



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO  
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA  
ELÉCTRICA-INSTRUMENTACIÓN

MEDICIÓN DE VARIABLES FISIOLÓGICAS  
POR BIOIMPEDANCIA ELÉCTRICA

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

PRESENTA:  
DANIEL ALBERTO ARCOS SANTIAGO

TUTOR PRINCIPAL  
DR. ROBERTO GIOVANNI RAMÍREZ CHAVARRÍA  
INSTITUTO DE INGENIERÍA, UNAM

**CIUDAD DE MÉXICO, SEPTIEMBRE, 2022**  
MÉXICO, D. F. SEPTIEMBRE 2022



Universidad Nacional  
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

**Biblioteca Central**



**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: Dr. García Valenzuela Augusto  
Secretario: Dra. Montiel Sánchez María Herlinda  
Vocal: Dr. Ramírez Chavarría Roberto G.  
1<sup>er</sup>. Suplente: Dra. Pérez Pacheco Argelia  
2<sup>do</sup>. Suplente: Dr. Pérez Alcázar Pablo Roberto

Lugar o lugares donde se realizó la tesis: Instituto de Ingeniería.  
Ciudad Universitaria, UNAM

**TUTOR DE TESIS:**

Dr. Roberto Giovanni Ramírez Chavarría



---

**FIRMA**

# Agradecimientos

Quisiera agradecer a la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), a la Facultad de Ciencias y al Posgrado de Ingeniería Eléctrica por haberme abierto las puertas de sus instalaciones en las que orgullosamente cursé mis estudios de licenciatura y maestría respectivamente.

A mis compañeros Omar Y. López y Ramón F. Padilla por todo su apoyo y orientación durante todo el proceso de titulación y con los cuales discutí y recibí retroalimentación en múltiples ocasiones acerca de los resultados de este proyecto.

A todos mis sinodales por aceptar ser parte de mi comité de evaluación y de los cuales aprendí mucho a lo largo de estos dos años de maestría.

Especialmente quiero agradecer a mi tutor, el Dr. Roberto Giovanni Ramírez Chavarría por la retroalimentación brindada en todas sus materias, por aceptarme como su alumno, por su infinita paciencia, por contribuir en gran medida a mi formación académica y en general por todo su apoyo.

Por último, quiero recalcar que este proyecto no se hubiera podido realizar sin el apoyo otorgado por parte de:

- El Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), quien me brindó apoyo económico durante los 24 meses de mis estudios de posgrado (CVU 1085067).
- El Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación e Innovación Tecnológica (PAPIIT) a través del proyecto UNAM-PAPIIT TA100221.
- El Programa de Maestría y Doctorado en Ingeniería.

# Dedicatoria

En cuanto a lo personal, me gustaría agradecer y dedicar este trabajo a cuatro hermanos que han sido excesivamente importantes para mi y con los cuales he crecido mucho emocionalmente, es decir, los Nico.

- A Mariana Abigail Cruz Nicolás, por todas las tonterías de las cuales nos hemos reído durante estos años, por las miles de veces que hemos viboreando a la gente para llegar siempre a la misma conclusión: *pero pues cada quien, no?*, por todas tus frases épicas con las que siempre me sacas una carcajada. A ti, de la que no puedo despedirme sin antes gritar, *que csm la Yui*.
- A Eduardo José Cruz Nicolás, por la vez en la que tu irracionalidad comenzó una pelea que nos mandó al hospital y en la cual casi perdemos la vida, situación de la que por cierto aún tengo cicatrices, pero que nos enseñó que en los momentos más difíciles sólo podemos confiar en la familia y en un puñado de amigos. A ti, que te la pasas diciendo que soy un dolor de huesos y que aún así, nunca me has dejado solo.
- A Christian Alberto Cruz Nicolás, el más viejo del condado, el que siempre será mi ingeniero favorito, con el que casi me caigo de un puente en pleno temblor, al que tuve que llevar cargando al dentista para que le pusieran un diente, con el que fui a ver mi primer partido de fútbol. A ti, que siempre has estado para escucharme cuando las cosas se ponen complicadas y con quien suelo terminar en estado inconveniente a altas horas de la madrugada. *Crispín*, gracias por todo el apoyo que me has dado y por las mil historias raras que hemos compartido.
- A Daniela Cruz Nicolás, la que posee el humor más ácido del mundo, la que me dice *zeta zeta zeta* cuando trato de contarle algo que me parece interesante, con quien soy infinitamente encimoso, la que me ha ayudado a ser una mejor persona y quien no se cansa de decirme que me odia a mi y que odia estar a mi lado cuando rompemos piñatas o jugamos juegos de mesa. A ti, la persona con la que sencillamente no puedo aburrirme porque siempre tiene una anécdota graciosa y cuya elocuencia no me permite dejar de reír, gracias *Galleta*.

Gracias a estos cuatro hermanos y también a sus padres, que en general, han tenido un peso enorme en múltiples etapas de mi vida y que pueden estar seguros estoy en deuda con el destino por la oportunidad de haberlos conocido.

Asimismo, me gustaría agradecer a todas las personas que han estado conmigo a lo largo de mi desarrollo personal, académico y afectivo, es decir, mi familia y amigos. Personas que espero entiendan son un grupo demasiado extenso como para mencionar a cada miembro individualmente y de hacerlo, este capítulo sería sencillamente infinito. Sin embargo, ustedes saben quienes son y saben que a todos les guardo un cariño incondicional e inconmensurable. No obstante, me gustaría agradecer textualmente a siete de las personas más importantes de mi vida. *Y quiero remarcar que no hago esto bajo ninguna clase de amenaza, chantaje ni mucho menos a sabiendas de que cualquiera de ellos podría llegar a hacerme un mega drama en el muy remoto caso de que no los hubiera mencionado.* Una vez aclarado esto...

- Para mi señora madre, María Matilde Santiago Palma, quien básicamente sola me ha sacado adelante y cuyo principal objetivo siempre ha sido que tenga la formación académica a la que ella no pudo aspirar en su momento.
- A María Félix Santiago Palma, la señora que me regaña por deporte y quien me ha torturado con verduras y comida sana desde niño. A Humberto Rodríguez Vázquez, el viejito que ha sido la máxima figura de autoridad en mi vida y del cual he aprendido que todo se puede lograr con dedicación y esfuerzo.
  - A Yazmín Rodríguez Santiago, por las mil veces que salimos corriendo cuando intentábamos ver una película de terror y por todas las veces que estuvimos castigados.
  - A Yair Rodríguez Santiago, del que se esperaba fuera el más maduro de los primos, pero que siempre llegaba a poner el desorden, gracias por todas las veces que de niño te tomaste mi jugo de betabel.
- A Dulce Estefanía Palma Linerio, por ser la persona más resentida del mundo y la más discreta a la hora de disimular sus corajes. Gracias por haberme cuidado durante todo este tiempo a pesar de que siempre debió haber sido al revés.
- Y por último, a mi abuela, Teresa Palma Linerio, quien siempre me ha cuidado como a su último hijo y con cual siempre estaré eternamente agradecido.

A todas estas personas, que me han visto en mis peores momentos y que aún así siempre han estado a mi lado para levantarme, gracias.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>11</b>
1.1. Antecedentes y motivación . . . . .	11
1.2. Planteamiento del problema . . . . .	12
1.3. Objetivo General . . . . .	13
1.3.1. Objetivos particulares . . . . .	13
1.4. Estructura de la tesis . . . . .	13
<b>2. Marco teórico</b>	<b>14</b>
2.1. Generalidades anatómicas y fisiológicas de las estructuras que componen al sistema cardiaco y respiratorio . . . . .	14
2.1.1. Aparato respiratorio . . . . .	14
2.1.2. Aparato cardiovascular . . . . .	15
2.2. Electrocardiografía . . . . .	16
2.3. Pletismografía . . . . .	18
2.4. Propiedades eléctricas de los tejidos biológicos y su descripción matemática . . . . .	18
2.5. Bioimpedancia eléctrica . . . . .	20
2.5.1. Sistemas de medición de bioimpedancia eléctrica . . . . .	22
2.5.2. Pletismografía por bioimpedancia eléctrica . . . . .	23
2.6. Cardiografía por impedancia . . . . .	24
2.7. Parámetros fisiológicos . . . . .	25
<b>3. Desarrollo experimental</b>	<b>27</b>
3.1. Sistema de adquisición de señales de bioimpedancia eléctrica . . . . .	27
3.1.1. Fuente de corriente . . . . .	28
3.1.2. Detección de voltaje de respuesta . . . . .	30
3.1.3. Demodulación de la señal de voltaje . . . . .	31
3.1.4. Filtrado de la señal de pletismografía . . . . .	32
3.2. Sistema de adquisición de señales de electrocardiografía . . . . .	33
3.3. Digitalización de las señales . . . . .	33
<b>4. Resultados y Análisis</b>	<b>35</b>
<b>Adquisición de señales con respiración</b>	<b>35</b>
4.1. Señal de ECG cruda y su espectro . . . . .	35
4.1.1. Filtro espectral de índices . . . . .	36
4.1.2. Señal de ECG filtrada y su espectro . . . . .	37

4.1.3.	Análisis de máximos para la señal de ECG . . . . .	38
4.2.	Señal de bioimpedancia torácica cruda y su espectro . . . . .	39
4.2.1.	Señal de bioimpedancia torácica filtrada y su espectro . . . . .	40
4.3.	Señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica y su espectro . . . . .	41
4.3.1.	Componente de la señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica asociada a la respiración y su espectro . . . . .	42
4.3.2.	Componente de la señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica asociada al ciclo cardiaco y su espectro . . . . .	43
4.3.3.	Filtro paso bandas entre las bandas empalmadas de ECG y de pletismografía cardiaca por bioimpedancia . . . . .	44
4.3.4.	Filtro de bandas empalmadas y ampliadas entre las señales de ECG y de pletismografía cardiaca por bioimpedancia . . . . .	45
<b>Adquisición de señales sin respiración</b>		<b>46</b>
4.4.	Señal de ECG cruda y su espectro . . . . .	46
4.4.1.	Filtrado y procesamiento de la señal de ECG . . . . .	47
4.5.	Señal de bioimpedancia torácica cruda y su espectro . . . . .	47
4.5.1.	Señal de bioimpedancia torácica filtrada y su espectro . . . . .	48
4.6.	Señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica y su espectro . . . . .	49
4.6.1.	Comparación temporal y frecuencial de las señales de ECG y pletismografía cardiaca por bioimpedancia . . . . .	50
4.6.2.	Filtro paso bandas entre las bandas empalmadas de ECG y de pletismografía cardiaca por bioimpedancia . . . . .	51
4.7.	Señal de cardiografía por impedancia eléctrica y su análisis de bandas	51
4.8.	Parámetros fisiológicos calculados . . . . .	53
<b>5.</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>55</b>
5.1.	Instrumentación . . . . .	55
5.2.	Filtrado digital . . . . .	55
5.3.	Etiquetado de máximos y mínimos locales . . . . .	56
<b>6.</b>	<b>Apéndice</b>	<b>57</b>
6.1.	Algoritmo del filtro digital de índices . . . . .	57
6.2.	Algoritmo de detección de bandas para ECG . . . . .	58
6.3.	Comparación de las señales de electrocardiografía con respiración y sin respiración . . . . .	59



# Índice de figuras

2.1.	Fases de la respiración externa [22]. . . . .	15
2.2.	Estructura física del corazón [28]. . . . .	16
2.3.	Ejemplos de derivaciones bipolares [7]. . . . .	17
2.4.	Morfología característica de una señal de ECG [7]. . . . .	17
2.5.	Dependencia frecuencial de la permitividad y conductividad eléctrica [32]. . . . .	20
2.6.	Sistema básico de adquisición de señales de pletismografía por bioimpedancia eléctrica. . . . .	22
2.7.	Principio de detección de una señal de pletismografía eléctrica [14]. . . . .	23
2.8.	Comparación de las morfologías características de $\Delta Z$ , $dZ/dt$ y ECG [5]. . . . .	24
3.1.	Estructura general del sistema de adquisición de señales de pletismografía eléctrica. . . . .	28
3.2.	Fuente de corriente de Howland. . . . .	28
3.3.	Circuito de adquisición y filtrado ante excitación con $I_0$ . Donde $C_1$ , $R_1$ , $C_2$ y $R_2$ representan a los circuitos RC del primer filtro paso bandas, $R$ y $R'$ son las resistencias de ganancia y $U_1$ , $U_2$ son OpAmp LM7171. . . . .	30
3.4.	Rectificador-demodulador de onda completa de precisión. Donde $R = 3.6 \text{ k}\Omega$ , $R_1 = 2 \text{ k}\Omega$ , $R_2 = 3.3 \text{ k}\Omega$ , $R_3 = 10 \text{ k}\Omega$ , $C_1 = 1 \text{ }\mu\text{F}$ , $D_1 = 1\text{N}4148$ $A_1 = \text{LM}7171$ y $A_2 = A_3 = \text{TL}082$ . . . . .	31
3.5.	Etapa de adecuación para la señal de pletismografía. Donde $C_1$ , $R_1$ y $C_2$ $R_2$ representan al primer filtro paso altas y paso bajas, respectivamente. $R$ y $R'$ son las resistencias de ganancia de los filtros, $R_3 = 1 \text{ k}\Omega$ y $R_4 = 2.2 \text{ k}\Omega$ y $B_1$ , $B_2$ y $B_3$ son OpAmp TL082. . . . .	32
3.6.	Etapa de adecuación para la señal de pletismografía. Donde $C_1$ , $R_1$ y $C_2$ $R_2$ representan al primer filtro paso altas y paso bajas, respectivamente. $R$ y $R'$ son las resistencias de ganancia de los filtros, $R_3 = 1 \text{ k}\Omega$ y $R_4 = 2.2 \text{ k}\Omega$ y $B_1$ , $B_2$ y $B_3$ son OpAmp TL082. . . . .	33
3.7.	Configuración física de la tarjeta DAQ USB-6001 [40]. . . . .	34
4.1.	(a) Electrocardiograma crudo con zoom indexados de 4 – 6 s y de 0.08 – 0.15 s, (b) PSD del ECG crudo, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	36
4.2.	Estructura general del filtro digital. . . . .	37

