



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO  
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA  
INGENIERÍA ELÉCTRICA - PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES

ANÁLISIS DE VÍDEO TÉRMICO  
PARA LA DETECCIÓN DE SIGNOS VITALES

TESIS  
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:  
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:  
ADRIANA YOLOXÓCHIL JIMÉNEZ RODRÍGUEZ

DIRECTOR DE TESIS:  
M.I. LARRY HIPÓLITO ESCOBAR SALGUERO  
FACULTAD DE INGENIERÍA

Ciudad Universitaria, CDMX

enero 2017



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.

JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dra. Martínez Pérez María Elena  
Secretario: Dr. García Ugalde Francisco  
1er. Vocal: M.I. Escobar Salguero Larry  
2do. Vocal: M.I. Minami Koyama Yukihiro  
3er. Vocal: Dr. Savage Carmona Jesús

Lugar donde se realizó la tesis: Ciudad Universitaria CDMX

**TUTOR DE TESIS**

M.I. Escobar Salguero Larry

## Resumen

En este trabajo se presenta un análisis de vídeo térmico para la detección y estimación de los signos vitales en humanos y su posible aplicación en la detección de víctimas en desastres naturales.

Se describen dos métodos empleados, el primero amplificación eurliana para obtener un vídeo donde se muestre la presencia del pulso, y un segundo método empleando el análisis multi-resolución Wavelet, donde se despliegue una estimación numérica del pulso cardiaco.

Para el caso del análisis de multi-resolución Wavelet, se realiza una comparación con tres algoritmos diferentes para valorar los resultados y determinar cuál sería el apropiado para la aplicación en robots de búsqueda.

Los resultados obtenidos en este trabajo muestran la viabilidad para la detección y medición del pulso y su implementación.



## **Agradecimientos**

Investigación realizada gracias a los proyectos UNAM-DGAPA-PAPIIT IT102615 “Robots no convencionales para tareas de exploración y búsqueda” y PAPIIME PE100616 “Servidor para prácticas de procesamiento digital de señales en tiempo real”.



# Contenido

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
1.1	Objetivos . . . . .	3
1.1.1	Generales . . . . .	3
1.1.2	Específicos . . . . .	3
1.2	Contribución . . . . .	4
1.3	Resumen de capítulos . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Radiación infrarroja</b>	<b>7</b>
2.1	Cámaras infrarrojas . . . . .	7
2.2	Signos vitales y las radiaciones infrarrojas . . . . .	14
2.2.1	Temperatura . . . . .	14
2.2.2	Respiración . . . . .	15
2.2.3	Pulso cardíaco . . . . .	16
2.2.4	Presión sanguínea . . . . .	16
2.3	Metodologías empleadas en el análisis de vídeo IR para la medición de señales biomédicas . . . . .	19
2.3.1	Determinación de la ROI . . . . .	19
2.3.2	Obtención de la señal en la MROI . . . . .	21
2.3.3	Filtrado . . . . .	22
2.3.4	Determinación del pulso cardíaco . . . . .	23
2.4	Resumen . . . . .	23
<b>3</b>	<b>Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas</b>	<b>25</b>
3.1	Análisis del problema . . . . .	25
3.2	Metodologías . . . . .	26
3.2.1	Amplificación euleriana . . . . .	27
3.2.2	Multi-resolución Wavelets . . . . .	32
3.3	Resumen . . . . .	37
<b>4</b>	<b>Detección de pulso cardíaco</b>	<b>39</b>

4.1	Amplificación euleriana . . . . .	39
4.2	Multi-resolución Wavelets . . . . .	40
4.2.1	Obtención de la señal $x_p$ . . . . .	40
4.2.2	Estimación del pulso cardíaco . . . . .	41
4.3	Resumen . . . . .	45
<b>5</b>	<b>Implementación y resultados</b>	<b>47</b>
5.1	Amplificación euleriana . . . . .	49
5.2	MRA Wavelet . . . . .	51
5.2.1	Características de la descomposición . . . . .	52
5.2.2	Análisis comparativo . . . . .	54
<b>6</b>	<b>Conclusiones y trabajo a futuro</b>	<b>61</b>
6.1	Conclusiones . . . . .	61
6.2	Trabajo a futuro . . . . .	62
	<b>Términos y abreviaciones</b>	<b>62</b>
	<b>Referencias</b>	<b>65</b>

# Capítulo 1

## Introducción

En [1] describen a los desastres como eventos calamitosos, repentinos o imprevisibles que trastornan el funcionamiento de una comunidad o sociedad y causan pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales. "Se habla de desastres naturales en el momento en que eventos o fenómenos naturales como terremotos, inundaciones o deslizamientos de tierra superan su límite de normalidad ocasionando grandes afectaciones a la comunidad".

Dado que el acceso a las zonas de desastre no siempre es fácil, en los últimos años se ha trabajado en el desarrollo de robots que permitan explorar y detectar posibles víctimas, así como situaciones de riesgo. Los robots orientados a este tipo de tareas deben contar con una gran cantidad de sensores para conocer el medio ambiente en el que trabajan así como con los actuadores necesarios para navegar e interactuar con su entorno.

En un sistema de seguimiento con múltiples sensores, se puede obtener una estimación del estado del objeto de interés por medio de un monitoreo centralizado que incorpora las mediciones de cada uno de los sensores. El fin esencial es aprovechar las virtudes y suplir los defectos de cada tipo de sensor [2]. Fusión Sensorial es un término amplio que se utiliza para cualquier proceso que involucre combinar información de sensores múltiples en una medición única. Existen tres estrategias básicas para combinar sensores: redundante, complementario y coordinado [3].

## ***1. Introducción***

---

Por todo lo anterior, se considera que en la medida en que se integre un sistema de multi sensorio donde se adquieran varios tipos de señales, se podrá obtener mejor certidumbre de la detección y estado de la víctima. Una cámara térmica puede ser parte de dicho sistema, que sea capaz de adquirir vídeo para su posterior procesamiento.

En el presente trabajo se realiza el análisis y la implementación de algoritmos que permitan encontrar posibles víctimas analizando vídeo infrarrojo. Las consideraciones que se toman en cuenta es que los algoritmos son aplicados a personas en reposo. Al formar una parte del sistema de detección, las otras condiciones de estado de las víctimas se verán cubiertas por los demás sensores.

Las imágenes infrarrojas presentan diferentes características con respecto a las imágenes del espectro visible, debido a que los sensores infrarrojo (IR) captan energía térmica emitida y no luz reflejada, haciéndolos invariantes a cambios de iluminación. Además, dado que la piel humana emite ondas de naturaleza térmica, se facilita su identificación, y cuando se procesa una imagen es posible la separación entre los fondos y el objeto térmico de interés, por lo que es ideal para agilizar la segmentación y la pronta localización de la región de interés (ROI, por las siglas en inglés).

Si bien las cámaras térmicas simplifican la detección de fuentes de calor, la manera de saber si se trata de un ser humano es mediante la detección de los signos vitales, que son mediciones de las funciones más básicas del cuerpo. Los signos que se monitorizan de forma rutinaria son: la temperatura corporal, el pulso cardíaco y la frecuencia respiratoria.

En cuanto a detección de signos vitales con el empleo de vídeo térmico, existen básicamente dos líneas de investigación: la detección de frecuencia cardíaca y la detección de frecuencia respiratoria [4].

De manera general, los algoritmos empleados en el análisis de vídeo térmico para medición de señales biomédicas trabajan de una manera similar, teniendo en común las siguientes etapas:

- Definición de la ROI por selección manual
- Filtrado, para eliminar la información irrelevante
- Obtención de la señal que será procesada, que por lo general es una señal de dos dimensiones
- Estimación o medición.

Para la detección del pulso cardíaco se ha implementado la transformada rápida de Fourier [5], así como análisis multi-resolución de la imagen por medio de la transformada continua de Wavelets [6]. Con el uso de video convencional se ha empleado amplificación euleriana, la cual consiste en aplicar una pirámide laplaciana, que permite aumentar los efectos del movimiento [7].

Respecto al análisis de detección de respiración, se ha trabajado en centrar la ROI en la zona nasal y correlacionarla con el cambio de temperatura, debido a que algunos estudios han demostrado que cuando se inhala y exhala se presentan cambios significativos formando una señal térmica periódica o cuasiperiódica [4]. Bajo este principio y aplicando multi-resolución por medio de la transformada Wavelet [8], se obtuvieron resultados similares a otras investigaciones [9]. También se ha trabajado en correlacionar los cambios de temperatura con el movimiento del cuerpo [10].

## 1.1 Objetivos

### 1.1.1 Generales

Diseñar un sistema que integre el análisis de vídeo térmico para determinar la presencia de víctimas en desastres naturales terrestres mediante la detección de signos vitales.

### 1.1.2 Específicos

- Evaluar los algoritmos y métodos matemáticos seleccionados, para aplicarlos en el análisis de las imágenes térmicas y poder obtener mejores resultados.
- Implementar un algoritmo que permita detectar la presencia de signos vitales.

## 1. Introducción

---

### 1.2 Contribución

En las investigaciones consultadas se trabaja con el vídeo térmico con la finalidad de conocer el comportamiento de las señales fisiológicas sin tener contacto físico con el sujeto, que en la mayoría de los casos se trata de pacientes, y para lo cual se restringe las características de la forma de adquisición de las tomas.

Para el análisis de vídeo térmico en la detección de signos vitales en posibles víctimas, se debe tener en consideración el menor número de restricciones debido a que son variadas las posibilidades de encontrar a alguna víctima. Se requiere un algoritmo eficiente y confiable para poderlo poner en marcha.

En este trabajo se compara la aplicación de los métodos existentes con el propuesto, teniendo un menor tiempo de procesamiento, además de que el banco de imágenes empleado es basto en comparación con las demás investigaciones.

### 1.3 Resumen de capítulos

En el *segundo capítulo* se presentan los conceptos básicos para la manipulación del vídeo, para después centrarse en el vídeo térmico, donde se abordará brevemente a los sensores que constituyen la cámara IR y algunas de sus características. Posteriormente se describen los signos vitales que se desean detectar y las consideraciones que implica. Se finaliza con una breve explicación de los métodos que se han utilizado en las investigaciones consultadas.

En el *planteamiento y análisis del problema* que se presenta en el *tercer capítulo*, se realiza una descripción detallada del problema se especifica bajo qué criterios se contempla realizar el desarrollo de la solución, y también se describen los algoritmos seleccionados, desde el punto de vista teórico.

Después de haber desglosado los métodos empleados, se describe el proceso de *implementación de los algoritmos* en el *capítulo cuatro*.

El análisis de los resultados se encuentran en el *capítulo cinco*, incluyendo un estado comparativo de los algoritmos seleccionados.

## ***1. Introducción***

---

Al final, en las *Conclusiones* se presenta un balance de los resultados, así como la propuesta para futuros trabajos.



## Capítulo 2

# Radiación infrarroja

Todos los cuerpos con temperaturas mayores al cero absoluto emiten radiaciones IR que se asocian a la temperatura del objeto, las cámaras infrarrojas (también llamadas termo-gráficas) contienen sensores encargados de captar dichas señales. En este capítulo se describirá la manera de operar de la cámara térmica a emplearse, algunas consideraciones respecto al procesamiento del vídeo, y se revisará la relación de los signos vitales con las radiaciones infrarrojas, al igual que las metodologías empleadas en el análisis de vídeo térmico.

### 2.1 Cámaras infrarrojas

Las propiedades de radiación de los objetos se describen en relación con el concepto ideal del cuerpo negro. Si la potencia radiada por el cuerpo negro es denotada por  $W_{bb}$ , y a la misma temperatura para un objeto normal como  $W_{obj}$ , la relación entre los dos valores describen el valor de la emisividad  $\varepsilon$  de un objeto, como se observa en la ecuación 2.1 [11].

$$\varepsilon = \frac{W_{obj}}{W_{bb}} \quad (2.1)$$

$\varepsilon$  toma valores en el intervalo de 0 a 1, donde el cuerpo negro tiene un coeficiente  $\varepsilon = 1$ . Las mejores propiedades de radiación de un objeto se tienen cuando la emisividad es cercana a la unidad. Los objetos que tienen la misma emisividad para todas las longitudes de onda son llamados cuerpos grises, cuya potencia de radiación es expresada por la ecuación (2.2), correspondiente a la ley de Stefan-Boltzman donde

## 2. Radiación infrarroja

---

se establece que la rapidez a la que un objeto radia energía es proporcional a la cuarta potencia de su temperatura absoluta [12].

$$W = \varepsilon\sigma T^4 \frac{W}{m^2} \quad (2.2)$$

Donde  $W$  es la potencia en Watts de las ondas electromagnéticas radiadas de la superficie del objeto,  $\sigma$  es la constante de Stefan-Boltzmann cuyo valor es  $5.669 \times 10^{-8} \text{ W/m}^2\text{K}^4$ ,  $\varepsilon$  es el coeficiente de emisividad y  $T$  es la temperatura superficial en kelvin. La emisividad es un término vinculado con la absorptividad, que es la fracción de la radiación incidente que absorbe la superficie. Una superficie negra tiene alta absorptividad y alta emisividad.

La ley de Planck describe el espectro de radiación térmica en función de la temperatura de la superficie del objeto y de la longitud de onda, expresada de la siguiente forma:

$$P = \frac{2\Pi hc^2}{\lambda^5 \left( e^{\frac{hc}{\lambda kT}} - 1 \right)} \quad (2.3)$$

donde  $P$  es la potencia emitida por unidad de área en  $W/m^2$  a una particular longitud de onda  $\lambda$  en  $m$ ,  $h$  es la constante de Planck  $6.626 \times 10^{-34} \text{ J}\cdot\text{s}$ ,  $c$  es la velocidad de la luz  $3 \times 10^8 \text{ m/s}$ ,  $k$  es la constante de Boltzmann  $1.38 \times 10^{-23} \text{ J/k}$  y  $T$  es la temperatura en  $K$ .

Integrando el espectro de radiación emitido para todas las longitudes de onda de 0 a infinito, se puede obtener el valor de la potencia total de la radiación emitida del cuerpo, a determinada temperatura, por medio la ley de Stefan-Boltzmann ecuación 2.2.

La potencia de radiación por unidad de área depende de la temperatura absoluta del cuerpo y de su coeficiente de emisividad, sin importar la forma de la superficie.

Utilizando la expresión de la ley de la radiación de Planck 2.3 y la temperatura promedio del cuerpo humano, se puede determinar el intervalo de longitudes en donde la radiación del cuerpo humano es más intensa. La Figura 2.1 muestra tres curvas de Planck a diferentes temperaturas, incluyendo la del ser humano. Se puede observar de la gráfica que en la curva correspondiente a la temperatura promedio de una persona,

## 2. Radiación infrarroja

la distribución de energía emitida es mayor dentro del intervalo de  $7 - 12\mu m$  de longitud de onda. Aplicando la ecuación 2.4 que corresponde a la ley del desplazamiento de Wien, se obtiene la abscisa donde se ubica el pico de esta curva.

$$\lambda_{max}T = 2,898 \times 10^{-3} \text{ m} \cdot K \quad (2.4)$$

donde  $T$  es la temperatura absoluta del cuerpo negro medido en K y  $\lambda_{max}$  la longitud de onda donde se presenta la máxima intensidad.

$$T = 36^\circ C \rightarrow T = 309,15 \text{ K}$$

$$\lambda_{max} = \frac{2,898 \times 10^{-3}}{309,15}$$

$$\lambda_{max} = 9,37 \mu m$$

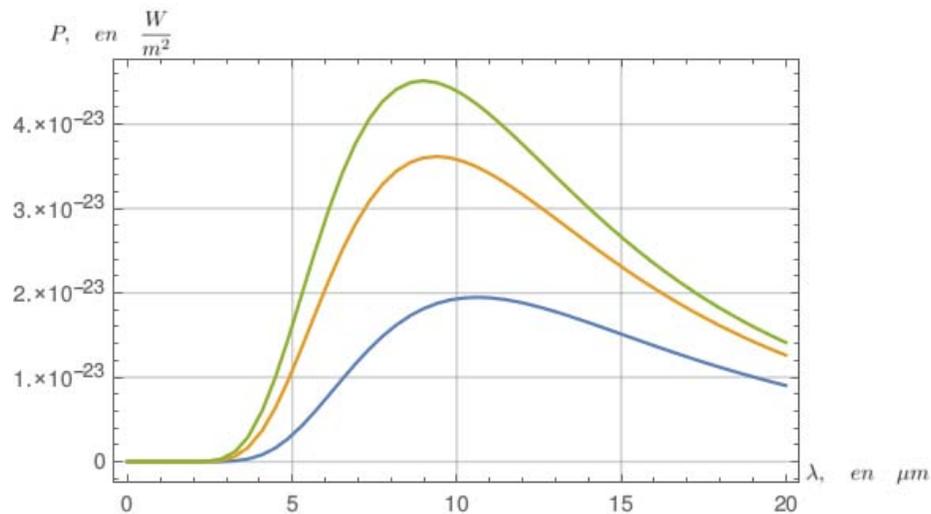


Figura 2.1: Espectro de radiación de tres temperaturas diferentes, incluida la del cuerpo humano [11].

La radiación IR corresponde con longitudes de onda divididas en cuatro regiones como se puede apreciar en la Figura 2.2: IR cercano, IR corto, IR medio, IR lejano, siendo el IR lejano donde se encontrará la mayor potencia emitida por el ser humano. Es por ello que las cámaras IR que se utilizan para el análisis de detección de personas son

## 2. Radiación infrarroja

---

sensibles a dicha región [13].

