud de onda) se utiliza una relación matemática que utiliza ambas señales, con dicha relación se hace un ajuste para obtener el valor de la SpO₂ en porcentaje, una persona sana en estado de reposo tiene entre 95 % y 100 %. Dichas relaciones matemáticas dependen del fabricante del oxímetro (muchas veces son empíricas) pero la idea se centra en que mientras mayor sea la cantidad de HbO₂ menor va a ser la señal del diodo infrarrojo (ya que absorbió más luz) y mayor la señal del led rojo y por ende el porcentaje de saturación es mayor.

En el caso contrario si la cantidad de HbO₂ disminuye el porcentaje de saturación también debido a que la señal del led infrarrojo aumenta y la del led rojo disminuye (debido a que ahora hay mas Hb y por ende absorbe más luz).

Para obtener la FC a partir de la señal de PPG se puede hacer un análisis de frecuencia, utilizando la transformada de Fourier, por ejemplo, para obtener la frecuencia de oscilación de la señal que se corresponde con la FC debido a que la variación del volumen sanguíneo proviene del ciclo cardiaco, otra forma es contar el número de pulsos en una ventana de tiempo e inferir la FC como en el ECG ya que de nueva cuenta los pulsos de la señal tienen su origen en los latidos del

corazón.

3.2. Frecuencia respiratoria

La FR es un parámetro que no tiene como tal un estándar de oro para su medición ya que en la clínica se suele contar de manera manual por un especialista, es decir un médico se fija en los cambios de volumen del tórax debido a la respiración y cuenta cuantas respiraciones lleva a cabo el paciente en una ventana de tiempo, sin embargo este método puede tener mucho error tanto por parte del médico que cuenta como del propio paciente que puede modular su propia respiración de manera voluntaria; además existen escenarios donde se requiere monitorear este parámetro de manera continua como en las salas de urgencias, cuidados intensivos o en el quirófano.

Entre los métodos automatizados para medir la FR se encuentran los sensores de flujo que se colocan en la nariz o boca de los pacientes y se utilizan durante la ventilación asistida, los oxímetros de pulso y los sensores de fuerza que miden los cambios de volumen de los tórax debidos a la respiración.

3.2.1. Oxímetro de pulso

Como se revisó en el capítulo anterior los oxímetros de pulso utilizan la PPG para obtener dos señales que nos hablan de la cantidad de Hb y HbO_2 pero también la propia señal fotople-tismográfica lleva información sobre los cambios de volumen sanguíneo, dichos cambios son producidos por el ciclo cardiaco, pero también están modulados por la respiración. Estas modu-laciones de baja frecuencia son producto de los cambios de volumen y presión en las vías áreas y los pulmones por lo que se relacionan directamente con la FR y son visibles en la señal de PPG debido a que afectan la función cardiaca al disminuir el volumen sistólico del ventrículo izquierdo durante la inspiración, lo que ocasiona una disminución de la señal de pulso (Nakaji-ma, 1996) [4].

Esta señal de baja frecuencia se puede aislar de diversas formas utilizando técnicas en el dominio de la frecuencia como la transformada de Fourier, wavelets o filtros digitales y se analiza de la

misma forma para encontrar la FC, es decir se puede analizar en frecuencia o contar el número de pulsos de respiración en una ventana de tiempo.

3.2.2. Bioimpedancia: Neumografía por impedancia.

La impedancia se define como la oposición al paso de una corriente eléctrica por un material, la neumografía utiliza los cambios en la impedancia del tórax, dichos cambios son inducidos por los procesos de inspiración y espiración.

Durante la inspiración los pulmones se llenan de aire provocando un aumento en el diámetro del tórax y por ende un alargamiento de la piel induciendo una disminución en la conductividad del tejido(aumento de la impedancia). Al contrario durante la espiración el volumen de la caja torácica disminuye al igual que la impedancia y por ende aumenta la conductividad (Aqueveque,2020) [5].

Para obtener dichos cambios de impedancia se utilizan arreglos de electrodos colocados en el pecho a los cuales se les suministra una pequeña corriente alterna de alta frecuencia, esto debió a que si se utilizara una corriente de baja frecuencia o directa podría dañar los tejidos y causar quemaduras en la piel.

Una vez obtenida la señal de respiración se realiza un análisis en frecuencia o se cuentan los pulsos en una ventana de tiempo. Además de utilizar electrodos hay un método alternativo que utiliza galgas extensiométricas que se colocan en el pecho y siguen el mismo principio de obtención de la señal, cuando el paciente inspira el volumen del tórax cambia y la longitud de las galgas extensiométricas también por lo que hay un cambio de voltaje en la señal, durante la espiración el tórax y las galgas vuelven a su posición original y el voltaje regresa su estado basal, sin embargo este método tiene la desventaja de que los sensores son muy delicados (Olmos, 2007) [6] . Un método alternativo es utilizar sensores de presión alrededor del tórax y monitorear los cambios de presión ocasionados por los movimientos torácicos.

Capítulo 4

Métodos sin contacto para la detección de variables fisiológicas

4.1. Cámaras digitales

El procesamiento digital de imágenes nos permite analizar las características de una imagen y extraer de esta información. Una imagen digital se representa como una matriz $M \times N$ cuyos valores son proporcionales a la señal recibida por los sensores que formaron dicha imagen. A cada valor de dicha matriz se le suele llamar pixel y constituye el elemento más pequeño de una imagen. Existe una gran variedad de imágenes digitales y se clasifican según el tipo de energía que la forma, en la actualidad existen para casi todo el espectro electromagnético, hay imágenes formadas con rayos X, luz UV, ultrasonido, etc.

Las más utilizadas son las imágenes que se forman a partir del espectro de la luz visible ya que retratan el mundo que nos rodea y son fáciles de interpretar por el ojo humano.

Una cámara digital es un dispositivo capaz de formar imágenes a partir de la luz visible y esta compuesta de un arreglo de fotodiodos que convierte la luz que reciben en un voltaje, dicho voltaje pasa un proceso de conversión analógica a digital para poder guardarse como una imagen digital.

El funcionamiento de una cámara digital está ligado a la fisiología del ojo humano, nuestros ojos

CAPÍTULO 4. MÉTODOS SIN CONTACTO PARA LA DETECCIÓN DE VARIABLES FISIOLÓGICAS
4.1. CÁMARAS DIGITALES

cuentan con unas células fotosensibles llamadas conos y bastones. Los conos son los responsables de formar imágenes a color y existen de tres tipos: rojos, azules y verdes. Estos conos tienen una mayor respuesta a longitudes de onda específicas, por ejemplo, los conos rojos van a enviar señales eléctricas al cerebro cuando el ojo capte luz con longitud de onda cercana a los 700 nm (que corresponden al rojo), esto no significa que no sean capaces de captar otras longitudes de onda, sino que son más sensibles a una longitud específica (Tortora, 2011) [2]. La combinación de las tres señales provenientes de los tres tipos de conos son las encargadas de formar la gran variedad de colores que podemos percibir.

La luz visible es una forma de energía electromagnética que comprende de los 400 a los 700 nm de longitud de onda aproximadamente (fig. 4.1) y cada longitud de onda corresponde a un color que podemos interpretar.

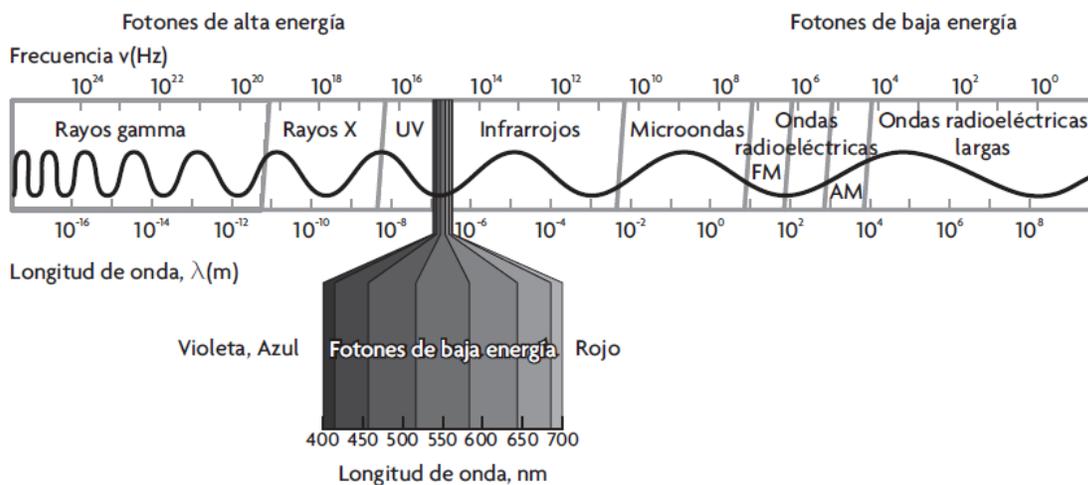


Figura 4.1: Espectro electromagnético completo según la longitud de onda, la luz visible es una pequeña parte del espectro. Imagen tomada del libro [30]

Los colores que percibimos son producto de la interacción de la luz ambiente con los objetos, por ejemplo, si percibimos un objeto de color verde significa que la luz del ambiente incidió en el objeto y este absorbió la luz en todas sus longitudes de onda menos la del color verde. La luz verde es reflejada o transmitida por el objeto y esta longitud de onda es la que llega a nuestros ojos y se interpreta en el cerebro como dicho color.

Las cámaras digitales intentan replicar el funcionamiento de nuestros ojos por lo que utilizan el sistema de color RGB (Red, Green, Blue) tanto para la formación de las imágenes como para su despliegue en un monitor y su almacenamiento en forma de tres matrices (una por cada color).

Para formar la imagen se utiliza un arreglo de fotodiodos que tienen un filtro de color a la entrada de tal forma que respondan mejor a una longitud de onda en específico, en este caso se utilizan filtros RGB. La respuesta de cada fotodiodo es proporcional a la cantidad de luz que reciben la cual es la suma de la luz ambiente y la luz reflejada o transmitida por los objetos. Después de que los fotodiodos transformen la luz recibida en un voltaje este debe de convertirse en un valor digital mediante un proceso de conversión analógica a digital.

Dos valores importantes en una imagen digital son la resolución espacial y la resolución de intensidad, la primera se refiere al elemento (detalle) mas pequeño que se puede identificar en una imagen y esta relacionado con el numero de pixeles de la imagen y la distancia que hay entre ellos. La resolución de intensidad esta relacionada con la cuantización en el proceso de conversión analógico a digital, por ejemplo, una resolución de 8 bits nos permite guardar en cada pixel un valor entre 0 y 255 donde cero es negro (ausencia de luz) y 255 blanco (la máxima cantidad de luz medible), también se le suele conocer como profundidad de pixel. Un ejemplo de imagen digital se muestra en la figura 4.2

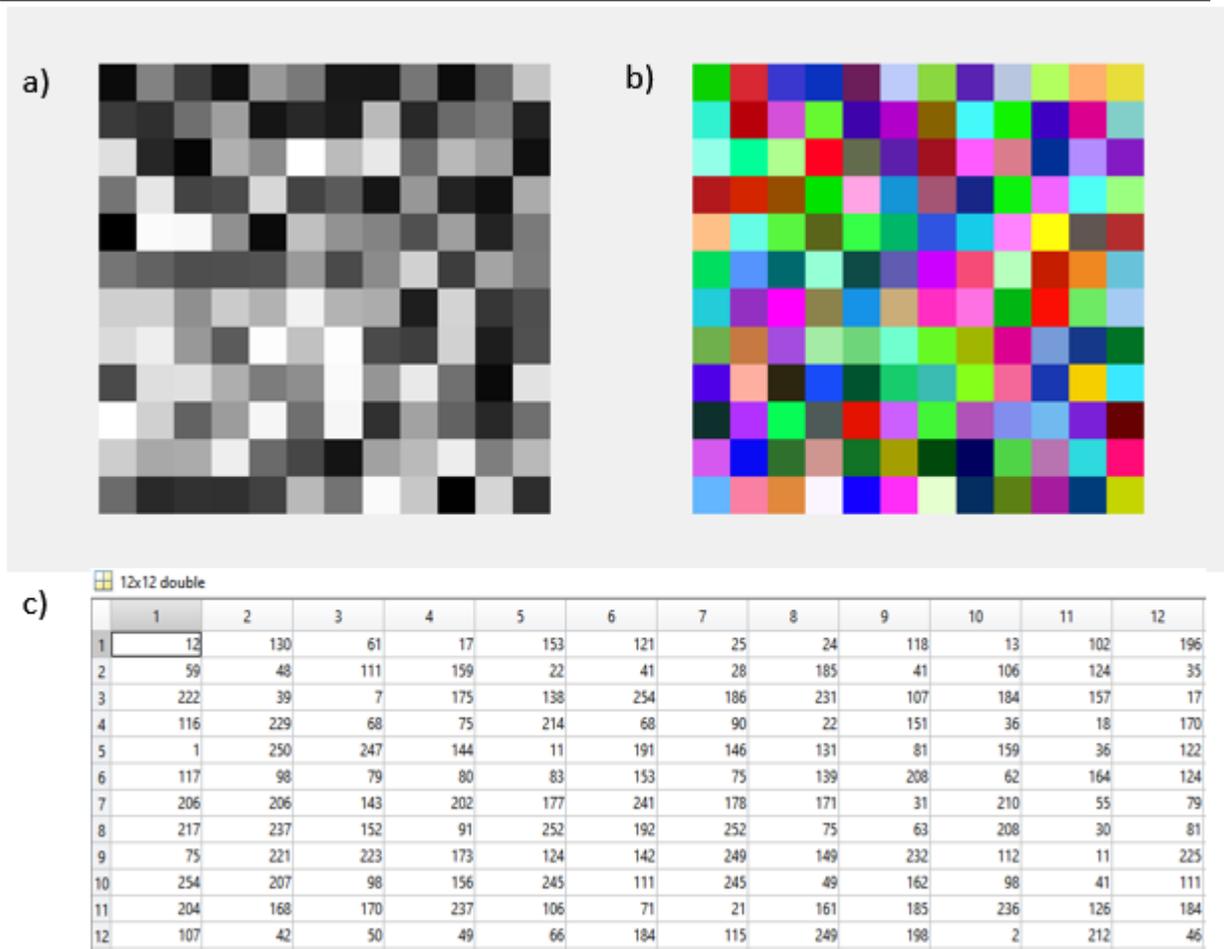


Figura 4.2: Imágenes sintéticas, en el a) se muestra una imagen digital de 12x12 píxeles con una resolución de 8 bits en escala de grises, en b) se muestra una imagen RGB formada a partir de la combinación de tres matrices de 12x12 píxeles de 8 bits. en c) se muestra la representación numérica de la matriz que forma la imagen a).