4.3. (a) Electrocardiograma filtrado con zoom indexado de 3.3 – 5.8 s, (b) PSD del ECG filtrado, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	37
4.4. ECG con sus ondas etiquetadas. . . . .	38
4.5. (a) Señal de bioimpedancia del tórax ( $V_Z$ ) cruda con zoom indexado de 623 – 635 mV, (b) PSD de $V_Z$ cruda, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	39
4.6. (a) Señal de bioimpedancia del tórax ( $V_Z$ ) con zoom indexado de 623 – 635 mV, (b) PSD de $V_Z$ filtrada con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	40
4.7. (a) Señal de pletismografía cruda ( $\Delta Z$ ), (b) PSD de $\Delta Z$ cruda con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	41
4.8. (a) Señal de NI ( $\Delta V_{Z_{IN}}$ ) con filtro digital de 0.1 – 0.8 Hz y máximos y mínimos indexados, (b) PSD de $\Delta V_{Z_{IN}}$ obtenida a partir del espectro de la figura 4.7b. . . . .	42
4.9. (a) Señal de pletismografía cardiaca ( $\Delta V_{Z_C}$ ) con filtro digital de 0.8 – 10 Hz, (b) PSD de $\Delta V_{Z_C}$ obtenida a partir del espectro de la figura 3.3. . . . .	43
4.10. (a) $\Delta V_{Z_C}$ obtenida a partir del filtro de bandas con zoom indexado en 2.3 – 5.5 s, (b) PSD de las bandas aisladas (PB, SB y TB) obtenida a partir del espectro de la figura 4.7b. . . . .	44
4.11. (a) $\Delta V_{Z_C}$ con PM ampliada y zoom indexado de 2.3-3.5 s, (b) PSD de $\Delta V_{Z_C}$ con PB ampliada a partir del espectro de la figura 4.10b. . . . .	45
4.12. (a) Electrocardiograma crudo y zoom indexado de 3.8 – 5.9 s, (b) PSD del ECG crudo con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	46
4.13. ECG filtrado y etiquetado sin respiración. . . . .	47
4.14. (a) Señal de voltaje de respuesta del tórax ( $V_Z$ ) cruda sin respiración con zoom indexado de 945 – 972 mV, (b) PSD de $V_Z$ cruda sin respiración, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	48
4.15. (a) Señal de voltaje de respuesta del tórax ( $V_Z$ ) filtrada sin respiración con zoom indexado de 945 – 972 mV, (b) PSD de $V_Z$ filtrada sin respiración, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	48
4.16. (a) Señal de pletismografía cruda ( $\Delta Z$ ) sin respiración, (b) PSD de $\Delta Z$ cruda con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	49
4.17. (a) Componente cardiaca de pletismografía ( $\Delta V_Z \approx \Delta V_{Z_C}$ ) filtrada con zoom indexado de 8.2 – 11.2 s, (b) PSD de $\Delta V_{Z_C}$ filtrada con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	50
4.18. (a) $\Delta V_{Z_C}$ obtenida a partir del filtro de bandas con zoom indexado de 8.2 – 11.2 s, (b) PSD de las bandas aisladas (PB, SB, TB y CB) obtenidas a partir del espectro de la figura 4.17b. . . . .	51

---

4.19. (a) Comparación de las señales de pletismografía cardiaca cruda (PC), pletismografía cardiaca con filtro de 0.8 – 10 Hz (PF) y pletismografía cardiaca con filtro de bandas empalmadas con el ECG (PB), (b) Señal de cardiografía por impedancia (ICG). . . . .	52
6.1. Algoritmo de filtrado espectral de índices . . . . .	57
6.2. Algoritmo de detección de sub-ondas para ECG. . . . .	58
6.3. (a) Electrocardiograma crudo y zoom indexado de 3.8 – 5.9 s, (b) PSD del ECG crudo con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz. . . . .	59

# Capítulo 1

## Introducción

En este capítulo se abordarán de manera general los antecedentes, motivación, objetivos y el planteamiento de los problemas que conlleva la instrumentación de un sistema de medición de pletismografía por impedancia eléctrica. Además, se plantearán las contribuciones esperadas al campo de la bioimpedancia en términos del procesamiento de señales y por último se presentará la estructura de la tesis.

### 1.1. Antecedentes y motivación

Según la Organización Mundial de la Salud, las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte en todo el mundo [1]. Por lo que el desarrollo de técnicas de diagnóstico no invasivas, funcionales y sin el uso de fuentes de radiación ionizante, son de vital importancia para la detección oportuna de anomalías cardíacas [1], [2]. Existen diversos métodos para monitorizar en tiempo cuasi real la actividad electro-mecánica del corazón, entre los cuales destacan la electrocardiografía (ECG) [3], la sismocardiografía [4], la fonocardiografía [4], la pletismografía cardíaca por bioimpedancia eléctrica [5], [6] y derivada de esta última, la cardiografía por bioimpedancia eléctrica (ICG) [1], estas técnicas permiten la detección y tratamiento anticipado de enfermedades cardiovasculares y aumentan la posibilidad de supervivencia del individuo [7]. En particular, la medición de bioimpedancia ha demostrado ser una técnica segura, no invasiva y de la cual se pueden obtener múltiples parámetros fisiológicos, como por ejemplo: la impedancia basal del cuerpo, la frecuencia respiratoria, arritmias respiratorias, gasto cardíaco, etc [1], [2], [7]-[11]. Esta técnica tiene su esencia en las propiedades eléctricas de los seres vivos, ya que todos los tejidos biológicos se comportan como conductores anisotrópicos que poseen características resistivas y reactivas únicas [12], [13]. Por lo que el valor de la bioimpedancia dependerá del tipo de tejido, del volumen de la estructura, del fluido intracelular, de la zona en la que se estén realizando las mediciones, de la frecuencia de la corriente inyectada, etc [13].

Físicamente hablando, la pletismografía por bioimpedancia eléctrica ( $\Delta Z$ ) y sus derivados, tales como la pletismografía cardíaca ( $\Delta Z_C$ ) y la neumografía por bioimpedancia ( $\Delta Z_{NI}$ ) [14] basan su funcionamiento en la medición de un cambio de voltaje. Este cambio es registrado a través de un arreglo tetrapolar de electrodos y

surge como consecuencia de inyectar una corriente sinusoidal alterna en una región de estudio dada [15]. Los cambios de voltaje se relacionan con pequeñas variaciones en la bioimpedancia del cuerpo y son atribuidas principalmente al flujo sanguíneo y a los procesos mecánicos de la respiración externa. En 1940, Nyboer et al. [15]-[17] desarrollaron la técnica de ICG a partir de obtener la derivada temporal de  $\Delta Z_C$  y desde entonces se ha tratado de perfeccionar la técnica. Esto debido a que la medición de bioimpedancia durante el ciclo cardiaco se ve afectada por múltiples factores, por ejemplo, la cantidad de grasa corporal, la frecuencia respiratoria, los artefactos de movimiento, etc [17]. Por lo anterior, se podría considerar a la señal de ICG como poco óptima; sin embargo, el ICG en conjunto con el ECG son de las pocas técnicas a partir de las cuales se pueden extraer parámetros hemodinámicos del corazón en tiempo real, por ejemplo, el tiempo entre la apertura y cierre de la válvula aórtica (LVET) [13]. Asimismo, en 1960 Kubicek et al. [7], [17] desarrollaron un método experimental para calcular el gasto cardiaco a partir de una señal de ICG, método que sería refinado por Sramek et al. en 1983 [12], [17], [18] y perfeccionado por Bernstein en 1986 [12], [19].

No obstante, aunque la técnica de medición de bioimpedancia (así como la de ICG) se ha estado desarrollando desde antes de 1940 [15]-[17], esta no suele ser utilizada en el ambiente clínico. Y en parte, esto se debe a que los equipos utilizados en las diferentes fases, deben ser altamente precisos (por ejemplo: la fuente de corriente de alta frecuencia [5] y el demodulador de precisión [20]) y a veces, esto conlleva un hardware con dimensiones físicas poco óptimas en comparación con un simple ECG o un oxímetro de pulso. Sin embargo, aunque los ECG puedan dar información precisa de la frecuencia cardiaca (ya que su software sólo se dedica a contar picos relacionados con la actividad endógena del corazón [7]), difícilmente se pueden extraer otros parámetros de esta señal por sí sola. Y la oximetría de pulso carece de precisión, ya que aunque esta sea capaz de desplegar múltiples parámetros como la saturación de oxígeno en sangre y los latidos por minuto, sus resultados varían si las mediciones son tomadas en dedos diferentes de una misma mano. Cabe resaltar que estas variaciones se reportan como la incertidumbre del dispositivo.

## 1.2. Planteamiento del problema

Como se mencionó previamente, la medición de  $\Delta Z$  se realiza a partir de arreglos tetrapolares de electrodos por los cuales se inyecta una corriente y se mide un voltaje de respuesta por el organismo en una región dada. Lo que no se mencionó es que cuando los electrodos se colocan en el pecho la mayor contribución de  $\Delta Z$  se debe al ciclo respiratorio y cardiaco, lo que a su vez da lugar a  $\Delta Z_{NI}$  y  $\Delta Z_C$ . Estas señales se empalman entre ellas y son mutuamente consideradas como ruido, por lo que el separar a  $\Delta Z_{NI}$  y  $\Delta Z_C$  sin alterar su morfología, es una tarea vigente y sumamente complicada. En general, estas señales se suelen separar mediante el uso de algoritmos computacionales sumamente complejos y actualmente no se tiene registro de ningún dispositivo capaz de adquirir y procesar ambas señales de forma confiable, lo cual nos lleva a las contribuciones esperadas de este trabajo al campo de la bioimpedancia en términos de objetivos.

## 1.3. Objetivo General

Construir un sistema de medición con componentes electrónicos mínimos para la estimación de parámetros fisiológicos como el gasto cardiaco, la impedancia basal del tórax y la frecuencia cardiaca a partir del procesamiento digital de una señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica.

### 1.3.1. Objetivos particulares

- Diseñar un sistema de acondicionamiento electrónico para realizar mediciones de bioimpedancia confiables.
- Analizar y separar las señales de pletismografía cardiaca y respiratoria mediante el uso de la transformada rápida de Fourier y filtros digitales en el dominio de las frecuencias.
- Implementar un algoritmo de etiquetado con la mayor precisión y exactitud posible para las subondas que componen a las señales de ECG e ICG.

## 1.4. Estructura de la tesis

Este trabajo se encuentra dividido en cinco capítulos principales, el [capítulo 1](#) plantea las bases de la medición de bioimpedancia sin entrar en detalles de la instrumentación o el procesamiento de señales. En este se mencionan los precedentes y la motivación para realizar este trabajo. La tesis en sí comienza en el [capítulo 2](#) en el cual se explican todos los términos eléctricos necesarios para la adquisición de señales de pletismografía eléctrica, la física de la técnica y los fenómenos biomecánicos que ocasionan las variaciones estructurales en el cuerpo humano que están asociadas a los cambios de bioimpedancia.

En el [capítulo 3](#) se explica el diseño del sistema de medición de pletismografía eléctrica y se realizan los análisis teóricos de la configuración electrónica implementada. Asimismo, se explica el diseño y las características de la unidad de electrocardiografía con la cual se realizó el registro de la actividad electromecánica del corazón. Esto con la finalidad de comparar el ECG con las señales de pletismografía cardiaca e ICG.

Posteriormente, en el [capítulo 4](#) se muestra la digitalización de las señales obtenidas por los sistemas analógicos y se explica el desarrollo y diseño de un algoritmo de filtrado en el espacio de frecuencias. Asimismo, se detalla el procedimiento mediante el cual se realizó el indexado de las subondas que componen a las señales de ECG e ICG y se garantizó un 100% de precisión en este. Por último, en el [capítulo 5](#) se enuncian las conclusiones del análisis de resultados y se formulan observaciones a considerar para un trabajo futuro en el cual se pueda mejorar el hardware del sistema empleado.

# Capítulo 2

## Marco teórico

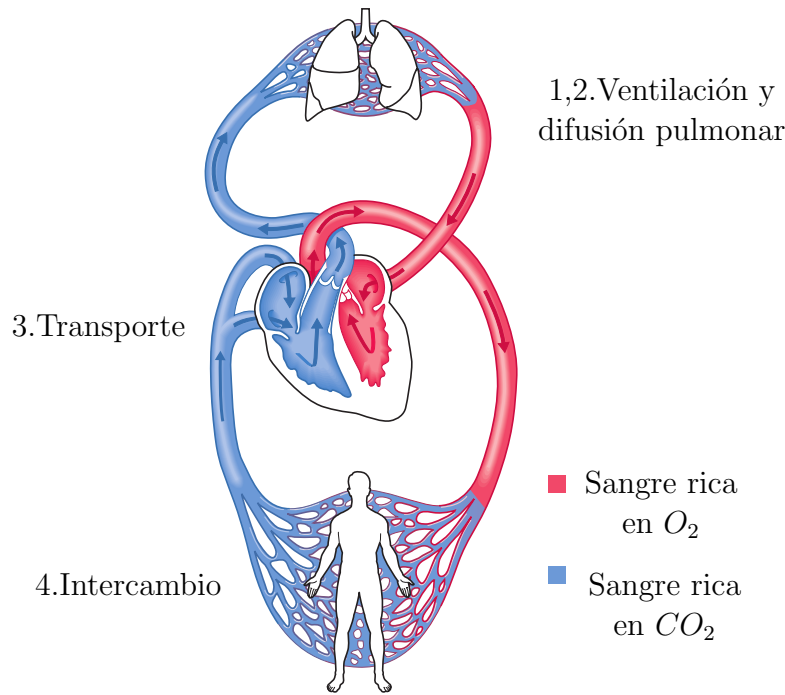
En este capítulo se explicarán los conceptos físicos necesarios para entender la técnica de medición de pletismografía por bioimpedancia eléctrica. Así como la anatomía y fisiología de los sistemas cardiaco y respiratorio, los cuales originan las variaciones de flujo más importantes en el organismo. También se hará mención de las propiedades eléctricas de los tejidos del cuerpo humano [21] y se ahondará en la instrumentación analógica necesaria para la adquisición de biopotenciales relacionados con la actividad electromecánica del corazón. Por último, se explicará el significado de las subondas que componen a las señales de ECG e ICG y se mencionarán algunos de los parámetros fisiológicos que se pueden obtener de estas dos señales.

### 2.1. Generalidades anatómicas y fisiológicas de las estructuras que componen al sistema cardiaco y respiratorio

#### 2.1.1. Aparato respiratorio

En términos fisiológicos, la respiración se divide en externa e interna (también llamada celular) [23], [24]. La respiración interna es el proceso bioquímico e intracelular en el que el oxígeno reacciona con moléculas orgánicas para producir dióxido de carbono ( $CO_2$ ), agua ( $H_2O$ ) y energía en forma de ATP [23]. Mientras que la respiración externa es el movimiento de gases entre las células sanguíneas y el ambiente [23]-[25]. En general, se puede dividir a la respiración externa en cuatro fases (figura 2.1), la primera se define como ventilación y es el proceso mediante el cual se intercambia el aire de la atmósfera con el aire de los pulmones, la segunda es conocida como difusión y es la etapa en donde se intercambia el  $CO_2$  de la sangre con el  $O_2$  de los alveolos pulmonares, la tercera fase se denomina transporte y es la parte del ciclo en la que la sangre y los líquidos llegan a los tejidos y en la cuarta etapa es donde se da el intercambio gaseoso entre la sangre y las células [23].