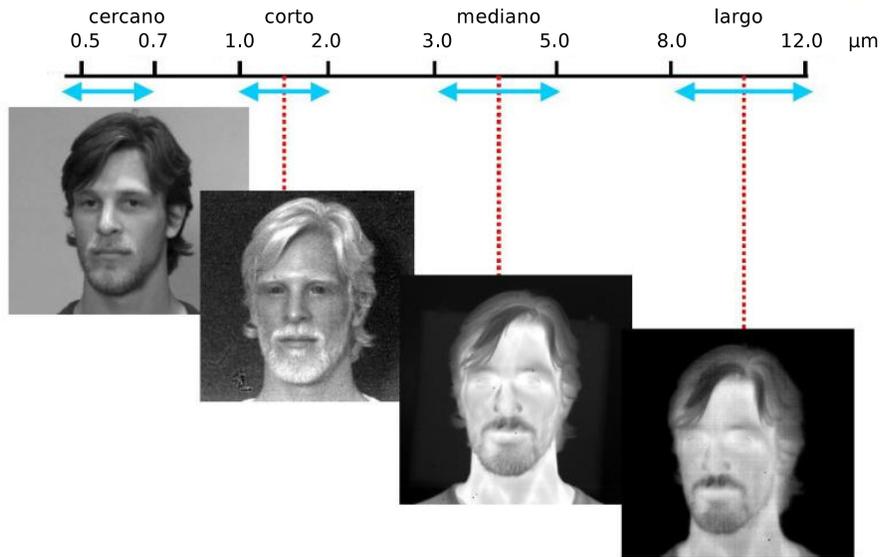


Figura 2.2: Imágenes captadas con cámaras que trabajan con diferente longitud de onda [14].

Existen diferentes tipos de cámaras IR, los modelos varían dependiendo de su respuesta dentro del espectro, el tipo de tecnología empleada en los sensores, la resolución espacial, la resolución de temperatura, la frecuencia de muestreo, el tipo de almacenamiento y transmisión de datos. Las empleadas en investigaciones médicas trabajan con longitudes de onda 7.5–13  $\mu\text{m}$ , coincidente con la gráfica 2.1, y utilizan como sensores un arreglo de microbolómetros, con sensibilidades de temperatura menores de 80  $mK$ , con frecuencia de muestreo de 60 [Hz], dejando como posibilidad de variación su resolución espacial, dicha resolución dependerá de los sensores y del tipo de lente. En la Figura 2.3 se puede apreciar la sensibilidad relativa para los diferentes tipos de detectores en función de la longitud de onda dentro del intervalo de 1 a 15  $\mu\text{m}$  correspondiente al espectro infrarrojo.

Las cámaras térmicas utilizan detectores IR, llamados bolómetros que tienen un elemento cuya resistencia varía en función de la radiación que absorbe. Dichos detectores se encuentran dispuestos en un solo plano formando un arreglo denominado FPA (Focal Plane Array), cuyo tamaño por lo general son arreglos de 160 x 120 ó 320 x 240

## 2. Radiación infrarroja

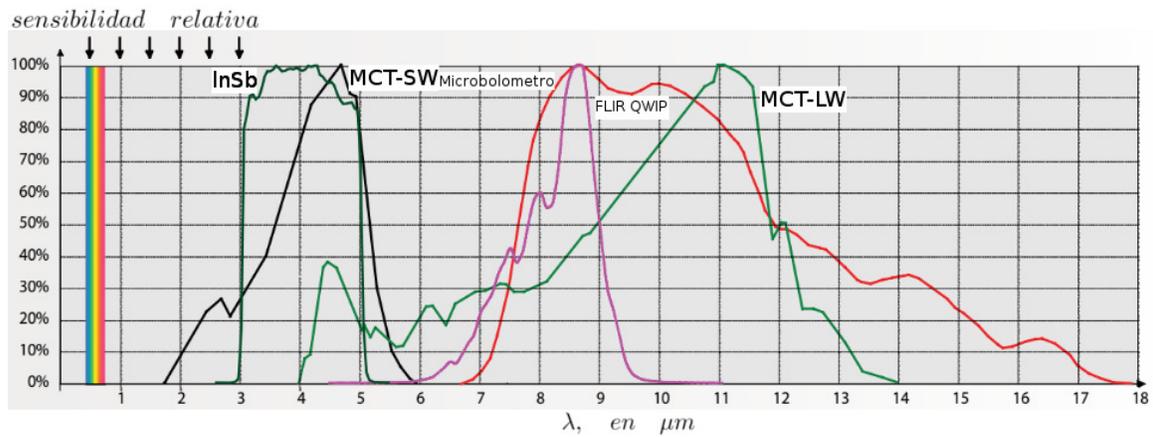


Figura 2.3: Gráfica de sensibilidad relativa en diferentes detectores [15].

elementos.

Al igual que los termógrafos, las cámaras IR captan la radiación emitida por un objeto. En la Figura 2.4, se puede apreciar que para realizar esta tarea es necesario contar con un elemento óptico, la lente, el sensor detector de radiación que la asocia con un voltaje, y por medio de componentes electrónicos se asocia a la temperatura, para finalmente desplegarla numéricamente en el caso del termógrafo o como imagen en la cámara IR.

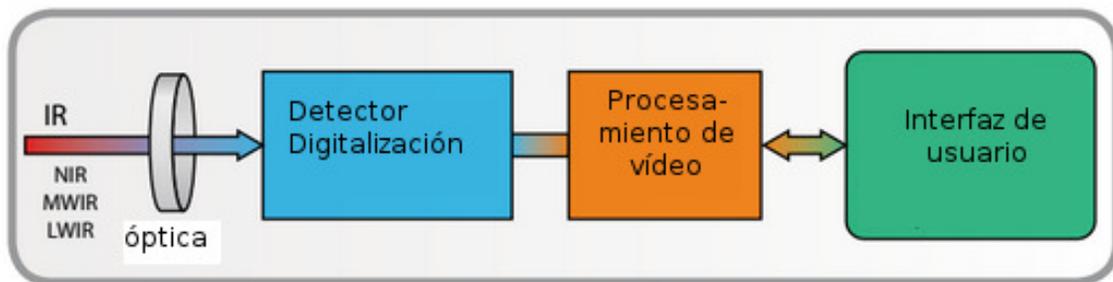


Figura 2.4: Diagrama básico de una cámara IR [15].

El campo de visión, (FOV por sus siglas en inglés), es la medida del área que una cámara es capaz de observar, la cual está referida en grados con centro en la cámara y

## 2. Radiación infrarroja

---

depende del lente ya que este establece la distancia focal. Al incrementar la distancia focal disminuye el área que la cámara es capaz de observar, pero incrementa el detalle del área enfocada [16]. En la Figura 2.5 se observa este fenómeno con tres diferentes tipos de lentes.

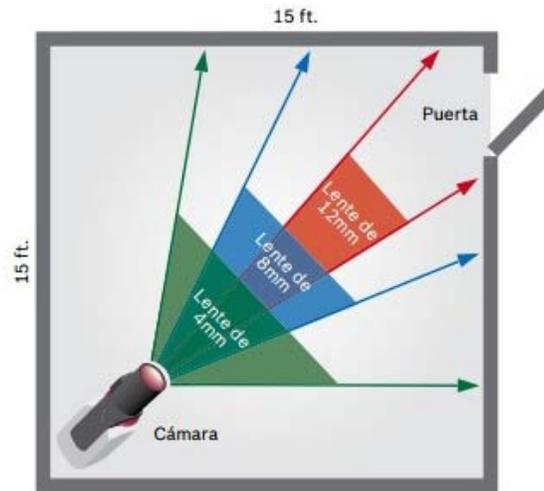


Figura 2.5: Disminución del campo de visión con el aumento de lente, aumento de la distancia focal [16].

Otro parámetro importante es el IFOV, que se refiere al campo de visión instantánea, y es una relación entre el FOV y la resolución de la imagen (número de píxeles), su unidad por lo general está dada en mrad (miliradianes). La Figura 2.6 complementa a la anterior, permitiendo observar la variación de IFOV para tres diferentes distancias focales.

Algo que debe considerarse al trabajar con las cámaras IR son las interferencias que se puedan presentar, debidas a la distancia del objeto de interés, la señal reflejada, los efectos atmosféricos, la presencia de alguna ventana. En la Figura 2.7 se puede apreciar un esquema de las posibles interferencias que se presentan, donde:

- 1 Representa la escena captada por la cámara
- 2 Reflejo del fondo

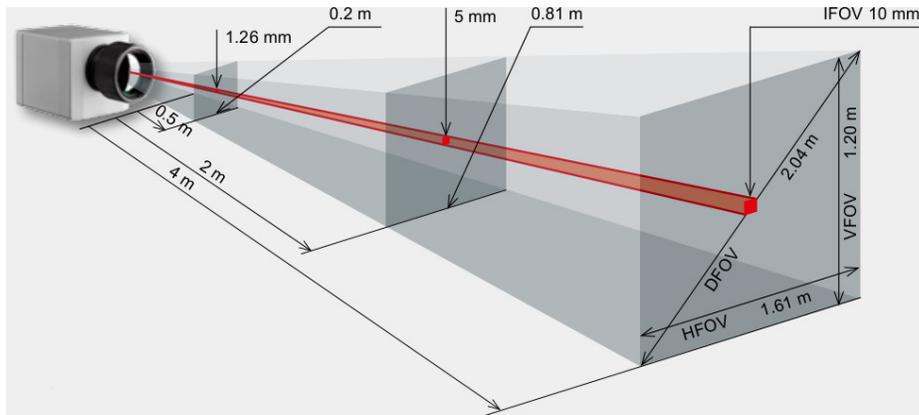


Figura 2.6: Campo de visión instantánea (IFOV) [17].

- 3 La interferencia atmosférica
- 4 Presencia de algún material
- 5 Cámara IR.

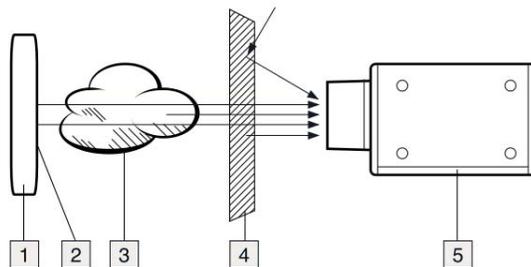


Figura 2.7: Interferencias durante la toma [15].

Cabe señalar que mediante el procesamiento de la señal adquirida por los sensores de la cámara se tratan de compensar dichas interferencias.

El vídeo térmico, al igual que el vídeo convencional, está formado por un conjunto de imágenes fijas (fotogramas), que al mostrarse de manera secuencial crean la impresión de movimiento para el ojo humano, por lo general cada segundo de vídeo contiene 60 fotogramas.

## **2. Radiación infrarroja**

---

El sistema visual humano crea la sensación que se produce un salto cuando el tiempo en que aparecen dos imágenes idénticas sucesivamente es inferior a una quinceava parte de segundo. La cadencia de filmación mínima para que este efecto no se produzca es de 16 imágenes por segundo [18]. Así que si otra imagen se recibe durante ese período, se produce la ilusión de continuidad, lo que permite que una secuencia de imágenes fijas dé la impresión de un movimiento suave.

### **2.2 Signos vitales y las radiaciones infrarrojas**

La radiación que emite el ser humano es independiente de la expresión facial, el maquillaje, la posición y la luz. Lo que sí puede afectar a la hora de medir son las condiciones que se presentan asociadas como el aire, la regulación térmica y el metabolismo de la persona, entre otros factores [19].

El factor de emisión puede cambiar con la temperatura y las propiedades de la superficie, siendo este parámetro de gran utilidad como una orientación aproximada para la medición de relaciones o diferencias de temperatura [20].

La emisividad de la piel humana se encuentra en el intervalo de 0.98 - 0.99 y no depende de la pigmentación de la piel. Debido que la emisividad de los materiales se encuentra en el intervalo de 0 - 1, se puede considerar que la piel se comporta como buen emisor.

Los signos vitales que son los indicadores básicos de funcionamiento del cuerpo humano, son la temperatura corporal, frecuencia respiratoria y frecuencia cardíaca. En algunos textos adicionalmente es incluida la presión arterial [21]. Cada uno de los signos vitales se encuentra relacionada de una u otra manera con la variación de la temperatura.

#### **2.2.1 Temperatura**

La temperatura promedio del cuerpo se encuentra en el intervalo de 36.5 - 37.5 °C; en situaciones normales el cuerpo controla su temperatura para mantenerse dentro del intervalo, siempre y cuando la temperatura ambiental se encuentra entre 21 -

54 °C, afectando la humedad, el aire y la radiación térmica del cuerpo. El cuerpo no mantiene una temperatura constante en todas las partes, pero sí dentro del intervalo antes mencionado, en la tabla 2.1 se puede ver la variación que va de 0.2 a 1.2 °C.

Tabla 2.1: Temperatura en diferentes partes del cuerpo humano [22].

Región	Temperatura en °C
Piel	32 - 35
Escroto	34
Hígado	36.4 -36.8
Cavidad oral	36.5 -36.6
Vena cava superior	36.65
Esófago, pulmones	36.75
Corazón, ventrículo derecho	36.75
Aorta, vena cava inferior	36.75
Arteria y vena pulmonar	36.75
Riñón	36.85
Médula espinal	36.95
Estómago, recto	36.2 - 37.8
Cerebro, útero	37.3

### 2.2.2 Respiración

Los pulmones son parte central del aparato respiratorio y son los encargados de interactuar con la sangre intercambiando dióxido de carbono por oxígeno, además de mantener la sangre con el pH adecuado. En el ciclo de la respiración, se inhala aire del exterior a través de la nariz (a veces la boca) y es depositado en los alvéolos pulmonares donde se encuentra la sangre proveniente de las venas, el oxígeno del aire se deposita en la sangre y el dióxido de carbono es eliminado de la misma, expulsándolo del cuerpo mediante la exhalación. La frecuencia respiratoria normalmente es de 12 ciclos/min en hombres, 20 ciclos/min en mujeres y 60 ciclos/min en niños.

De cinco a seis litros de sangre son bombeados por minuto y la cantidad máxima de oxígeno usado es de 2.8 L/min (4 L/min con alto rendimiento deportivo), de tal manera que la frecuencia respiratoria puede satisfacer la demanda de oxígeno que

## **2. Radiación infrarroja**

---

necesitan los diferentes órganos del cuerpo.

Durante el proceso de inhalación - exhalación, la temperatura en la zona nasal cambia, debido a que la temperatura interna del cuerpo no es igual a la temperatura ambiental, de tal manera que la radiación térmica también varía en dicha zona debido al desprendimiento de  $CO_2$  [23] .

### **2.2.3 Pulso cardíaco**

El sistema circulatorio se encarga de proporcionar la sangre a los diferentes órganos del cuerpo por medio de las arterias, y son las venas las que conducen la sangre de regreso al corazón, donde es oxigenada y preparada para circular nuevamente. Cabe señalar que son las arterias las que se encuentran más cercanas a la superficie de la piel, y en muchas ocasiones se aprecian a simple vista. Otro aspecto a considerar es que la presión de la sangre en las arterias es mayor a su vena correspondiente. El tamaño, la presión y la longitud de las arterias varía siendo la carótida externa y las arterias largas las utilizadas para la medición del pulso cardíaco.

El ciclo cardíaco tiene dos etapas: sístole y diástole, la primera corresponde a la contracción y expulsión de la sangre del corazón y la segunda a la relajación y llenado de sangre del corazón. La frecuencia cardíaca es el inverso del tiempo que dura este ciclo, donde se presentan cambios en la presión y flujo de la sangre [22]. El pulso cardíaco puede encontrarse en el intervalo de 60 a 100 latidos por minuto, en estado de reposo, aunque puede variar dependiendo de la edad, el estado de salud y las condiciones de estrés.

En el sistema circulatorio se presenta una temperatura mayor, en gran medida por el movimiento continuo de la circulación sanguínea. De ahí que las radiaciones infrarrojas sean mayores en esa zona.

### **2.2.4 Presión sanguínea**

La presión sanguínea es una variable que normalmente se considera en las visitas al médico, formalmente no es un signo vital, pero mantiene una estrecha relación con el

pulso cardíaco [24].