Un vídeo es una secuencia ordenada de imágenes digitales capturadas una tras otra a una determinada frecuencia, a cada imagen que forma un vídeo se le suele llamar frame y a la frecuencia con la que se toman las imágenes (frecuencia de muestreo) se expresa en frames por segundo (fps). Los fps en un vídeo obedecen los mismos principios del muestreo digital, es decir, no podemos observar fenómenos que ocurran más rápido que la frecuencia de muestreo ya que la señal que obtengamos no va a representar de manera adecuada al fenómeno (lo va a distorsionar) por

lo que se debe de cumplir con el teorema de Nyquist el cual dice que la frecuencia de muestreo debe de ser por lo menos 2 veces la frecuencia del fenómeno que queremos observar.

De una imagen se pueden extraer diversas características de forma o de color, por ejemplo, se pueden utilizar algoritmos de segmentación para delimitar y clasificar objetos. Al pasar del procesamiento de imágenes al procesamiento de video se obtiene la evolución temporal de las regiones de interés (ROI), por ejemplo, se puede hacer seguimiento de objetos y conocer si se acercan o se alejan de la cámara y con que velocidad lo hacen, lo cual se esta utilizando en sistemas de visión artificial que guían robots o automóviles.

También podemos aprovechar los cambios de color en una ROI para cuantificar alguna característica, por ejemplo, si observáramos un semáforo podríamos conocer el tiempo que esta prendida la luz verde y el tiempo con el que esta apagada; además muchos de los cambios de color son imperceptibles para el ojo humano, pero no para las cámaras digitales por lo que podemos amplificar dichos cambios e interpretarlos según sea el caso.

Diversos estudios proponen diferentes técnicas para obtener información del estado de salud de un paciente a través del uso de cámaras digitales, Khanam y sus colaboradores [32] hacen un análisis de los métodos propuestos entre los cuales se encuentran el uso de diferentes cámaras (de celular, webcam, cámaras profesionales, drones) enfocadas a diferentes regiones de interés, siendo la mas utilizada el rostro, y dividiendo los grupos en 2 grandes grupos: los métodos que utilizan las variaciones de color de la piel y los que utilizan análisis de movimiento.

Todos los métodos analizados tienen artefactos en común que aumentan el error de las estimaciones de la FR y la FC, entre los artefactos mas comunes se encuentran las variaciones de la luz ambiente y los movimiento involuntarios del sujeto de prueba.

Entre los algoritmos que mejores resultados obtuvieron se encuentran: el análisis de componentes independientes del grupo de Poh [9], la diferencia de intensidad del canal verde y rojo del grupo de Feng [7], analisis de movimientos de la cabeza de Balakrishnan [34], una mezcla de descomposición empírica en modos (EMD por sus siglas en inglés) y análisis de correlación canónica (CCA) propuesta por el grupo de Al-Naji [35] y por ultimo los algoritmos basados en la magnificación euleriana de video (Eulerian Video Magnification o EVM) desarrollada por el grupo de Wu [36].

Los primeros 3 métodos (Poh, Feng y Balakrishnan) fueron a su vez analizados por el grupo de Hassan [8] quienes afirman que el mejor método es el del grupo de Feng basado en una diferencia de dos señales de color (verde y rojo).

El método de Al-Naji se descarto en el desarrollo de este trabajo debido a su complejidad matemática e informática la cual demanda un gran tiempo de procesamiento.

Por su parte los métodos basados en EVM si fueron tomados en cuenta y se implemento un algoritmo de EVM tanto en MATLAB como en el lenguaje de python, sin embargo los tiempos de procesamiento de dicho algoritmo eran demasiado grandes (de 10 a 15 minutos por video de 1 minuto) por lo que fue descartado. Sin embargo los métodos descartados tuvieron buenos resultados tanto en correlación con un patrón de referencia como en un error bajo y pueden ser una buena alternativa cuando el tiempo de procesamiento no importa o se cuenta con un equipo de computo muy robusto.

Autores como Bartula [37] o Jakkaew [39] utilizan los movimientos del tórax y del cuello respectivamente para obtener la FR, sin embargo, los métodos basados en el análisis de movimiento necesitan controlar la posición del sujeto y son muy sensibles al ruido debido a movimientos involuntarios del paciente.

Mas adelante se detallará el método propuesto para extraer variables como la FC o la FR pero dicho método utiliza las variaciones de color en una región del cuerpo (el rostro) para estimar dichas variables, las variaciones de color en este caso tienen su origen en la variación del volumen sanguíneo en los vasos sanguíneos debido al ciclo cardiaco.

4.2. Sensores infrarrojos

Como ya mencionamos la luz es un recurso muy importante que tiene una infinidad de aplicaciones, sin embargo, la luz visible no es el único tipo de luz que tiene importancia en la medición remota de diversas variables.

La luz infrarroja es un tipo de luz cuyas longitudes de onda van desde los 700 nm hasta casi 1 mm por lo que no es percibida por nuestros ojos sin embargo se comporta de manera similar a la luz visible y se pueden describir las mismas interacciones entre la luz infrarroja y los objetos,

aunque seamos incapaces de ver dichas interacciones.

Los sensores infrarrojos son dispositivos que nos permiten cuantificar la intensidad de la luz infrarroja y comúnmente son arreglos de fotodiodos que transforman dicha luz en voltaje. Los sensores infrarrojos se dividen en dos categorías los activos y los pasivos. Los sensores infrarrojos activos utilizan una fuente de luz infrarroja, típicamente un diodo emisor de luz infrarroja (IRLED) y un fotodiodo para medir algún fenómeno, por ejemplo, existen sensores que permiten detectar la presencia de un objeto y funcionan de la siguiente manera se coloca el IRLED de tal forma que el fotodiodo reciba su luz, si la luz es cortada por la presencia de un objeto el fotodiodo no va a recibir luz y la señal de salida será un voltaje nulo. También se utiliza este arreglo de IRLED y fotodiodos en los oxímetros de pulso para medir la absorción de la luz infrarroja por la Hb y la HbO_2 , con dichos valores se hace una conversión para estimar el porcentaje de saturación de oxígeno en sangre.

Por su parte los sensores infrarrojos pasivos no cuentan con una fuente de luz propia por lo que solo reciben luz infrarroja del ambiente o proveniente de algún fenómeno por ejemplo una reacción química. Todos los objetos emiten luz infrarroja debido a que tienen una temperatura mayor a 0 K por lo que se pueden utilizar sensores infrarrojos para detectar dicha luz y mediante un ajuste convertir esa señal en un valor de temperatura, así es como funcionan los termómetros infrarrojos. (Cook, 2018) [31]

Así como las cámaras digitales son un arreglo de fotodiodos sensibles a la luz visible existen las cámaras infrarrojas, también conocidas como cámaras térmicas, que son un arreglo de fotodiodos sensibles a la luz infrarroja de tal forma que las imágenes formadas se deben a la interacción de los objetos con este tipo de luz. Los sistemas de visión nocturna utilizan cámaras infrarrojas para detectar la radiación emitida por los objetos y poder encontrarlos en ausencia de luz blanca. También se utilizan cámaras térmicas para, como su nombre lo indica, conocer la temperatura de los objetos sin tener que tocarlos.

Las imágenes que se obtienen a través de estas cámaras también son imágenes digitales por lo que su procesamiento, almacenamiento y despliegue es muy similar a trabajar con imágenes en escalas de grises. Debido a que dichas imágenes carecen de color se le suele añadir colores artificiales para que sea más fácil su interpretación, por ejemplo si utilizamos una cámara térmica

apuntando a un objeto muy caliente podemos asignarle a dicho objeto un color rojo intenso y por el contrario a un objeto frío se le suele asignar colores azules sin embargo dichos colores son arbitrarios.

En la actualidad Elphick y sus colaboradores [38] han propuesto utilizar cámaras térmicas para monitorear los cambios de temperatura cerca de las fosas nasales para obtener la FR mientras que el grupo de Jakkaew [39] proponen un método similar pero para el monitoreo de los pacientes durante el sueño, ambos obteniendo resultados favorables, sin embargo estos métodos son muy costosos comparados a utilizar cámaras digitales convencionales.

También se ha explorado la utilización de las cámaras infrarrojas para investigar la temperatura de la piel y sus relación con el metabolismo (Jiang, 2005) [40] e incluso se investiga la detección de cáncer de mama con ayuda de la termografía (Kennedy, 2009) [41] pero aun no se tienen resultados concluyentes que validen su uso como una técnica de cribado.

Sin embargo el uso más extendido de la luz infrarroja en el campo de la salud son los oxímetros de pulso y los termómetros infrarrojos ya que son una alternativa de bajo costo mínimamente invasiva para determinar la saturación de oxígeno en sangre y la temperatura corporal respectivamente.

Capítulo 5

Metodología

5.1. Método propuesto

5.1.1. Frecuencia cardiaca

La PPG utiliza una fuente de luz, típicamente diodos emisores de luz (LED), y un sensor de luz, por ejemplo, un fotodiodo, el cual se encarga de captar la luz transmitida o reflejada (dependiendo de la configuración del dispositivo) por la microvasculatura de una región del cuerpo como lo puede ser cualquier dedo de la mano, dedos del pie o los lóbulos de las orejas.

La luz recibida por el fotodiodo varía de acuerdo a la variación del volumen sanguíneo (BVV por sus siglas en inglés) obteniéndose una señal cuasi periódica con información sobre el sistema cardiovascular.

El principio de funcionamiento de la fotopleletismografía remota (rPPG) se basa en utilizar la luz ambiental como fuente de luz. Una cámara digital se enfoca en una región de interés (ROI), en este caso el rostro, y se graba una secuencia de imágenes en un vídeo. Dado que la hemoglobina en la sangre es un cromóforo (sustancia que puede absorber la luz de una determinada longitud de onda), la BVV debajo de la superficie de la piel modula la absorción de luz por la piel durante los ciclos cardíacos, apareciendo como ligeras variaciones de color en la piel. Aunque las ligeras variaciones de color de la piel de la cara debido a la BVV son invisibles a los ojos humanos, pueden ser detectadas por cámaras digitales. De la secuencia de fotogramas del video, la señal

de PPG se puede extraer por técnicas de procesamiento de video y de señales.

Un modelo para entender la propagación de la luz se muestra en la figura 5.1 en donde vemos el camino de un haz de luz incidiendo directamente sobre la piel.

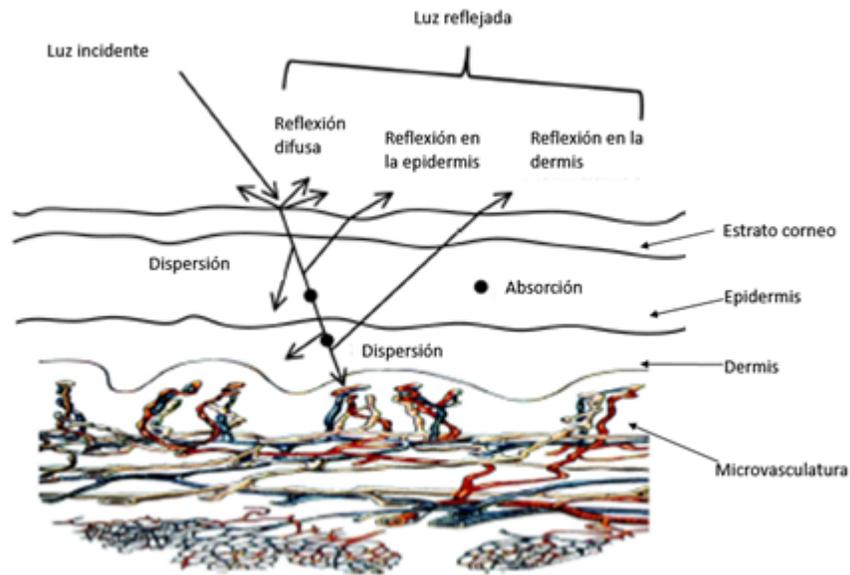


Figura 5.1: Propagación de la luz en la piel. Imagen modificada y tomada del artículo [7]

Simplificando la piel con un modelo de tres capas (estrato corneo, epidermis y dermis) podemos considerar la intensidad de la luz reflejada como el producto de varios fenómenos que ocurren a través de las capas de la piel debido a sus características.

Primero una pequeña fracción de la luz es reflejada de manera difusa al entrar en el estrato corneo, esto debido a la diferencia en el índice de refracción entre el aire y el estrato corneo además de que esta luz reflejada es difusa debido a que esta capa de la piel no es homogénea en toda su superficie.

En la epidermis ocurren tres fenómenos: la absorción de la luz debido a la presencia de la melanina, la cual es un cromóforo en el espectro de la luz visible, la reflexión de la luz debido al cambio de índices de refracción entre el estrato corneo y la epidermis y por último una fracción de la luz es dispersada debido a la no homogeneidad del tejido.

Finalmente, la luz restante llega a la dermis en donde ocurren los mismos fenómenos que en la

epidermis (reflexión, dispersión y absorción) pero en este caso la absorción se da debido a la interacción de la luz con la hemoglobina.

La intensidad de la luz reflejada por la piel y que será captada por una cámara de vídeo es la suma de las contribuciones de los fenómenos de la luz presenten en cada capa de la piel, sin embargo la mayoría de estos fenómenos es constante (despreciando las variaciones debido al movimiento del cuerpo que modifican el ángulo de incidencia de la luz) menos la absorción en la dermis ocasionada por la hemoglobina. La cantidad de hemoglobina en la dermis cambiará cuasi periódicamente con la BVV, y esto aumentará y disminuirá la luz absorbida por la piel que está relacionada con la intensidad de la luz total reflejada. La señal pletismográfica se genera registrando esta variación de intensidad radiante.

Existen diferentes métodos para obtener la señal pletismográfica utilizando rPPG pero se van a utilizar los dos métodos que tuvieron mejor desempeño en un análisis llevado a cabo por Hassan [8] en el año 2020. Los dos métodos son: análisis de componentes independientes (ICA) y diferencia adaptativa de los canales verde y rojo (GRD).

5.1.2. Análisis de componentes independientes (ICA)

La técnica propuesta por Poh et al [9] se muestra en la figura 5.2.