Para la respiración externa se requiere de la coordinación entre los sistemas circulatorio y respiratorio [23]. Donde el sistema respiratorio se define como el conjunto



**Figura 2.1:** Fases de la respiración externa [22].

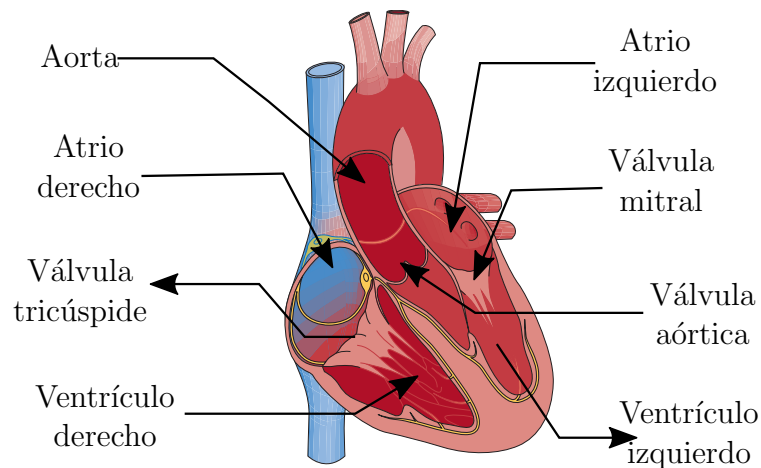
de estructuras que participan en la ventilación y en el intercambio de gases [23], [24]. De manera general, el aparato respiratorio se puede dividir en las vías aéreas superiores, conformadas por la boca, cavidad nasal, faringe y laringe [24] y las vías aéreas inferiores, formadas por la tráquea, los bronquios primarios (con todas sus ramificaciones) y los pulmones (figura 2.1) [23]. En el ámbito biomédico, la función pulmonar de un paciente se evalúa con un espirómetro de flujo, instrumento que compara la diferencia de aire desplazado durante el ciclo respiratorio en estado basal y en estado de máximo esfuerzo [23].

### 2.1.2. Aparato cardiovascular

En términos sencillos, el aparato cardiovascular o circulatorio está compuesto por una vía cerrada de tubos (vasos sanguíneos) que transportan líquido (sangre) y que están conectados a una bomba muscular (el corazón) [23], [24]. El corazón es uno de los órganos vitales del sistema y uno de los primeros en desarrollarse [26], está conectado con el sistema vascular (compuesto por las arterias, capilares y las venas) y con el sistema respiratorio [27]. La función conjunta de estos, es el transporte de nutrientes, oxígeno, desechos metabólicos y dióxido de carbono a partir del bombeo sanguíneo hacia los tejidos de todo el cuerpo [1], [27].

Anatómicamente, el corazón está esencialmente formado por cuatro cámaras huecas (figura 2.2), dos de ellas denominadas ventrículos, los cuales se encargan de expulsar la sangre hacia las arterias y dos aurículas o atrios que se encargan de recibir la sangre desde las venas [26], [27]. La eyección sanguínea se da como consecuencia de contracciones mecánicas y periódicas del corazón. Estas contracciones se denominan sístole y diástole, y son ocasionadas por la polarización y despolarización





**Figura 2.2:** Estructura física del corazón [28].

eléctrica de las células cardiacas [1]. Fenómeno que es de vital importancia ya que a partir del estudio y censado de estos biopotenciales, se puede tener un mapeo de la actividad cardiaca en tiempo real [3].

Por otra parte, es importante resaltar que el corazón funciona como dos bombas independientes (una derecha y una izquierda) que están aisladas entre sí por una pared muscular denominada septo [3], [26]. El ciclo cardiaco comienza desde la bomba derecha (conformada por el atrio y ventrículo derecho), donde la sangre desoxigenada entra al corazón por la aurícula derecha (desde la vena cava) después de haber oxigenado a todos los tejidos. Posteriormente, la sangre accede al ventrículo derecho por la válvula tricúspide y de este, pasa a través de la arteria pulmonar y fluye hasta los alveolos en donde se excreta el dióxido de carbono y se reoxigena la sangre. Después de oxigenarse, la sangre regresa por las venas pulmonares y entra al corazón por la aurícula izquierda, esta aurícula envía la sangre oxigenada al ventrículo izquierdo mediante la válvula mitral y por último, el ventrículo eyecta la sangre hacia la aorta, iniciando todo el ciclo de nuevo [1], [3], [26], [27].

## 2.2. Electrocardiografía

El electrocardiograma (ECG) es un registro que refleja la actividad eléctrica del corazón y se obtiene a partir de una configuración especial de electrodos y un instrumento denominado electrocardiógrafo [3], [7]. Las configuraciones de electrodos se denominan derivaciones y pueden ser monopares o bipares (figura 2.3). Para las derivaciones bipares se necesitan dos electrodos, uno asociado a un polo positivo (+) y el otro asociado a un polo negativo (−), estos se colocan en dos extremidades arbitrarias o bien, en diferentes puntos del tórax y mediante una etapa diferencial se realiza la comparación del voltaje entre ambos puntos [3]. En la figura 2.4 se muestra la estructura general de una gráfica de ECG y las ondas que la componen. Cabe resaltar que la señal fue obtenida a partir de una derivación bipolar y que la morfología de la señal depende de la configuración de electrodos que se emplee.

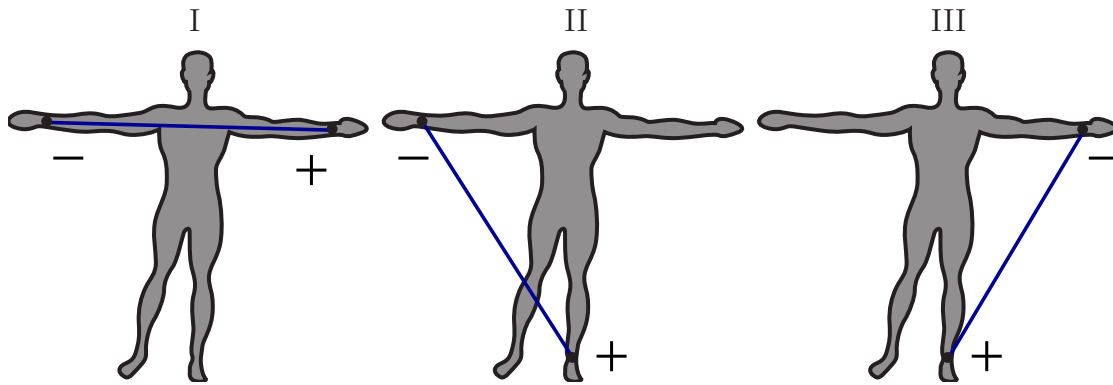


Figura 2.3: Ejemplos de derivaciones bipolares [7].

Algo que no se mencionó es que la morfología de una señal de ECG proviene de la suma de múltiples impulsos eléctricos, estos impulsos se denominan potenciales de acción y son originados por flujos de iones ( $\text{Na}^+$ ,  $\text{Ca}^{++}$  y  $\text{K}^+$ ) intracelulares y extracelulares. Es así que la suma de estos potenciales termina formando cinco ondas denominadas P, Q, R, S y T. Donde la onda P representa la activación de las aurículas, de tal forma que cada mitad de esta onda se asocia con el inicio y el final de la actividad auricular derecha e izquierda. El complejo QRS (figura 2.4) representa la activación de los ventrículos y puede ser apreciada como una, dos o hasta tres ondas individuales. Por consiguiente, toda onda negativa al comienzo del complejo se tomará como Q, toda deflexión positiva posterior a Q se tomará como R y toda deflexión negativa posterior a R se tomará como S. Por último, la onda T representa la repolarización de los ventrículos [1], [3], [7] y es en esta donde culmina el ciclo cardíaco.

En cuanto términos eléctricos, la morfología de la señal de ECG puede ser reconstruida con un sistema analógico de adquisición relativamente simple, ya que la señal posee una amplitud variable de entre 1 – 10 mV y un ancho de banda de 0.05 – 60 Hz [1], [7]. Sin embargo, para dispositivos biomédicos de grado hospitalario, la Asociación Americana del Corazón recomienda un ancho de banda mínimo de 150 Hz y una frecuencia de muestreo de 500 Hz [7]. Adicionalmente, para el procesamiento

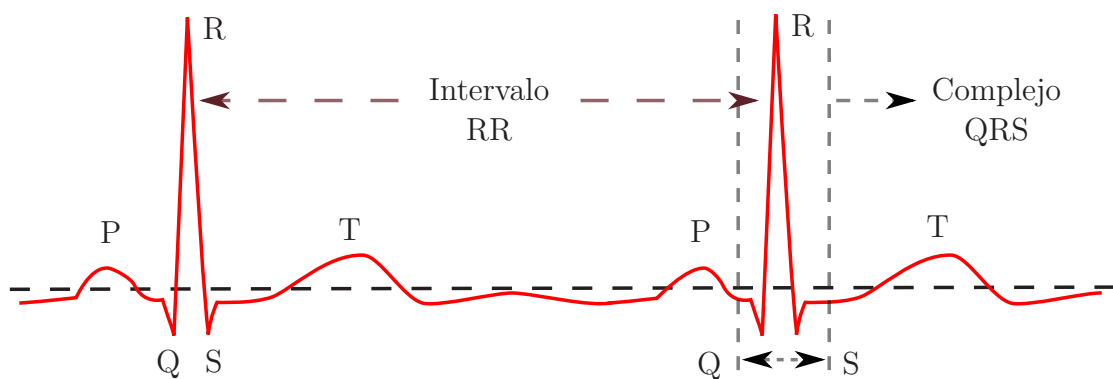


Figura 2.4: Morfología característica de una señal de ECG [7].

de la frecuencia cardiaca o HR, por sus siglas en inglés, se recomienda utilizar el inverso del periodo en el cual se repite una onda R en ventanas temporales de 10 s [3], [7], también conocido como intervalo RR. Aunque estrictamente hablando, no existe impedimento para calcular dicha frecuencia en términos de alguna otra onda.

## 2.3. Pletismografía

Algo que no se mencionó del sistema vascular y el ciclo cardiaco, es que el flujo sanguíneo de las arterias suele ser pulsátil ( $\Delta v$ ) mientras que el flujo venoso es constante [14] y como consecuencia de esto, los capilares y tejidos circundantes tienden a poseer cierta elasticidad para ajustarse al cambio de volumen. Por lo que en principio, este flujo podría ser cuantificado a partir de la tasa de cambio volumétrica por unidad de tiempo ( $dv/dt$ ) [7], [14]. Por otra parte, análoga a la descripción del ECG, la pletismografía es el registro de los cambios volumétricos que ocurren en alguna estructura dada que generalmente se aproxima a un cilindro hueco por el cual fluye algún líquido de interés [7]. De tal forma que el dispositivo encargado de cuantificar a las señales de pletismografía se llama pletismógrafo y existen múltiples diseños debido a que el principio físico de la detección de  $\Delta v$  no se limita a un sólo fenómeno. Siendo así que podemos encontrar señales de pletismografía en términos de deformaciones mecánicas (provenientes de galgas extensiométricas), variaciones de la absorción de luz (fotopletismografía) o cambios en la impedancia eléctrica del cuerpo humano (ocasionados principalmente por los ciclos respiratorio y cardiaco) [7], [14].

## 2.4. Propiedades eléctricas de los tejidos biológicos y su descripción matemática

En los estudios biológicos en los que se investigan las propiedades eléctricas de las células y sus interacciones con la radiación electromagnética no ionizante, las propiedades bioeléctricas de mayor interés son la permitividad relativa ( $\epsilon_r$ ) y la conductividad ( $\sigma$ ) [29]. Estos estudios generalmente omiten a las propiedades magnéticas ya que casi todos los tejidos biológicos poseen susceptibilidades magnéticas extremadamente pequeñas [29]. Es así que las propiedades eléctricas de los tejidos biológicos dependen de la presencia de fluidos corporales y de si el estudio se realiza in vivo o in vitro [12]. Matemáticamente hablando, los modelos que representan a  $\epsilon_r$  y a  $\sigma$  se obtienen de las ecuaciones de Maxwell en medios materiales. Específicamente, se obtienen de la ecuación de Ampere-Maxwell, es decir

$$\nabla \times \vec{B} = \mu \vec{J} + \mu \epsilon \frac{\partial \vec{E}}{\partial t}. \quad (2.1)$$

Donde  $\vec{B}$  y  $\vec{E}$  representan a los campos magnético y eléctrico respectivamente,  $\vec{J}$  es la densidad de corriente de conducción,  $\epsilon$  es la permitividad eléctrica y  $\mu$  es la permeabilidad magnética [30]. Sin embargo, para medios materiales se prefiere

expresar a la [ecuación \(2.1\)](#) en términos del vector de desplazamiento eléctrico,  $\vec{D}$  y de  $\vec{H}$  [30]-[32]. Por lo que sustituyendo

$$\vec{B} = \mu \vec{H}, \quad (2.2a)$$

$$\vec{D} = \varepsilon \vec{E}, \quad (2.2b)$$

en la [ecuación \(2.1\)](#), llegamos a

$$\nabla \times \vec{H} = \vec{J} + \frac{\partial \vec{D}}{\partial t} = \vec{J}_{Total}. \quad (2.3)$$

Donde  $\vec{J}_{Total}$  es conocida como la densidad de corriente total del sistema y está compuesta por  $\vec{J}$  y por la densidad de corriente de desplazamiento ( $\vec{J}_d$ ) [31], las cuales también puede ser expresadas como

$$\vec{J}_d = \frac{\partial \vec{D}}{\partial t}, \quad (2.4a)$$

$$\vec{J} = \sigma \vec{E}. \quad (2.4b)$$

Asimismo, si consideramos que el campo eléctrico es armónico, podemos expresar a  $\vec{E}$  en términos de una frecuencia angular,  $\omega$ , como

$$\vec{E}(t) = E_0 e^{i\omega t}. \quad (2.5)$$

Por lo que si sustituimos las expresiones de  $\vec{D}$ ,  $\vec{J}_d$ ,  $\vec{J}$  y  $\vec{E}$  en la [ecuación \(2.3\)](#), se llega a que

$$\nabla \times \vec{H} = (\sigma + i\omega\varepsilon) \vec{E}, \quad (2.6a)$$

$$\Rightarrow \nabla \times \vec{H} = i\omega\varepsilon_0 \left( \varepsilon_r - i \frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0} \right) \vec{E}, \quad (2.6b)$$

$$\therefore \nabla \times \vec{H} = i\omega\varepsilon^* \vec{E} \quad \square \quad (2.6c)$$

Donde  $\varepsilon^*$  se define como la permitividad compleja y es el resultado a partir del cual se obtiene el modelo de  $\varepsilon_r$  [31], [32], es decir