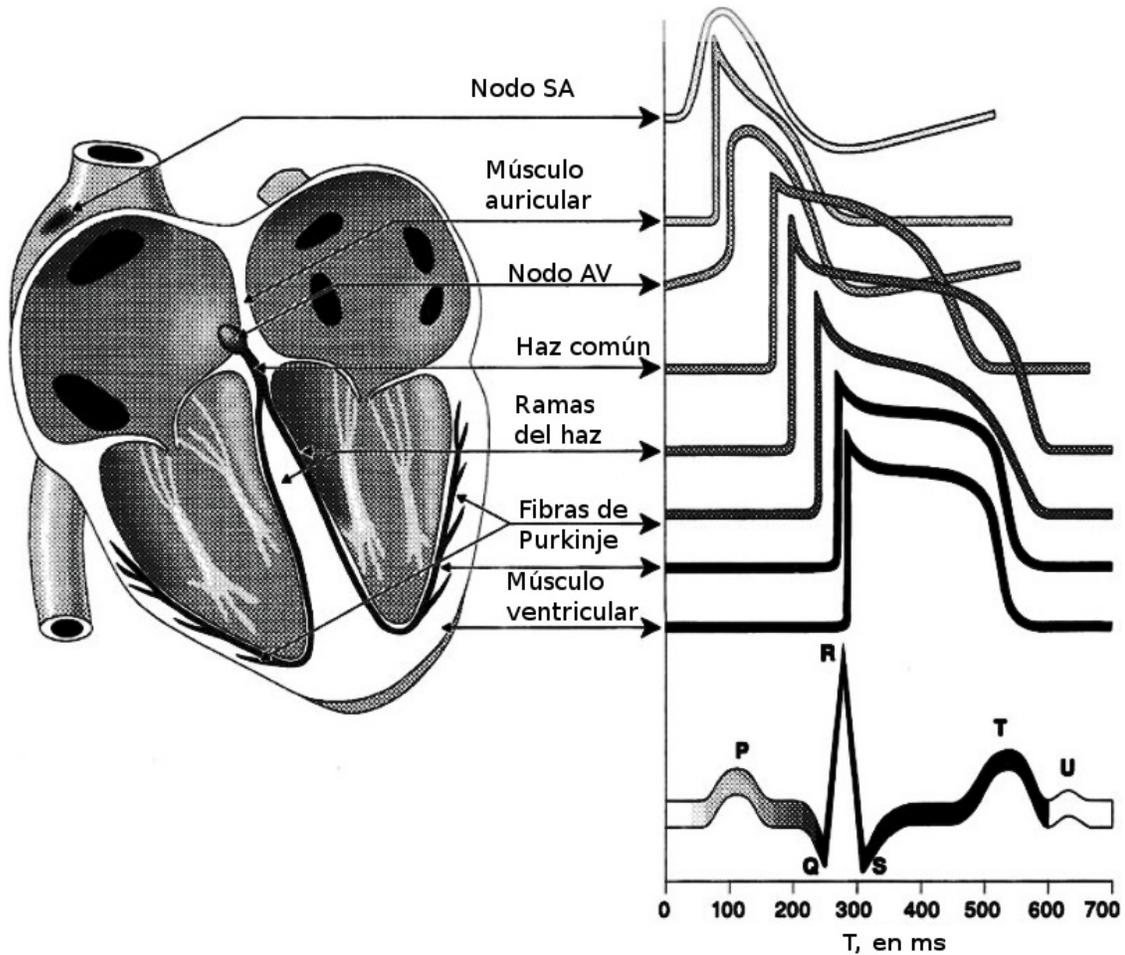


Figura 2.8: Medición de la presión en diferentes partes del corazón [22].

En el lado derecho de la Figura 2.8, se observa la medición de presión en diferentes lugares del corazón que actúan en diferente tiempo y forma durante el ciclo cardíaco; la suma de dichas señales dan un comportamiento como la gráfica inferior de la Figura, el cuál corresponde a la señal que los electrocardiogramas proporcionan, donde los puntos QRS corresponden a la etapa diástole y la T sístole [22].

El flujo sanguíneo y la presión sanguínea se encuentran relacionados, este efecto se

## 2. Radiación infrarroja

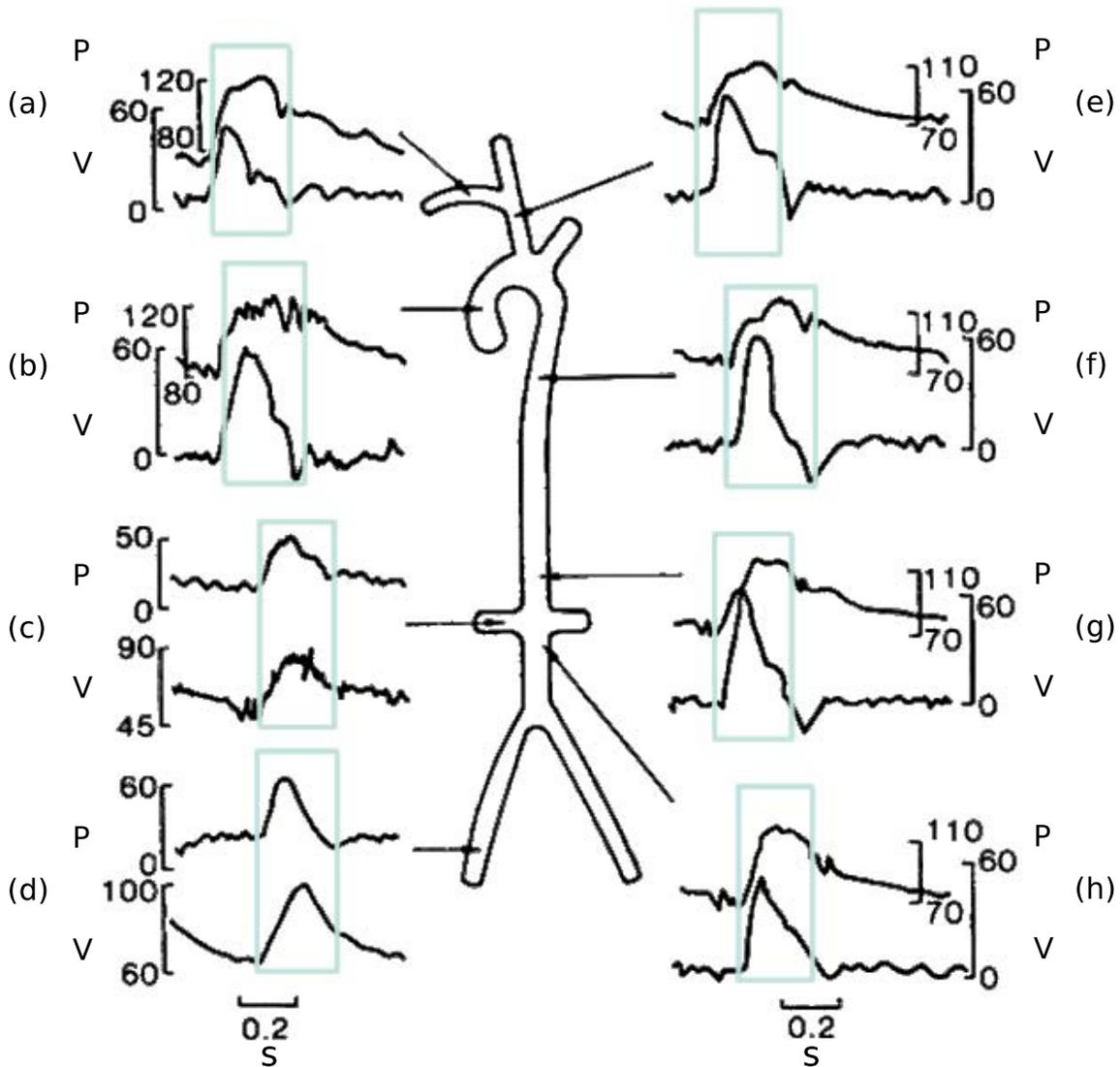


Figura 2.9: Medición simultánea de la velocidad  $cm/s$  y presión  $mmHg$  en partes principales de la arterias (a) subclavia, (b) aorta ascendente, (c) arteria renal derecha, (d) arteria iliaca común, (e) arteria innominada, (f) aorta descendente T7, (g) aorta descendente T10, (h) aorta abdominal L1 [22].

muestra en la Figura 2.9, para diferentes puntos en la arteria se muestra simultáneamente el comportamiento de la velocidad en  $cm/s$  y la presión en  $mmHg$  sanguínea,

y para todos los casos, se puede apreciar en los recuadros que el punto máximo de cada par de señales ocurre con variaciones menores de 0.2 segundos.

### 2.3 Metodologías empleadas en el análisis de vídeo IR para la medición de señales biomédicas

Como se mencionó en el capítulo anterior, las etapas que se pueden encontrar en el análisis de vídeo térmico son: determinación de la ROI, filtrado, obtención de la señal y medición. La forma de aplicarlo varía, y en algunos casos también el orden, En [8],[25], [26],[5] agregan una etapa de seguimiento antes de determinar la ROI, e incluso existen quienes establecen la etapa de determinación de la región de medición de interés (MROI).



Figura 2.10: Diagrama de bloques del análisis de la imagen.

En el diagrama de bloques de la Figura 2.10 se muestra una posibilidad del orden de aplicación de las etapas durante el análisis de la señal.

#### 2.3.1 Determinación de la ROI

En las investigaciones consultadas, la selección de la escena se realiza previamente para asegurar que se tiene dentro de ella la ROI. La mayoría de los autores referenciados, localizan la ROI de manera no automática. En [26] utiliza una detección semi automática, lo cual se puede apreciar en la Figura 2.11. En dicha metodología se selecciona la nariz del individuo como centro y se divide la cabeza en seis regiones iguales, se analiza cada una de ellas y se establece en cuál se presenta mayor número de características; cabe resaltar que los autores buscan crear un mapa de las arterias

## 2. Radiación infrarroja

---

y de esta forma realizan la segmentación de la cabeza para obtener su ROI.

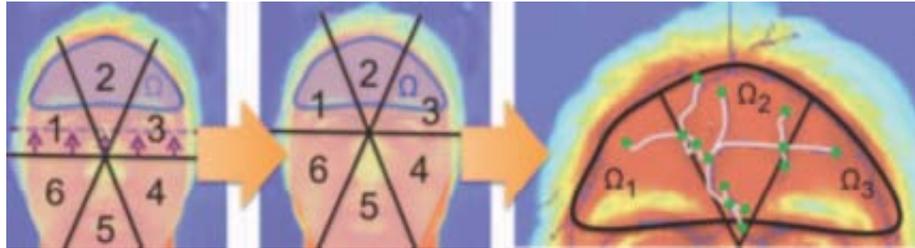


Figura 2.11: Determinación del ROI por medio de la segmentación de la cabeza [26].

En espacios controlados, una manera eficaz que se puede realizar para determinar la ROI es el empleo de un clasificador bayesiano, donde a priori se conoce la temperatura corporal; para esta metodología la temperatura ambiental y la corporal no están definidas y por ello este método no es aplicable. Hasta el momento no existe un algoritmo que detecte la ROI de manera totalmente automática.

Una vez ubicada la ROI, el siguiente paso consiste en definir la región de medición de interés (MROI, por sus siglas en inglés), los autores difieren sus metodologías, en la Figura 2.12 podemos apreciar la metodología de cuatro diferentes autores

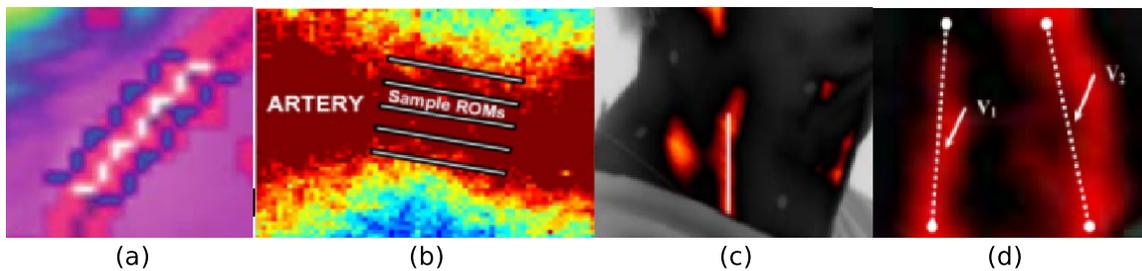


Figura 2.12: Determinación de MROI (a) emplea un segmento único de recta dentro de la arteria [27], (b) utiliza varios segmentos de recta paralelos entre sí contenidos en su mayoría dentro de la arteria [28] (c) considera una sola recta dentro de la arteria [5] (d) se centra en dos líneas dentro de la arteria como método para la segmentación [29].

En el trabajo de [30], traza un segmento de recta perpendicular a la arteria, con la finalidad de determinar qué parte se encuentra dentro y tiene los extremos fuera de la frontera, como se observa en la Figura 2.13. La longitud del segmento se mantiene

constante a lo largo del análisis de todos los fotogramas; lo único que realiza es una relocalización, ubicando siempre su centro en el punto de la arteria con mayor temperatura.

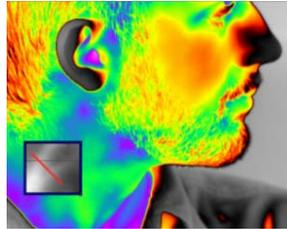


Figura 2.13: MROI perpendicular a la arteria [30].

Por otra parte, [6] plantea una forma novedosa de ubicar la MROI; ésta consiste en proponer una área cuadrada para la ROI donde la subdivide en regiones cuadradas del mismo tamaño, aplica la transformada continua de Wavelets a cada una de ellas, y la que tenga una medición más aceptable la selecciona como ROI, ver Figura 2.14.

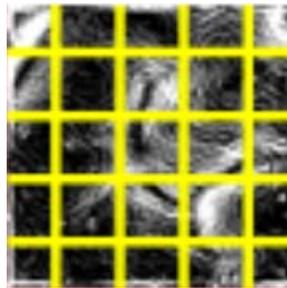


Figura 2.14: Selección de la MROI comparando el análisis de cada recuadro de la ROI [6].

### 2.3.2 Obtención de la señal en la MROI

El análisis del vídeo, consiste en detectar el cambio que existe en los fotogramas consecutivos, en este caso la tarea es observar el comportamiento de la MROI en los diferentes fotogramas y modelarlo para obtener la medición del pulso cardíaco. Lo que interesa es al final tener una señal en 1D única, que representa el comportamiento del

## 2. Radiación infrarroja

---

flujo sanguíneo ( $x_p$ ), en la cual se pueda realizar la medición.

En la mayoría de las metodologías se utilizan análisis estadísticos. Una forma es trabajar en la obtención del promedio de los valores de los píxeles contenidos en la MROI para cada uno de los fotogramas y de esta manera se obtiene una señal que describe el comportamiento del flujo sanguíneo, cuya longitud dependerá del número de fotogramas que se tenga, ver Figura 2.15. Otra variante es analizar cada píxel contenido en la MROI durante los diferentes fotogramas; para ello se deben tomar en cuenta los efectos de movimientos bruscos, y por ello se aplica un algoritmo de seguimiento, para asegurar la ubicación del píxel, de esta forma se obtienen tantas señales como píxeles conformen la MROI y se aplica una transformación al dominio de la frecuencia, y es en este dominio donde se promedian las señales para obtener una frecuencia predominante.

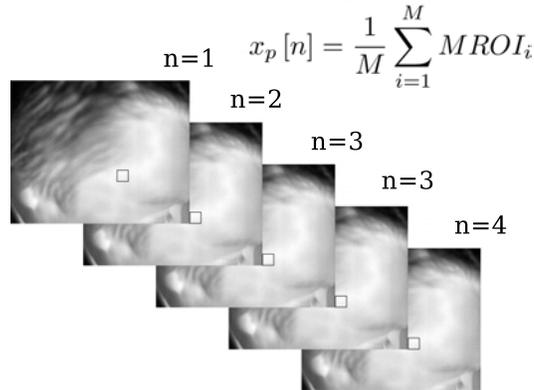


Figura 2.15: Obtención de la señal  $x_p$  mediante el promedio de valores de la MROI.

En [6] se obtiene una señal para cada subregión de la ROI; dicha señal se obtiene promediando los valores de cada subregión y al final se escoge la que tenga la mejor variabilidad, que es donde se encuentra la MROI.

### 2.3.3 Filtrado

Antes de realizar la medición del pulso cardíaco y después de la obtención de la señal única se aplica una etapa de filtrado, con la finalidad de únicamente conservar los

picos de la señal predominante, que serían los correspondientes al pulso cardíaco, logrando reducir la información innecesaria, que se puede considerar ruido.

Se considera el empleo de análisis de multi-resolución como un tipo de filtrado, debido a que al descomponer la imagen en diferentes escalas de frecuencia y/o tiempo, resaltan ciertas características, permitiendo trabajar sólo en alguna de ellas para poder obtener un modelo de señal más limpio.

### 2.3.4 Determinación del pulso cardíaco

Cuando se tiene la señal final ( $x_p$ ) que modela el comportamiento de la temperatura de la arteria, se procede a medir su frecuencia, esto se hace de dos maneras, empleando la transformada de Fourier (FT) o la transformada continua de Wavelets (CWT). Lo que se desea obtener es una medición similar a la obtenida con métodos directos. En las investigaciones consultadas se han tenido buenos resultados.

## 2.4 Resumen

En este capítulo se abordó la manera de trabajar de las cámaras IR, así como las características de los signos vitales en el ser humano y la manera en cómo se pueden detectar dichos signos con las cámaras IR. También se realiza una revisión de las metodologías empleadas en el análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas.



## Capítulo 3

# Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

En este capítulo se realiza una descripción detallada del problema y bajo qué criterios se plantea la solución, las etapas que se deberán considerar y el trabajo a desarrollar en cada una de ellas.

### 3.1 Análisis del problema

Para poder realizar la detección de signos vitales mediante el procesado de vídeo infrarrojo, se deben realizar diferentes consideraciones. Las investigaciones realizadas al respecto se han aplicado en laboratorios con condiciones controladas y bajo ciertas restricciones. En el caso del presente trabajo se plantea un desarrollo que sea capaz de trabajar con la menor cantidad de restricciones, es decir, un sistema más general. Las características de la cámara, así como el espacio donde se empleará son aspectos importantes a considerar, por lo que se delimitó a lugares cerrados donde el acceso humano sea restringido, donde la posibilidad de encontrar a posibles víctimas en estado de reposo sea alta y que el lugar se encuentre a temperaturas por debajo de la temperatura corporal, la regulación térmica no es considerada (transpiración), además de excluir condiciones irregulares como fiebre, inflamación o dolor de cabeza.