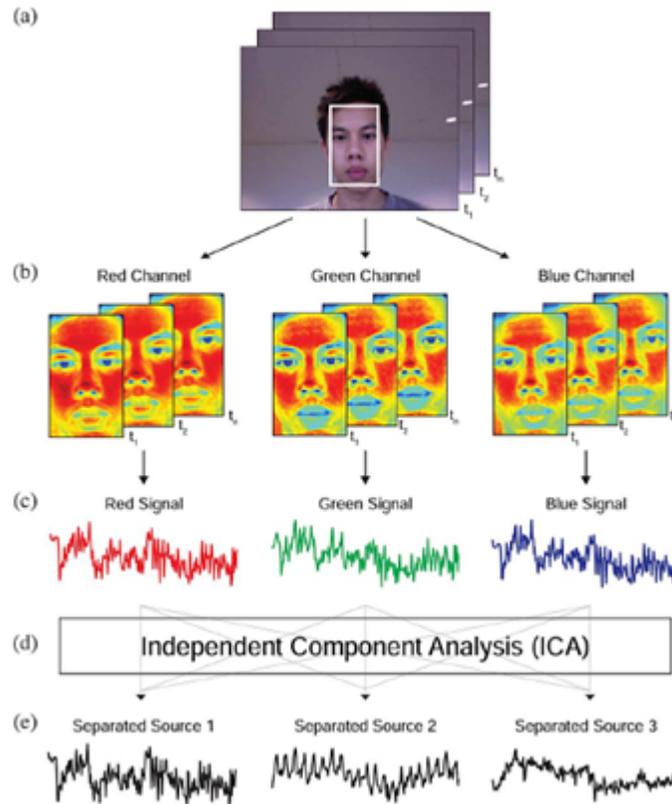


Figura 5.2: Método basado en ICA para la obtención de la FC. Imagen tomada de 5.2

El primer paso se muestra en la figura 5.2 a) y consiste en elegir la ROI, en este caso el rostro del sujeto, posteriormente cada frame del video es descompuesto en sus tres canales de color (RGB), todos los píxeles de la ROI en cada uno de los canales son promediados, este proceso se repite por cada frame en una ventana de tiempo determinada para obtener tres señales: $y_1(t)$, $y_2(t)$ y $y_3(t)$ correspondientes a cada canal de color. Después cada señal es normalizada siguiendo la ecuación 5.1.

$$y'_i(t) = \frac{y_i(t) - \mu_i}{\sigma_i} \quad (5.1)$$

En donde i representa una de las señales (del 1 al 3), μ_i y σ_i son el promedio y la desviación estándar de $y_i(t)$ respectivamente. Después de normalizar las señales estas son descompuestas

mediante un algoritmo basado en el análisis de componentes independientes (ICA).

El modelo de ICA supone que cada señal es una combinación lineal de las fuentes de señal, para este caso se suponen tres: $x_1(t)$, $x_2(t)$ y $x_3(t)$ de tal forma que se cumple la siguiente ecuación 5.2.

$$y^T(t) = Ax(t) \quad (5.2)$$

El propósito de ICA es obtener una matriz de coeficientes W la cual es una aproximación de la inversa de la matriz de coeficientes A , de tal forma que se cumpla la ecuación 5.3

$$\hat{x} = Wy^T(t) \quad (5.3)$$

Donde \hat{x} es una estimación de las fuentes de señal que conforman cada una de las señales $y'_i(t)$. Para descubrir las fuentes independientes, W debe maximizar la no gaussianidad de cada fuente. En la práctica, los métodos iterativos se utilizan para maximizar o minimizar una función de costo dada que mide la no gaussianidad para encontrar las componentes estadísticamente independientes de la señal.

ICA es capaz de eliminar de artefactos de movimiento separando las fluctuaciones predominantemente por la BVV de las señales sin procesar. Sin embargo, el orden en el que ICA devuelve los componentes independientes es aleatorio, por lo tanto, el componente cuyo espectro de potencia contenga el pico más alto en el intervalo de frecuencias de interés se seleccionará para un análisis adicional.

En otras palabras, partimos de tres señales sin procesar mediante el promedio de píxeles en una ROI para cada canal RGB, después dichas señales se someten a un algoritmo de ICA el cual nos arrojará tres componentes independientes entre sí y se elige solo la que contenga el pico más alto en su espectro de potencia para el intervalo de frecuencias de interés. Cabe mencionar que una característica de ICA es que se obtienen el mismo número de señales a la salida como de señales entrada. Posteriormente la señal seleccionada es filtrada con un filtro de media con una ventana de cinco puntos y un filtro Butterworth de orden 5 pasa banda con frecuencias de corte 0.7 y 4 Hz respectivamente.

Por último, se utiliza un algoritmo de interpolación y un algoritmo de detección de picos para obtener los intervalos de tiempo entre latidos (suponiendo que cada pico de la señal pletismográfica

se corresponde con un latido cardíaco).

Para la implementación de este método consideramos una serie de modificaciones. La ROI se selecciona de manera automática utilizando un algoritmo de detección de rostros basado en el algoritmo de Viola-Jones [10]. Una vez obtenida la ubicación del rostro se utiliza solo una fracción del rostro correspondiente a la frente del sujeto, esto con el objetivo de evitar tomar píxeles que no correspondan con zonas de piel expuesta (como los ojos, lentes, boca, cabello, etc). Se utilizan las tres señales obtenidas a partir de promediar cada canal de color, se aplica el algoritmo de ICA y después se utiliza el mismo criterio de elección de la componente (con base en su espectro de potencia).

La señal elegida es filtrada y analizada mediante un algoritmo de detección de picos en una ventana de tiempo (utilizamos una ventana de 20 segundos) y utilizando la fórmula 5.4

$$FC = \frac{N_p * 60}{V_{tiempo}} \quad (5.4)$$

Donde N_p es el número de picos detectados en una ventana de tiempo V_{tiempo} . Además, se calcula la frecuencia cardíaca (FC) mediante la transformada de Fourier tomando como la frecuencia cardíaca el pico de mayor amplitud en el espectro de potencia. De esta forma tendremos dos estimaciones de la FC una por análisis de Fourier y otra analizando los picos de la señal.

5.1.3. Diferencia adaptativa de los canales verde y rojo (GRD)

El grupo de Feng [7] propone un método basado en los canales verde y rojo de un video grabado en RGB, la primera parte de su método consiste en hacer un seguimiento de la ROI (en este caso se sigue utilizando una ROI centrada en el rostro), ya que uno de los problemas más importantes a resolver en la rPPG es el relacionado a los artefactos creados por el movimiento de los sujetos ya que dichos movimientos modifican el ángulo de incidencia de la luz (lo que modifica la intensidad de la luz captada por la cámara) además de que se puede “perder” la ROI por lo que también habrá una pérdida de señal.

En esta sección nos enfocaremos en la adquisición de la señal una vez que se tiene la ROI. La señal óptica de la rPPG, tomando en cuenta el modelo de reflexión de la piel explicado

previamente en figura 5.1, puede describirse bajo la ecuación 5.5.

$$I_i(t) = \alpha_i \beta_i (S_0 + \gamma_i S_0 \text{Pulse}(t) + R_0) M(t) \quad i \in \{R, G, B\} \quad (5.5)$$

En donde α_i es la intensidad del i-ésimo color de la luz en el espectro normalizado de la luz, β_i es un coeficiente relacionado a reflexión difusa en la piel para el i-ésimo color de la luz, γ_i es la relación ac/dc de la señal de rPPG en el i-ésimo canal de color. $\text{Pulse}(t)$ se refiere a la señal ideal de rPPG, S_0 es la intensidad promedio de la luz dispersada por la piel en la ROI, R_0 es la intensidad de la luz reflejada de manera difusa en la piel de la ROI y por último $M(t)$ esta relacionada a la modulación de la señal debida al movimiento del paciente o sujeto de prueba. En la ecuación 5.5, se asume que el espectro de dispersión de la piel y el espectro de reflexión difusa del estrato córneo tienen las mismas características espectrales. Por lo tanto, el mismo coeficiente β_i actúa tanto sobre, S_0 como sobre, R_0 . Dado que los capilares se encuentran en la dermis, no en la epidermis, γ_i puede afectar a S_0 , pero no a R_0 . Existe una modulación de movimiento idéntica en los tres canales de color ($M(t)$) por lo que el objetivo del método de diferencia de color es reducir los artefactos de movimiento mediante la resta ponderada de una señal rPPG con otra en dos diferentes canales de color. Podemos escribir dicha diferencia con la ecuación 5.6 donde podemos ver que el efecto de la dispersión de la luz (S_0) así como la reflexión difusa (R_0) se ven mitigados y solo queda una fracción de la modulación de movimiento ($M(t)$) por lo que la señal GRD es una señal más limpia, sin embargo, los coeficientes $\alpha_G, \beta_G, \alpha_R, \beta_R$, son desconocidos.

Se elige el canal verde y el canal rojo debido a que la señal resultante depende del factor $(\gamma_G - \gamma_R)$, por lo que dicho factor debe ser lo más grande posible y esto se logra precisamente eligiendo estos dos canales.

$$I_i(t) = \alpha_i \beta_i (S_0 + \gamma_i S_0 \text{Pulse}(t) + R_0) M(t) \quad i \in \{R, G, B\} \quad (5.6)$$

Aunque no podemos determinar el espectro de iluminación y el espectro de reflexión difusa por separado, podemos estimar el producto de ellos utilizando la intensidad de luz recibida en colores RGB por una cámara, porque la luz radiante de la piel está influenciada por el espectro de iluminación y el espectro de reflexión en forma de multiplicaciones consecutivas.

Para estimar los coeficientes $\alpha_G, \beta_G, \alpha_R, \beta_R$, podemos suponer que la componente $\gamma_i S_0 Pulse(t)$ es muy pequeña comparada con S_0 y R_0 por lo que podemos reescribir la ecuación 5.5 como la ecuación 5.7.

$$I_i(t) = \alpha_i \beta_i (S_0 + R_0) M(t) \quad i \in \{R, G, B\} \quad (5.7)$$

Por lo tanto, la diferencia entre $I_G(t)$ e $I_R(t)$ esta causada solo por $\alpha_G \beta_G$ y $\alpha_R \beta_R$ respectivamente. $I_G(t)$, $I_R(t)$ y $I_B(t)$ se refieren a las señales de rPPG sin procesar las cuales son el resultado de promediar todos los pixeles de la ROI en cada canal de color, por lo que para cada frame en el tiempo t dichas señales son conocidas. Tomando en cuenta lo anterior podemos estimar los coeficientes necesarios con la ecuación 5.8

$$\tilde{\alpha}_i \tilde{\beta}_i = \frac{I_i(t)}{\sqrt{I_G^2(t) + I_R^2(t) + I_B^2(t)}} \quad (5.8)$$

Sin embargo, no podemos utilizar los coeficientes estimados directamente sobre las señales $I_G(t)$ e $I_R(t)$ debido a que estos coeficientes fueron estimados teniendo en cuenta que la señal $\gamma_i S_0 Pulse(t)$ es despreciable en comparación a S_0 y R_0 por lo que utilizarlos directamente implicaría deshacernos de la señal que precisamente buscamos encontrar; por lo tanto, debemos eliminar las componentes S_0 y R_0 de las señales de rPPG, esto se logra mediante un filtro pasa bandas con frecuencias de corte 0.7-4 Hz, correspondientes a 42 y 240 latidos por minuto(lpm). Finalmente podemos explicar todo el modelo con la ecuación 5.9 en donde $I_{Gf}(t)$ y $I_{Rf}(t)$ son las señales de rPPG de los canales verde y rojo después de haber sido filtradas y $M_f(t)$ es la modulación debida al movimiento en la banda de paso del filtro.

$$GRD(t) = \frac{I_{Gf}(t)}{\tilde{\alpha}_G \tilde{\beta}_G} - \frac{I_{Rf}(t)}{\tilde{\alpha}_R \tilde{\beta}_R} = (\gamma_G - \gamma_R) S_0 Pulse(t) M_f(t) \quad (5.9)$$

Por último, la señal de GRD es analizada mediante la transformada de Fourier, en donde el pico de su espectro equivale a la estimación de la FC. Los autores del método proponen un último filtro adaptativo basado en dicha estimación de la FC en donde se filtra el espectro de Fourier en una banda de paso centrada en la FC y sus primeros 2 armónicos para después estimar la señal pletismográfica utilizando la transformada inversa de Fourier sobre el espectro filtrado.

Una vez con la señal pletismográfica se utilizan ventanas de tiempo y con ayuda de un algoritmo

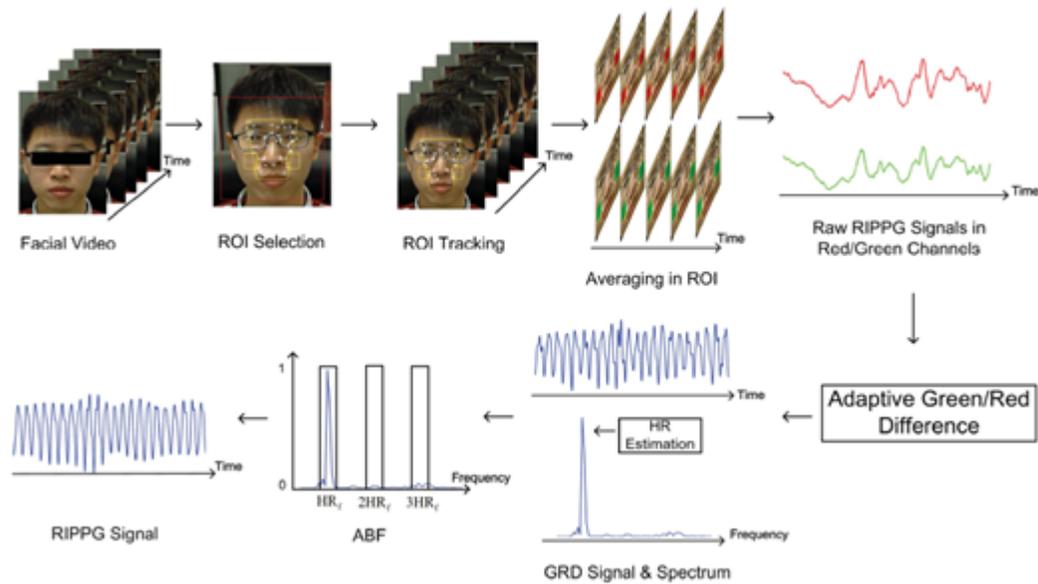


Figura 5.3: Método GRD para la detección de la FC. Imagen tomada de [7]

de detección de picos se hace la estimación final de la FC utilizando la ecuación 5.4. Un resumen de este método se muestra en la figura 5.3.