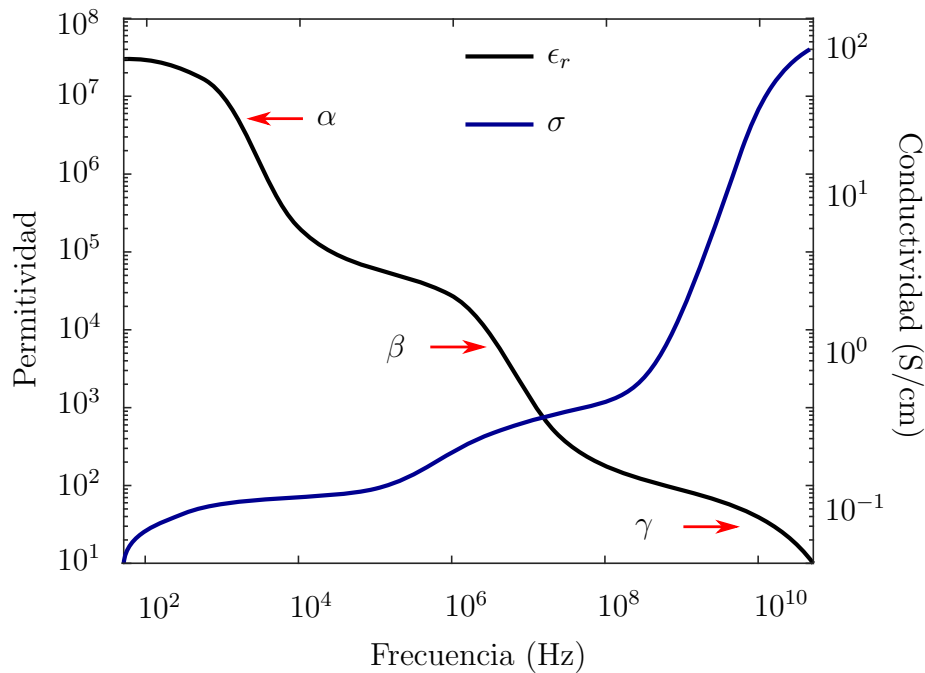
$$\varepsilon^* = \varepsilon_0 \left( \varepsilon_r - i \frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0} \right). \quad (2.7)$$

Análogamente, para la expresión de  $\sigma$  se tiene que recurrir al resultado de la [ecuación \(2.6c\)](#) y a la ley de Ohm, en términos de  $\vec{J}_{Total}$

$$\vec{J}_{Total} = \nabla \times \vec{H}, \quad (2.8a)$$

$$\Rightarrow \vec{J}_{Total} = i\omega\varepsilon^* \vec{E}, \quad (2.8b)$$

$$\Rightarrow \vec{J}_{Total} = \sigma^* \vec{E}, \quad (2.8c)$$



**Figura 2.5:** Dependencia frecuencial de la permitividad y conductividad eléctrica [32].

y de las ecuaciones (2.8a)–(2.8c) se termina definiendo a la conductividad compleja  $\sigma^*$  como

$$\sigma^* = i\omega\epsilon^*. \quad (2.9)$$

Por los modelos matemáticos anteriores, se concluye que en los medios biológicos tanto  $\epsilon^*$  como  $\sigma^*$  dependen de la frecuencia de la radiación electromagnética [21], [29], [31], [32], de tal forma que en 1957 Herman Schwan [33] clasificó estas dependencias como dispersiones  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  (figura 2.5). La dispersión  $\alpha$  se da en el rango de mHz hasta los kHz, es la primera dispersión en desaparecer cuando mueren los tejidos [7], es la región en donde se da el fenómeno de la doble capa eléctrica (formado por el medio extracelular y la membrana) [21], no se encuentra presente en la sangre y está relacionada con la polarización y transporte de iones a través de la membrana celular [12], [21]. Mientras que la dispersión  $\beta$  va de 1 kHz-100 MHz y se relaciona con la capacitancia pasiva de la membrana celular [12], relajación rotacional [21] y la polarización de proteínas y organelos intracelulares [12], [21], [31]. Por último, la dispersión  $\gamma$  va de 0.1-100 GHz y en este rango se da la polarización del agua, sales y proteínas [12], [21], [29].

## 2.5. Bioimpedancia eléctrica

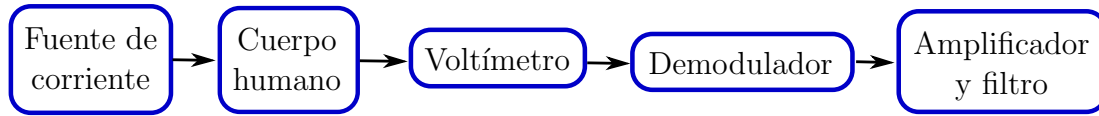
En el ambiente biomédico, la bioimpedancia y la bioelectricidad son los dos parámetros eléctricos más importantes del cuerpo humano. Y, a pesar de estar estrechamente relacionadas, hay ciertas diferencias significativas entre ambas. Por una parte, la bioimpedancia hace referencia a las propiedades eléctricas pasivas de los tejidos y se define como la capacidad de oponerse al flujo de corriente eléctrica [1], [7].

Mientras que la bioelectricidad, es la capacidad del tejido para generar electricidad de forma endógena [7]. Los tejidos biológicos suelen ser representados como conductores anisotrópicos por los cuales fluye la corriente eléctrica en forma de iones. Por lo que la cantidad de agua y electrolitos presentes en este, determinan sus características conductoras, ya sea que tengan un comportamiento resistivo o reactivo [1].

Los estudios biomédicos que emplean el análisis de bioimpedancia ( $Z$ ) están interesados en la magnitud de  $Z$ , así como en sus variaciones temporales ( $\Delta Z$ ) [12]. Esto se debe a que el valor de  $Z$  depende del tipo de tejido analizado y el cambio abrupto de su magnitud (especialmente los cambios cíclicos) está relacionado con la translocación de órganos, las variaciones estructurales de tejido y con los cambios volumétricos de fluido intracelular [7], [12]. Asimismo, el valor de  $\Delta Z$  en los tejidos depende de la frecuencia de la corriente inyectada [7], [12]. Médicamente hablando, las aplicaciones de las propiedades eléctricas en tejidos más importantes de la actualidad son la diferenciación de tejidos mediante espectroscopia de impedancia [12], el reconocimiento de procesos patológicos basados en la relación de impedancia vs frecuencia [12], la tomografía por impedancia eléctrica y el análisis funcional de órganos mediante el estudio de flujos en el cerebro, extremidades y el corazón [12].

Por estas propiedades, se ha clasificado a todas las fuentes bioeléctricas del organismo como endógenas, y la naturaleza física de su causa depende de la distancia sobre la cual tienen efecto. Por ejemplo, las interacciones eléctricas ocasionadas a distancias cortas están relacionadas con la actividad nerviosa de los órganos [7]. Asimismo, los fenómenos eléctricos que se dan a largas distancias se atribuyen a biopotenciales generados por sistema nervioso central que viajan a través de la masa muscular [7], estos ejemplos de biopotenciales endógenos generalmente son cuantificados por sistemas de electrocardiografía y electromiografía [3]. Por el contrario, las señales de bioimpedancia se clasifican como exógenas y están relacionadas con la actividad mecánica del órgano o tejido que se está estudiando. De tal forma que la señal de pletismografía asociada a la respiración se denomina neumografía por impedancia (NI) y la señal pletismográfica del gasto cardiaco se conoce como cardiografía por impedancia (ICG) [7], [14].

Cabe señalar que tanto los métodos que utilizan el fenómeno de bioimpedancia como los métodos que explotan a la bioelectricidad, requieren el uso de cables y electrodos como acoplamiento galvánico al tejido [7] y el número de electrodos depende de la naturaleza de la técnica. Siendo así que técnicas como la electrocardiografía y la cardiografía por impedancia pueden ser empleadas a partir del uso de dos simples electrodos [3], [7]. Por otra parte, hay que mencionar que para cualquiera de las técnicas bioeléctricas implementadas, los portadores de carga que provienen de la circuitería se consideran como electrones y los portadores de carga que provienen de los tejidos biológicos se consideran como iones [7]. De tal forma que la naturaleza del portador de carga depende de la dirección en la que atraviesen la interfaz de tejido-electrodo-cable.



**Figura 2.6:** Sistema básico de adquisición de señales de pletismografía por bioimpedancia eléctrica.

### 2.5.1. Sistemas de medición de bioimpedancia eléctrica

Es así que para medir estos pequeños cambios de bioimpedancia eléctrica ( $\Delta Z$ ) se emplean arreglos tetrapolares de electrodos (figura 2.7), en los que se utiliza a los electrodos distales para inyectar corrientes sinusoidales alternas ( $I_0$ ) en un rango de 20 – 100 kHz (con amplitudes que van desde 1 – 5 mA [7], [12]) y con los electrodos proximales se mide la diferencia de voltaje ( $\Delta V$ ) entre estos dos puntos. Aunque cabe señalar que  $\Delta V$  no posee la morfología de una señal de pletismografía, sino que se trata de una señal sinusoidal alterna con la misma frecuencia que  $I_0$ , por lo que se tiene que adecuar analógicamente a  $\Delta V$  para llegar a la señal deseada. En la figura 2.6 se muestra la estructura general de los sistemas de acondicionamiento para señales de pletismografía por impedancia eléctrica. Donde una de las partes fundamentales es la fuente de corriente que genera a  $I_0$  y es que en términos de seguridad eléctrica y para aplicaciones biomédicas, el estándar de la norma EN60601 exige que la fuente de corriente no debe de salir del rango de  $500 \mu A_{pp} - 10 mA_{pp}$  para frecuencias comprendidas entre 5 kHz – 1 MHz [34]. Como ejemplos, existen dos fuentes de corriente reguladas por voltaje que suelen utilizarse por excelencia en mediciones de bioimpedancia, estas son la fuente de corriente de Howland [35] y la fuente de corriente de Tietze [36].

Asimismo, la unidad de medición de voltaje empleada en el sistema es de vital importancia para la adquisición de la señal. Para esta fase, se recomienda el uso de amplificadores de instrumentación y se requiere que su ancho de banda ( $BW$ ) sea mucho más grande que la frecuencia de  $I_0$ ; Así como también que la impedancia de entrada ( $Z_{AI}$ ) del amplificador sea más grande que la impedancia parásita de los electrodos (100 k $\Omega$  para corrientes de 100 kHz [12]), es decir,

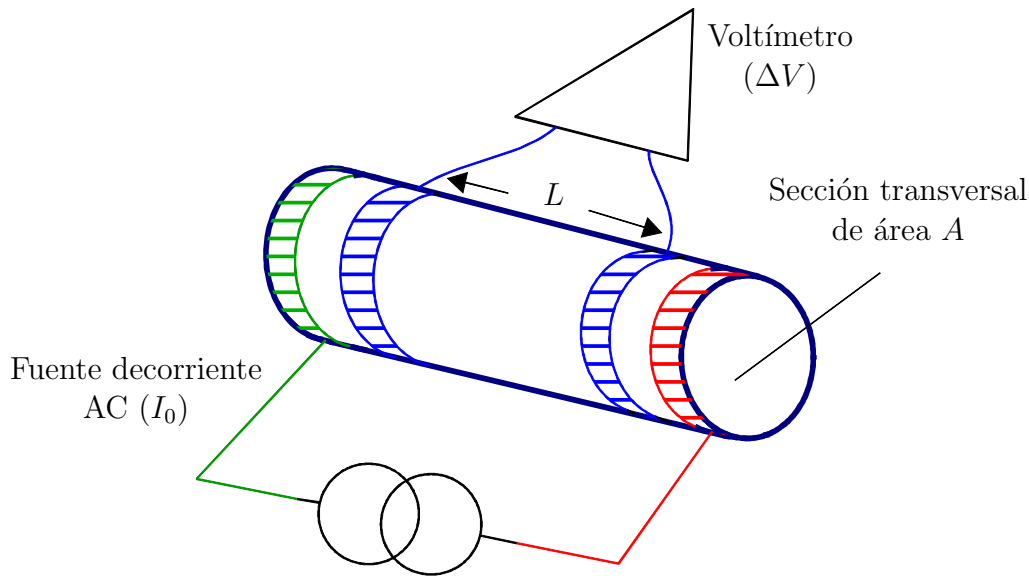
$$BW(f) \gg I_0(f), \quad (2.10a)$$

$$Z_{AI} \rightarrow \infty. \quad (2.10b)$$

Por otra parte, en las últimas dos fases de la figura 2.6 es en donde se adquieren las señales de pletismografía eléctrica que se esconden en  $\Delta V$ . En este sentido, se dice que las señales biológicas de baja frecuencia y mínima amplitud modulan a  $\Delta V$ , en términos de un cambio de impedancia ( $\Delta Z$ ) [5], [12]. De tal forma que si colocamos la configuración tetrapolar de electrodos a la altura del pecho (entre las clavículas y el diafragma),  $\Delta Z$  posee información del ciclo respiratorio ( $\Delta Z_{IN}$ ), [14], así como del ciclo cardiaco ( $\Delta Z_C$ ), que matemáticamente se expresan como

$$\Delta Z = \Delta Z_{IN} + \Delta Z_C. \quad (2.11)$$

Cabe resaltar que en general, se suele referir a  $\Delta Z_{IN}$  como señal de neumografía por impedancia y a  $\Delta Z_C$  como señal de pletismografía por impedancia cardiaca [5],



**Figura 2.7:** Principio de detección de una señal de pletismografía eléctrica [14].

[6]. Es por esta modulación que para recuperar a  $\Delta Z$  se tiene que pasar a  $\Delta V$  por un demodulador AM convencional [12], el cual es un circuito compuesto por un diodo, un capacitor y una resistencia que extraen a la señal moduladora de la portadora [5]. Así, la salida del demodulador tendrá una señal proporcional a  $\Delta Z$  sumada a la impedancia basal del pecho ( $Z_0$ ), la cual está relacionada con el contenido de aire y sangre entre los electrodos. Por último, se aplica una etapa de filtrado analógica con diferentes frecuencias de corte para separar a  $Z_0$  ( $\approx 0$  Hz),  $\Delta Z_{IN}$  (0.1 – 0.9 Hz) y  $\Delta Z_C$  (1 – 10 Hz) [5], [7], [12], [14].