En el Capítulo 1 se presentaron a diferentes alternativas para detectar los signos vitales, aquéllos que se referían a la frecuencia respiratoria centraban su atención en las proximidades de las fosas nasales [31-38]. . Para nuestro desarrollo esto limita

### ***3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas***

---

su utilización, debido a que disminuye la probabilidad de encontrar a una persona que sea captada en posición de frente; es por ello que se descarta la medición de la frecuencia respiratoria. En cuanto la medición del pulso cardíaco, son varios los algoritmos hasta ahora propuestos y estudiados donde se enfocan a diferentes áreas de análisis, arteria temporal superficial [28] [25], arteria superorbital [29] [26], arteria occipital [6] [5] [8] [9], arteria radial [5] [39]. En este trabajo se utiliza un algoritmo que es aplicable a diferentes partes del cuerpo y que no sólo se centre en una, ya que se limitarían las posibilidades y no sería óptima la implementación.

#### **3.2 Metodologías**

El trabajar con vídeo requiere gran cantidad de recursos para su almacenamiento y procesamiento, ya que matemáticamente hablando se trabaja con matrices, cuyo tamaño dependerá de la resolución del vídeo y la cantidad de duración del mismo. Para el análisis llevado a cabo no toda la información captada por la cámara es de utilidad, únicamente interesa el área dónde se encuentre una persona, y por tanto, es necesaria la ubicación de la ROI; posteriormente de esta región se determina MROI, en este caso alguna parte del sistema circulatorio.

Se decidió estudiar dos métodos para la detección de signos vitales, que se enfocarán en la detección de pulso cardíaco, tomando como principio la variabilidad del flujo sanguíneo y el cambio de temperatura. Ambos métodos se basan en la descomposición de la imagen empleando el análisis de multi-resolución o multiescala MRA. El primero permitirá ver de manera visual la presencia del pulso cardíaco utilizando pirámides laplacianas; el segundo utilizando MRA Wavelets permitirá obtener un estimado de la medición. El MRA se puede considerar como una etapa de filtrado, donde se analizan únicamente las frecuencias seleccionadas y descarta la demás información. Este procedimiento deberá realizarse en cada uno de los fotogramas, y después obtener una función con respecto al tiempo que modele la variación entre los fotogramas y a partir de dicha función determinar la variabilidad y ver si se presenta una frecuencia dominante, correspondiente al pulso cardíaco. En este trabajo se determina la presencia o ausencia de pulso cardíaco con el menor costo de tiempo y recursos.

El MRA es un concepto matemático que se encarga de descomponer la señal en diferentes niveles de resolución. Este método es utilizado en aproximaciones, compre-

### ***3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas***

---

sión, procesamiento y análisis de datos. En las imágenes se pueden encontrar bordes, esquinas, objetos, defectos en diferentes escalas; esto dependerá de la forma y características propias del objeto observado, pero también de la forma de adquisición de la imagen, es decir, la distancia focal, el tipo de lente y de la distancia del objeto. Con este tipo de herramientas matemáticas se pueden identificar ciertas características de interés, por ejemplo, se reduce la resolución para analizar más fácilmente las escalas gruesas.

Las pirámides y la transformada Wavelets son dos tipos de análisis multi-resolución y son los que se emplearán para obtener la señal  $x_p$  y a partir de ella determinar el pulso cardíaco.

#### **3.2.1 Amplificación euleriana**

En la amplificación euleriana, se considera al píxel como un fluido cuya presión y velocidad varía con el tiempo, en este caso su valor. Combina procesamiento espacial y temporal para enfatizar cambios sutiles en el tiempo, en este caso el pulso cardíaco, aunque también se podría emplear para detectar movimiento del cuerpo. Esta metodología la han aplicado y propuesto en [40] utilizando cámaras convencionales y el efecto del color. En este caso se considerará el cambio de temperatura.

Consiste en descomponer las secuencias de vídeo en diferentes bandas de frecuencias, y usualmente se emplea una pirámide.

Una pirámide de imágenes es el resultado del uso consecutivo de filtros y submuestreo de la imagen original  $g_{mn}$ . Considérese una imagen de tamaño  $M \times N$ , el obtener su pirámide requiere:

- 1 inicializar la imagen original  $g_{mn}^0 = g_{mn}$ ;
- 2 aplicar un filtro pasa baja a  $g_{mn}^{v-1}$ , donde  $v = 1, 2, \dots, k$  ;
- 3 submuestrear en un factor de dos, de tal manera que para  $g_{mn}^v$  el tamaño sería  $\frac{M}{2^v} \times \frac{N}{2^v}$ ;
- 4 repetir desde el paso 2, por cada nivel de pirámide a construirse.

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

Una pirámide gaussiana se obtiene con un filtrado binomial y un factor de submuestreo de 2, [41]; en la Figura 3.1, se ilustra dicho efecto para dos imágenes en la Figura 3.1 (a) con gran contraste y poco detalle, y en la Figura 3.1(b) con mayor detalle.

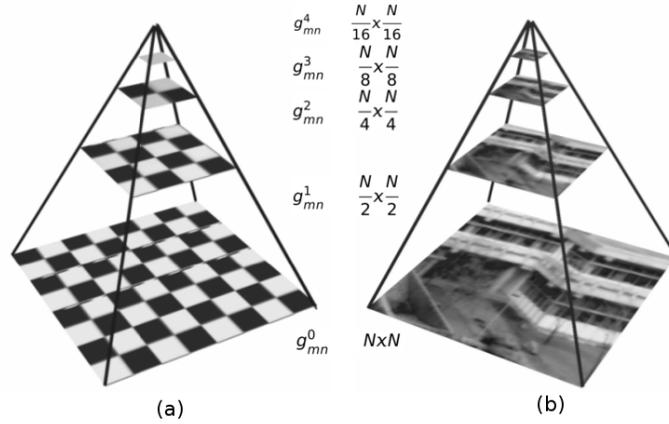


Figura 3.1: Pirámide gaussiana (a) con gran contraste (b) con gran detalle [42].

La diferencia de las imágenes en los niveles consecutivos en una pirámide gaussiana da como resultado la pirámide Laplaciana. En la Figura 3.2 se aprecia el efecto de aplicar la pirámide gaussiana con cinco niveles, Figura 3.2(a), y la pirámide laplaciana Figura 3.2(b) obtenida a partir de la primera [42]. La diferencia de las imágenes sucesivas se obtiene interpolando la segunda imagen de tal manera que sean del mismo tamaño, dando como resultado un realce en los bordes de la imagen.

En la implementación de la amplificación eurliana es más usual utilizar una pirámide laplaciana, etapa 1 de la Figura 3.3. Una vez efectuada la descomposición se filtran cada una una de las etapas de la pirámide; dependiendo de la aplicación el tipo de filtro podrá variar, así como los parámetros del mismo, etapa 2 de la Figura 3.3.

Se establece el factor  $\alpha$ , el cual permite la determinación del efecto del vídeo, y dependerá del tipo de movimiento que se desee magnificar, etapa 3 de la Figura 3.3. Por último, se integran las etapas de la pirámide para formar la imagen final [40], etapa 4 de la Figura 3.3.

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

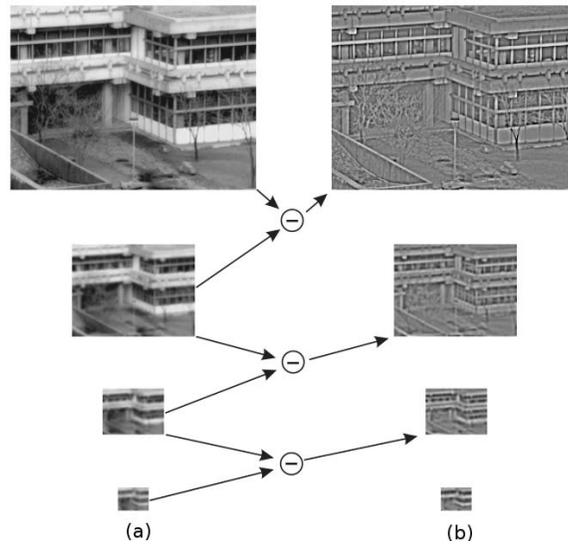


Figura 3.2: Pirámides (a) Gaussiana y (b) Laplaciana [42].

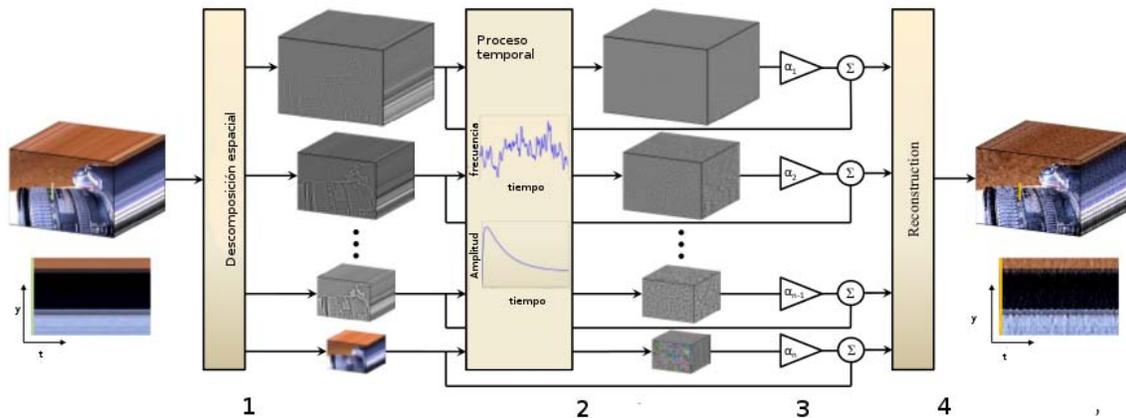


Figura 3.3: Etapas de la amplificación eurliana [40].

En su trabajo, Wu [40] parte del análisis de una señal 1D para explicar la relación del proceso en el tiempo y el movimiento de magnificación, el cual se puede aplicar al análisis de 2D, éste se describe de la siguiente forma: sea  $I(x, t)$  la intensidad de la imagen en la posición  $x$  en el tiempo  $t$ ; se puede expresar dicha intensidad con respecto al desplazamiento de la función,  $\delta(t)$ , tal que  $I(x, t) = f(x + \delta(t))$  y  $I(x, 0) = f(x)$ .

Para amplificar el movimiento se busca obtener la expresión mostrada en la ecuación

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

3.1

$$\hat{I}(x, t) = f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (3.1)$$

Se supone que la imagen puede ser aproximada a una serie de Taylor de primer orden, escribiendo la imagen en el tiempo como  $f(x + \delta(t))$ ; entonces la serie en  $x$  podría expresarse como la ecuación 3.2.

$$I(x, t) \approx f(x) + \delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (3.2)$$

Sea  $B(x, t)$  el resultado de aplicar un filtro paso banda en el tiempo a la imagen  $I(x, t)$ , tal que suprime  $f(x)$  en 3.2; en este primer análisis se considera que la señal de movimiento  $\delta(t)$  se encuentra dentro de la señal filtrada, quedando expresada como la ecuación 3.3.

$$B(x, t) = \delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (3.3)$$

En este proceso se amplifica la señal filtrada por un factor  $\alpha$  y sumada a la original  $I(x, t)$ , dando como resultado la señal de la ecuación 3.4.

$$\hat{I} = I(x, t) + \alpha B(x, t) \quad (3.4)$$

Combinando las ecuaciones 3.2, 3.3 y 3.4, se obtiene la ecuación

$$\hat{I}(x, t) \approx f(x) + (1 + \alpha)\delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (3.5)$$

Considerando que la serie de Taylor de primer orden mantiene la amplitud de las grandes perturbaciones,  $(1 + \alpha)\delta(t)$ , se puede relacionar la amplificación de la señal

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

filtrada con la magnificación del movimiento. La señal procesada se expresa con la siguiente ecuación:

$$\hat{I}(x, t) \approx (x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (3.6)$$

donde se puede apreciar el proceso de la magnificación del movimiento, cuando  $\delta(t)$  que es el desplazamiento de la imagen  $f(x)$  en el tiempo  $t$ , ha sido amplificado en una magnitud de  $(1 + \alpha)$ . En la Figura 3.4 se puede apreciar dicho efecto.

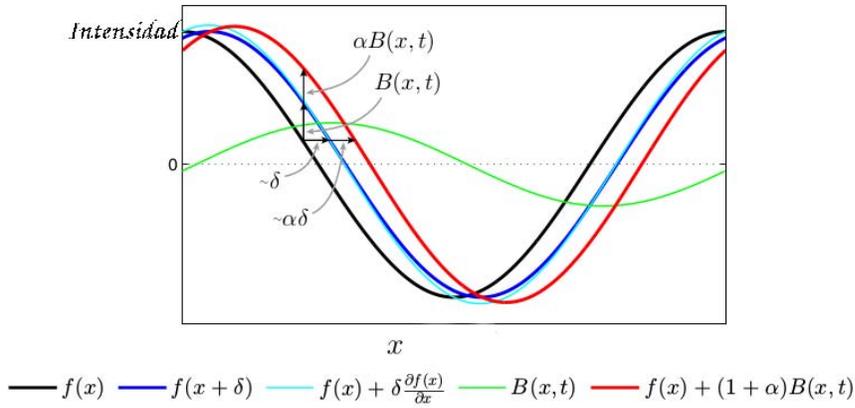


Figura 3.4: Efecto de la Amplificación eurliana, ME por sus siglas en inglés (Magnification Eurlian) en una señal 1D [40].

Cuando  $\delta(t)$  no se encuentra dentro del filtro pasa banda,  $\delta_k(t)$  representa la diferencia en el tiempo con  $\delta(t)$ ; cada  $\delta_k(t)$  estará atenuado por un factor  $\gamma_k$  dando como resultado una señal con la expresión:

$$B(x, t) = \sum_k \gamma_k \delta_k(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (3.7)$$

Comparando la ecuación 3.7 con la ecuación 3.5, se podría establecer un factor de magnificación de movimiento  $\alpha_k = \gamma_k \alpha$  quedando la señal expresada como la ecuación 3.8:

$$\hat{I}(x, t) \approx f(x) + \sum_k (1 + \alpha_k) \delta_k(t) \quad (3.8)$$

### ***3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas***

---

En la Figura 3.4 se muestra la gráfica de la señal original en dos tiempos,  $t$  y  $t + 1$ , donde  $I(x, t) = f(x)$  y  $I(x, t + 1) = f(x + \delta)$  y la señal resultante de la amplificación  $f(x) + (1 + \alpha)B(x, t)$ . Para aplicar el análisis anterior a las imágenes que conforman el vídeo, se tendrá que analizar cada uno de los fotogramas y sus respectivos píxeles.

#### **3.2.2 Multi-resolución Wavelets**

Antes de abordar el MRA, se partirá de cómo surge el análisis Wavelets como respuesta a las limitantes de la transformada de Fourier.

##### **3.2.2.1 De Fourier a Wavelets**

El análisis de Fourier, se encarga de transformar la señal del dominio del tiempo al de la frecuencia para señales estacionarias, es decir, para señales cuya frecuencia se mantiene con el cambio del tiempo; cuando se presentan características transitorias se aplica la transformada de Fourier en tiempo corto (STFT, por sus siglas en inglés).

La idea de la STFT es dividir la señal en segmentos cortos de tiempo para aplicar un análisis de Fourier a cada uno de ellos y saber cuáles son las frecuencias que se presentan. Dichos segmentos reciben el nombre de ventanas, son inmóviles y se pueden presentar diferentes tipos de ventanas, donde en términos generales se puede considerar que una ventana estrecha tendrá una buena resolución en el tiempo y pobre resolución en el dominio de la frecuencia, sucediendo el efecto contrario con una ventana ancha. En la STFT la resolución de tiempo y frecuencia es constante.

El principio de incertidumbre de Heisenberg trasladado al análisis de señales, muestra que se presenta un tiempo límite en el cual el ancho de banda de una frecuencia y el tiempo no puede ser mejorado simultáneamente, dando como resultado la expresión 3.9. Para poder cumplir dicha relación, se puede utilizar una ventana gaussiana, Figura 3.5(a) aplicada con intervalos constantes, tanto de tiempo como de frecuencia, Figura 3.6(a), de tal modo que la componente de la señal puede analizarse con buena resolución en el tiempo o buena resolución en la frecuencia, pero no en ambas.