5.1.4. Implementación de los algoritmos

Con base en el análisis realizado por el equipo de Hassan [8] en donde comparan varios métodos de rPPG para la detección de la FC llevaremos a cabo un análisis comparativo de los dos métodos explicados anteriormente, con algunas variaciones, esto debido a que dichos métodos tuvieron el mejor desempeño ; el método GRD fue el que tuvo el menor error en todas las condiciones (sin movimiento, con movimiento, variaciones de luz y variaciones del tono de la piel de los sujetos de prueba) aunque el método basado en ICA también tuvo un buen desempeño. Además, el método GRD es de interés debido a que su implementación es más sencilla y la velocidad de procesamiento es más rápida por lo que necesita menores requerimientos de hardware para implementarse.

Para la implementación de los algoritmos descritos anteriormente se eligió utilizar el lenguaje de programación Python en particular la librería OpenCV que permite la obtención de vídeo y

contiene funciones para el procesamiento de las imágenes, además se eligió este lenguaje de programación debido a que es un lenguaje de alto nivel fácil de implementar en microcontroladores enfocados al procesamiento de señales e imágenes.

Se utilizara una webcam integrada a una laptop con una resolución de 640×480 @30 fps. El primer paso para ambos algoritmos es la obtención del rostro del sujeto, esto se logra mediante la implementación de un modelo de inteligencia artificial basado en el algoritmo de Viola-Jones [10], dicho modelo obtiene las coordenadas de los pixeles en donde encontró un rostro.

Posteriormente el rostro detectado es recortado de tal forma que la ROI abarque solo la frente del sujeto. Esta ROI varía de acuerdo a los movimientos del sujeto, no es una ROI estática sino que sigue el rostro a lo largo del vídeo.

Una vez obtenida la ROI el siguiente proceso es promediar los valores de los pixeles de la ROI en cada uno de los canales de color (RGB), de tal forma que obtengamos por cada imagen un punto de la señal de color correspondiente, utilizando esto a lo largo del video obtendremos tres señales ($I_G(t)$, $I_R(t)$ y $I_B(t)$). Cada una de las señales se actualiza según una ventana de tiempo, utilizamos ventanas de 10 y 20s debido a que probaron ser las ventanas más pequeñas que ofrecen mejores resultados.

Después de obtener dichas señales el algoritmo se divide en dos, uno para ICA y otro para GRD. Para el algoritmo de ICA, se normalizan las señales utilizando la ecuación 5.1 y dichas señales normalizadas se utilizan como entradas de la función de FastICA de la librería `sklearn.decomposition`. Al final de este proceso se obtienen 3 componentes desordenadas, para elegir la componente deseada nos fijamos en el pico más alto en su espectro de Fourier en un rango de 40 a 200 lpm.

Una vez obtenida dicha componente se filtra dos veces, primero con un filtro de media para suavizar la señal y luego un filtro pasa banda Butterworth de orden 5 con frecuencias de corte de 0.75 y 2.5 Hz correspondientes a 45 y 150 lpm. Dichas frecuencias de corte se obtuvieron de manera empírica y con base en la FC basal de un humano promedio, se opto por utilizar un filtro IIR debido a que sus requisitos computacionales son menores con respecto a un filtro FIR (se obtienen resultados similares con un filtro de menor orden) y se eligió el tipo Butterworth debido a que no tiene rizado en la banda de paso.

Por último, la señal filtrada se analiza utilizando el espectro de Fourier, tomando como la FC el pico máximo, y mediante un algoritmo de detección de picos utilizando la ecuación 5.4. Un resumen de este algoritmo se encuentra en la figura 5.4.

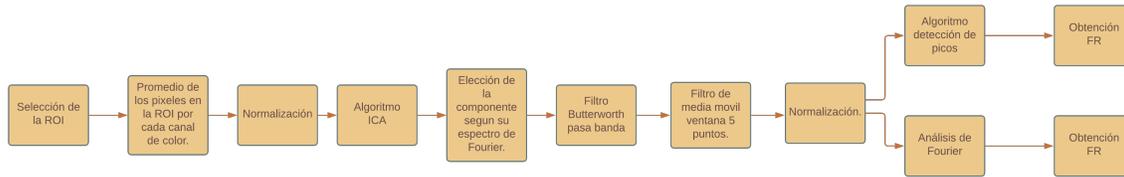


Figura 5.4: Diagrama del algoritmo basado en ICA.

Para el algoritmo basado en GRD es más sencillo de implementar ya que solo requiere seguir las ecuaciones 5.8 y 5.9.

Posteriormente la señal de GRD se suaviza utilizando un filtro de media y se normaliza de acuerdo a la ecuación 5.1 y por último se analiza de la misma forma que la señal de ICA, en frecuencia y con un detector de picos.

El algoritmo GRD se resume en la figura 5.5, las frecuencias de corte del filtro pasa banda son 0.7 y 4 Hz respectivamente.

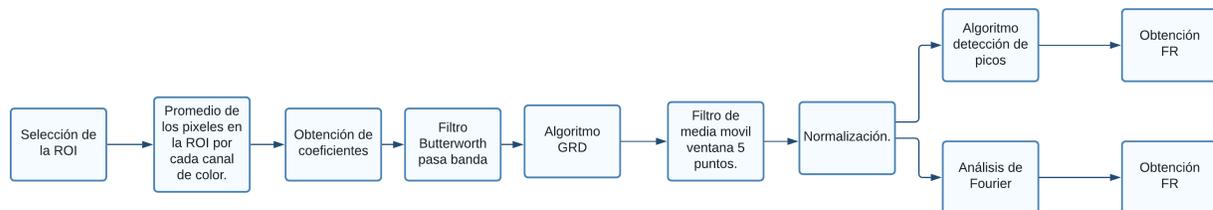


Figura 5.5: Diagrama del algoritmo basado en GRD.

5.1.5. Frecuencia respiratoria

Para cuantificar la FR utilizando imágenes de vídeo existen dos técnicas principalmente: el análisis de movimiento y el análisis de color.

En 1996 Nakajima [4] afirmó que se puede obtener una gráfica de los procesos respiratorios

(inspiración y espiración), y por ende estimar la FR, a partir de la señal de PPG simplemente filtrando dicha señal en un ancho de banda que se corresponda con la FR, de esta forma los oxímetros de pulso son capaces de medir no solo la FC sino también la FR.

Sanyal y Nundy [11] propusieron en el 2018 un método para cuantificar la FR a través del análisis de las variaciones de color en el mapa de color HSV mientras que Ghodratioghar [12] propone utilizar el mapa de color RGB y una descomposición de la señal utilizando EMD (Empirical Mode Decomposition).

Con base en el trabajo de los investigadores mencionados anteriormente y, partiendo de las técnicas implementadas para obtener la FR se propone poner a prueba dichos algoritmos (ICA y GRD) para obtener también la señal fotopletoislográfica que se corresponde con los fenómenos de la respiración, es decir, una vez obtenida la señal de rPPG mediante ICA y GRD simplemente se cambian las frecuencias de corte de los filtros y para el caso de ICA se elige la componente con el mayor pico de frecuencia en un ancho de banda correspondiente a la FR y no la FC, de tal forma que con un mismo algoritmo seamos capaces de obtener dos señales, una para la FR y otra para la FC partiendo de la misma base pero implementando filtros distintos.

El diagrama el algoritmo basado en ICA es el mismo representado en la figura 5.4 pero las frecuencias de corte para la elección de la componente de ICA son desde las 9 rpm hasta las 25 rpm, dichos valores se obtuvieron de forma empírica y con base a los valores de respiración normales más los escenarios de hipoventilación (FR menor a 10 rpm) e hiperventilación (FR mayor a 20 rpm).

De igual forma se sigue el diagrama de la figura 5.5 para el método basado en GRD. Los filtros que se aplican a la componente de ICA seleccionada y a las señales $I_G(t)$ e $I_R(t)$ son filtros pasa banda tipo Butterworth de orden 5 con frecuencias de corte de 0.16 y 0.4 Hz, que se corresponden con 9.6 y 24 rpm respectivamente.

5.2. Pruebas

5.2.1. Pruebas con imágenes sintéticas

Para evaluar la capacidad de los algoritmos, ICA y GRD, de extraer una señal a partir de las variaciones de color en un vídeo se crearon una serie de vídeos sintéticos. Los vídeos se crearon a partir de una imagen de mi rostro de la cual se selecciono una ROI cuadrangular centrada en la frente, los valores de los pixeles de dicha ROI se modificaron de la siguiente manera:

- Canal Verde: En el canal verde se le añadió una señal senoidal con una frecuencia determinada (en el rango de la FC o FR respectivamente) con una amplitud de 10 unidades.
- Canal Rojo: En este canal se le añadió la misma señal senoidal del canal verde, pero con una amplitud de una unidad, basándonos en el comportamiento real de la señal de PPG, la cual es más intensa en el canal verde y menos intensa en el canal rojo debido a las propiedades ópticas de la Hb. Además, en este canal se le añade ruido gaussiano a la imagen.
- Canal Azul: Debido a que la señal PPG es muy pequeña en este canal solo se le añadió ruido gaussiano a la imagen en este canal.

Se crearon vídeos sintéticos con las frecuencias de 40 lpm a 120 lpm con incrementos de 5 lpm entre cada video para la FC; para la FR se utilizaron videos de 10 a 25 rpm con incrementos de 5 rpm entre cada video. Los videos tienen una resolución de 440x520, velocidad de 30 fps y duración de 25s

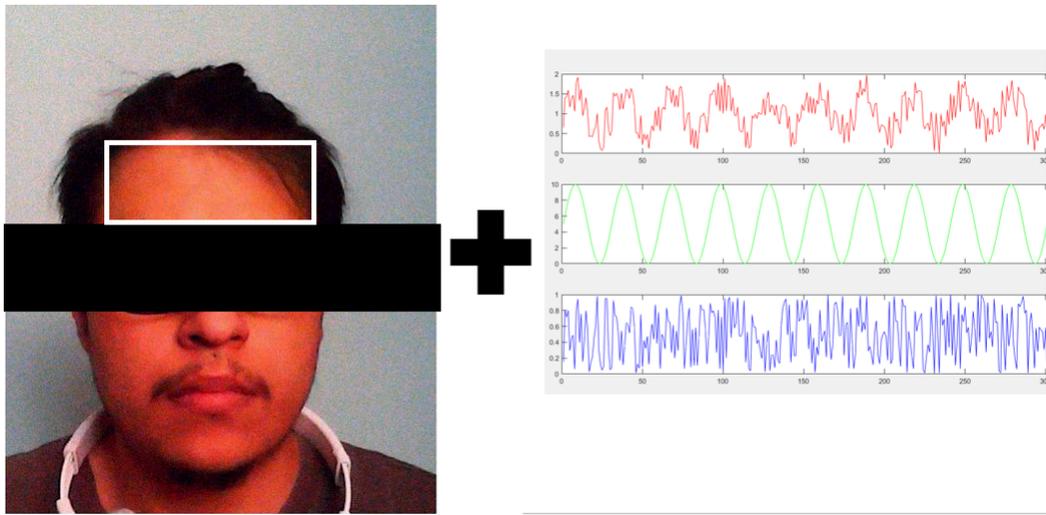


Figura 5.6: 1 Esquema de la creación de los videos sintéticos, se muestra la imagen base y en el rectángulo blanco la ROI elegida, a dicha ROI se le suman las señales del lado derecho según cada canal, de arriba abajo el canal rojo, verde y azul

5.2.2. Pruebas con imágenes reales

Para poner a prueba los algoritmos antes mencionados se propone la realización de un estudio transversal, correlacional y cuantitativo dividido en dos partes una para la FC y otra la FR. Los sujetos de prueba serán personas voluntarias jóvenes que no tengan enfermedades cardiorrespiratorias ni que hayan presentado síntomas de COVID-19 recientemente además deben de contar con por lo menos una dosis de la vacuna contra la COVID-19. Es importante resaltar que debido a la pandemia por COVID-19 se llevarán a cabo protocolos de sanitización en el lugar de las pruebas y se usarán todas las medidas sanitarias de protección.

A los participantes se les hará firmar una carta de consentimiento en la cual se detallaran los detalles de la prueba además de asegurar que los datos obtenidos en el estudio son anónimos y confidenciales. Únicamente serán usados para fines académicos y de investigación. No se divulgarán datos personales o formas de identificación. Por lo anterior la base de datos de los vídeos al contener los rostros de los participantes no se hará del dominio publico.

Para la estimación de la FC

1. El sujeto de pruebas se colocará en una silla en posición cómoda y con la frente descubierta posteriormente se grabarán 3 vídeos de 1 minuto enfocados en el rostro con la webcam mencionada anteriormente, la iluminación será homogénea utilizando un reflector led de luz blanca.
2. A la par de que se graben los vídeos se registrará la señal de ECG con ayuda de un sensor externo, dicha señal será utilizada como patrón de referencia.

El sensor de ECG utilizado es de la marca Vernier®utilizando como controlador un equipo LabQuest2 de la misma marca.



Figura 5.7: Sensor de ECG utilizado en las pruebas. Imagen tomada de:

<https://www.vernier.com/product/ekg-sensor/>

El registro se llevara a cabo mediante el software Vernier Graphical Analysis con una frecuencia de muestreo de 100 Hz en la misma computadora con la que se tomaran los vídeos.El sensor de ECG se muestra en la figura 5.7 y utiliza una derivación DI como se muestra en la figura5.8.

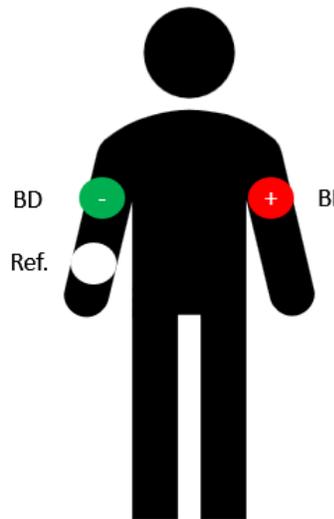


Figura 5.8: Posición de los electrodos siguiendo la derivación DI, el positivo se encuentra en el brazo izquierdo, el negativo en el brazo derecho y en este caso el electrodo de referencia o tierra en la muñeca derecha siguiendo las instrucciones del fabricante.

Una vez grabados los vídeos y las señales se guardaran con un identificador para proteger los datos de los sujetos de prueba. La señal de ECG sera analizada en ventanas de tiempo de 20s y se obtendrá la FC en ese periodo de tiempo contando los picos R de la señal y siguiendo la ecuación 5.4, dicha frecuencia se utilizara como patrón de referencia.