### 2.5.2. Pletismografía por bioimpedancia eléctrica

Como se mencionó previamente, la conductividad y permitividad dependen directamente de la frecuencia de la señal que se esté utilizando y esto a su vez, modifica la calidad de las señales que se recuperan de los sistemas de medición por bioimpedancia eléctrica. Sin embargo, la medición de pletismografía por bioimpedancia eléctrica, no suele ser abordada tal cual desde el punto de vista de  $\epsilon^*$  o  $\sigma^*$ . Esto debido a que las dispersiones generalmente describen procesos a una escala microscópica y que están más relacionados con fenómenos intracelulares [12], [21], [31]. Por esto, se prefiere utilizar un modelo físico-matemático en términos de la conductividad inversa, es decir, la resistividad ( $\rho$ ) [14]. De tal forma que el modelo parte de considerar una estructura cilíndrica (que representa una región arbitraria del cuerpo humano) de longitud  $L$  y sección transversal  $A$  que está delimitada por un arreglo tetrapolar de electrodos (figura 2.7). Por lo que la bioimpedancia ( $Z$ ) del cilindro queda expresada como

$$Z = \frac{\rho L}{A}. \quad (2.12)$$

Aunado a esto, si se considera que ninguna de las estructuras biológicas suelen ser rígidas, se puede expresar a los cambios volumétricos ( $\Delta v$ ) de dichas estructuras



como función de una variación de la sección transversal ( $\Delta A$ ), es decir,

$$\Delta v = L * \Delta A, \quad (2.13)$$

por lo que la variación de la bioimpedancia eléctrica en términos de volumen se expresaría como

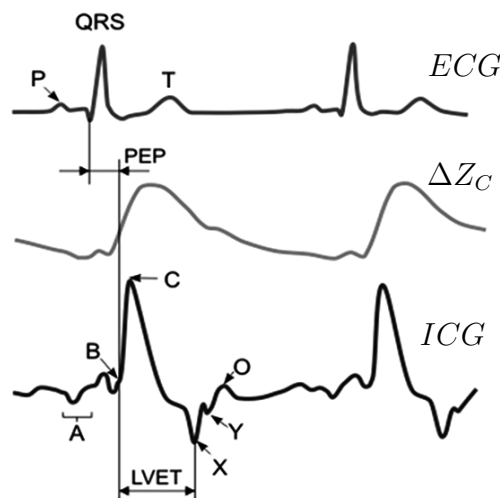
$$\Delta Z = \frac{\rho L^2}{\Delta v}. \quad (2.14)$$

## 2.6. Cardiografía por impedancia

La señal de pletismografía cardiaca ( $\Delta Z_C$ ) tiene una morfología característica (figura 2.8) y pese a estar relacionada con la actividad electro-mecánica del corazón, esta señal no suele ser empleada para el cálculo de los parámetros hemodinámicos del corazón. Lo que se suele emplear, además del ECG, es la derivada numérica de  $\Delta Z_C$ , es decir,

$$\Delta Z'_C(t) = \frac{\Delta Z_C}{\Delta t} \approx \frac{dZ_C}{dt}. \quad (2.15)$$

De tal forma que la expresión de la ecuación (2.15) es conocida como señal de cardiografía por impedancia o ICG, por sus siglas en inglés, y aporta muchísima información de múltiples parámetros fisiológicos. Por ejemplo, la frecuencia cardiaca, el volumen sistólico, el gasto cardiaco, etc [1], [5], [7], [14]. Cabe mencionar que al igual que con el ECG, la señal de ICG está compuesta por múltiples ondas independientes denominadas A, B, C, X, Y, O y Z (figura 2.8) que representan las diversas etapas del ciclo cardiaco [5]. De tal forma que los parámetros fisiológicos previamente mencionados se obtienen a partir de sencillas operaciones matemáticas entre estas ondas [12].



**Figura 2.8:** Comparación de las morfologías características de  $\Delta Z$ ,  $dZ/dt$  y ECG [5].

En cuanto al significado de las ondas, la onda A representa la contracción auricular [1] y su amplitud se correlaciona con la fracción de volumen eyectado por la aurícula izquierda [12]. Cabe resaltar que esta onda desaparece en pacientes que sufren de fibrilación atrial y que los pacientes que padecen de bloqueos cardiacos presentan una modificación temporal considerable entre esta onda y la onda P del ECG [12]. La onda B está asociada con la apertura de la válvula aórtica y se localiza en la parte ascendente previa al máximo de  $dZ_C/dt$  [5]. En general, existen muchas definiciones para B, pero en esencia, es la onda que se encuentra a la altura de la línea base de la señal de ICG [12] y es considerada la onda más difícil de etiquetar y la más importante, ya que a partir de ella se calcula el volumen sistólico y el flujo eyectado por unidad de tiempo [1]. Adicionalmente, el máximo de la señal de ICG o bien

$$\text{Máx}_{ICG} = \left( \frac{dZ}{dt} \right)_{\text{Máx}}, \quad (2.16)$$

es conocido como onda C y representa la velocidad máxima con la que cambia la impedancia [12]. Algunos estudios con tecnología ultrasónica, han asociado a C con la velocidad de máxima eyección de flujo del corazón [1], [5], [12]. La onda X corresponde al cierre de la válvula aórtica y se define como el mínimo posterior a C [5]. Cabe resaltar que esta onda es poco pronunciada en adultos mayores, lo que eventualmente causa problemas en el cálculo del tiempo de eyección cardiaco [12]. La onda Y está asociada al cierre de la válvula pulmonar [5], la onda O corresponde al cambio de volumen durante el proceso de sístole y por último, el decremento de amplitud posterior al máximo de O que se define como onda Z.

## 2.7. Parámetros fisiológicos

Los parámetros más importantes de la señal de ICG se muestran en la [tabla 2.1](#) con sus abreviaturas en inglés. Cabe resaltar que en la expresión del SV,  $\rho$  representa la resistividad de la sangre (la cual va desde los 130 – 150  $\Omega\text{cm}$  [12]) y L representa la separación de los electrodos proximales de la [figura 2.7](#).

**Tabla 2.1:** Parámetros fisiológicas calculables a partir de la señal de ICG [13].

Parámetro	Definición	Promedio	Formula
HR	Latidos por minuto	58-96 (lpm)	1/RR
CO	Sangre eyectada por el ventrículo izquierdo	3.5-8 (L/min)	CO= SV*HR
$Z_0$	Impedancia basal	20-35 ( $\Omega$ )	
SV	Sangre eyectada por el ventrículo izquierdo	60-130 (ml/latido)	$SV = \rho * \left( \frac{L}{Z_0} \right)^2 * LVET * \left( \frac{dZ}{dt} \right)_{\text{Máx}}$
LVET	Tiempo entre apertura y cierre de la válvula aórtica	Depende del HR y la contractilidad	Intervalo entre B y X del ICG

Parámetro	Definición	Promedio	Formula
PEP	Tiempo entre la estimulación eléctrica de los ventrículos hasta la apertura de la válvula aórtica	Depende del HR y la contractilidad	Tiempo entre Q y B del ECG e ICG
STR	Relación temporal entre la sístole mecánica y eléctrica	0.3-0.5	STR=PEP/LVET
TFC	Conductividad eléctrica del tórax	30-50 ( $k\Omega^{-1}$ )	TFC=1/ $Z_0$

*A partir de este capítulo, el lector posee el conocimiento suficiente para entender los fenómenos físicos, fisiológicos y la anatomía de los sistemas biológicos que están involucrados en las mediciones de pletismografía por impedancia eléctrica. Aunado a esto, se plantearon las bases para la instrumentación analógica de los dispositivos sensibles a los cambios de flujo más importantes del organismo. Sin embargo, este nivel de detalle no es suficiente para construir un buen sistema de medición de variables fisiológicas, por lo que en el siguiente capítulo se detallará la circuitería de nuestro sistema y se realizarán los análisis matemáticos pertinentes para la construcción de nuestro dispositivo.*

# Capítulo 3

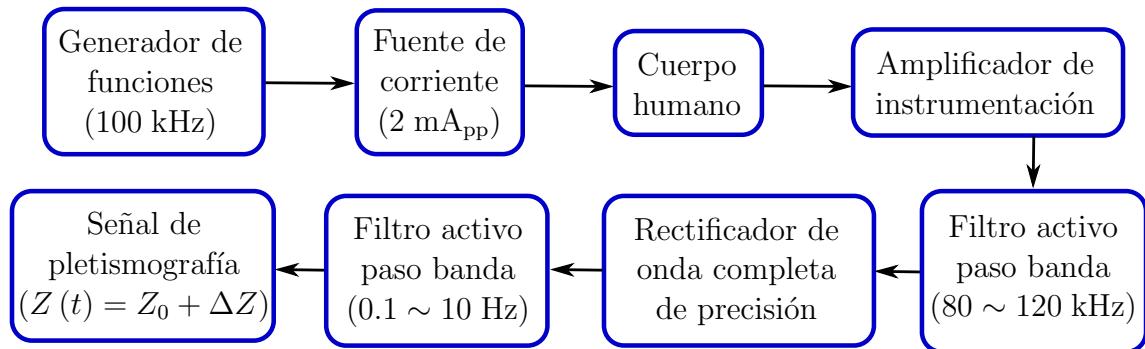
## Desarrollo experimental

Como se mencionó en el [capítulo 2](#), la cavidad torácica es el objeto de estudio más común para el conjunto de técnicas que mapean parámetros fisiológicos a través de la pletismografía por bioimpedancia eléctrica. Métodos que en general, requieren de exponer al tórax a corrientes sinusoidales con frecuencias variables de entre  $20 \sim 100$  kHz e intensidades menores al umbral de sensibilidad, es decir,  $1 \sim 5$  mA<sub>pp</sub> [1]. Sin embargo, el procedimiento de extracción de las señales de pletismografía no es trivial. Y esto se debe a que los cambios fisiológicos provocados por el movimiento de los fluidos a través del cuerpo, están directamente relacionados con las múltiples variaciones de voltaje ( $V$ ) que se miden después de suministrar la corriente eléctrica ( $I_0$ ) al organismo. Por lo que en este capítulo se desarrollará la justificación de las diversas fases de la instrumentación electrónica y se ahondará en los análisis matemáticos del sistema. De tal forma que para el final del capítulo se haya esclarecido el método por el cual se llegó a la digitalización de la parte estática ( $Z_0$ ) y variable ( $\Delta Z$ ) de la bioimpedancia eléctrica, es decir,

$$Z(t) = Z_0 + \Delta Z(t). \quad (3.1)$$

### 3.1. Sistema de adquisición de señales de bioimpedancia eléctrica

Para este trabajo se construyó un sistema de adquisición de señales de bioimpedancia cuya estructura general se muestra en la [figura 3.1](#) y que consta de seis componentes esenciales; *a*) Un generador de funciones modelo *UDB1002S* con un ancho de banda de  $0 - 2$  MHz; *b*) Una fuente de corriente regulada por voltaje (señal sinusoidal suministrada por el generador a 100 kHz y una amplitud de  $1V_p$ ) con la configuración de Howland [5], [37]; *c*) Amplificador de instrumentación INA128 con una ganancia  $G \approx 11$ ; *d*) Un filtro paso bandas activo de segundo orden con frecuencias de corte de  $f_1 = 80$  kHz,  $f_2 = 120$  kHz y ganancia neta de  $G = 8$ ; *e*) Un rectificador de onda completa de precisión que transforma señales de voltaje alterno a voltaje rms; *f*) Un filtro paso bandas activo de cuarto orden con frecuencias de corte de  $f_1 = 0.1$  Hz,  $f_2 = 10$  Hz y ganancia neta de  $G = 176$ .



**Figura 3.1:** Estructura general del sistema de adquisición de señales de pletismografía eléctrica.

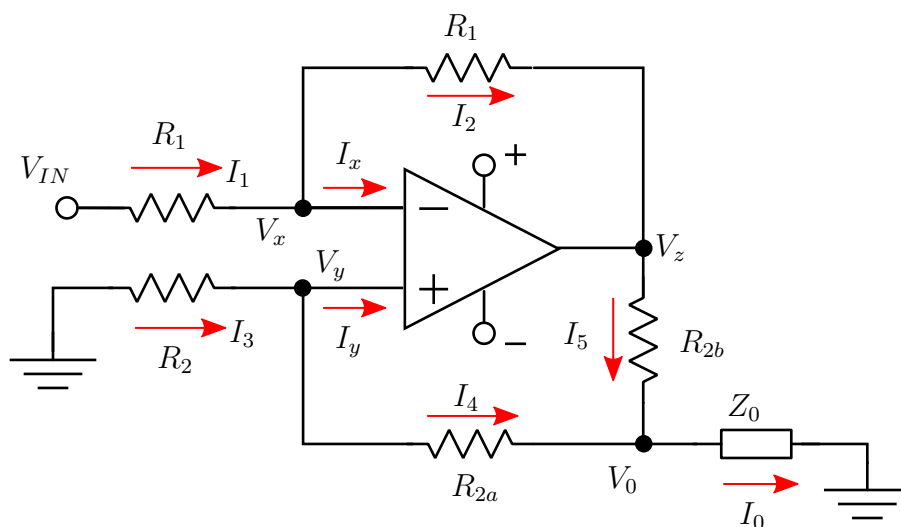
### 3.1.1. Fuente de corriente

La señal provista por la fuente de corriente con la que se excita al cuerpo, es la parte fundamental de la técnica de bioimpedancia. Además de que la estabilidad de su frecuencia y amplitud, dictaminarán la calidad de la señal de pletismografía recuperada. En la [figura 3.2](#) se muestra el circuito eléctrico sobre el cual se realizará el análisis teórico. Donde  $V_{IN}$  corresponde a la señal de voltaje suministrada por un generador de funciones y el OpAmp representa un amplificador operacional convencional con un ancho de banda *ad hoc* a la aplicación de la fuente de corriente. De tal forma que a partir de las leyes de Kirchhoff, se analizan los nodos  $V_x$  y  $V_y$ , y se llega a que

$$I_1 = I_x + I_2, \quad (3.2a)$$

$$I_3 = I_y + I_4. \quad (3.2b)$$

Pero por las propiedades eléctricas de los amplificadores operacionales (OpAmp), sabemos que la impedancia de entrada en el OpAmp es teóricamente infinita, por lo que



**Figura 3.2:** Fuente de corriente de Howland.

$$I_x = I_y \approx 0, \quad (3.3a)$$

$$\Rightarrow I_1 = I_2, \quad (3.3b)$$

$$\Rightarrow I_3 = I_4, \quad (3.3c)$$

que en términos de voltaje se verían como

$$\frac{V_x - V_{IN}}{R_1} = \frac{V_z - V_x}{R_1}, \quad (3.4a)$$

$$\frac{V_y - 0}{R_2} = \frac{V_0 - V_y}{R_{2a}}, \quad (3.4b)$$

y despejando a  $V_x$  y  $V_0$  de su respectiva ecuación (3.4), tenemos que

$$V_x = \frac{V_{IN} + V_z}{2}, \quad (3.5a)$$

$$V_0 = V_y \left( \frac{R_{2a}}{R_2} + 1 \right), \quad (3.5b)$$

por otra parte  $V_x = V_y$ , por lo que sustituyendo  $V_x$  en la ecuación (3.5b)

$$V_0 = \left( \frac{R_{2a} + R_2}{R_2} \right) \frac{V_{IN} + V_z}{2}, \quad (3.6)$$

asimismo, sabemos que  $I_0 = I_4 + I_5$ , es decir

$$I_0 = \frac{V_y - V_0}{R_{2a}} + \frac{V_z - V_0}{R_{2b}}, \quad (3.7)$$

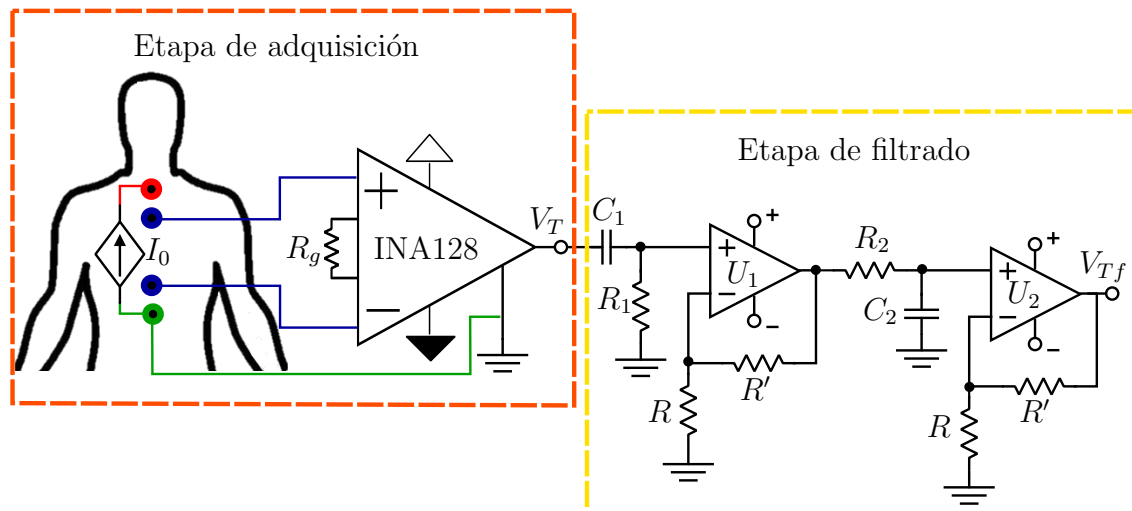
que también se puede ver como

$$I_0 R_{2a} R_{2b} = R_{2b} V_y + R_{2a} V_z - V_0 (R_{2a} + R_{2b}), \quad (3.8)$$

y si ahora asumimos que  $R_2 = R_{2a} + R_{2b}$ , sustituimos las expresiones de  $V_x = V_y$  y  $V_0$  en la ecuación (3.8) y simplificamos términos, se llega a

$$I_0 = -\frac{V_{IN}}{R_{2b}}, \quad (3.9)$$

lo cual nos permite concluir que la corriente de salida del sistema sólo depende de  $V_{IN}$  y una resistencia. Para este estudio, se decidió fijar el voltaje de entrada ( $V_{IN}$ ) al sistema en  $2 V_{PP}$  con una frecuencia de 100 kHz. Asimismo,  $R_1 = R_{2a} = R_{2b} = 1 \text{ k}\Omega$  y  $R_2 = 2 \text{ k}\Omega$ , por lo que  $I_0 = 2 \text{ mA}_{PP}$ .