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (3.9)$$



Figura 3.5: Funciones base de las ventanas (a) STFT (b) Wavelet . [43]

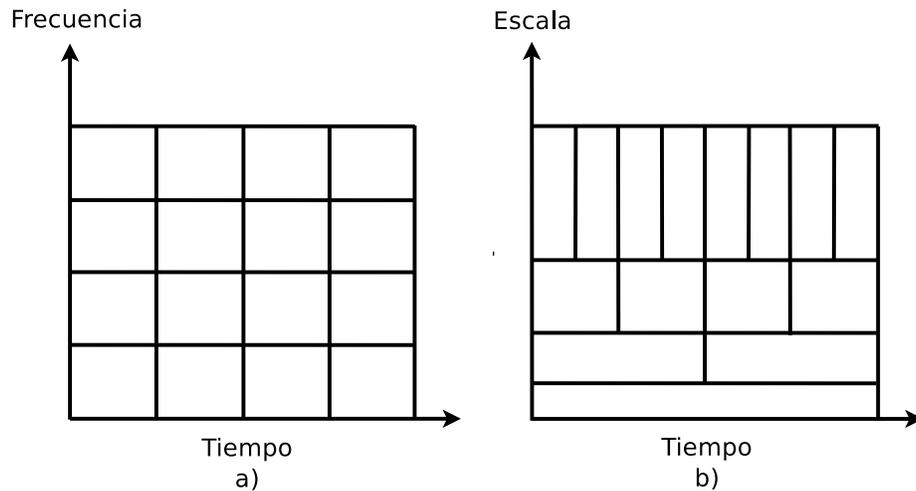


Figura 3.6: Cobertura en tiempo y frecuencia en (a) STFT (b) Wavelet. [43]

Para resolver las limitaciones de la STFT, surge el MRA; dicho análisis se puede entender con un banco de filtros donde la resolución del tiempo se incrementa con la frecuencia central del análisis de filtros, de tal modo que se presenta una relación de proporcionalidad entre la variación de la frecuencia y la frecuencia central dada por la ecuación 3.10, donde  $c$  es constante. Para que se cumpla la relación, se plantea una variación de las ventanas, tanto en escala como en ancho de banda quedando los espacios de las ventanas como se muestra en la Figura 3.5(b) y de forma como se presentan en la Figura 3.6(b)

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

---

$$\frac{\delta f}{f} = c \quad (3.10)$$

En [44] describe al MRA en el espacio  $L^2(R)$  como en una secuencia de subespacios que satisfacen:

- 1 Existe una relación de los subespacios tal que el primer conjunto está contenido en el segundo y así sucesivamente, como puede apreciarse en la Figura 3.7.

$$V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \dots$$

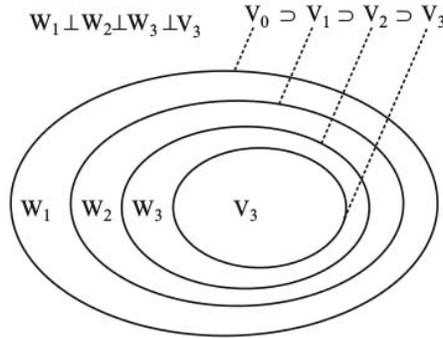


Figura 3.7: espacios y subespacios [44].

- 2 Todos los subespacios juntos forman el espacio completo  $L^2(R)$  ( $V_j, j \in \mathbb{Z}$ )

$$\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\} \quad \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(R).$$

- 3 El espacio  $V_j$  se puede obtener por medio de la dilatación o contracción de una función. Dilatación denotado por  $x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(2^j t) \in V_0$  ( $V_j, j \in \mathbb{Z}$ ).

- 4 Invarianza a la translación,  $x(t) \in V_0 \Rightarrow x(t-n) \in V_0$  para  $n \in \mathbb{Z}$

- 5 Existe una base ortogonal,  $\phi_t \in V_0$  que corresponde a un subespacio cerrado  $\{\phi(t-n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$  y forma una base ortogonal de escala cero en el espacio  $V_0$ , donde  $\phi(t)$  es la función de escala cuya versión en traslación  $\phi_k(t) = \phi(t-k)$  satisface la condición  $\langle \phi_k(t), \phi_{k'}(t) \rangle = \delta_{k,k'} (k, k' \in \mathbb{Z})$ . El espacio  $V_0$  está compuesto por los subespacios cerrados formados por  $\phi_k(t)$ .

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

Todos los subespacios cerrados  $(V_j, j \in \mathbb{Z})$  son formados por la misma función de escala  $\phi_t$  con diferentes valores de traslación. Donde los subespacios no son ortogonales en el espacio  $L^2(R)$ .

Se define  $W_j(j\epsilon)$  como el complemento ortogonal de  $V_j$  en  $V_{j-1}$ , definiéndose con la operación  $\oplus$

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \quad (3.11)$$

$$W_j \perp W_{j'}, \quad \text{para } j \neq j' \quad (3.12)$$

Para  $j < J$  se tiene

$$V_j = V_J \oplus \bigoplus_{k=0}^{J-j-1} W_{J-k} \quad (3.13)$$

donde todos los subespacios  $W_j(j \in \mathbb{Z})$  son ortogonales y forman el espacio  $L^2(R)$

$$L^2(R) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j \quad (3.14)$$

El espacio  $W_j$  hereda la propiedad de escalonamiento de  $V_j$

$$x(t) \in W_0 \Leftrightarrow x(2^{-j}t) \in W_j \quad (3.15)$$

De manera similar que para  $L^2(\mathbb{R})$ , se puede hacer el análisis de  $L^2(\mathbb{R}^2)$ , donde se cumplen las propiedades de dilatación, aproximación y translación.

$$L^2(R^2) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j^2 \quad (3.16)$$

Otra manera de analizarlo es el uso de producto de tensores.

En el MRA en 1D se asocian las aproximaciones y los detalles a espacios como  $V_j^{1D}$  y  $W_j^{1D}$ ; para cada nivel  $j$  la aproximación espacial en el MRA en 2D se obtiene como:

$$V_{j-1}^{2D} = \overline{(V_j^{1D} \otimes V_j^{1D})} \oplus \overline{(V_j^{1D} \otimes W_j^{1D})} \oplus \overline{(W_j^{1D} \otimes V_j^{1D})} \oplus \overline{(W_j^{1D} \otimes W_j^{1D})} \quad (3.17)$$

también se puede escribir como

$$V_j^{2D} \oplus [W_j^{2D}]_h \oplus [W_j^{2D}]_v \oplus [W_j^{2D}]_d = V_{j-1}^{2D} \quad (3.18)$$

### 3. Análisis del vídeo térmico para la medición de señales biomédicas

Si  $\phi$  y  $\psi$  son la función en escala y la función Wavelet en 1D, se tiene la función en escala en 2D como  $\varphi^{2D}(x, y) = \varphi(x)\varphi(y)$ , expresando las tres funciones Wavelets:

$$\psi_1^{2D}(x, y) = \varphi(x)\psi(y), \quad \psi_2^{2D}(x, y) = \psi(x)\varphi(y), \quad \psi_3^{2D}(x, y) = \psi(x)\psi(y)$$

Cuando una señal es proyectada sobre los espacios  $V_j$  y  $W_j$ , el resultado puede expresarse como:

$$x(t) = \sum_k a_{j,k} 2^{-\frac{j}{2}} \phi(2^{-j}t - k) + \sum_k a_{j,k} 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (3.19)$$

donde

$$a_{j,k} = \sum_m h(m - 2k) a_{j-1,m} \quad (3.20)$$

$$d_{j,k} = \sum_m g(m - 2k) a_{j-1,m} \quad (3.21)$$

En la ecuación 3.20,  $a_{j,k}$  son los coeficientes de aproximación, los cuales representan los componentes de baja frecuencia de la señal. En la ecuación 3.21,  $b_{j,k}$  representan los coeficientes de detalle correspondientes a las componentes de alta frecuencia. Los coeficientes  $h$  y  $g$  son determinados por la función escala  $\phi(t)$  y la función Wavelet  $\psi(t)$  respectivamente.

La Figura 3.8 representa un estado de la descomposición de la imagen, algoritmo que propone [46] para el cálculo de los coeficientes, donde  $h$  y  $g$  son filtros pasa bajas y pasa altas respectivamente en 1D. Esta descomposición genera subimágenes correspondientes a diferentes niveles de resolución y orientación, como se puede apreciar en la Figura 3.9. Por cada nivel se obtiene tres imágenes de detalle con orientación horizontal, vertical y diagonal y una imagen de aproximación [45].

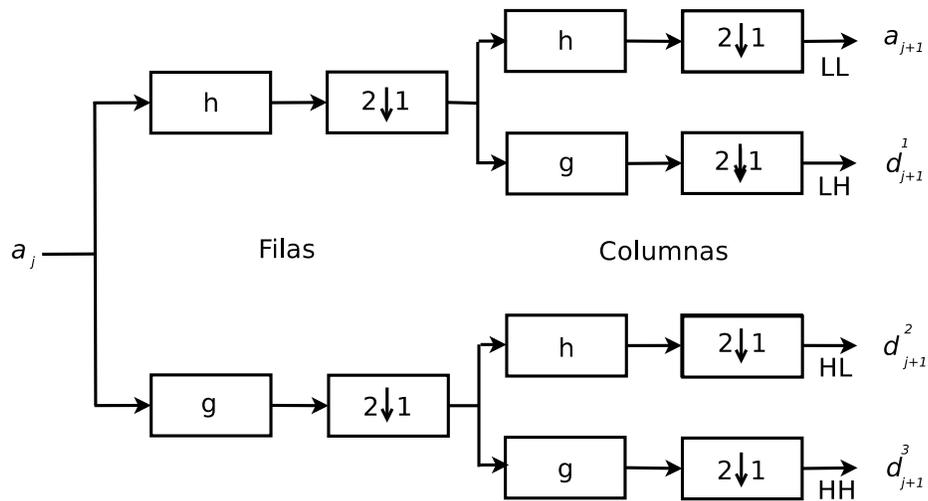


Figura 3.8: Diagrama de un estado de descomposición de la imagen [45].

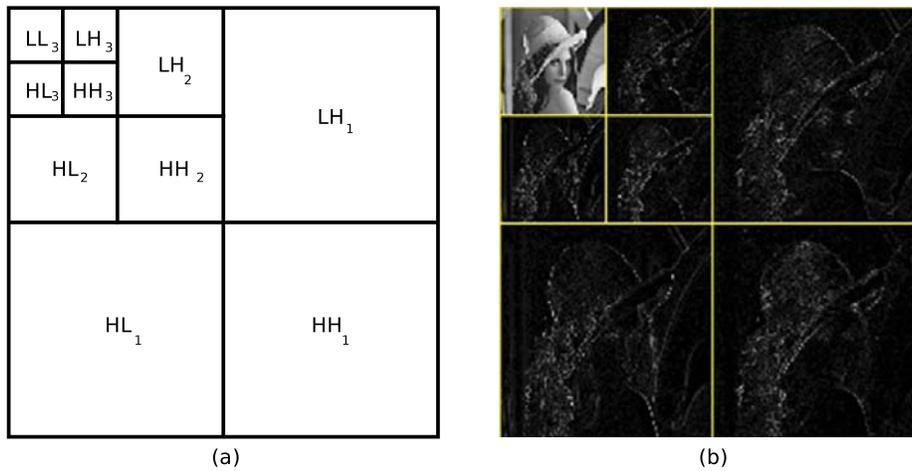


Figura 3.9: Descomposición de la imagen [47].

### 3.3 Resumen

En este capítulo se delimitó la investigación para poder detectar únicamente el pulso cardíaco, se realizó una descripción de los dos métodos de descomposición de la imagen aplicando la MRA, mediante amplificación eurliana y mediante la transformada discreta de Wavelets.



# Capítulo 4

## Detección de pulso cardíaco

En este capítulo se describe el desarrollo realizado, para la amplificación eurliana, y en el caso del MRA Wavelet, la manera en la que se analizó la MROI para obtener la señal  $x_p$  que describe al flujo sanguíneo, así como el análisis propuesto para estimar el pulso cardíaco.

### 4.1 Amplificación euleriana

El análisis de amplificación de movimiento se aplica como una alternativa visual donde se pueda apreciar el pulso cardíaco, por lo que en el vídeo obtenido se puede ver el resultado sin obtener una señal para analizar. A diferencia del método explicado en el capítulo anterior, donde se realizó una descomposición en pirámides laplacianas y en cada una de ellas se aplica un filtro temporal, en este método se realiza la descomposición de la misma manera obteniendo la etapa 2 de la Figura 4.1. Lo que varía es que únicamente se aplica el filtro en el último nivel de la pirámide y se amplifican con un factor  $\alpha$ , etapa 3 de la Figura 4.1, para posteriormente obtener la imagen con tamaño original por medio de la interpolación de la imagen, para poderla sumar a la imagen original etapa 4 de la Figura 4.1. Este procedimiento ahorra operaciones debido a que no se opera en cada nivel de la imagen.

El proceso se repite en cada uno de los fotogramas para posteriormente integrarlos y reconstruir el vídeo, donde se muestre el efecto del pulso cardíaco.

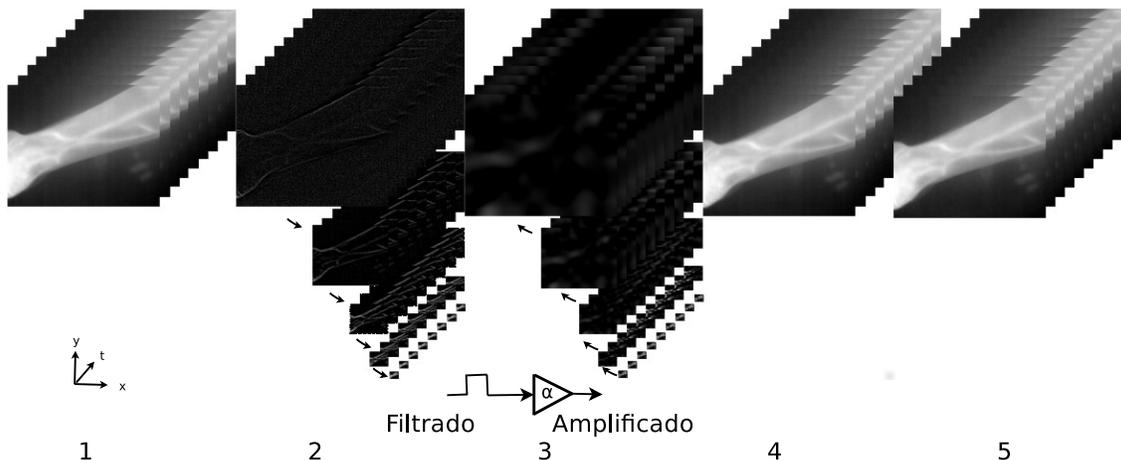


Figura 4.1: Etapas de la amplificación euleriana aplicada.

## 4.2 Multi-resolución Wavelets

Cuando se efectúa la descomposición de la imagen por medio del MRA Wavelet, los coeficientes calculados en los distintos niveles representan a la imagen en tres diferentes orientaciones, horizontal, vertical y diagonal.

El nivel de descomposición mayor es donde se encuentra la información de los detalles de la imagen [6], por lo que es con la que se trabaja. Se realizó una comparación para determinar en cuál de las tres orientaciones se encontraba descrito mejor el comportamiento del flujo sanguíneo y de esta manera poder seleccionar cuál habría que utilizarse.

### 4.2.1 Obtención de la señal $x_p$

Dado que los fotogramas contienen a la ROI, se selecciona en el primer fotograma a la MROI para tener las coordenadas de su ubicación. Algunos autores definen la MROI como una sección regular constante que puede ser una recta, un conjunto de rectas o una superficie rectangular o cuadrada. En este sentido se realizaron varias pruebas y se eligió trabajar con una sección rectangular, dado que el tiempo empleado en los cálculos fue menor.

En cada fotograma, se aplica el MRA de tres niveles, como se mencionó anteriormente. Se trabaja con el nivel mayor, en las tres orientaciones obtenidas de dicho nivel Figura 4.2 (a)  $HL_3$  vertical  $LH_3$  horizontal  $HH_3$  diagonal, se localiza la MROI proporcional a la original, recuadros blancos de la Figura 4.2 (a).

La señal que describe el comportamiento del flujo sanguíneo  $x_p$ , se obtuvo para cada una de las orientaciones con el cálculo del promedio de los valores de los píxeles contenidos en la MROI con la ecuación 4.1, debido a que se trata de un proceso rápido y no es necesario aplicar el algoritmo de seguimiento.

$$x_p[n] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [MROI]_i \quad (4.1)$$

donde  $M$  se refiere al número de píxeles que conforman a la MROI,  $i$  el píxel de la MROI y  $n$  el número de fotograma.

Se obtiene un valor único para cada orientación por cada fotograma; al final se tendrá una señal  $x_p$  para cada orientación cuya longitud dependerá del número de fotogramas.

### 4.2.2 Estimación del pulso cardíaco

Cuando se tiene la señal que modela el comportamiento del flujo sanguíneo, el siguiente análisis es para saber su comportamiento y cuál será la frecuencia con la que se presenta. Es en esta etapa donde se puede estimar el pulso cardíaco. Se realizaron dos procedimientos diferentes antes de poder llegar a la estimación: el primero fue aplicar un filtro Butterworth y el otro realizar un filtrado mediante la CWT.

Una vez filtrada la señal, se calculó la FT para saber cuál es la frecuencia fundamental sobre la cual trabaja.

#### 4.2.2.1 Filtro Butterworth

Este tipo de filtrado se caracteriza por su respuesta plana, tanto en las frecuencias de paso, como en las frecuencias suprimidas, además de tener una banda de transición que decrece monótonamente; para disminuir dicha banda basta con incrementar el orden del filtro [48].