Por su parte se analizaran los vídeos utilizando los algoritmos de ICA y GRD con analisis de Fourier y detección de picos obteniendo un total de 4 estimaciones por cada ventana de tiempo, es decir por cada vídeo habrá 3 ventanas de tiempo y por ende 12 estimaciones diferentes, 3 por cada método. Una vez obtenidas las estimaciones se compararan con el patrón de referencia.

Para la estimación de la FR

1. El sujeto de pruebas se colocará en una silla en posición cómoda y con la frente descubierta posteriormente se grabarán 3 vídeos de 1 minuto enfocados en el rostro con la webcam mencionada anteriormente, la iluminación será homogénea utilizando un reflector led de luz blanca.

2. A la par de que se graben los vídeos se registrarán los cambios de presión ocasionados por los movimientos torácicos utilizando un sensor montado en una banda torácica.

En este caso se utilizara el sensor de respiración (cinturón de movimiento respiratorio) de la marca Vernier® como patron de referencia, utilizando de nueva cuenta el LabQuest2 y el software Vernier Graphical Analysis y la misma frecuencia de muestreo de 100 Hz.

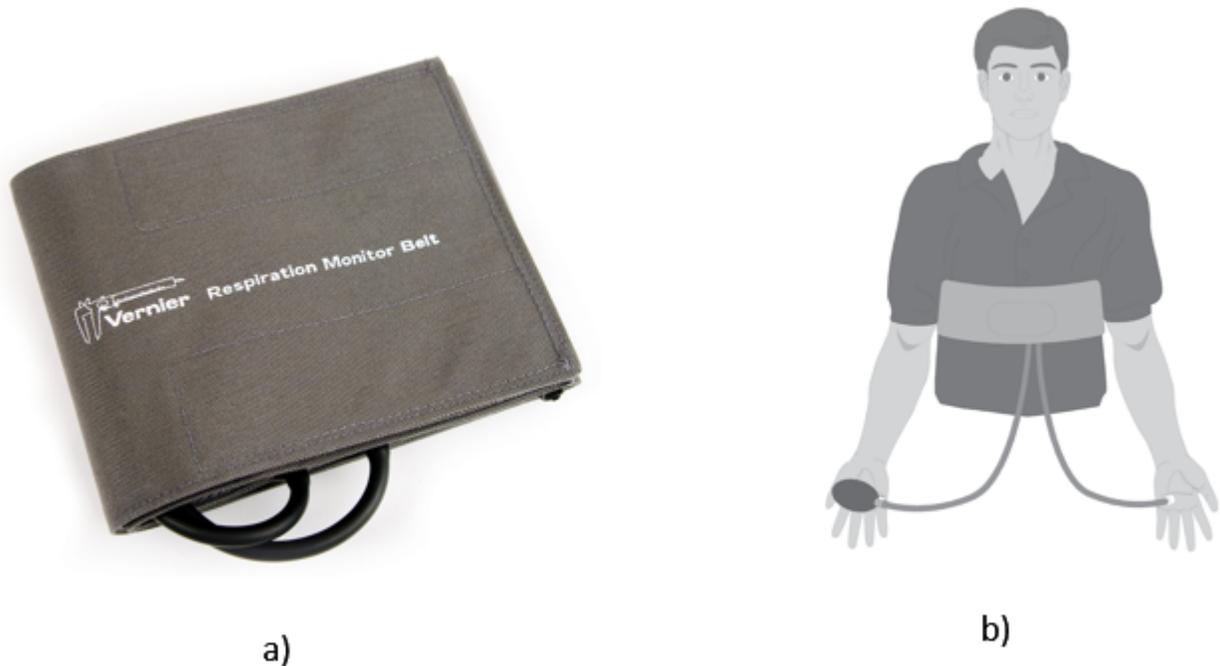


Figura 5.9: a)Sensor de respiración. b)Colocación del cinturón que detecta el movimiento debido a la respiración. Imágenes tomadas de :

<https://www.vernier.com/product/respiration-monitor-belt/>

En la figura 5.9 a) se muestra el cinturón y en b) como se debe de colocar,este cinturón tiene una pequeña bolsa que se debe inflar con aire con ayuda del manguito. Dentro de dicha bolsa se encuentra un sensor que mide los cambios de presión ocasionados con los movimientos torácicos de la respiración, cuando el sujeto inspira la presión aumenta (se comprime la bolsa) y cuando expira la presión disminuye(el volumen en la bolsa aumenta).

Los cambios de presión son registrados y se utiliza el mismo principio para calcular la FC pero

ahora para la FR, es decir, se divide la señal en ventanas de tiempo de 20s y se cuentan los picos de la señal, en este caso el número de inspiraciones, y se calcula la FR utilizando la fórmula 5.4. De manera análoga a la FR se analizan los videos para conseguir las mismas 12 estimaciones y se comparan con el patrón de referencia.

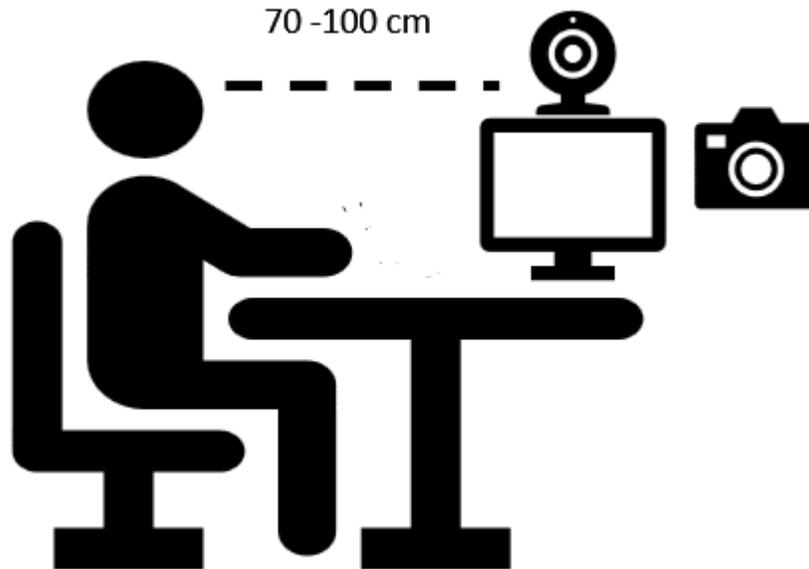


Figura 5.10: Posición para grabar los vídeos con la webcam.

Para ambas pruebas (FC y FR) el sujeto de pruebas se colocara como se muestra en la figura 5.10.

Además, se utilizó un reflector de luz LED para homogeneizar la luz y evitar el ruido debido a las variaciones de luz ambiental, el reflector se colocó a una distancia de aproximadamente 2 metros del rostro del sujeto de pruebas; también se utilizó un difusor de luz para disminuir la luminancia de la fuente. Se midió la luminancia a la distancia donde se encontraban los sujetos de prueba con ayuda del sensor de un teléfono inteligente obteniendo valores promedio de 900 lx, dicho valor está en el rango permitido por la Secretaria del Trabajo y Previsión Social (STPS) según la norma vigente (NOM-025-STPS-2008, Condiciones de iluminación en los centros de trabajo.) [13].

Es importante mencionar que estudios recientes como los del grupo de Shang [14], Ouyang [15] y Jaadane [16] concluyen que la componente azul de la luz producida por LEDs provoca daño en la retina por lo que se debe de tener cuidado al momento de exponer a la población a dichas fuentes de iluminación con valores de luminancia muy altos (a partir de 1500 lx) por grandes cantidades de tiempo.

Capítulo 6

Resultados y conclusiones

6.1. Análisis de resultados

6.1.1. Pruebas con imágenes sintéticas

Una vez obtenidos los videos sintéticos se procesaron con los algoritmos de ICA y GRD con dos ventanas de tiempo: 10s y 20s. Para evaluar el desempeño de cada método se utilizaron las métricas descritas en las ecuaciones 6.1, 6.2, 6.3 y 6.4.

$$M_E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_{video}(i) - F_{patron}(i)| \quad (6.1)$$

$$SD_F = \sqrt{\frac{1}{N-i} \sum_{i=1}^N (|F_{video}(i) - F_{patron}(i)| - M_E)^2} \quad (6.2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (F_{video}(i) - F_{patron}(i))^2}{N}} \quad (6.3)$$

$$r = \frac{(N \sum_{i=1}^N F_{video}(i) * F_{patron}(i)) - (\sum_{i=1}^N (F_{video}(i) * \sum_{i=1}^N (F_{patron}(i)))}{(\sqrt{\sum_{i=1}^N N(F_{video})^2 - (\sum_{i=1}^N F_{video})^2})(\sqrt{\sum_{i=1}^N N(F_{patron})^2 - (\sum_{i=1}^N F_{patron})^2})} \quad (6.4)$$

En dichas ecuaciones N es el número de datos, $F_{video}(i)$ y $F_{patron}(i)$ son los datos de FC o FR obtenidos a partir de las imágenes de vídeo y los obtenidos por medio de un dispositivo externo tomado como patrón de referencia, en este caso el patrón de referencia es la frecuencia de la

señal senoidal utilizada. M_E se refiere al error promedio lo cual nos da información sobre la precisión y exactitud de los métodos puestos a prueba. SD_F es la desviación estándar lo cual nos habla de las fluctuaciones en la FC estimada a través de las imágenes de vídeo.

El error cuadrático medio (RMSE) mide la dispersión de los puntos alrededor de la línea de regresión ajustada con respecto a la FC o la FR. Por lo tanto, proporciona una estimación del ruido que generan los métodos. Por último, r es el coeficiente de correlación de Pearson y nos indica el grado de correlación entre las frecuencias estimadas y el patrón, dicho coeficiente va de 0 a 1 donde 1 es la mayor correlación posible. Los resultados se muestran en las siguientes tablas.

Tabla 6.1: Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FC y ventanas de tiempo de 10s

Método	M_E	SD_F	RMSE	r
<i>GRD detección de picos</i>	3.7059	2.36808	4.3790	0.9894
<i>GRD análisis de Fourier</i>	0.8823	0.9774	1.3060	0.9985
<i>ICA detección de picos</i>	5.8235	10.8585	12.18	0.8898
<i>ICA análisis de Fourier</i>	5.7647	13.7841	14.7528	0.8153

Tabla 6.2: Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FC y ventanas de tiempo de 20s

Método	M_E	SD_F	RMSE	r
<i>GRD detección de picos</i>	1.7059	1.3117	2.1282	0.9976
<i>GRD análisis de Fourier</i>	0.8235	0.9510	1.2367	0.9988
<i>ICA detección de picos</i>	6.4118	9.6699	11.3630	0.8884
<i>ICA análisis de Fourier</i>	2.4118	5.6796	6.0147	0.9706

Tabla 6.3: Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FR y ventanas de tiempo de 10s

Método	M_E	SD_F	RMSE	r
<i>GRD detección de picos</i>	4.5	2.4495	5.0498	0.7729
<i>GRD análisis de Fourier</i>	0.8750	0.6409	1.0607	0.9828
<i>ICA detección de picos</i>	2.75	1.8323	3.2404	0.8835
<i>ICA análisis de Fourier</i>	2	0.7559	2.1213	0.9487

Tabla 6.4: Validación de los métodos con imágenes sintéticas en el rango de la FR y ventanas de tiempo de 20s

Método	M_E	SD_F	RMSE	r
<i>GRD detección de picos</i>	2.5	1.2910	2.7386	0.9899
<i>GRD análisis de Fourier</i>	0.75	0.5	0.8660	0.9898
<i>ICA detección de picos</i>	1.75	1.7078	2.2913	0.9827
<i>ICA análisis de Fourier</i>	1	0.8165	1.2247	0.9899

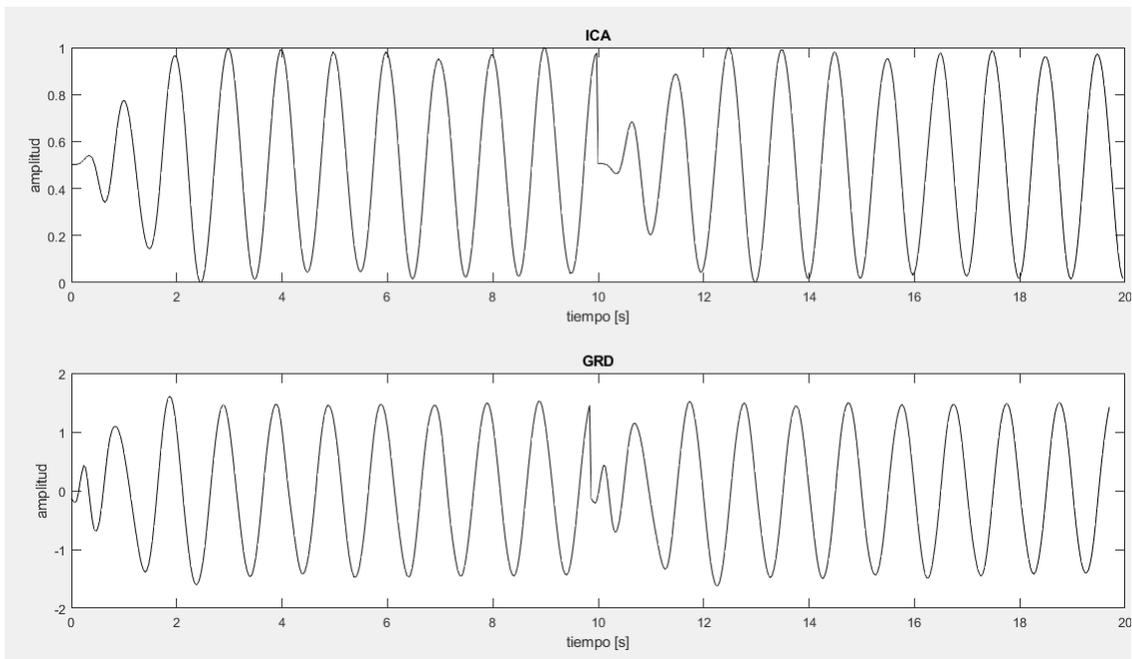


Figura 6.1: Señales obtenidas con ICA (arriba) y GRD (abajo) del video sintéticos de 60 lpm con ventanas de 10s, se puede observar el corte de las señales a los 10s y como ambas logran extraer las características de la señal sinusoidal con la que fue creado el video

En figura 6.1 se muestran las señales obtenidas para el video de 60 lpm tanto por el método de ICA como GRD con ventanas de tiempo de 10s como un ejemplo de las señales de salida de los métodos.

Otro punto a destacar es el tiempo de procesamiento, el algoritmo de ICA tarda en promedio 116 segundos en procesar un video de 60 segundos con ventanas de 20 segundos mientras que el algoritmo de GRD tarda en promedio 112 segundos en procesar un video con los mismos parámetros, por lo que GRD es ligeramente más rápido en comparación con ICA.