**Figura 3.3:** Circuito de adquisición y filtrado ante excitación con  $I_0$ . Donde  $C_1$ ,  $R_1$ ,  $C_2$  y  $R_2$  representan a los circuitos RC del primer filtro paso bandas,  $R$  y  $R'$  son las resistencias de ganancia y  $U_1$ ,  $U_2$  son OpAmp LM7171.

### 3.1.2. Detección de voltaje de respuesta

#### Etapa de adquisición

La [figura 3.3](#) muestra la configuración tetrapolar de electrodos empleada para excitar al tórax con  $I_0$ . Donde el primer electrodo distal (rojo) se coloca entre la unión del esternón y las clavículas, y el segundo electrodo distal (verde) se coloca a la altura del diafragma. Asimismo, los electrodos proximales (azules) se sitúan a un centímetro de separación de los electrodos distales y son los encargados de medir el voltaje de respuesta que se genera en el cuerpo como consecuencia de  $I_0$ . Cabe señalar que para hacer la comparación de voltaje entre ambos electrodos proximales, se utilizó un amplificador de instrumentación INA128 (por su ancho de banda de hasta 1.3 MHz), cuya ecuación de ganancia está dada por

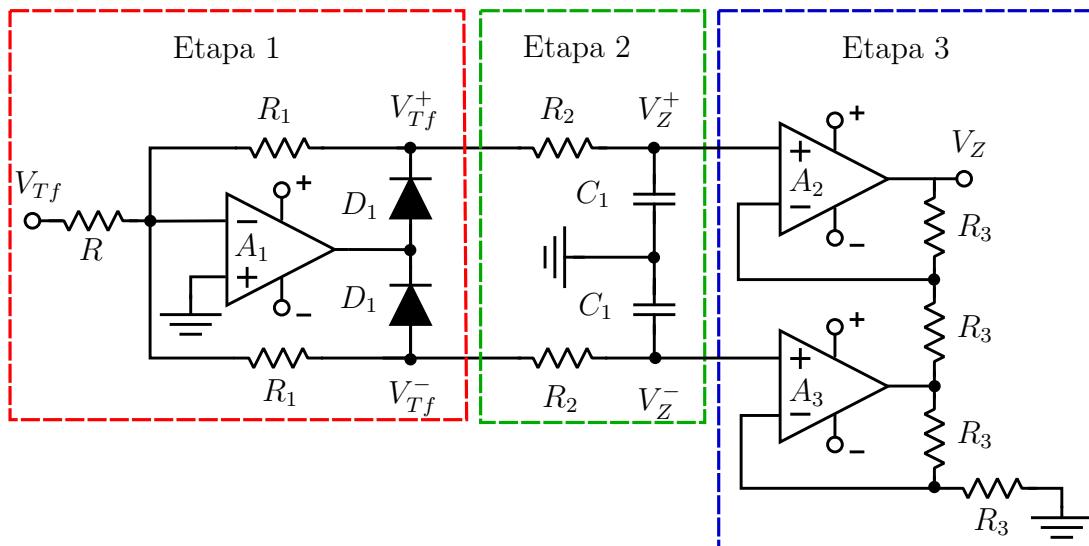
$$G = 1 + \frac{50\text{k}\Omega}{R_g}, \quad (3.10)$$

donde  $R_g = 5.1 \text{ k}\Omega \pm 1\%$ , asegurando así una ganancia de  $G \approx 11$ .

#### Etapa de filtrado

Algo que es importante remarcar, es que la bibliografía [5], [38] menciona que después de adquirirse el voltaje de respuesta del tórax ( $V_T$ ), se tiene que enviar esta señal a una etapa de filtrado analógico. Donde generalmente se utiliza un filtro paso bandas cuyas frecuencias de corte se encuentran centradas en la frecuencia de  $I_0$ , es decir, se centran en la frecuencia de excitación.

En particular, nuestra etapa de filtrado estuvo conformada por un filtro activo pasa bandas de segundo orden con una ganancia neta de  $G = 8$  ([figura 3.3](#)). Dicho filtro se construyó a partir de cuatro amplificadores LM7171 y se tomó a  $I_0 =$



**Figura 3.4:** Rectificador-demodulador de onda completa de precisión. Donde  $R = 3.6 \text{ k}\Omega$ ,  $R_1 = 2 \text{ k}\Omega$ ,  $R_2 = 3.3 \text{ k}\Omega$ ,  $R_3 = 10 \text{ k}\Omega$ ,  $C_1 = 1 \text{ }\mu\text{F}$ ,  $D_1 = 1\text{N}4148$   $A_1 = \text{LM}7171$  y  $A_2 = A_3 = \text{TL}082$ .

100 kHz como frecuencia central, de tal forma que las frecuencias de corte quedaron en  $f_1 \approx 80 \text{ kHz}$  y  $f_2 \approx 120 \text{ kHz}$  [38].

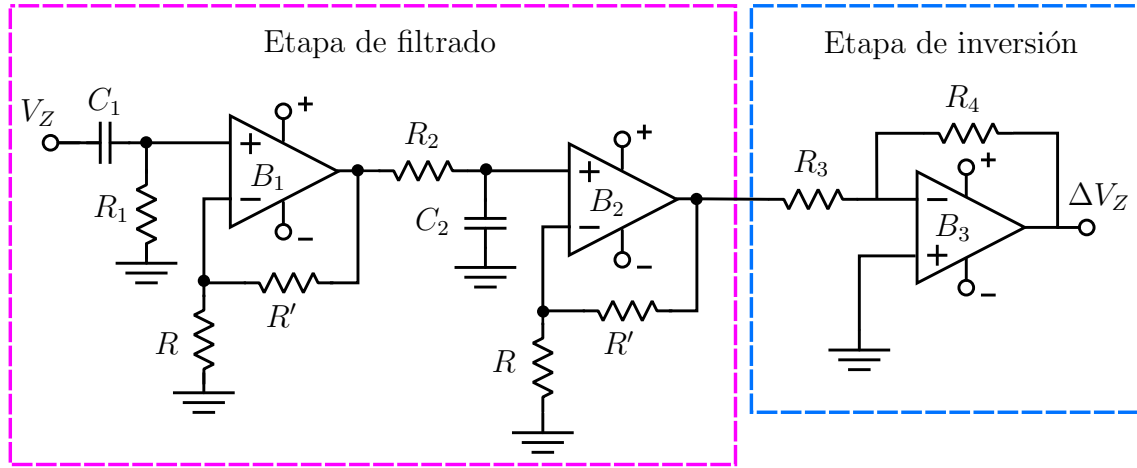
### 3.1.3. Demodulación de la señal de voltaje

El voltaje recuperado de la etapa de filtrado,  $V_{Tf}(t)$ , tiene una correlación directa con  $I_0$ , pero ambas señales difieren un poco en cuanto a su amplitud y fase. Esto se debe a que  $V_{Tf}$  posee información implícita de la impedancia del tórax,  $Z(t)$ , pero la contribución de  $Z_0$  y  $\Delta Z(t)$  queda escondida dentro de  $V_{Tf}$  [12]. Dicho de otra forma, en la bibliografía se reporta que  $V_{Tf}$  actúa como una señal portadora de  $Z(t)$  [5], [12], [39] y para extraer la información relevante de bioimpedancia se tiene que demodular a  $V_{Tf}$  [20], [38]. Para esto, algunas fuentes emplean una etapa analógica en la que hacen una rectificación de precisión de onda completa [39] o de media onda [5] y posteriormente un filtrado. En la figura 3.4 se muestra la configuración del demodulador de onda completa empleado en este trabajo. Este sistema constó de tres fases encargadas de extraer el valor  $RMS$  de  $V_{Tf}$ , es decir,

$$V_{RMS} = rms(V_{Tf}). \tag{3.11}$$

Para esto, en la primera etapa se implementó un rectificador de onda completa de precisión, donde los nodos  $V_{Tf}^+$  y  $V_{Tf}^-$  representan los ciclos positivos y negativos de  $V_{Tf}$  respectivamente. Posteriormente, en la segunda etapa se construyó un filtro paso bajas con una frecuencia de corte de  $f = 48 \text{ Hz}$  para eliminar el voltaje pulsado de los semiciclos de  $V_{Tf}^+$  y  $V_{Tf}^-$  y así extraer sus componentes positiva ( $V_Z^+$ ) y negativa ( $V_Z^-$ ) en corriente continua. Y por último, en la tercera etapa se utilizaron dos OpAmp TL082 con ganancia  $G = 2$  para formar la componente  $RMS$  de  $V_{Tf}$  y llegar a la siguiente relación algebraica





**Figura 3.5:** Etapa de adecuación para la señal de pletismografía. Donde  $C_1$ ,  $R_1$  y  $C_2$ ,  $R_2$  representan al primer filtro paso altas y paso bajas, respectivamente.  $R$  y  $R'$  son las resistencias de ganancia de los filtros,  $R_3 = 1 \text{ k}\Omega$  y  $R_4 = 2.2 \text{ k}\Omega$  y  $B_1$ ,  $B_2$  y  $B_3$  son OpAmp TL082.

$$V_Z = \left( \frac{R_1}{R} \right) \left( 1 + \frac{R_3}{R_3} \right) \left( \frac{2\sqrt{2}}{\pi} \right) V_{RMS} \approx V_{RMS}, \quad (3.12)$$

### 3.1.4. Filtrado de la señal de pletismografía

En la ecuación (3.12),  $V_Z$  representa al voltaje demodulado de  $V_{Tf}$ , el cual también se puede escribir como

$$V_Z(t) = V_{Z_0} + \Delta V_Z(t). \quad (3.13)$$

Donde  $V_{Z_0}$  y  $\Delta V_Z(t)$  representan a las componentes constante y variable de  $V_Z(t)$ . Además, si utilizamos a estos dos parámetros y a la amplitud de  $I_0$  ( $I_{0p}$ ), podemos definir a la impedancia basal del tórax y a su componente oscilante, es decir

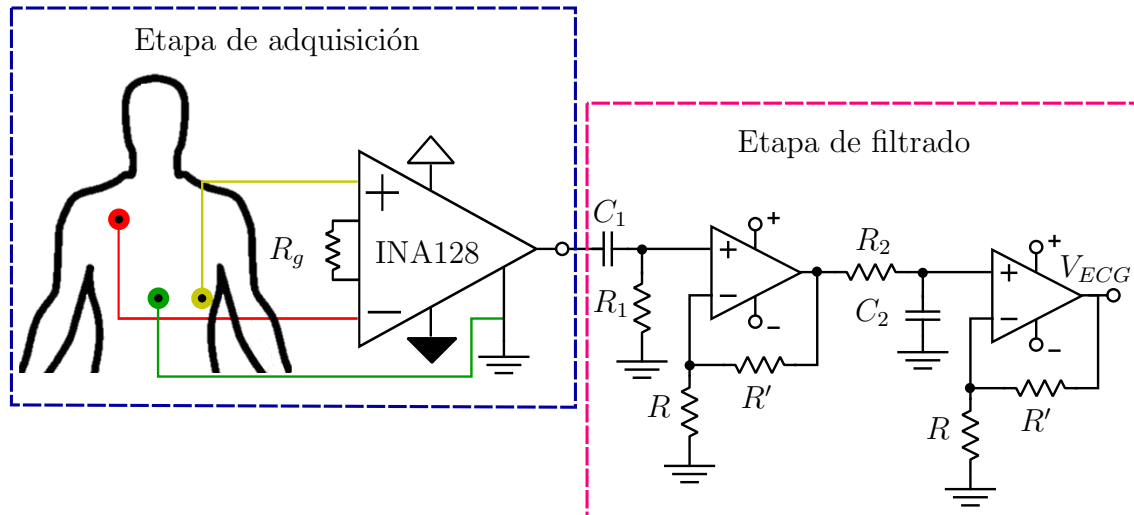
$$Z_0 = \frac{V_{Z_0}}{I_{0p}}, \quad (3.14a)$$

$$\Delta Z(t) = \frac{\Delta V_Z(t)}{I_{0p}}. \quad (3.14b)$$

Por otra parte, se tiene que tener en cuenta que  $V_{Z_0} \gg \Delta V_Z$  [5], [39], por lo que la ecuación (3.13) se puede ver como

$$V_Z \approx V_{Z_0}. \quad (3.15)$$

De tal forma que una vez que se obtiene a  $V_Z$  se tienen que separar a sus componentes mediante una etapa de filtrado analógico. En la figura 3.5 se muestra el esquema general del sistema implementado para adecuar a la señal de pletismografía ( $\Delta V_Z$ ). Donde la etapa de filtrado estuvo compuesta por un filtro activo paso altas de tercer orden y un filtro activo paso bajas de cuarto orden con ganancia neta de



**Figura 3.6:** Etapa de adecuación para la señal de pletismografía. Donde  $C_1$ ,  $R_1$  y  $C_2$ ,  $R_2$  representan al primer filtro paso altas y paso bajas, respectivamente.  $R$  y  $R'$  son las resistencias de ganancia de los filtros,  $R_3 = 1 \text{ k}\Omega$  y  $R_4 = 2.2 \text{ k}\Omega$  y  $B_1$ ,  $B_2$  y  $B_3$  son OpAmp TL082.