#### 4. Detección de pulso cardíaco

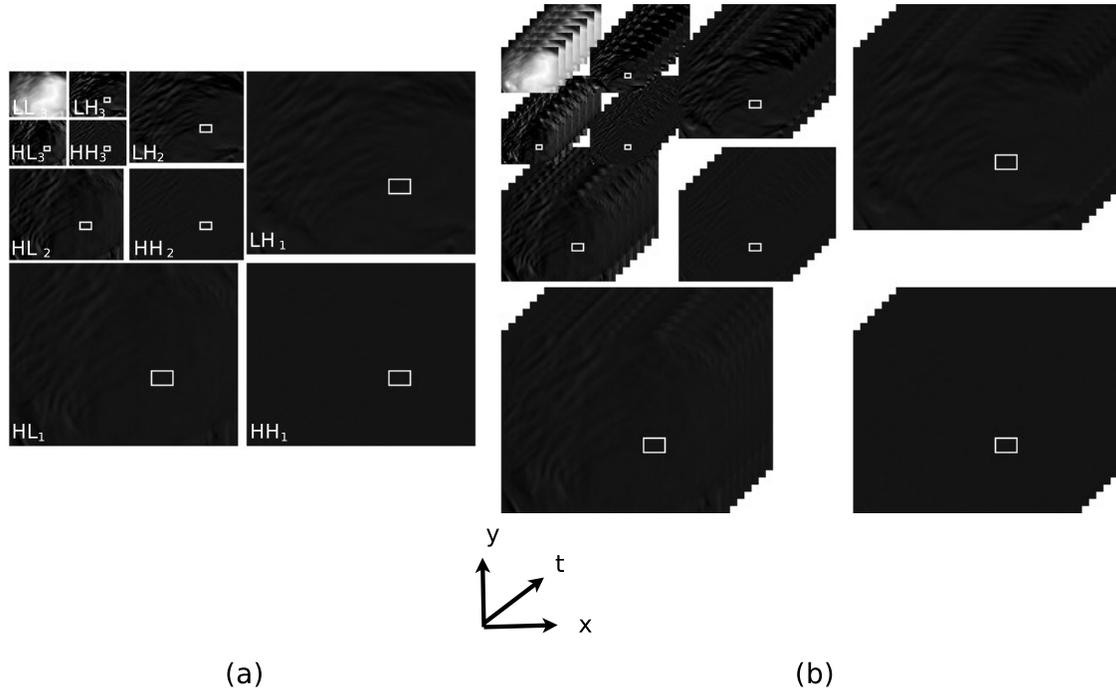


Figura 4.2: (a) Descomposición del primer fotograma (b) La descomposición aplicada a n fotogramas.

A partir del diseño de un filtro analógico se puede obtener su versión digital, una de las formas es mediante la transformada bilineal a través de la conversión de la ecuación diferencial del sistema analógico en una ecuación de diferencias que represente al sistema digital. Este método es un tipo de mapeo de variable compleja que transforma el eje  $j\omega$  en el plano  $s$  al círculo unitario en el plano  $z$ , y toda la zona estable en el plano  $s$  al interior del círculo unitario [48].

Una técnica para realizar la transformación y obtener los filtros digitales consiste en emplear la relación existente entre los dominios  $s$  y  $z$

$$z = e^{sT} \quad (4.2)$$

$$s = \frac{1}{T} \ln(z) \quad (4.3)$$

Para el diseño del filtro se debe tomar en consideración los siguientes parámetros:

- $A_p$  ganancia de la banda de paso
- $A_s$  atenuación de la banda suprimida
- $\Omega_c$  frecuencia de corte
- $\Omega_{sup}$  frecuencia de corte en banda suprimida.

El orden del filtro se puede definir a partir de estos parámetros por medio de la expresión (4.4) donde la ganancia y atenuación es en dB y las frecuencias en Hz.

$$n_{But} > \frac{\log_{10} \frac{10^{0,1A_s} - 1}{10^{0,1A_p} - 1}}{2 \log_{10} \frac{\Omega_{sup}}{\Omega_c}} \quad (4.4)$$

Una vez determinado el orden del filtro deseado, se utiliza el polinomio correspondiente para el filtro analógico, como se muestra en la Tabla 4.1, y por medio de la transformación bilineal se obtiene el digital correspondiente, en este caso mediante la expresión de la ecuación 4.5 se obtiene  $H(z)$  y por medio de la transformada Z se obtiene la respuesta  $y(n)$ .

$$H_{FPBW}(z) = H(s) \Big|_{s=C_1 \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} + C_2 \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}}} \quad (4.5)$$

donde:

$$C_1 = \cot \left( \frac{\pi f_{ca}}{f_s} \right) \quad (4.6)$$

$$C_2 = \cot \left( \frac{\pi f_{ca}}{f_s} \right) \quad (4.7)$$

Tabla 4.1: Polinomios de Butterworth en forma factorizada.

n	Polinomios de Butterworth
1	$s + 1$
1	$s^2 + \sqrt{2}s + 1$
3	$(s^2 + s + 1)(s + 1)$
4	$(s^2 + 0,7653s + 1)(s^2 + 1,8477s + 1)$
5	$(s^2 + 0,6180s + 1)(s^2 + 1,6180s + 1)$
6	$(s^2 + 0,5176s + 1)(s^2 + \sqrt{2}s + 1)(s^2 + 1,9318s + 1)$

## 4. Detección de pulso cardíaco

---

### 4.2.2.2 Transformada continua de Wavelet

Se puede representar una señal como una combinación lineal de señales de duración efectiva limitada que se obtienen por translación y escalado de una función original llamada "mother Wavelet"; con dicha función se genera un conjunto de funciones dada por la ecuación 4.8, donde  $a$  es un factor de escala y  $b$  la translación.

$$\psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4.8)$$

La transformada Wavelet continua de una señal  $f$  se calcula con base en la ecuación 4.9

$$w(a,b) = \frac{1}{\sqrt{c_\psi}} \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \quad (4.9)$$

considerando que:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (4.10)$$

lo cual implica que  $\Psi(\omega) = 0$  cuando  $\omega = 0$

$$\Psi(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi e^{-i\omega t} dt \quad (4.11)$$

Chekmenev [28] emplea la "mother Wavelet" llamada Mexican Hat (MH), expresada por 4.12 debido a que se caracteriza por su buena localización en el dominio espacial, permitiendo aislar los mínimos y máximos de la señal; se emplea como un filtro para eliminar el ruido sin cambiar la estructura de la señal. En la práctica se trabaja mediante la discretización de las expresiones antes citadas, teniendo en consideración que para calcular  $w(a,b)$  se debe considerar 4.13.

$$\psi(t) = (1-t^2) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (4.12)$$

$$a = 2^{-j}, \quad b = k2^{-j}, \quad \text{donde } j, k \in \mathbb{Z} \quad (4.13)$$

En [49] se describen dos formas de eliminar el ruido; en ambos se establece un umbral y el filtrado puede ser "soft" si se utiliza la ecuación 4.15 o "hard" utilizando la ecuación 4.14, es decir, se le reasigna un nuevo valor a los coeficientes, permitiendo realizar un filtrado. Para este caso, al eliminar dichos coeficientes no se ve afectada

la frecuencia que se busca.

$$T_{hard}(w) = \begin{cases} 0 & \text{if } |w| \leq T \\ w & \text{if } |w| > T \end{cases} \quad (4.14)$$

$$T_{soft}(w) = \begin{cases} 0 & \text{if } |w| \leq T \\ \text{sing}(w)(|w| - T) & \text{if } |w| > T \end{cases} \quad (4.15)$$

### 4.3 Resumen

Se presentó una descripción de las etapas de trabajo a implementarse para la obtención de la señal a analizar, y el proceso de filtrado final para poder estimar el pulso cardíaco. Son dos los métodos propuestos, el análisis píxel por píxel y el análisis del promedio de la MROI. En la parte del filtrado se propone un un diseño con un prototipo Butterworth y un filtrado por medio de la CWT.



## Capítulo 5

# Implementación y resultados

Se trabajó con una computadora con procesador Intel Core i5-6200U CPU 2.30 GHz de 64 bits, con sistema operativo Linux, la programación se realizó en el lenguaje de Python 2.7.6, se utilizaron las bibliotecas de openCV 2.4.9 para trabajar con imágenes. La adquisición de las tomas se realizó con el sistema de comunicación Robot Operating System (ROS), que funciona como una red tipo estrella con un nodo central que administra y controla el flujo de la información entre las diferentes aplicaciones y dispositivos conectados a la red en forma de nodos [11]. El tamaño de las tomas es de 256 x 320 píxeles, sin compresión en formato de mapa bit de 8 bits.

Fueron dos zonas donde se localizó la ROI, en las arterias radiales ubicadas en la parte interior del brazo a la altura de la muñeca, lugar donde es común que se realice la estimación cuando se va al médico, y en la arteria temporal superficial localizada a la altura de la sien, la cual es una rama de la arteria carótida exterior.

Para las arterias radiales se consideró tomar muestras en ambos brazos para comprobar su posible simetría. Cabe señalar que no necesariamente el pulso cardíaco es simétrico, depende de las características de la persona. En cuanto a la sien únicamente se optó por analizar el lado derecho, debido a que surge de la aorta por el camino más corto y no hay simetría con la del lado izquierdo [22].

Las tomas se realizaron en diferentes horas, con diez personas en edades de 25 a 55 años, en condiciones no controladas, es decir, sin control de la temperatura de la ha-

## 5. Implementación y resultados

---

bitación ni de la distancia de toma de muestras, pero respetando las consideraciones planteadas en el capítulo 3.

En las Figuras 5.1 y 5.2, se muestran el primer fotograma del banco de capturas que se realizaron para cada una de las personas; en la Figura 5.1 se presenta la ROI en las arterias radiales, mientras que en la Figura 5.2 la ROI se encuentra localizada en la sien. Como se puede apreciar, las tomas se trataron de realizar con diferentes ángulos, a diferentes distancias y de diferente posición, con la finalidad que las muestras fueran lo más variadas posible, en el caso de los brazos, Figura 5.1, se optó por no quitar las pulseras, dando esto otra variable a las imágenes.

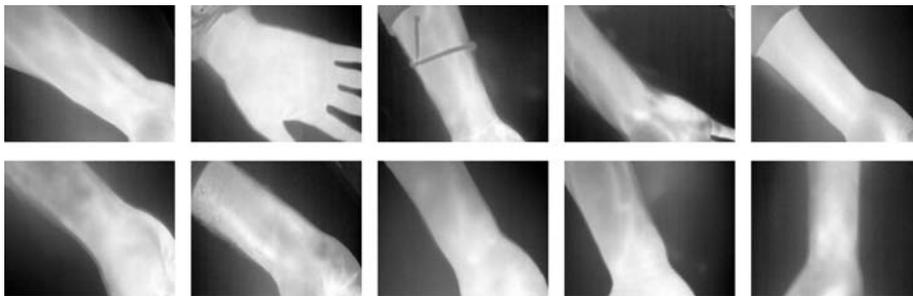


Figura 5.1: Captura del primer fotograma de cada una de las tomas, correspondiente al análisis del brazo derecho, arteria radial (15 fps).

Las imágenes que se obtuvieron representan la ROI, donde a cada pixel de la imagen obtenida corresponde un valor de 0 a 255, el cual dependerá de la radiación que detecten los sensores.

Se trabajó con dos frecuencias de muestreo de 15 y 30 fotograma por segundo (fps). Debido a que la frecuencia cardíaca puede estar en el intervalo de 50 a 100 pulsos por minuto, se cumple con el teorema del muestreo.

Cabe mencionar que los objetivos de la presente investigación se limitaron a la detección de pulso cardíaco. A partir de aquí se considerará que se encuentran definidos tanto la ROI como la MROI. En la práctica y con la finalidad de implementar el desarrollo en un robot de rescate, el presente algoritmo se integra con el trabajo desa-



Figura 5.2: Captura del primer fotograma de cada una de las tomas, correspondiente al análisis de la sien, arteria temporal (15 fps).

rollado en [11], cuyo algoritmo consiste en detectar las fuentes de calor, búsqueda de formas antropomórficas y determinación de la ROI.

### 5.1 Amplificación eureliana

Para poder implementar el algoritmo correspondiente a la amplificación eureliana, fue necesario integrar las imágenes en un vídeo. La idea principal de realizar esta implementación fue para validar la posibilidad de la detección del pulso cardíaco, dado que según las características de la cámara con la que se trabajó se encontraba en los límites teóricos para obtenerlo. Las cámaras empleadas en otras investigaciones cuentan con mayor resolución y/o sensibilidad.

En la Figura 5.3(a) se muestra la imagen original y en Figura 5.3(b) una secuencia de fotogramas donde se aplicó la ME, donde en 5.3(b) se acentúa la presencia de la arteria y cómo va variando conforme pasa el tiempo.

Las condiciones de adquisición del vídeo no fue controlada, y por eso la calidad del mismo varió y esto es perceptible al observador. Dado el tipo de aplicación que se requiere, se decidió trabajar con un sistema más abierto, sin restricciones y no hubo selección alguna de las tomas adquiridas.

En términos generales se observa que la región donde se resalta el cambio coincide con la ROI deseada, es decir, donde se encuentra la arteria. En los vídeos correspondientes a la sien se observa que no se limita al realce de la sien, sino que en todos los casos también contempla nariz, oído, mejilla o boca; cabe decir que la frecuencia

## 5. Implementación y resultados

---

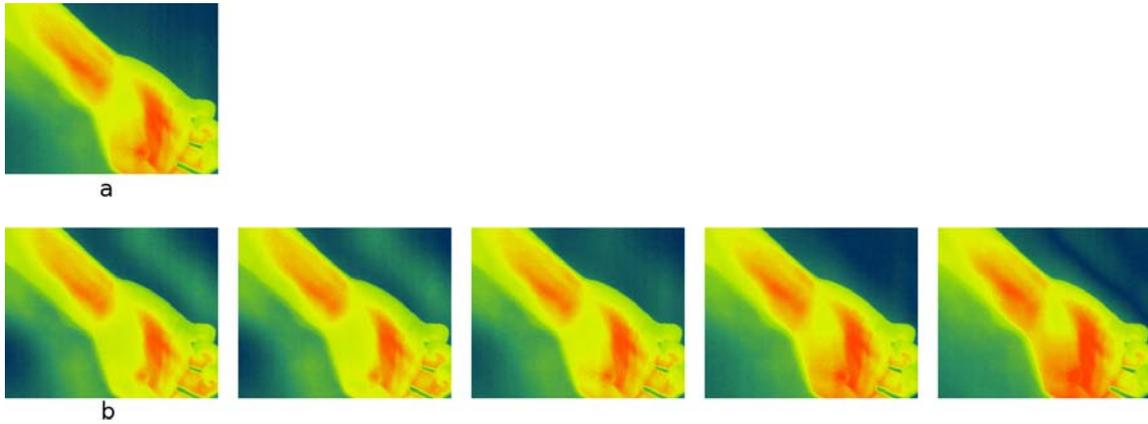


Figura 5.3: a) Primer fotograma de la captura b) Secuencia de fotogramas después de aplicar ME.

de amplificación se mantiene en dichas zonas y por lo tanto, a diferencia de lo que se esperaba, estas regiones son propensas a ser analizadas. También se pudo observar que las zonas mencionadas coinciden con los resultados de [11], los cuales se muestran en la Figura 5.4.

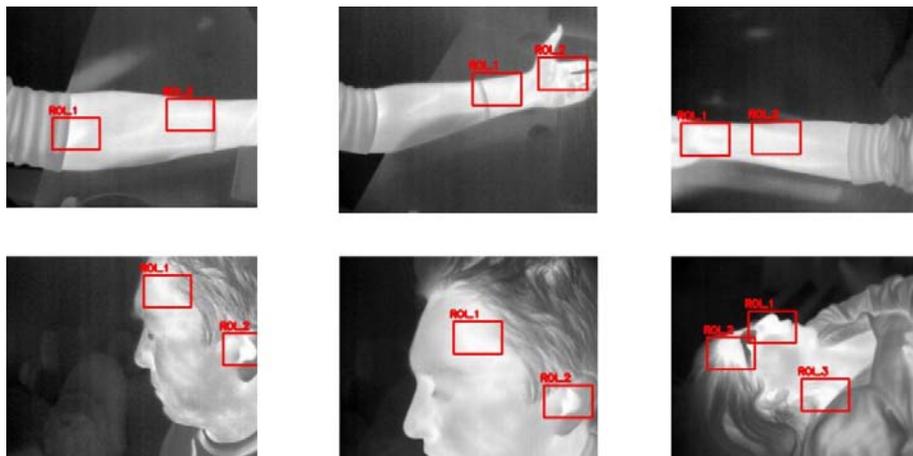


Figura 5.4: Detección de la ROI en diferentes fotogramas [11].

Es posible apreciar mediante este método el pulso cardíaco, y la calificación de los resultados depende de la calidad de las tomas.

## 5.2 MRA Wavelet

A cada uno de los bancos de imágenes se les aplicaron cuatro algoritmos, con la finalidad de poder comparar y realizar un mejor análisis de resultados.

En primera instancia se aplicó un análisis directo sin descomposición (sin MRA), y posteriormente se aplicó el MRA. En ambos procedimientos se obtuvo una señal  $x_p$ , la cuál describe la forma del pulso cardíaco y es la que se analiza. Dicha señal fue obtenida por el seguimiento del promedio de la MROI, descrito en el capítulo anterior. A dicha señal se le aplicó el filtrado para poder obtener la frecuencia cardíaca.

Fueron dos tipos de filtrado aplicados a la señales, tanto a la obtenida de manera directa sin MRA como donde se aplicó MRA. Al que se le llama filtrado tipo I consistió en un filtro pasa banda tipo Butterworth, mientras que el filtrado tipo II fue la aplicación de la CWT que es empleado por [6] con la finalidad de compararlo.

En el diagrama de la Figura 5.5 se puede ver el análisis aplicado. Se aprecia que para cada banco de imágenes se tiene cuatro posibilidades.