6.1.2. Pruebas con imágenes reales

Se llevaron a cabo las pruebas conforme a lo mencionado en el capítulo anterior con un total de 16 sujetos de prueba, 6 mujeres y 10 hombres. Por cada sujeto de prueba se obtuvieron 6 videos de duración de 1 minuto (3 para la FC y 3 para la FR).

Los vídeos se analizaron utilizando ventanas de 20 segundos ya que fueron las que mejores resultados obtuvieron en las pruebas con imágenes sintéticas; además de que se procesaron los vídeos de los primeros 4 sujetos de prueba con ventanas de 10 segundos pero los resultados obtenidos no fueron nada favorables.

Pruebas para la Frecuencia Cardiaca

Para la FC se obtuvieron un total de 132 estimaciones y para la FR un total de 134 estimaciones, esto debido a que algunos vídeos fueron descartados ya que presentaban ruido debido al fondo, la luz o el sujeto de prueba se movió demasiado.

En la figura 6.2 vemos una comparación de las señales obtenidas a través del ECG, el algoritmo de GRD e ICA para un vídeo completo mientras que en la figura 6.3 vemos una ventana de tiempo de 20 segundos de dichas señales en donde se marcan los latidos cardiacos (complejo QRS); en dicha figura podemos correlacionar cada evento cardiaco con las ondulaciones de las señales obtenidas a partir de los vídeos, aunque en algunas secciones se pueda confundir con ruido en muchas partes de la señal existe un pico de amplitud que concuerda con los picos R de la señal de ECG.

Por ultimo en la figura 6.4 podemos observar los espectros de Fourier de las señales de GRD e ICA, las cuales tienen un pico en 66.6 lpm y 69 lpm respectivamente, en la figura 6.5 se observa además una comparación entre estos dos espectros y el de la señal patrón (ECG) la cual tiene un pico en 68.98 lpm.

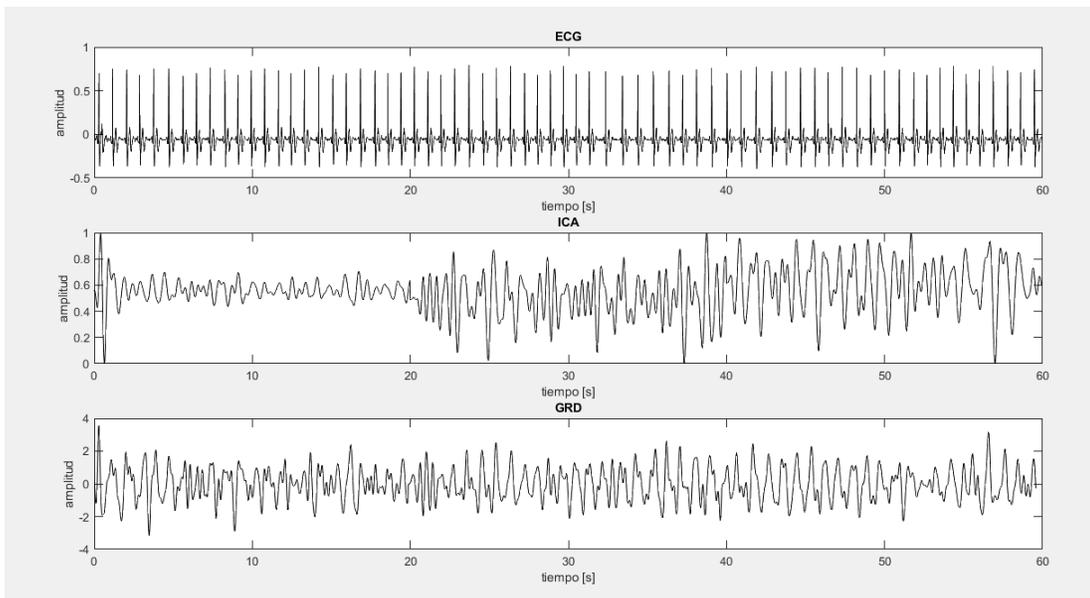


Figura 6.2: Comparación de las señales obtenidas a partir de vídeo y a partir de un ECG.

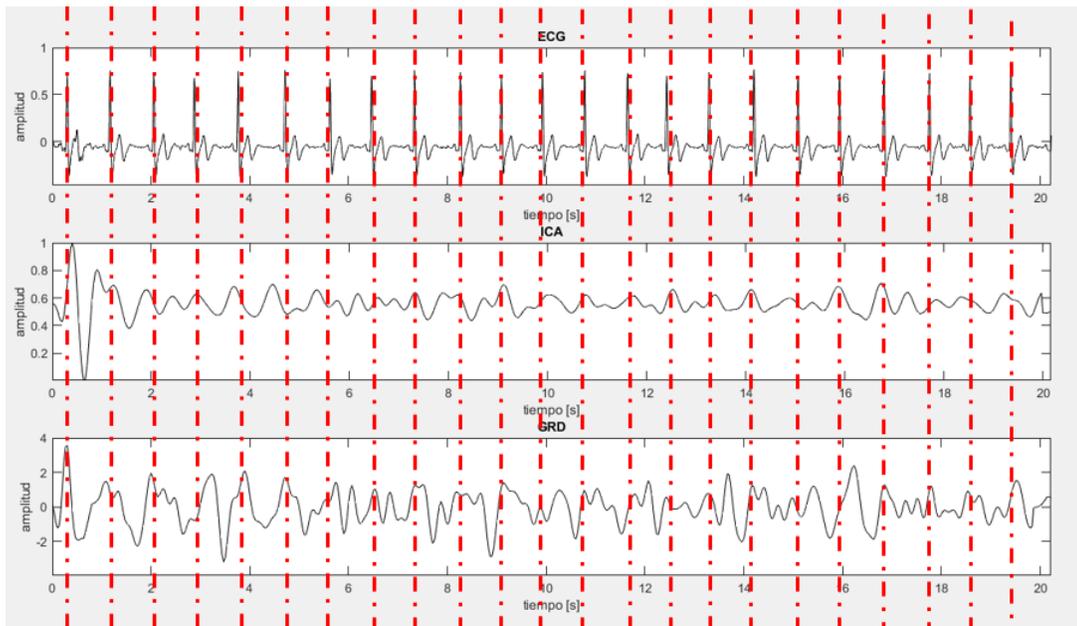


Figura 6.3: Comparación de las señales de GRD e ICA en una ventana de 20s con respecto a la señal de ECG y los latidos del corazón (línea punteada).

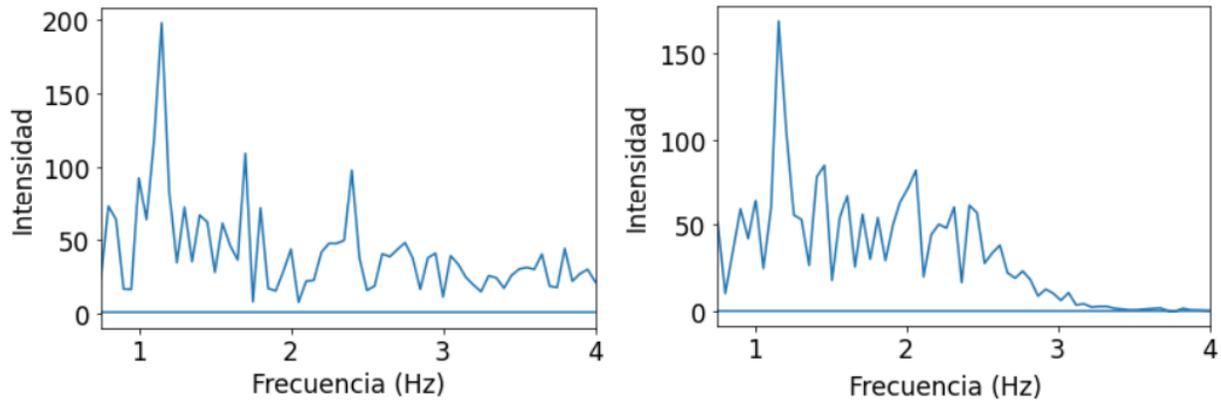


Figura 6.4: Espectro de Fourier para la primer ventana de la figura 6.2, del lado izquierdo se observa el espectro de la señal de GRD y del lado derecho de la señal de ICA.

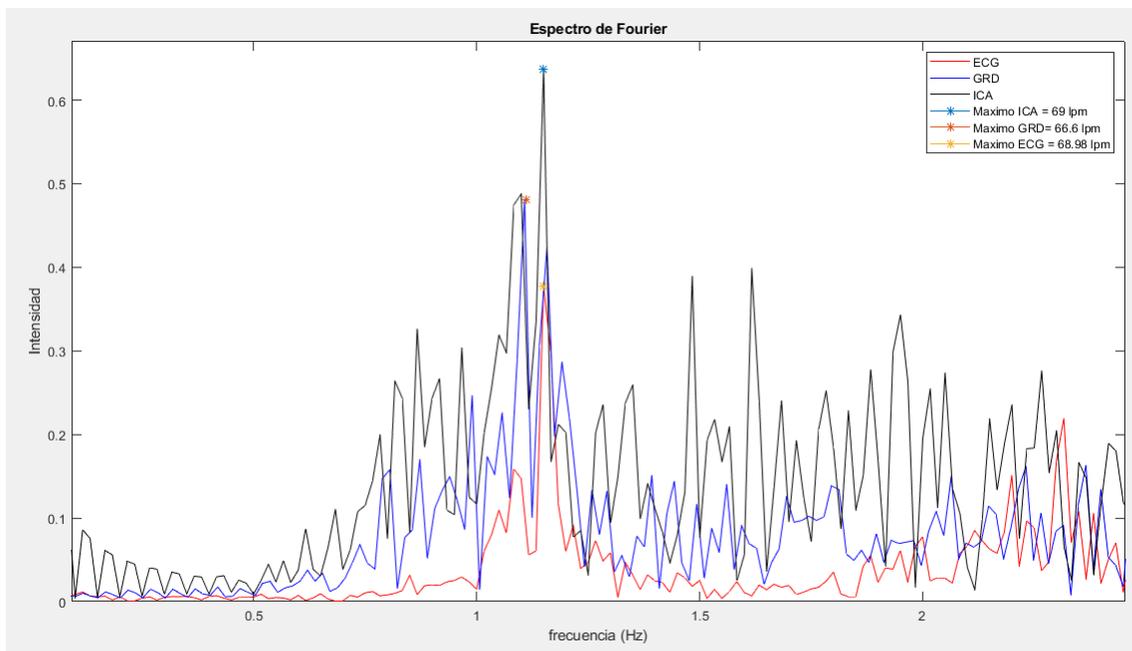


Figura 6.5: Comparación de los espectros de Fourier de las señales de ICA (Negro), GRD (Azul) y ECG (rojo) en el rango de la FC, se observa que el máximo local de las tres señales es muy similar.

Con respecto a los valores de la FC obtenidos podemos observar en la figura 6.6 el rango de los valores de las estimaciones obtenidas con los diferentes métodos mediante un diagrama de

cajas, para la frecuencia cardiaca vemos que el método de GRD con detección de picos tiene un rango muy limitado de detección, mientras que GRD con análisis de Fourier tiene valores muy parecidos a los valores del patrón (los datos obtenidos mediante las señales de ECG) pero tiene valores atípicos fuera del rango patrón. Los métodos basados en ICA tienen mas valores atípicos, además de que tienden a valores mas altos de FC.

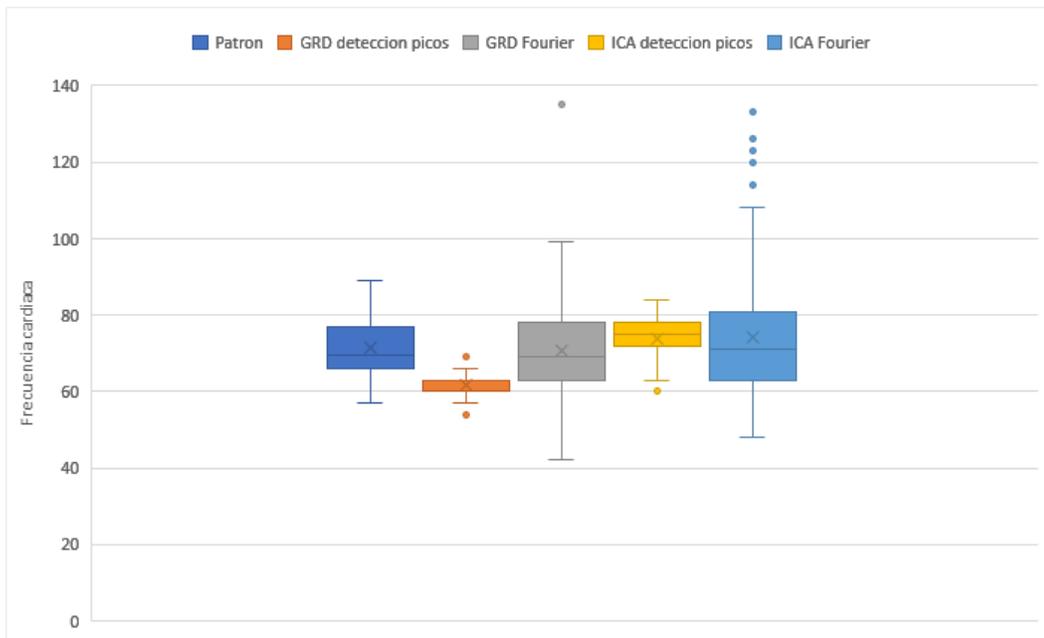


Figura 6.6: Gráfica de caja de los valores obtenidos de FC con todos los métodos en comparación con el patrón.

Los resultados de las métricas para la frecuencia cardiaca se muestran en la tabla 6.5, en dicha tabla vemos que el mejor método es GRD con análisis de Fourier ya que tiene el menor error y la mayor correlación, sin embargo el valor en esta ultima es bajo.