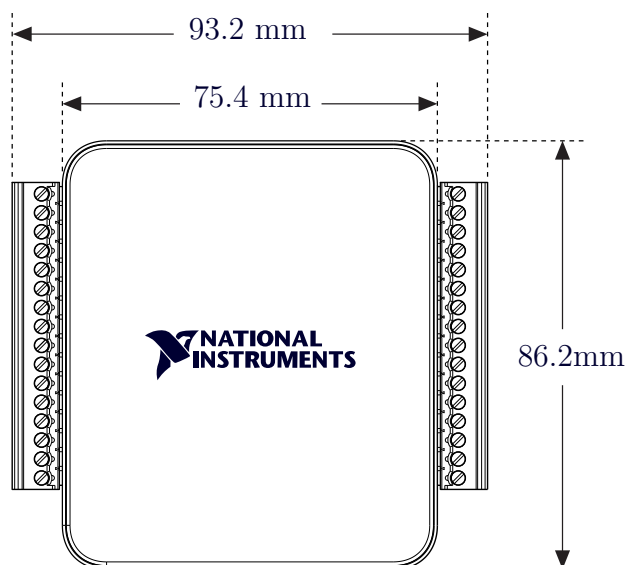
$G = 176$  y frecuencias de corte  $f_1 = 0.1 \text{ Hz}$  y  $f_2 = 10 \text{ Hz}$ , respectivamente. Cabe resaltar que el demodulador de precisión que implementamos en este trabajo (figura 3.4) invierte a las señales de entrada, por lo que fue necesario agregar una etapa de re-inversión con ganancia de  $G = 2.2$ .

## 3.2. Sistema de adquisición de señales de electrocardiografía

Una vez que se obtiene a  $\Delta Z$ , esta se suele procesar digitalmente para extraer a la mayor cantidad de variables fisiológicas posibles, como por ejemplo, la frecuencia cardíaca y el intervalo de tiempo entre apertura y cierre de la válvula aórtica [13]. Por lo que en conjunto con la pletismografía por impedancia eléctrica, se suelen utilizar técnicas que permitan mapear la actividad mecánica del corazón, tales como la fonocardiografía [20], la fotopletismografía [20] o la electrocardiografía [5]. Para este estudio se decidió construir un sistema de electrocardiografía formado por dos fases (figura 3.6). Para la primera fase se utilizó un amplificador de instrumentación INA128, con el que se midió la diferencia de potencial entre dos electrodos situados a la altura de los electrodos empleados para la inyección de  $I_0$  (figura 3.3), pero con 4 cm de separación. Y la segunda fue una etapa de filtrado compuesta por un filtro paso altas activo de segundo orden y un filtro paso bajas activo de tercer orden con una ganancia neta de  $G = 160$  y frecuencias de corte de  $f_1 = 0.1 \text{ Hz}$  y  $f_2 = 50 \text{ Hz}$ .

## 3.3. Digitalización de las señales

Una vez construidos los sistemas de adquisición de señales de pletismografía y electrocardiografía, se procedió a digitalizar a  $V_{Z0}$ ,  $\Delta V_Z$  y  $V_{ECG}$ . Para esto, se decidió



**Figura 3.7:** Configuración física de la tarjeta DAQ USB-6001 [40].

utilizar un dispositivo USB de National Instruments, modelo USB-6001 (figura 3.7). Dicho dispositivo posee una frecuencia de muestreo máxima de 20 kS/s y una resolución de 14-bit para entradas analógicas en un rango de  $\pm 10 V$  [40]. Cabe resaltar que tanto la configuración de los puertos de entrada del dispositivo (AI o Analog Input, por sus siglas en inglés) como el procesamiento de las señales, se llevó a cabo desde la versión R2021a de Matlab, donde además se fijó una frecuencia de muestreo general de 1 kHz.

*Como resultado de este capítulo, el lector ahora posee el conocimiento necesario para construir un sistema de adquisición de señales de pletismografía por bioimpedancia eléctrica y electrocardiografía. Sin embargo, aún no se ha mencionado nada acerca del cálculo de los parámetros fisiológicos. Esto se debe a que el despliegue de la información de las señales requiere de un procesamiento y filtrado digital más robusto en el cual se ahondará hasta el siguiente capítulo.*

# Capítulo 4

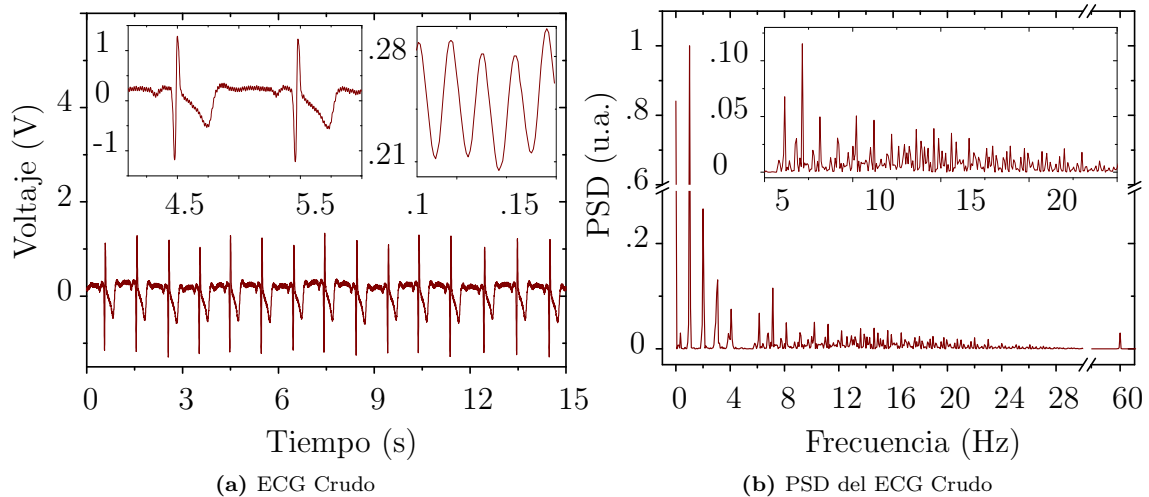
## Resultados y Análisis

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos por el sistema analógico descrito en el [capítulo 3](#), cabe resaltar que este estudio es una prueba de concepto y por esto se decidió que sólo se trabajaría con un voluntario. Siendo así que para la adquisición de las señales de pletismografía y electrocardiografía, se colocaron seis electrodos desechables en forma de gota de la marca kendall, a un sujeto masculino de 25 años sin antecedentes de comorbilidades cardiovasculares y se le pidió que se sentara con la espalda recta, y separando sus extremidades. Posteriormente, se le inyectó a  $I_0$  mientras se adquiría en tiempo real a  $V_{Z_0}$ ,  $\Delta V_Z$  y  $V_{ECG}$  durante 15 s. Este procedimiento se repitió un total de cinco veces respirando de forma normal y cinco veces aguantando la respiración. De tal forma que este capítulo se divide en dos apartados principales y en ambas se muestra la digitalización de  $V_{Z_0}$ ,  $\Delta V_Z$  y  $V_{ECG}$ . Sin embargo, en el primer apartado se analizan los resultados sin interrupción de la respiración, mientras que el segundo apartado está dedicado a los resultados en los que se excluye este proceso. Cabe resaltar que todas las señales se analizan en su forma cruda, filtrada y procesada en los dominios temporal y frecuencial. Siempre iniciando por los datos de ECG, seguidos por la señal de  $V_{Z_0}$  y concluyendo con  $\Delta V_Z$  en ambas secciones. Por último, se muestran los parámetros fisiológicos calculados y se hace una comparación con los datos reportados en la bibliografía.

### 4a. Adquisición de señales con respiración

#### 4.1. Señal de ECG cruda y su espectro

En la [figura 4.1a](#) se muestra la gráfica correspondiente a una adquisición arbitraria del sistema de electrocardiografía ( $V_{ECG}$  de la [figura 3.6](#)), para un sujeto sano de 25 años. En esta, se puede observar la morfología característica [3] de una señal de ECG con una amplitud de  $1 V_p$ , por lo que podemos afirmar que el sistema empleado en este estudio funcionó de manera eficiente. Por otra parte, en los zoom indexados de la [figura 4.1a](#) se puede observar una señal sinusoidal que parece actuar como una portadora de  $V_{ECG}$ . Esta señal fue considerada como ruido y aunque poseía una amplitud despreciable respecto a  $V_{ECG}$  ( $\approx 38 mV_p$ ), se decidió que antes de realizar el etiquetado de los picos característicos del ECG se eliminaría mediante



**Figura 4.1:** (a) Electrocardiograma crudo con zoom indexados de 4 – 6 s y de 0.08 – 0.15 s, (b) PSD del ECG crudo, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

un proceso de filtrado digital que se discutirá más tarde.

Una vez que se obtuvo a la señal de electrocardiografía, se decidió profundizar en el estudio de las frecuencias que componen a  $V_{ECG}$ . Para esto, se procedió a calcular su densidad de potencia espectral (PSD), ya que si bien la transformada rápida de Fourier o *fft* (por sus siglas en inglés) convierte las señales de su dominio temporal a una representación en el dominio de frecuencias [41], la PSD además de hacer esto, brinda información sobre la distribución de la potencia en términos de las frecuencias que componen al espectro [42], [43], por lo que se pueden distinguir los intervalos de frecuencias que aportan más información a la señal, sin mencionar que es lo más utilizado para el análisis de ECG y de señales de encefalografía [42]. En la [figura 4.1b](#) se muestra el espectro de frecuencias que conforman a la señal de la [figura 4.1a](#), donde congruente con la bibliografía [1], se puede apreciar que la información relevante se localiza por debajo de los 50 Hz. Por otra parte, se observa que hay una pequeña contribución de 60 Hz, por lo que posiblemente la fuente de voltaje empleada para polarizar los OpAmp esté contaminando a  $V_{ECG}$  con un remanente de la línea eléctrica local. Asimismo, se aprecia una señal de 0 Hz atribuida a una componente de DC que actúa como un offset de aproximadamente 100 mV ([figura 4.1a](#)).

#### 4.1.1. Filtro espectral de índices

De lo anterior, podemos concluir que la etapa de acondicionamiento analógica no contó con el orden de filtrado suficiente para remover el ruido del sistema. Por lo que se decidió diseñar un procedimiento de filtrado digital a partir de los espectros de las señales digitalizadas. De tal forma que se pudieran seleccionar los anchos de banda (BW) característicos de nuestras señales y eliminar las amplitudes correspondientes al ruido en el dominio de las frecuencias. Así, al regresar la señal al dominio del tiempo las contribuciones de ruido quedarían eliminadas. En la [figura 4.2](#) se muestra la estructura general del filtro implementado, resumida en cinco fases.

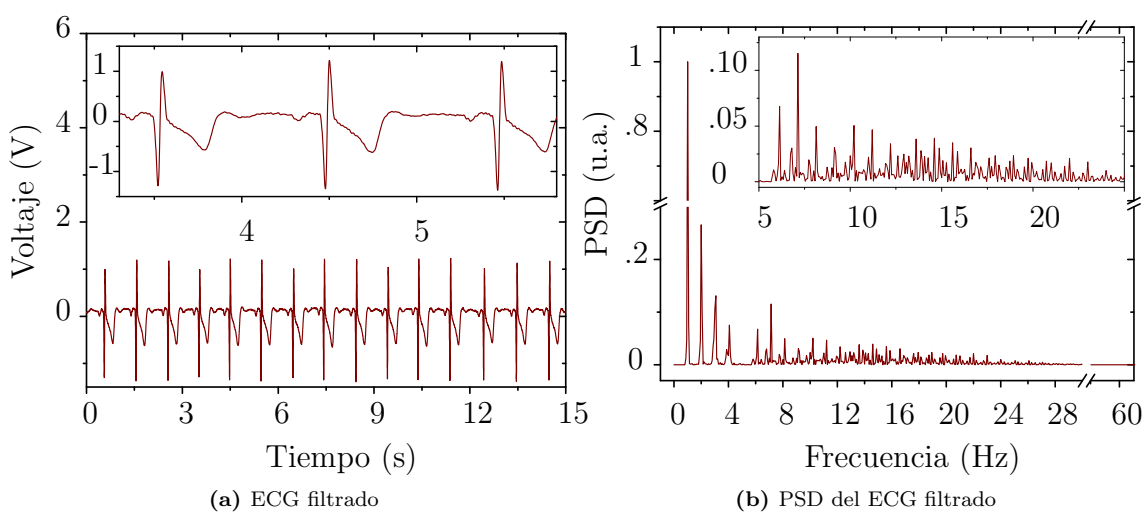


**Figura 4.2:** Estructura general del filtro digital.

En la primera fase, se requiere que se realice la digitalización y el graficado de la señal analógica de interés (en nuestro caso, fueron  $V_{Z0}$ ,  $\Delta V_Z$  y  $V_{ECG}$ ). Posteriormente, se realiza el cálculo del espectro de la señal a partir de la PSD. Después, se utiliza el vector de frecuencias del espectro para localizar el BW donde se encuentran las bandas de interés y se crea un vector denominado "índices" lleno de ceros y del mismo tamaño de la PSD, el vector de índices se actualizará a unos (1) en las posiciones del vector que coincidan con el BW deseado. De tal forma que al multiplicar el vector de la PSD por el vector de índices, se volverán ceros todos aquellos valores que estén fuera del BW. Por último, se calcula la transformada inversa de Fourier para regresar la señal al dominio del tiempo, pero sin la contribución de ruido (para detalles del algoritmo ver el [capítulo 6](#)).

#### 4.1.2. Señal de ECG filtrada y su espectro

En la [figura 4.3a](#) se muestra la señal de electrocardiografía después de aplicar el filtro digital en un BW de 0.8 – 50 Hz. Se puede ver que la señal sinusoidal que se extendía por los datos de todo  $V_{ECG}$  ([figura 4.1a](#)) ha desaparecido, así como el offset de 100 mV y todo esto sin modificar la morfología del ECG, por lo que podemos afirmar que el filtro digital implementado funciona correctamente. Asimismo, en la [figura 4.3b](#) observamos la PSD de la señal de electrocardiografía después de haber implementado el filtro digital. En esta gráfica se hace evidente la desaparición de las bandas localizadas en 0 Hz, atribuida a la componente de DC y de la banda de 60 Hz correspondiente al ruido de la línea eléctrica.



**Figura 4.3:** (a) Electrocardiograma filtrado con zoom indexado de 3.3 – 5.8 s, (b) PSD del ECG filtrado, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

### 4.1.3. Análisis de máximos para la señal de ECG

Una parte esencial y muy compleja para el diagnóstico de enfermedades cardiovasculares es el procesamiento digital del ECG, en especial, el correcto etiquetado de las bandas QRS (figura 4.4), ya que a partir de estas se extrae la información asociada a las múltiples anomalías cardiacas. En la bibliografía se han reportado varios algoritmos de procesamiento de señales para detección del complejo QRS, siendo el método de Pan-Tompkins el algoritmo por excelencia [44], [45]. Sin embargo, este algoritmo es bastante complejo y sólo se suele implementar para el cálculo de la frecuencia cardiaca a partir del intervalo RR y aún así, no es 100 % exacto.