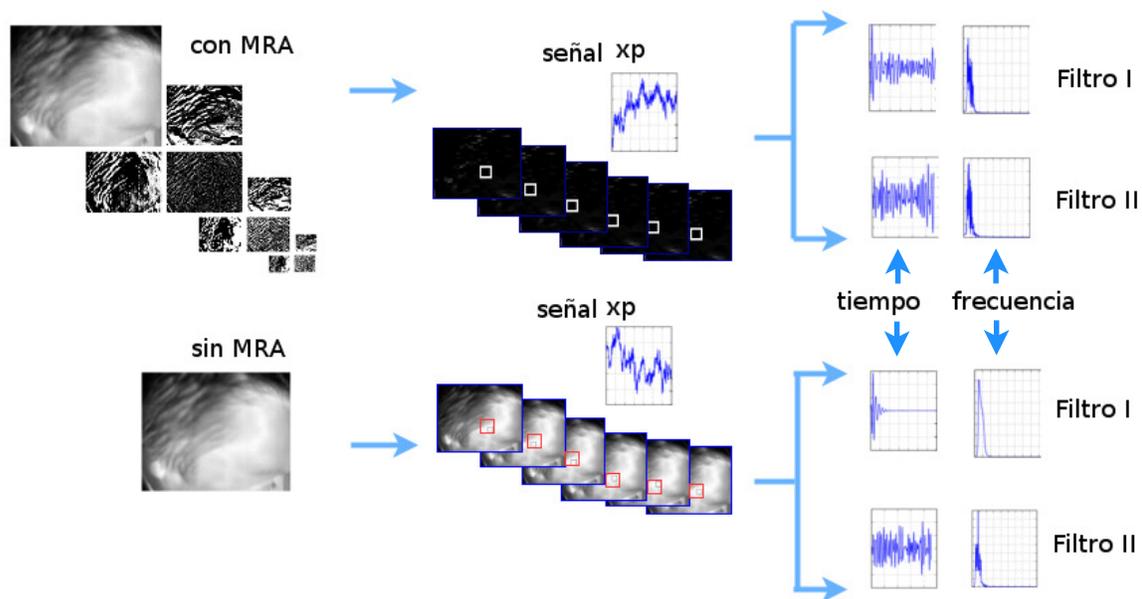


Figura 5.5: Diagrama general del análisis realizado.

## 5. Implementación y resultados

### 5.2.1 Características de la descomposición

Se aplicó la descomposición con la MRA de la imagen en tres niveles, empleando como función Wavelet madre la llamada Daubechies 1, que corresponde a la transformación Haar. Dicha función se caracteriza por sólo poseer dos estados y cuatro coeficientes como se muestra en la Figura 5.6.

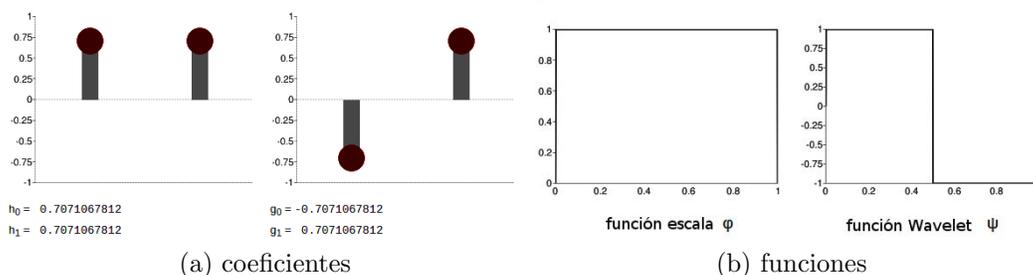


Figura 5.6: Wavelet Daubechies 1.

Se realizaron diversas pruebas, y para la arteria radial existe un cambio en las imágenes resultantes dependiendo de la orientación de la imagen. Se decidió trabajar con la imagen del nivel 3 y coeficientes horizontales, dado que estadísticamente daba mejores resultados, en comparación con la medición real realizada en el momento de efectuar la toma.

En la Figura 5.7 se muestra un diagrama de las etapas que implican el MRA. Se hace énfasis que el análisis se aplica a la escena completa donde se encuentra la ROI, y la MROI es seleccionada antes con la finalidad de poderla ubicar en las nuevas imágenes mediante escalamiento. Como se describió en el capítulo anterior, este procedimiento se realiza con cada uno de los fotogramas que conforman el banco.

#### 5.2.1.1 Filtrado tipo I

Consiste en un filtro paso banda Butterworth considerando los parámetros de  $A_p = -3dB$ ,  $A_s = -12dB$ ,  $\Omega_c = 1,5[Hz]$ ,  $\Omega_{sup} = 2,5$ , sustituyendo en la ecuación 4.4 quedaría de orden superior a 3 ( $n=3$ ); para seleccionar el polinomio de la Tabla 4.1 se debe considerar que el orden se duplica [48], eligiendo el polinomio de orden 2



Figura 5.7: Diagrama etapas del MRA.

$$n_{But} > \frac{\log_{10} \frac{10^{0,1(12)} - 1}{10^{0,1(3)} - 1}}{2 \log_{10} \frac{2,5}{1,5}} = 2,68 \quad (5.1)$$

En el calculo de las ecuaciones (4.6) y (4.7) se considera la frecuencia de corte inferior de  $0,833Hz$  y la frecuencia de corte superior en  $2,0Hz$ , las cuales corresponden al intervalo de  $50 - 120ppm$  que se encuentra dentro del pulso cardíaco normal, cuando la frecuencia de muestreo es de  $f_s = 15$  se obtienen las constantes  $C_1$  y  $C_2$ :

$$C_1 = \cot\left(\frac{\pi 2}{15}\right) \Rightarrow 2,2460$$

$$C_2 = \tan\left(\frac{\pi 0,83}{15}\right) \Rightarrow 0,1756$$

Con dichos valores se puede obtener la función de transferencia  $H(z)$ , la cual estará determinada por

$$H_{FPBW}(z) = \frac{1}{(s^2 + \sqrt{2}s + 1)} \Big|_{s=2,246 \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} + 0,1756 \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}}} \quad (5.2)$$

Desarrollando obtenemos

$$H_{FPBW}(z) = \frac{0,0267286 - 0,0534571z^{-2} + 0,0267286z^{-4}}{1 - 3,32311z^{-1} + 4,28538z^{-2} - 2,54959z^{-3} + 0,594141z^{-4}} \quad (5.3)$$

Aplicando la transformada Z inversa y sabiendo que  $Y(z) = H(z)X(z)$  se obtiene la ecuación en diferencias:

$$y(n) = 0,0267286x(n) - 0,0534571x(n-2) + 0,0267286x(n-4) + 3,32311y(n-1) - 4,28538y(n-2) - 2,54959y(n-3) + 0,594141y(n-4) \quad (5.4)$$

## 5. Implementación y resultados

---

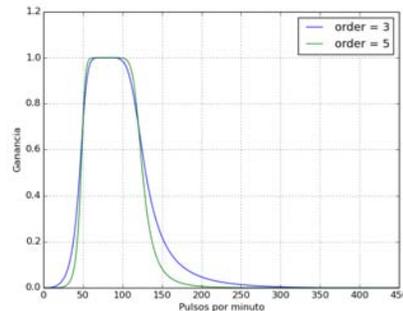


Figura 5.8: Filtrado tipo I.

En la Figura 5.8 se muestra la comparación entre un filtro de tercer orden y el que se aplicó.

### 5.2.1.2 Filtrado tipo II

Se empleó la CWT para realizar un filtrado tipo directo, se establece el umbral, en este caso se consideró fuese "hard", donde los coeficientes que no se encontraban dentro de los límites establecidos se volvían cero. Como se mencionó en el capítulo anterior, se realizó este filtrado con la finalidad de comparar los resultados con la investigación realizada por [28], y se utilizó como función Wavelet al llamado "Sombrero mexicano".

### 5.2.2 Análisis comparativo

A continuación se despliegan los resultados para un mismo banco de imágenes, aplicando las cuatro posibilidades de análisis. Dicho procedimiento se realizó con todos los bancos analizados. El banco de imágenes corresponde a la arteria radial derecha muestreada a 30 fps; se obtuvieron 690 fotogramas lo que corresponde a 23 segundos. Se trabajó con el tercer nivel de la descomposición, y para la comparación se trabajaron con las tres orientaciones, horizontal, vertical y diagonal. Para el primer fotograma se seleccionó la MROI y para los demás casos se respetó la posición seleccionada, formando un cuadrado cuyas coordenadas opuestas fueron (91,78) y (116,103) dicho recuadro se aprecia en la Figura 5.9.

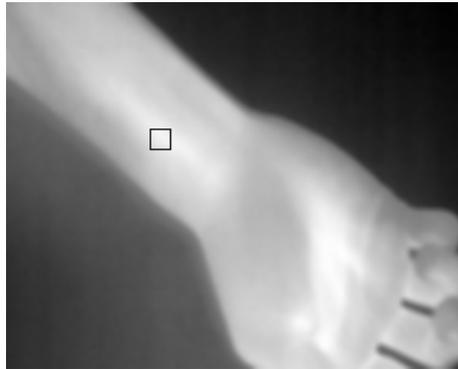


Figura 5.9: Escena con la MROI seleccionada.

### 5.2.2.1 Con MRA y filtro tipo I

Las Figuras 5.10, 5.11, 5.12 corresponden a las gráficas del comportamiento de la señal en las tres diferentes orientaciones en el tercer nivel de descomposición. La primera imagen (a) representa la señal original  $x_p$ , la segunda imagen (b) representa la señal filtrada  $x_f$  y la tercer imagen (c) el espectro de  $x_f$ . Se puede apreciar que las señales originales  $x_p$  son diferentes para cada una de las orientaciones, lo cual era de esperarse. Cabe resaltar que a pesar de dicha diferencia mantienen congruencia; ejemplo de esto es que aproximadamente en el fotograma 400 para las tres Figuras (a) se presenta un valle muy pronunciado, que puede ser a causa de un movimiento brusco presentado en ese momento y se ve reflejado.

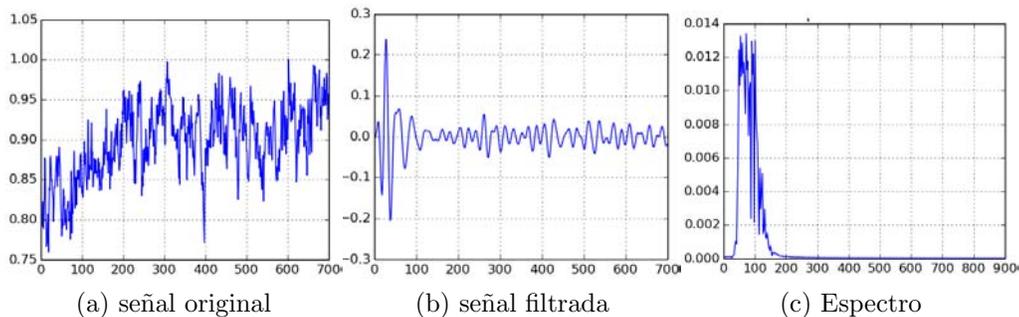


Figura 5.10: Señales obtenidas con orientación diagonal.

En la Tabla 5.1 se despliega el valor para el pulso calculado, es decir, la frecuencia fundamental del espectro, así como el error relativo respecto a la medición del pulso

## 5. Implementación y resultados

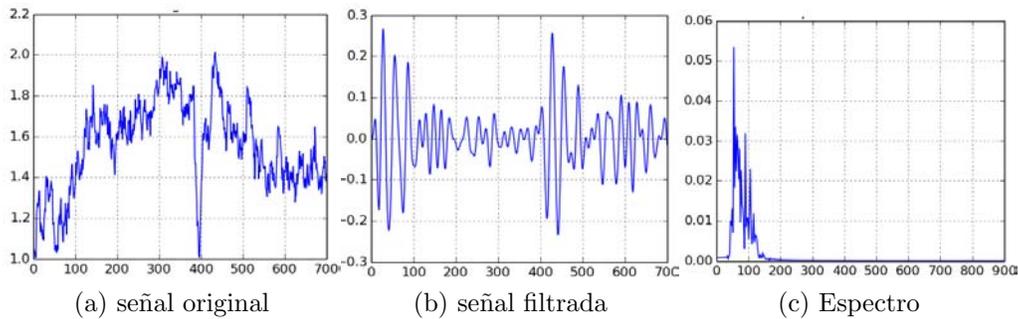


Figura 5.11: Señales obtenidas con orientación vertical.

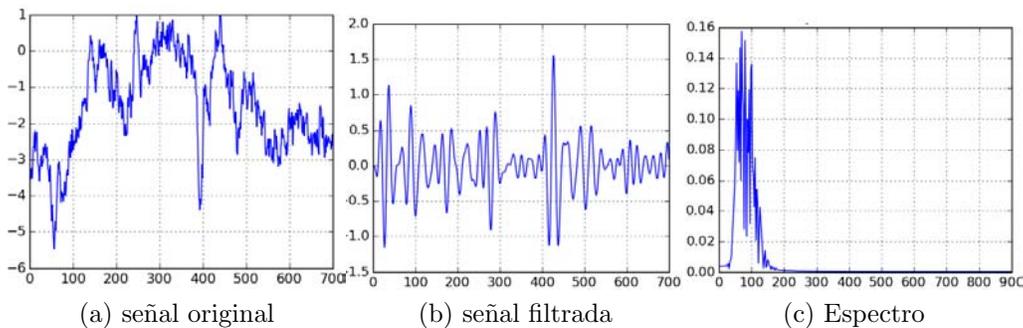


Figura 5.12: Señales obtenidas con orientación horizontal.

Tabla 5.1: Referencias de los bancos analizados.

orientación	pulso calculado	pulso tomado	error relativo
diagonal	72.2063037249	72	0.2865329512
vertical	54.1547277937	72	24.7851002865
horizontal	69.6275071633	72	3.2951289399

cardíaco, que se tomó de manera directa segundos después de realizar las tomas. Se observó que el error mínimo se presenta en la orientación diagonal.

### 5.2.2.2 Con MRA y filtro tipo II

Las Figuras 5.13, 5.15 y 5.14 muestran los resultados de la señal obtenida y filtrada en las tres orientaciones.

Para este caso, el error menor se presentó en la orientación horizontal, como se aprecia

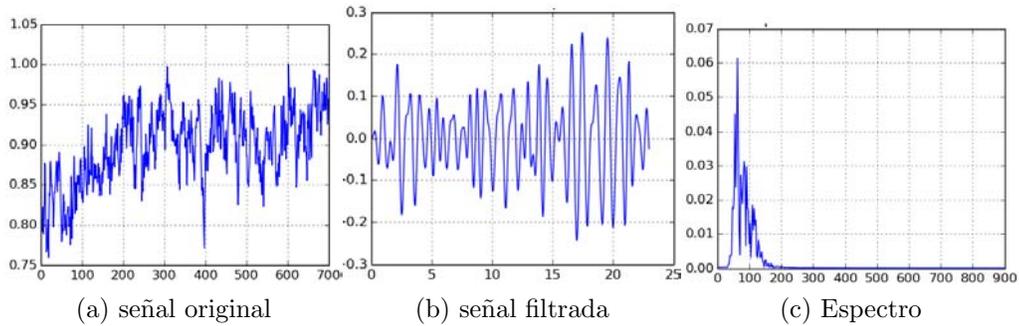


Figura 5.13: Señales obtenidas análisis MRA orientación diagonal con filtro II.

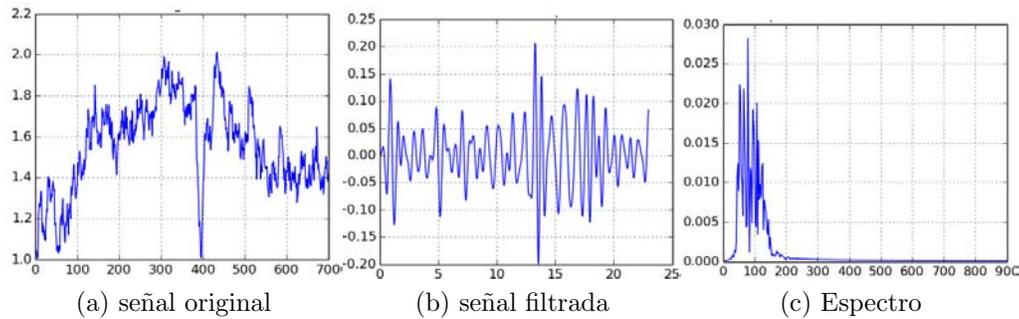


Figura 5.14: Señales obtenidas análisis MRA orientación vertical con filtro II.

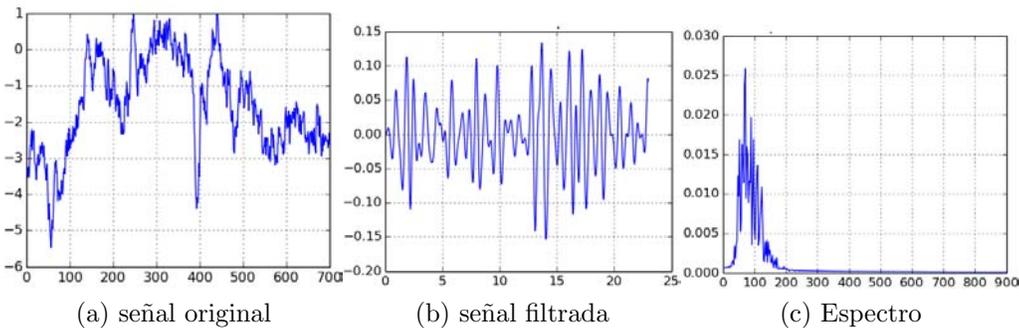


Figura 5.15: Señales obtenidas análisis MRA orientación horizontal con filtro II.

en la Tabla 5.2.