Tabla 6.5: Métricas de los resultados obtenidos de la estimación de la FC con ventanas de 20s

Método	M_E	SD_F	RMSE	r
<i>GRD detección de picos</i>	9.9394	7.8534	12.6491	0.04
<i>GRD análisis de Fourier</i>	6.8333	8.4611	10.8509	0.44
<i>ICA detección de picos</i>	7.8182	4.7947	9.1618	0.06
<i>ICA análisis de Fourier</i>	12.8561	13.1405	18.3479	0.02

Pruebas para la Frecuencia Respiratoria

Para la frecuencia respiratoria tenemos un ejemplo de las señales obtenidas en la figura 6.7 en donde vemos la señal pletismográfica utilizada como patrón(arriba) en donde cada pico de la señal representa una respiración. En las señales de GRD (medio) e ICA (abajo) existe un mayor número de oscilaciones, es por eso que los métodos basados en detección de picos tienen mayor error, sin embargo las señales conservan la frecuencia de oscilación que se corresponde con la FR como se ve en la figura 6.8 donde se comparan los espectros de Fourier de la señal de GRD (izquierda) con un pico máximo en 11 rpm e ICA (derecha) con un pico máximo en 11 rpm también, en dicha ventana de tiempo el patrón son 12 rpm como se puede ver en una comparación de los tres espectros en la figura 6.9.

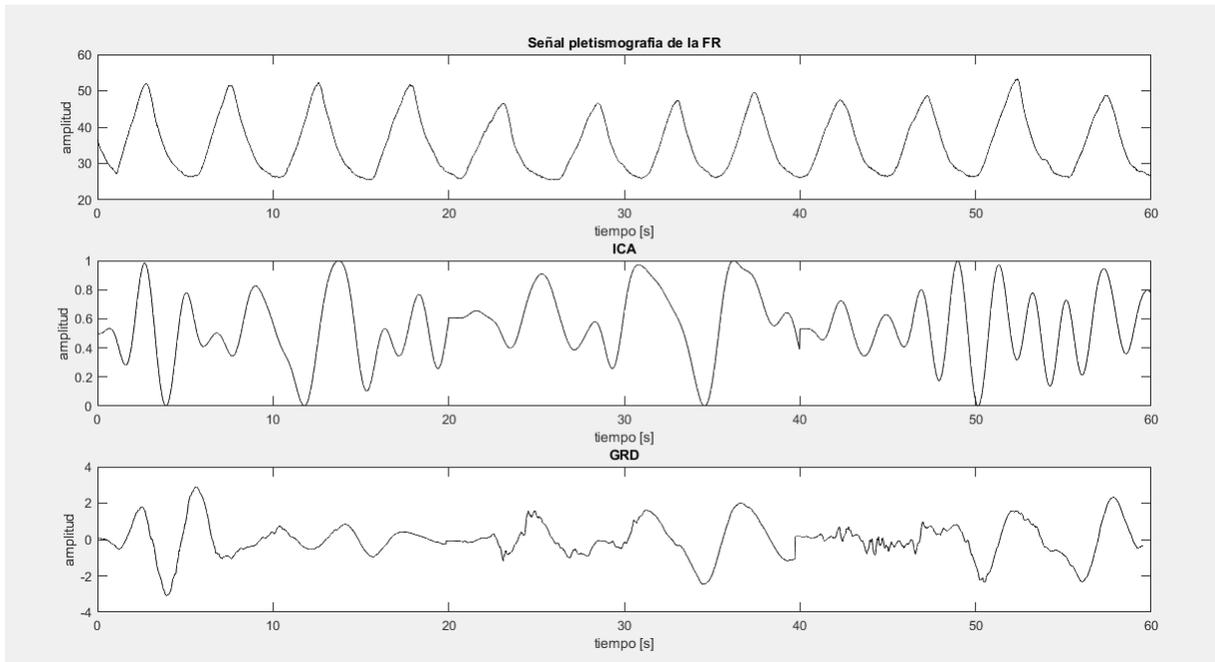


Figura 6.7: Señales obtenidas a partir de los métodos de GRD e ICA comparadas con la señal pletismográfica patrón

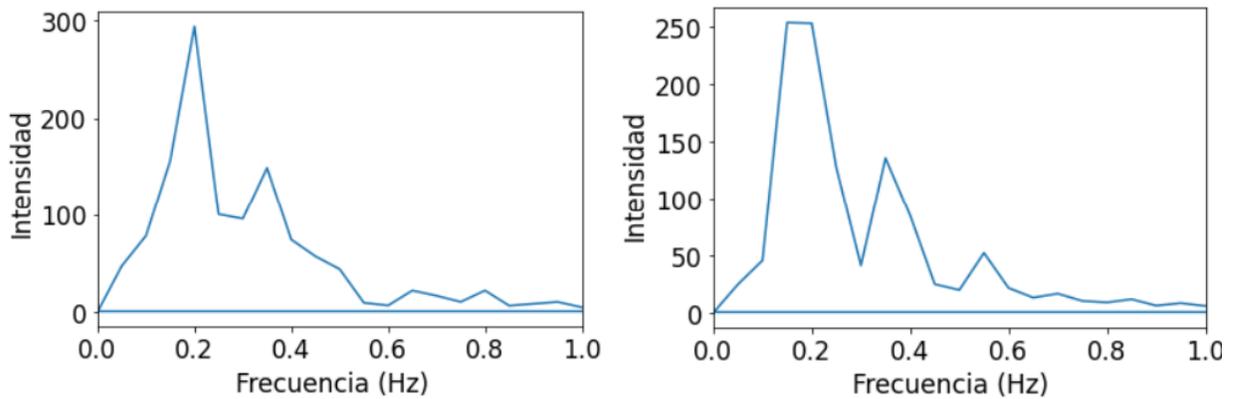


Figura 6.8: Espectro de Fourier para la segunda ventana de la figura 6.7, del lado izquierdo se observa el espectro de la señal de GRD y del lado derecho de la señal de ICA

Con respecto a los valores de FR obtenidos podemos observar en la figura 6.10 que el método de GRD con análisis de Fourier tiene un rango de valores mas similar al rango del patrón aunque no llega a captar las frecuencias mas altas (debido a las frecuencias de corte de los filtros) mientras

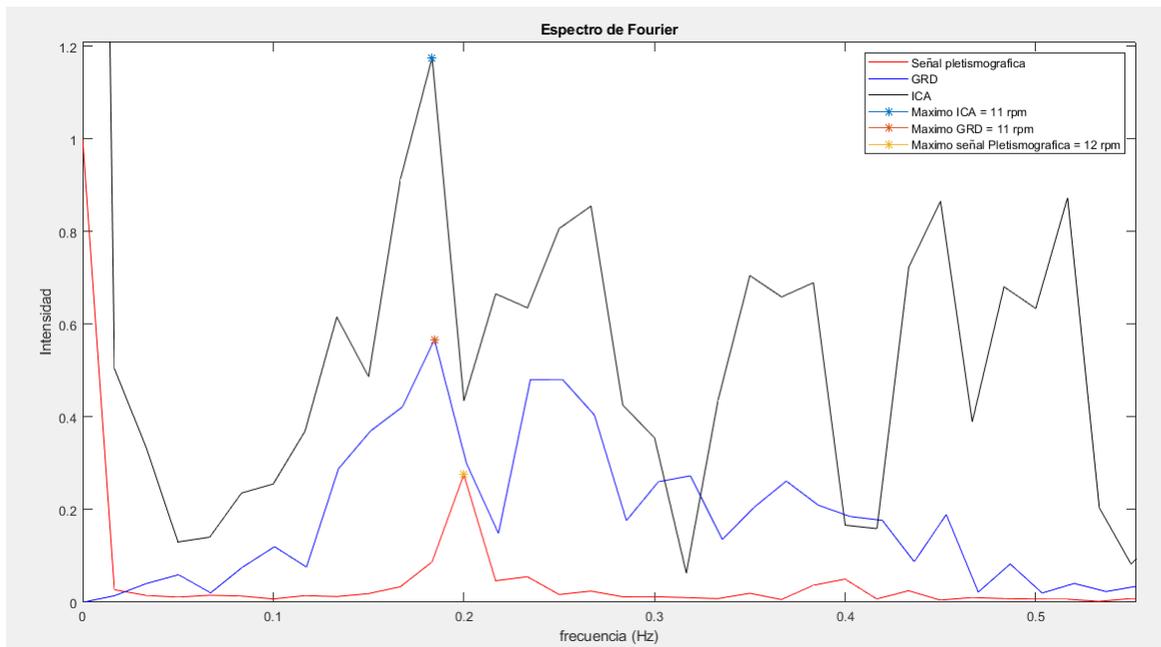


Figura 6.9: Comparación de los espectros de Fourier de las señales de ICA (Negro), GRD (Azul) y la señal pletismográfica del sensor de FR (rojo) en el rango de la FR.

que los demás métodos tienen rangos que tienden a valores más altos. Por último los métodos con detección de picos tuvieron un mayor número de valores atípicos.

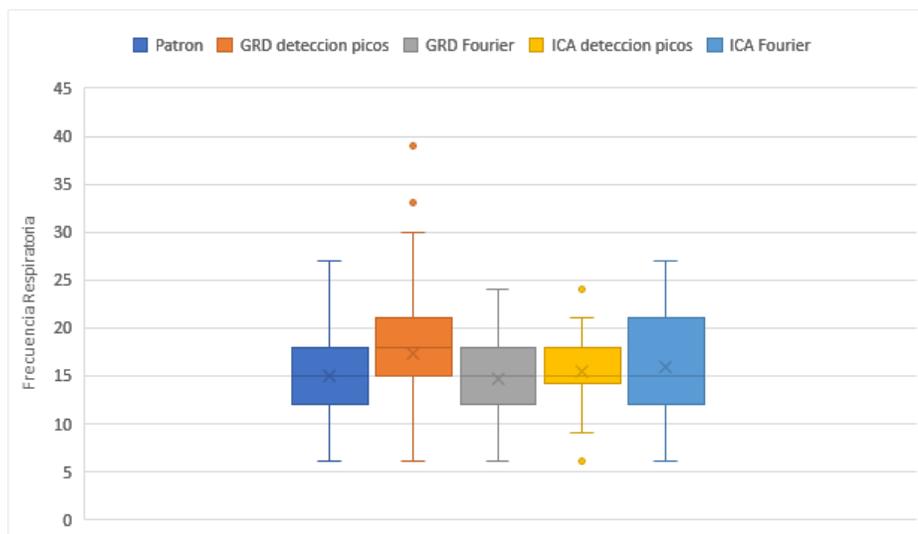


Figura 6.10: Gráfica de caja de los valores obtenidos de FR con todos los métodos en comparación con el patrón.

Tabla 6.6: Métricas de los resultados obtenidos de la estimación de la FR con ventanas de 20s

Método	M_E	SD_F	RMSE	r
<i>GRD detección de picos</i>	5.2313	4.4736	6.8725	0.19
<i>GRD análisis de Fourier</i>	2.9552	2.8519	4.0995	0.58
<i>ICA detección de picos</i>	3.6866	3.24177	4.9051	0.35
<i>ICA análisis de Fourier</i>	3.9925	3.6901	5.4273	0.42

En la tabla 6.6 se muestran las métricas de los resultados obtenidos de la estimación de la FR en donde podemos observar que el mejor método también es GRD con análisis de Fourier ya que presenta el menor error y tiene una correlación estadísticamente significativa (mayor a 0.5), sin embargo los métodos basados en ICA también tuvieron un buen desempeño aunque la correlación sea menor.

6.2. Discusiones

Los algoritmos utilizados para la extracción de la FC y la FR tuvieron un mejor desempeño en las pruebas con imágenes sintéticas, lo cual se explica ya que son vídeos que tienen muy poco ruido y donde quedan de lado otro tipo de anomalías como la variación de la luz ambiente o el ruido inducido por otros factores fisiológicos (como los movimientos involuntarios o la sudoración); además de que en dichos vídeos existe una señal sinusoidal que resulta muy evidente una vez procesadas las imágenes, no obstante este análisis de las simulaciones nos brinda información valiosa.

Para la FC el algoritmo con mejor desempeño fue GRD con análisis de Fourier, seguido de GRD con detección de picos, ICA con análisis de Fourier y por último ICA con detección de picos, estos resultados son bastante similares a los obtenidos con las imágenes reales por lo que existe una congruencia entre los métodos.

Además se demostró que utilizar una ventana de tiempo más grande mejora el desempeño de

los algoritmo, dicha mejora es mas evidente en la estimación de la FR, sin embargo aumentar el tiempo de adquisición de la señal conlleva desventajas como el hecho de perder el análisis de la variabilidad de la FC ya que en pacientes sanos y en estado de reposo la FC es estable en la ventana de tiempo de 20s, pero en pacientes con enfermedades cardiovasculares, como las arritmias, tendrían una estimación errónea de la FC ya que esta puede variar rápidamente.

En el caso de la frecuencia respiratoria el análisis de las pruebas con imágenes sintéticas demostró que los métodos que utilizan detección de picos tienen peor desempeño mientras que el mejor método fue GRD con análisis de Fourier seguido de ICA con análisis de Fourier, de nueva cuenta estos resultados son muy similares a los obtenidos con las imágenes reales.

En el caso de las estimaciones reales de la FC el mejor algoritmo fue GRD con análisis de Fourier, seguido de ICA con detección de picos, GRD con detección de picos y por ultimo ICA con análisis de Fourier.

Analizando los resultados nos damos cuenta de que la correlación (r) es muy pequeña, esto nos habla de que las estimaciones no tienen una relación lineal con el patrón, esto no significa que no pueda hacerse una estimación de la FC sino que dicha estimación tiene mucha incertidumbre, en el diagrama de caja 6.6 podemos observar que el rango de valores de los diferentes métodos es mas pequeño o mucho mas grande que el rango de valores patrón y abundan los valores atípicos, un ejemplo se dio en el primer vídeo del sujeto 11 donde el patrón eran 66, 60 y 66 lpm mientras que las estimaciones con GRD y análisis de Fourier fueron 69,78 y 63 lpm, ese segundo valor de 78 lpm esta claramente erróneo ya que tiene un error de 18 lpm, sin embargo el vídeo no tiene ningún fallo o ruido visible pero la estimación no se acerca al valor de FC, esto ocurre en varios vídeos de varios sujetos de prueba por lo que es necesario analizar a profundidad porque es que el algoritmo esta fallando, una de mis hipótesis es debido a la baja resolución de la cámara utilizada; otra hipótesis es debido a que el valor de 60 lpm esta mas cercado a la frecuencia de corte de los filtros utilizados, por lo que un ruido en 78 lpm toma mayor protagonismo en la señal. Una posible solución es utilizar filtros dinámicos que se adapten mejor a la variabilidad fisiológica ya que es complicado delimitar un fenómeno tan complejo como lo es el ciclo cardiaco en un rango rígido de frecuencias.

Otra posible mejora es utilizar varias ventanas de tiempo y utilizar un método estadístico adi-

cional ya sea utilizar la media o la moda de las estimaciones para dar un valor mas certero.