### 5.2.2.3 Sin MRA filtro tipo I y II

Cuando no se aplicó la descomposición MRA, se trabajó con la señal aplicándole los filtros I o II, cuyo resultados se muestran en las Figuras 5.16 y 5.17 respectivamente.

## 5. Implementación y resultados

Tabla 5.2: Referencias de los bancos analizados.

orientación	pulso calculado	pulso tomado	error relativo
diagonal	62.7906976744	72	12.7906976744
vertical	78.488372093	72	9.0116279069
horizontal	70.6395348837	72	1.8895348838

En la tabla 5.3 se muestra el error relativo de ambos filtros.

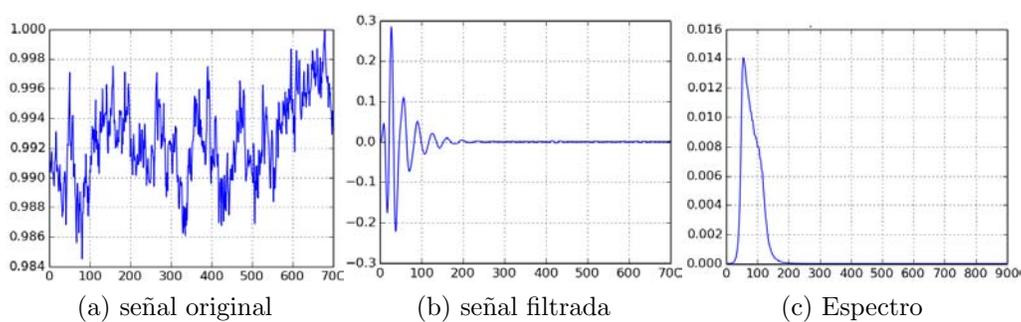


Figura 5.16: Señales obtenidas sin MRA con filtro I.

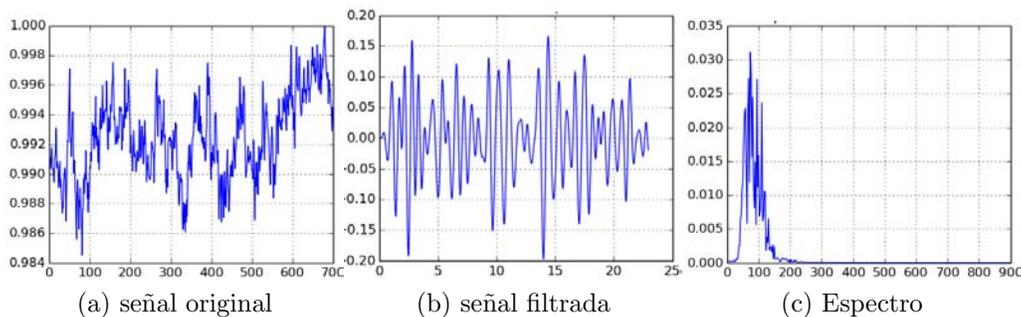


Figura 5.17: Señales obtenidas sin MRA con filtro II.

Tabla 5.3: Comparativo de los filtros I y II sin MRA.

orientación	pulso calculado	pulso tomado	error relativo
Filtrado I	54.1547277937	72	24.7851002865
Filtrado II	73.2558139535	72	1.7441860465

## 5. Implementación y resultados

---

En la tabla 5.4 se muestra el tiempo en segundos de cada proceso; se utilizó el mismo banco de datos con la misma región de análisis. En la primera fila de datos se muestra el tiempo de obtención de la señal  $x_p$ , como se puede observar al emplear MRA, se requiere mayor tiempo de procesamiento y el aplicar el filtro tipo I es más rápido.

Tabla 5.4: Tiempos de proceso.

	con MRA[s]	sin MRA[s]
tiempo de la obtención de señal	1.9247810841	0.6022849083
Filtrado tipo I	0.033965826	0.3418159485
Filtrado tipo II	0.7106630802	0.7064058781

La tabla 5.5, es una síntesis de los errores relativos, respecto a la medición tomada a las personas a la hora de realizar las tomas. Las filas corresponden a cada uno de los cuatro métodos probado. Los análisis realizados fueron 100 bancos de diez personas diferentes, y los valores que se muestran en las columnas corresponden a los números de casos en los que se obtuvieron errores menores o iguales al indicado. Por ejemplo, cuando se empleó MRA con el filtro tipo I (primera fila de la tabla) se presentaron ocho casos con un error menor a 0.05 (primera columna de la tabla) y 24 casos con error menor a 0.1 (segunda columna de la tabla), es decir, hubo un incremento de 16 casos, siendo en el error de 0.55 cuando se cumple el 100 por ciento de los casos.

Considerando al análisis MRA con los mejores resultados, se observa que en dicha tabla se mantiene el error menor a 20% en más de la mitad de las tomas. Por otra parte se observó un gran error en el total de las tomas, pero si se toma en consideración que la garantía de que el ROI y la MROI se encuentran en el lugar correcto, con el detectar la presencia del pulso cardiaco es un gran resultado.

## 5. Implementación y resultados

---

Tabla 5.5: Comparativo de todos los casos analizados.

Error	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5	0.55	0.6
MRA FI	8	24	36	56	65	81	90	95	95	99	100	100
MRA FII	9	22	32	42	52	64	72	77	83	89	92	96
sMRA FI	1	1	8	21	53	68	80	94	100	100	100	100
sMRA FII	8	16	24	34	50	58	71	77	82	89	89	96

# Capítulo 6

## Conclusiones y trabajo a futuro

### 6.1 Conclusiones

La aplicación de la descomposición de niveles y su posterior análisis permitió establecer la presencia del pulso cardíaco. En el caso de la amplificación eurliana con la modificación del algoritmo original se obtuvo el vídeo con resultados apreciables. Dado que dicha presentación es subjetiva, se desarrolló la MRA Wavelets, donde se comparó la obtención de la señal  $x_p$  y medición del pulso cardíaco de cuatro formas diferentes.

La propuesta en este trabajo es la MRA con un filtrado tipo Butterworth. De la Tabla 5.4 se puede observar que cuando se aplicó el MRA se tardó mayor tiempo de procesamiento, y fue en el filtro Butterworth (filtro I) cuando el tiempo de procesamiento se reduce considerablemente respecto al CWT (filtro II).

En cuanto a los resultados globales, se verificó que el error se incrementa en algunos casos. La disminución del error dependió mucho del tipo de tomas que se capturen, donde los factores que se variaron fueron la distancia de la toma, la temperatura ambiental, el movimiento de la escena. Después de analizar los resultados obtenidos se puede considerar que el sistema se podría considerar bueno para la identificación del pulso cardíaco, pero no para la medición.

El empleo de MRA permitió eliminar ruido de los fotogramas, incrementando el tiempo de procesamiento. Para la implementación del algoritmo en línea faltaría establecer qué tan significativo es, o si se podría considerar despreciable.

## ***6. Conclusiones y trabajo a futuro***

---

### **6.2 Trabajo a futuro**

La investigación realizada en este trabajo permitió delimitar las posibilidades de trabajo a desarrollar y enfocarse en la detección del pulso cardiaco. Para su implementación y aplicación en el uso para el cual fue desarrollado, faltan muchas tareas por cumplir como son:

- Implementar el algoritmo de detección de pulso en un proceso en línea
- Disminuir el error relativo en las escenas con mayor ruido
- Conjuntar el trabajo previo [11], con el aquí propuesto, e implementarlo en el robot de búsqueda.

# Términos y abreviaciones

## **CWT**

Transformada continua de Wavelet

## **DFT**

Transformada de Fourier

## **fotograma**

Cada una de las imágenes que se suceden en una película cinematográfica, en inglés frame

## **FOV**

Campo de visión, por las siglas en inglés de Field Of Vision

## **FPA**

Focal Plane Array, son detectores que consisten en una matriz bidimensional de elementos individuales. Se utilizan para formación de imágenes, se componen de filas y columnas de píxeles

## **fps**

fotograma por segundo

## **FT**

Transformada de Fourier

## **IFOV**

Campo de visión instantánea, por las siglas en inglés de Instant Field Of Vision

**IR**

Infrarrojo, Dicho de la radiación del espectro electromagnético, de mayor longitud de onda que el rojo y de alto poder calorífico

**ME**

Amplificación eureliana

**MRA**

Análisis de multi-resolución o multiescala

**MROI**

Región de medición de interés, por las siglas en inglés de Measurement Region Of Interest

**ph**

Potencial de hidrógeno

**pixel**

Superficie homogénea más pequeña de las que componen una imagen, que se define por su brillo y color.

**ROI**

Región de interés, por las siglas en inglés de Region Of Interest

# Referencias

- [1] Y. Minami, “Finder: Robot de búsqueda en entornos de desastre,” *Proyecto PAPIIT*, 2012.
- [2] G. Arri, M. Curetti, S. G. Bravo, and L. Mathé, “Fusión sensorial para una plataforma de seguimiento,” in *14th Argentine Symposium on Technology, AST 2013*, 2013.
- [3] G. De Cubber and G. Marton, “Human victim detection,” in *Third International Workshop on Robotics for risky interventions and Environmental Surveillance-Maintenance, RISE*, Citeseer, 2009.
- [4] D. Cardone, P. Pinti, and A. Merla, “Thermal infrared imaging-based computational psychophysiology for psychometrics,” p. 8, 2015.
- [5] M. Garbey, N. Sun, A. Merla, and I. Pavlidis, “Contact-free measurement of cardiac pulse based on the analysis of thermal imagery,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 8, pp. 1418–1426, 2007.
- [6] S. Y. Chekmenev, A. A. Farag, W. M. Miller, E. A. Essock, and A. Bhatnagar, “Multiresolution approach for noncontact measurements of arterial pulse using thermal imaging,” in *Augmented Vision Perception in Infrared*, pp. 87–112, Springer, 2009.
- [7] P. Chambino, “Android-based implementation of eulerian video magnification for vital signs monitoring,” Master’s thesis, Faculdade De Engenharia Da Universidade Do Porto, Porto, Portugal, 2013.

## REFERENCIAS

---

- [8] N. Sun, I. Pavlidis, M. Garbey, and J. Fei, “Harvesting the thermal cardiac pulse signal,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2006*, pp. 569–576, Springer, 2006.
- [9] S. Y. Chekmenev, H. Rara, and A. A. Farag, “Non-contact, wavelet-based measurement of vital signs using thermal imaging,” in *The first international conference on graphics, vision, and image processing (GVIP), Cairo, Egypt*, pp. 107–112, 2005.
- [10] G. F. Lewis, R. G. Gatto, and S. W. Porges, “A novel method for extracting respiration rate and relative tidal volume from infrared thermography,” *Psychophysiology*, vol. 48, no. 7, pp. 877–887, 2011.
- [11] C. I. García Sánchez, “Detección electrónica de víctimas no superficiales,” 2016. Tesis.
- [12] D. C. D. C. Giancoli, M. Skertchly, M. M. M. M. Sketchty, M. A. Hidalgo, J. A. Hidalgo, J. Medina, J. Beaujeu-Garnier, R. A. J. Serway, B. de Ercilla, S. GARCIA, et al., *Física: para ciencias e ingeniería con física moderna/Physics for scientists and engineers*. No. 53, Pearson,, 2009.
- [13] R. Driggers, M. Friedman, and J. Nichols, *Introduction to Infrared and Electro-optical Systems*. Artech House Remote Sensing Library, Artech House, 2012.
- [14] quatre, “Lwir, mwir, swir.” <http://200315193.tistory.com/938>. Consultado noviembre 2015.
- [15] FLIR, “The ultimate infrared handbook for r & d professionals,” 1992.
- [16] C. de Seguridad Electrónica, “¿cómo seleccionar la cámara de cctv correcta? parte 3.” <https://juliogalud.wordpress.com/2014/12/29/como-seleccionar-la-camara-de-cctv-correcta-parte-3/>. Consultado marzo 2016.
- [17] Optris, “Basic principles of non-contact temperature measurement.” <http://www.optris.es/tlfiles/pdf/Downloads/Zubehoer/IR-Basics.pdf>. Consultado marzo 2016.
- [18] R. Aparici, *La imagen: Análisis y representación de la realidad*. GEDISA, 2009.

- [19] J. Steketee, "Spectral emissivity of skin and pericardium," *Physics in medicine and biology*, vol. 18, no. 5, p. 686, 1973.
- [20] C. Meola and G. M. Carlomagno, "Recent advances in the use of infrared thermography," *Measurement Science and Technology*, vol. 15, no. 9, p. R27, 2004.
- [21] J. Segen, "Segen's medical dictionary," *Farlex. Inc*, 2012.
- [22] I. P. Herman, *Physics of the human body*. Springer, 2016.
- [23] J. Fei, Z. Zhu, and I. Pavlidis, "Imaging breathing rate in the co2 absorption band," in *Proceedings of the 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 700–705, 2005.
- [24] U. of Rochester, "Health encyclopedia."  
<https://www.rochester.edu/studentlife/services.html>. Consultado mayo 2016.
- [25] T. R. Gault, N. Blumenthal, A. A. Farag, and T. Starr, "Extraction of the superficial facial vasculature, vital signs waveforms and rates using thermal imaging," in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society*, pp. 1–8, IEEE, 2010.
- [26] T. Gault and A. Farag, "A fully automatic method to extract the heart rate from thermal video," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 336–341, 2013.
- [27] T. Bourlai, P. Buddharaju, I. Pavlidis, and B. Bass, "Methodological advances on pulse measurement through functional imaging," in *Computational Surgery and Dual Training*, pp. 101–121, Springer, 2010.
- [28] S. Y. Chekmenev, A. Farag, E. Essock, *et al.*, "Thermal imaging of the superficial temporal artery: An arterial pulse recovery model," in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE*, pp. 1–6, IEEE, 2007.
- [29] Z. Zhu, P. Tsiamyrtzis, and I. Pavlidis, "The segmentation of the supraorbital vessels in thermal imagery," in *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2008. AVSS'08. IEEE Fifth International Conference on*, pp. 237–244, IEEE, 2008.

## REFERENCIAS

---

- [30] N. Sun and I. Pavlidis, “Counting heartbeats at a distance,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS’06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 228–231, IEEE, 2006.
- [31] International Society for Optics and Photonics, *Adaptive region of interest (ROI) detection and tracking for respiration measurement in thermal video*, vol. 8401, 2012.
- [32] J. Fei and I. Pavlidis, “Thermistor at a distance: unobtrusive measurement of breathing,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 57, no. 4, pp. 988–998, 2010.
- [33] F. Q. Al-Khalidi, R. Saatchi, D. Burke, and H. Elphick, “Facial tracking method for noncontact respiration rate monitoring,” in *Communication Systems Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP), 2010 7th International Symposium on*, pp. 751–754, IEEE, 2010.
- [34] F. Q. Al Khalidi, R. Saatchi, D. Burke, and H. Elphick, “Tracking human face features in thermal images for respiration monitoring,” in *Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA), 2010 IEEE/ACS International*, pp. 1–6, IEEE, 2010.
- [35] Z. Zhu, J. Fei, and I. Pavlidis, “Tracking human breath in infrared imaging,” in *Bioinformatics and Bioengineering, 2005. BIBE 2005. Fifth IEEE Symposium on*, pp. 227–231, IEEE, 2005.
- [36] R. Murthy and I. Pavlidis, “Non-contact monitoring of breathing function using infrared imaging,” tech. rep., Technical Report Number UH-CS-05-09, 9 April. Department of Computer Science, University of Houston, Houston, TX, 2005.
- [37] F. Al-khalidi, R. Saatchi, H. Elphick, and D. Burke, “Tracing the region of interest in thermal human face for respiration monitoring,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 119, no. 4, 2015.
- [38] J. Dowdall, I. T. Pavlidis, and P. Tsiamyrtzis, “Coalitional tracking in facial infrared imaging and beyond,” in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2006. CVPRW’06.*, pp. 134–134, IEEE, 2006.

- [39] M. Garbey, A. Merla, and I. Pavlidis, “Estimation of blood flow speed and vessel location from thermal video,” in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society*, vol. 1, pp. I–356, IEEE, 2004.
- [40] H.-Y. Wu, M. Rubinstein, E. Shih, J. V. Guttag, F. Durand, and W. T. Freeman, “Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world,” *Association for Computing Machinery*, vol. 31, no. 4, 2012.
- [41] P. J. Burt and E. H. Adelson, “The laplacian pyramid as a compact image code,” *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 31, no. 4, pp. 532–540, 1983.
- [42] B. Jähne, *Digital Image Processing*. Engineering online library, Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [43] O. Rioul and M. Vetterli, “Wavelets and signal processing,” *IEEE signal processing magazine*, vol. 8, no. LCAV-ARTICLE-1991-005, pp. 14–38, 1991.
- [44] R. X. Gao and R. Yan, *Wavelets: Theory and applications for manufacturing*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [45] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, “Image coding using wavelet transform,” *IEEE Transactions on image processing*, vol. 1, no. 2, pp. 205–220, 1992.
- [46] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*. Academic press, 1999.
- [47] R. Singh and A. Khare, “Multiscale medical image fusion in wavelet domain,” *The Scientific World Journal*, vol. 2013, 2013.
- [48] L. Escobar Salguero, *Diseño de filtros digitales*. UNAM, 2006.
- [49] M. Nasri and H. Nezamabadi-pour, “Image denoising in the wavelet domain using a new adaptive thresholding function,” *Neurocomputing*, vol. 72, no. 4, pp. 1012–1025, 2009.