Por ultimo hay que analizar los resultados de la estimación de la FR, en este caso el mejor método sigue siendo GRD con análisis de Fourier seguido de ICA con analisis de Fourier, ICA con detección de picos y por ultimo GRD con detección de picos.

Con los resultados de las métricas podemos afirmar que los métodos que utilizan detección de picos no son los mejores para la estimacion de la FR; por su parte tanto GRD e ICA con analisis de Fourier tuvieron un buen desempeño con un error medio aceptable (no mayor a 4 rpm) y una buena correlación ya que el método de GRD tiene un factor de r mayor a 0.5 por lo que existe una relación estadísticamente significativa entre los valores del patrón y las estimaciones por lo que este método es un buen candidato para futuros trabajos.

Para mejorar el desempeño de estos métodos es necesario también mejorar los filtros utilizados, de nueva cuenta se pueden utilizar filtros adaptativos que tengan un rango dinámico y puedan ajustarse mejor a las señales ya que hay que recordar que las señales fisiológicas son estocásticas.

6.3. Limitaciones del estudio

El estudio tuvo una gran limitación en el hardware utilizado ya que la cámara con la que se obtuvieron las imágenes es de baja resolución, una mejora en la adquisición de las imágenes significaría una mejora en la señales y por ende en las estimaciones obtenidas.

También el equipo de computo en donde se implementaron los algoritmos no esta optimizado para el análisis de imágenes y sus características son de gama media por lo que una mejora en el hardware que va a procesar los datos reduciría los tiempos de procesamiento.

6.4. Conclusiones

El objetivo de esta tesis es obtener los valores de frecuencia cardiaca y respiratoria utilizando el procesamiento digital de imágenes, dicho objetivo se cumplió de manera satisfactoria ya que se comprobó que es posible hacer dichas estimaciones de la FC y FR, además, se analizó el

desempeño de 4 diferentes algoritmos para estimar dichos valores tanto con imágenes sintéticas como con imágenes reales, en todos los casos el mejor algoritmo resulto ser GRD con análisis de Fourier por lo que este método debe analizarse a profundidad para proponer mejoras que permitan mejorar su desempeño y convertirlo en un método fiable para la estimación de la FC y la FR.

Con respecto al desempeño de los algoritmos, aunque el coeficiente de correlación de estos en la estimación de la FC fue muy bajo los resultados demuestran que es posible estimar dicho parámetro pero es necesario pulir el método añadiendo mejores filtros o un mejor algoritmo para seleccionar y seguir la ROI con el fin de disminuir el ruido de la señal inducido por los movimientos involuntarios de los sujetos de prueba.

Además se demostró que se puede utilizar la rPPG para estimar la FR con errores aceptables y una buena correlación con el patrón de referencia.

Como conclusión puedo asegurar que es posible la estimación de la FC y la FR utilizando imágenes de vídeo, la calidad de dichas imágenes está estrechamente ligada al desempeño de los algoritmos. El reto ahora consiste en mejorar los algoritmos con el fin de obtener estimaciones más confiables y reducir los tiempos de procesamiento para que este llegue a ser un método que pueda llegar a utilizarse como una herramienta más en el diagnóstico y la evaluación de la salud de las personas.

Debido al auge de la telemedicina y la gran cantidad de sistemas de vídeo disponibles para la población en general considero que este tipo de análisis va a cobrar importancia con el pasar de los años por lo que considero que es de suma importancia traer a discusión formas innovadoras y alternativas de monitorear el estado de salud de las personas que aprovechen los recursos que tiene a la mano la población, como en este caso las cámaras digitales. Aunque en el estado actual no sería posible (ni conveniente) utilizar este tipo de algoritmos (GRD e ICA) en la clínica, ya que no cuentan aun con la suficiente validación, tengo la certeza que en un futuro no muy lejano comenzaremos a ver este tipo de tecnología aplicada en otros campos como la medicina del deporte, control sanitario, seguridad, entre otros muchos.

6.5. Trabajo a futuro

- Implementar los algoritmos en un microprocesador que favorezca el procesamiento digital de imágenes, como la tarjeta Nvidia Jetson NANO, la cual puede programarse con la versión para microcontroladores de Python (MicroPython).
- Mejorar la adquisición de los vídeos utilizando una cámara con mayor resolución (espacial, temporal y profundidad de píxel).
- Probar diferentes filtros para las señales obtenidas con los algoritmos tales como filtros adaptativos.
- Someter el algoritmo a diferentes condiciones como utilizar sujetos mientras hacen ejercicio, conversan, etc.
- Comparar el desempeño de los algoritmos con otro tipo de estimaciones de la FC y FR como lo son el análisis de movimiento o la termografía.
- Realizar pruebas con una población mas grande y mas diversa.

Bibliografía

- [1] O. Pérez, “Electrocardiograma. elementos prácticos,” *La Habana: Editorial Ciencias Médicas*, pp. 10–15, 2011. 24
- [2] G. Tortora and B. Derrickson, *Principios de anatomía y fisiología*, 13th ed. Editorial Médica Panamericana, 2011. IV, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15, 17, 18, 20, 21, 24, 26, 32
- [3] G. C. Mota, R. L. López, and C. B. Ramos, “Pulse oximeter with internet data visualization,” *Sistemas & Telemática*, vol. 16, no. 45, pp. 9–18, 2018. IV, 27, 28
- [4] K. Nakajima, T. Tamura, and H. Miike, “Monitoring of heart and respiratory rates by photoplethysmography using a digital filtering technique,” *Medical engineering & physics*, vol. 18, no. 5, pp. 365–372, 1996. 29, 49
- [5] P. Aqueveque, B. Gómez, E. Monsalve, E. Germany, P. Ortega-Bastidas, S. Dubo, and E. J. Pino, “Simple wireless impedance pneumography system for unobtrusive sensing of respiration,” *Sensors*, vol. 20, no. 18, p. 5228, 2020. 30
- [6] D. Olmos, J. Rodríguez, M. Gaitán, and A. Pimentel, “Neumografía por impedancia como alternativa para la valoración de la apnea obstructiva del sueño,” *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, vol. 1, no. XXVIII, pp. 36–43, 2007. 30
- [7] L. Feng, L.-M. Po, X. Xu, Y. Li, and R. Ma, “Motion-resistant remote imaging photoplethysmography based on the optical properties of skin,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 25, no. 5, pp. 879–891, 2014. IV, 35, 40, 44, 47

- [8] M. Hassan, A. Malik, D. Fofi, B. Karasfi, and F. Meriaudeau, "Towards health monitoring using remote heart rate measurement using digital camera: A feasibility study," *Measurement*, vol. 149, p. 106804, 2020. 36, 41, 47
- [9] M.-Z. Poh, D. J. McDuff, and R. W. Picard, "Advancements in noncontact, multiparameter physiological measurements using a webcam," *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 58, no. 1, pp. 7–11, 2010. 35, 42
- [10] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," in *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001*, vol. 1. Ieee, 2001, pp. I–I. 44, 48
- [11] S. Sanyal and K. K. Nundy, "Algorithms for monitoring heart rate and respiratory rate from the video of a user's face," *IEEE Journal of translational engineering in health and medicine*, vol. 6, pp. 1–11, 2018. 50
- [12] M. Ghodratioghar, "A machine learning-based non-contact respiratory rate monitoring method using an rgb camera," Ph.D. dissertation, Université d'Ottawa/University of Ottawa, 2019. 50
- [13] S. del Trabajo y Previsión Social, "Nom-025-stps-2008, condiciones de iluminación en los centros de trabajo." 2008. 56
- [14] Y.-M. Shang, G.-S. Wang, D. Sliney, C.-H. Yang, and L.-L. Lee, "White light-emitting diodes (leds) at domestic lighting levels and retinal injury in a rat model," *Environmental health perspectives*, vol. 122, no. 3, pp. 269–276, 2014. 57
- [15] X. Ouyang, J. Yang, Z. Hong, Y. Wu, Y. Xie, and G. Wang, "Mechanisms of blue light-induced eye hazard and protective measures: A review," *Biomedicine & Pharmacotherapy*, vol. 130, p. 110577, 2020. 57
- [16] I. Jaadane, P. Boulenguez, S. Chahory, S. Carré, M. Savoldelli, L. Jonet, F. Behar-Cohen, C. Martinsons, and A. Torriglia, "Retinal damage induced by commercial light emitting diodes (leds)," *Free Radical Biology and Medicine*, vol. 84, pp. 373–384, 2015. 57

- [17] A. Guyton and J. Hall, *Compendio de fisiología médica*, 13th ed. Elsevier, 2016. 8, 9, 17, 21
- [18] K. Moore, A. Dailey, and A. Agur, *Anatomía con orientación clínica*, 7th ed. Wolster Kluwer, 2013. 6, 11, 13
- [19] L. Rodríguez-Padial, M. Lázaro-Salvador, and B. Santos-González, “Importancia pronóstica de la frecuencia cardiaca en la población general y en pacientes con enfermedad arterial coronaria e hipertensión arterial. posibles mecanismos,” *Revista Española de Cardiología Suplementos*, vol. 7, no. 4, pp. 2D–8D, 2007.
- [20] M. Böhm, J.-C. Reil, P. Deedwania, J. B. Kim, and J. S. Borer, “Resting heart rate: risk indicator and emerging risk factor in cardiovascular disease,” *The American journal of medicine*, vol. 128, no. 3, pp. 219–228, 2015.
- [21] J. V. González, O. A. V. Arenas, and V. V. González, “Semiología de los signos vitales: Una mirada novedosa a un problema vigente,” *Archivos de Medicina (col)*, vol. 12, no. 2, pp. 221–240, 2012. 6
- [22] OMS, “Manual de oximetría de pulso,” 2010.
- [23] J. Alarcó Pérez, “Medida del nivel de saturación de oxígeno en sangre: desarrollo de un pulsioxímetro de bajo coste y comparativa con otros sistemas existentes,” 2015.
- [24] H. Mejía Salas and M. Mejía Suárez, “Oximetría de pulso,” *Revista de la Sociedad Boliviana de Pediatría*, vol. 51, no. 2, pp. 149–155, 2012.
- [25] P. S. Addison, J. N. Watson, M. L. Mestek, J. P. Ochs, A. A. Uribe, and S. D. Bergese, “Pulse oximetry-derived respiratory rate in general care floor patients,” *Journal of clinical monitoring and computing*, vol. 29, no. 1, pp. 113–120, 2015.
- [26] W. Johnston and Y. Mendelson, “Extracting breathing rate information from a wearable reflectance pulse oximeter sensor,” in *The 26th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society*, vol. 2. IEEE, 2004, pp. 5388–5391.

- [27] L. Solarte Fajardo, “Dispositivo inalámbrico para la medición de frecuencia respiratoria.” 2013.
- [28] M. Chu, T. Nguyen, V. Pandey, Y. Zhou, H. N. Pham, R. Bar-Yoseph, S. Radom-Aizik, R. Jain, D. M. Cooper, and M. Khine, “Respiration rate and volume measurements using wearable strain sensors,” *NPJ digital medicine*, vol. 2, no. 1, pp. 1–9, 2019.
- [29] R. Gonzalez and R. Woods, “Digital image processing: Pearson prentice hall,” *Upper Saddle River, NJ*, vol. 1, pp. 376–376, 2008.
- [30] L. G. C. Ramírez, G. S. A. Jiménez, and J. M. Carreño, *Sensores y actuadores*. Grupo Editorial Patria, 2014. IV, 32
- [31] J. Cook, “The right tool for the job: Active and passive infrared sensors,” 2018. 37
- [32] F.-T.-Z. Khanam, A. Al-Naji, J. Chahl *et al.*, “Remote monitoring of vital signs in diverse non-clinical and clinical scenarios using computer vision systems: A review,” *Applied Sciences*, vol. 9, no. 20, p. 4474, 2019. 35
- [33] J. Kranjec, S. Beguš, G. Geršak, and J. Drnovšek, “Non-contact heart rate and heart rate variability measurements: A review,” *Biomedical signal processing and control*, vol. 13, pp. 102–112, 2014.
- [34] G. Balakrishnan, F. Durand, and J. Guttag, “Detecting pulse from head motions in video,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2013, pp. 3430–3437. 35
- [35] A. Al-Naji, A. G. Perera, and J. Chahl, “Remote monitoring of cardiorespiratory signals from a hovering unmanned aerial vehicle,” *Biomedical engineering online*, vol. 16, no. 1, pp. 1–20, 2017. 35
- [36] H.-Y. Wu, M. Rubinstein, E. Shih, J. Guttag, F. Durand, and W. Freeman, “Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world,” *ACM transactions on graphics (TOG)*, vol. 31, no. 4, pp. 1–8, 2012. 35

- [37] M. Bartula, T. Tigges, and J. Muehlsteff, "Camera-based system for contactless monitoring of respiration," in *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, 2013, pp. 2672–2675. IV, 19, 36
- [38] H. Elphick, A. Alkali, R. Kingshott, D. Burke, and R. Saatchi, "Thermal imaging method for measurement of respiratory rate," 2015. 38
- [39] P. Jakkaew and T. Onoye, "Non-contact respiration monitoring and body movements detection for sleep using thermal imaging," *Sensors*, vol. 20, no. 21, p. 6307, 2020. 36, 38
- [40] L. Jiang, E. Ng, A. Yeo, S. Wu, F. Pan, W. Yau, J. Chen, and Y. Yang, "A perspective on medical infrared imaging," *Journal of medical engineering & technology*, vol. 29, no. 6, pp. 257–267, 2005. 38
- [41] D. A. Kennedy, T. Lee, and D. Seely, "A comparative review of thermography as a breast cancer screening technique," *Integrative cancer therapies*, vol. 8, no. 1, pp. 9–16, 2009. 38
- [42] W. Karlen, A. Garde, D. Myers, C. Scheffer, J. M. Ansermino, and G. A. Dumont, "Estimation of respiratory rate from photoplethysmographic imaging videos compared to pulse oximetry," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 19, no. 4, pp. 1331–1338, 2015.
- [43] C. Wang, T. Pun, and G. Chanel, "A comparative survey of methods for remote heart rate detection from frontal face videos," *Frontiers in bioengineering and biotechnology*, vol. 6, p. 33, 2018.
- [44] M. Rapczynski, P. Werner, and A. Al-Hamadi, "Effects of video encoding on camera-based heart rate estimation," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 66, no. 12, pp. 3360–3370, 2019.
- [45] M. Kumar, A. Veeraraghavan, and A. Sabharwal, "Distanceppg: Robust non-contact vital signs monitoring using a camera," *Biomedical optics express*, vol. 6, no. 5, pp. 1565–1588, 2015.