En este trabajo se decidió realizar el etiquetado de las ondas Q, R, S y T a partir de la función "findpeaks" de MATLAB. De tal forma que para localizar a la onda R, se convirtió el vector de tiempo de los datos a un vector de número de muestras (obteniendo 15,000 muestras por la frecuencia de muestreo con la que se digitalizó la señal  $f = 1$  kHz) y se le pidió a la función findpeaks el localizar a los máximos dentro de un bloque de 200 muestras. Además, se condicionó a la función para que únicamente clasificara como máximos verdaderos (MV) a los máximos locales que fueran tres veces mayores al valor rms de la señal ( $3 * rms(V_{ECG})$ ), esto para discriminar a las bandas T que poseyeran variaciones de amplitud superiores a sus valores promedio. Cabe resaltar que el procedimiento para identificar a Q fue análogo al de R, con la única excepción de que la función findpeaks se aplicó sobre los datos invertidos de la señal.

Los casos de las ondas S y T son un poco más complicados, ya que estas se podrían clasificar como un grupo de máximos o mínimos locales dentro de un solo ciclo cardiaco. Por lo que al aplicar la función findpeaks sobre los datos del ECG, se obtendrían dos valores de MV en un intervalo de 200 muestras, uno para la detección Q y otro para S (lo mismo para R y T). Es por esto que se tuvo que ajustar un crite-

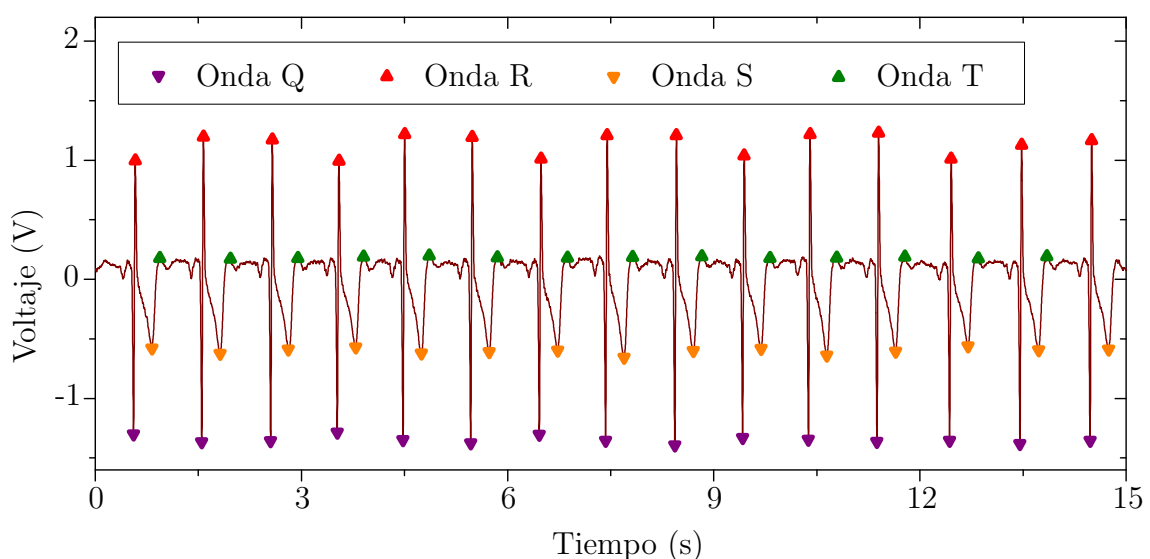


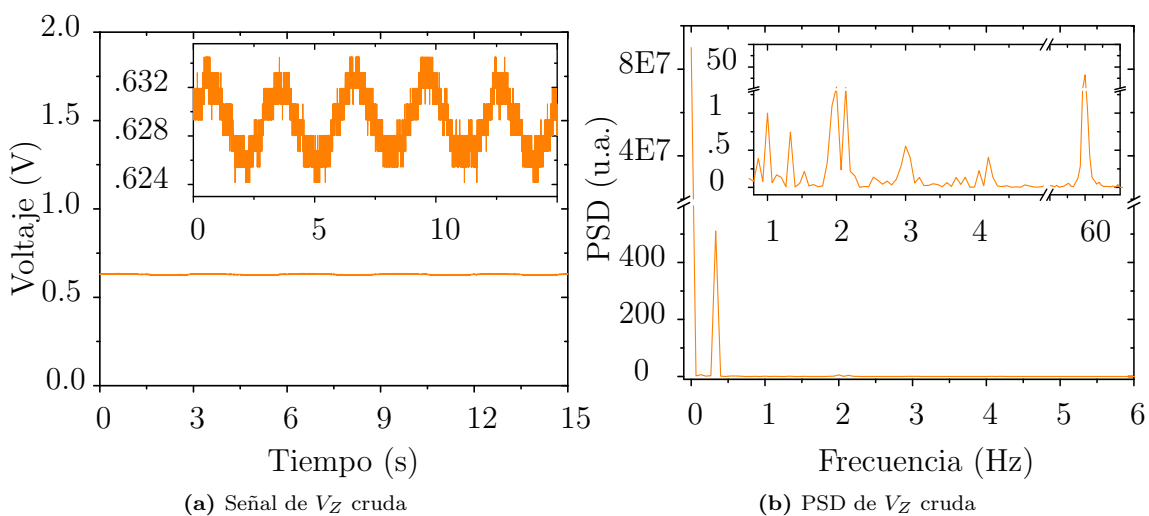
Figura 4.4: ECG con sus ondas etiquetadas.

rio extra de discriminación, en el caso de S, sólo se tomarían como MV a los valores que estuvieran en un intervalo de  $-3 * rms(V_{ECG}) < MV < -rms(V_{ECG})$  y en el caso de T, se considerarían correctos los que estuvieran entre  $1/2 * rms(V_{ECG}) < MV < rms(V_{ECG})$ . Para más detalles del código, ver el [capítulo 6](#).

En la [figura 4.4](#) se observa la señal de ECG con las bandas Q, R, S y T etiquetadas. En esta se hace evidente que el algoritmo de detección de máximos posee una precisión del 100% para todas las sub-ondas indexadas, aunque hay que aclarar que la eficiencia de este método radica en que la posición de los electrodos ([figura 3.6](#)) permite resaltar una diferencia considerable entre las amplitudes de cada onda y de variar la posición de los electrodos, la morfología de cada onda cambiaría un poco en cuanto a amplitud y fase [3] y esto podría reducir la eficiencia del algoritmo. Por último, se puede calcular el número de latidos por minuto al cuantificar la dimensión del vector donde se guardan los MV (asociados a cualquiera de las ondas Q, R, S o T) y multiplicar este valor por cuatro, ya que la adquisición de la señal sólo se realiza por 15 s. Cabe resaltar que esta forma de calcular la frecuencia cardiaca está reportada en la bibliografía para intervalos de muestreo a partir de 10 s [3].

## 4.2. Señal de bioimpedancia torácica cruda y su espectro

En la [figura 4.5a](#) se muestra la gráfica correspondiente a una demodulación de voltaje de respuesta del tórax ( $V_Z$ ) (adquisición conjunta con los datos de la [sección 4.1](#)) obtenida del rectificador-demodulador de precisión ([figura 3.4](#)). En esta, se observa una señal de voltaje de  $\approx 630$  mV ligada a la componente continua ( $V_{Z_0}$ ) de  $V_{Tf}$ . Además, en el zoom indexado de la [figura 4.5a](#) se puede apreciar una señal periódica de  $\approx 10$  mV<sub>pp</sub> asociada a la componente variable de  $V_{Tf}$  ( $\Delta V_Z$ ). Sin embargo, la señal periódica está demasiado contaminada como para afirmar que su morfología



**Figura 4.5:** (a) Señal de bioimpedancia del tórax ( $V_Z$ ) cruda con zoom indexado de 623–635 mV, (b) PSD de  $V_Z$  cruda, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.



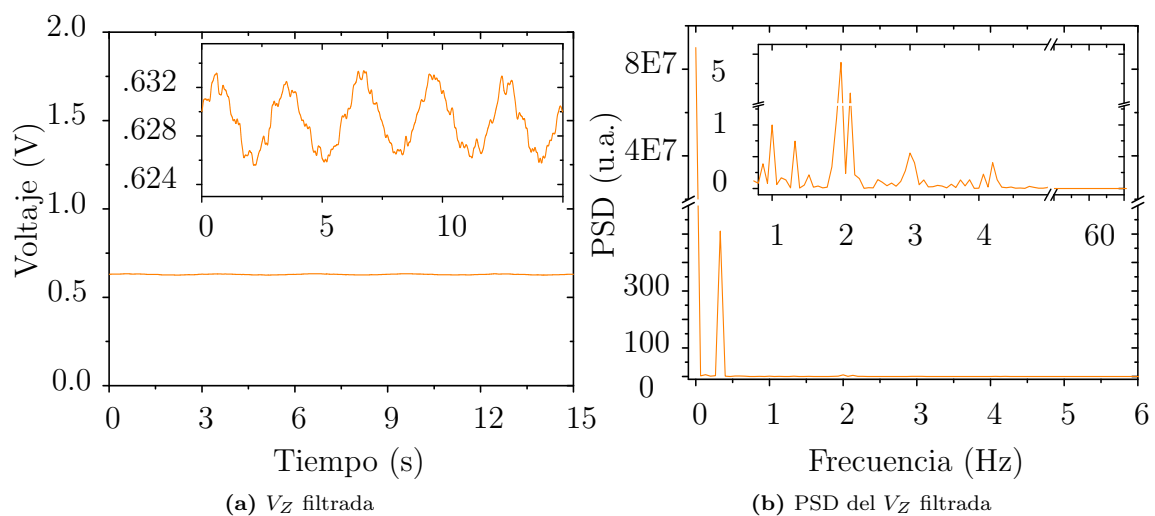
está relacionada con una señal de pletismografía por impedancia cardiaca ( $\Delta Z_C$  de la [figura 2.8](#)) [13], [46], [47]. Aunque hay que resaltar que los estudios reportados en la bibliografía no suelen buscar a la señal de impedancia cardiográfica en esta etapa, sino que sólo utilizan a  $V_{Z_0}$  para definir a la impedancia basal del tórax ( $Z_0$ ) [5].

No obstante, aunque en esta parte del trabajo no se profundizará en la descripción y análisis de  $\Delta V_Z$ , se decidió calcular la PSD de  $V_Z$  para encontrar sus frecuencias relevantes y posteriormente aplicar el criterio de filtrado digital propuesto en la [sección 4.1.1](#). Y, congruente con lo intuitivo, en la [figura 4.5b](#) se muestra que la mayor contribución de  $V_Z$  se encuentra en 0 Hz por ser una señal de DC. Así como una señal de ruido de 60 Hz proveniente de la línea eléctrica.

#### 4.2.1. Señal de bioimpedancia torácica filtrada y su espectro

Por lo anterior, se decidió que sólo se conservarían las frecuencias comprendidas en un ancho de banda de 0 – 10 Hz. La [figura 4.6a](#) muestra el comportamiento de  $V_Z$  después del filtrado espectral y se puede ver que la calidad de la señal sinusoidal del zoom indexado aumenta significativamente. Sin embargo, esta gráfica no muestra la morfología o la periodicidad característica ([figura 2.8](#)) de una señal de  $\Delta Z_C$  (o  $\Delta V_{Z_C}$  en términos de voltaje) [13], [46], [47]. Y aunado a esto, en la bibliografía [5], [12] se reporta que  $V_{Z_0}$  es de 80 – 200 veces más grande que  $\Delta V_{Z_C}$  cuando el cambio en el voltaje se atribuye directamente a la actividad mecánica del corazón. Por consiguiente, no se puede garantizar que la gráfica indexada de la [figura 4.6a](#) sea propiamente una señal de pletismografía, aunque no hay que dejar de lado que  $\Delta V_Z$  se estudia a profundidad hasta que se trata al voltaje demodulado del tórax ( $V_Z$ ) con una etapa de filtrado analógica más estricta [20], [38], [39] ([sección 3.1.4](#)).

Por otra parte, hay que resaltar que la gráfica del zoom indexado ([figura 4.6a](#)), parece ser una suma de señales sinusoidales con una frecuencia dominante en 0.33 Hz. Esto tiene sentido si se considera que la banda que aporta más información al espec-



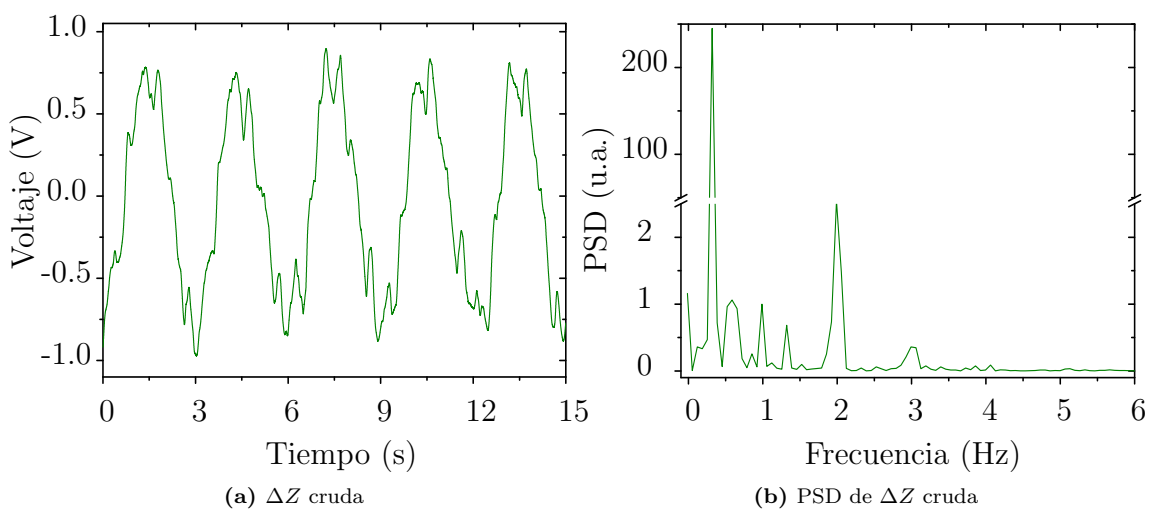
**Figura 4.6:** (a) Señal de bioimpedancia del tórax ( $V_Z$ ) con zoom indexado de 623 – 635 mV, (b) PSD de  $V_Z$  filtrada con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

tro (después de la señal de 0 Hz) se localiza entre 0.1 – 0.4 Hz (figura 4.6b). Además, parece haber cierta correlación entre los espectros filtrados del ECG (figura 4.3b) y de  $V_Z$  para frecuencias localizadas entre 0.9 – 5 Hz, hecho de suma importancia que se discutirá más adelante ya que en esta región se localiza la frecuencia cardíaca. Y de ser comprobada esta idea, se podría ahondar en el aislamiento de una señal únicamente asociada a la frecuencia cardíaca, y derivada de  $V_Z$  y el filtro espectral de índices.

### 4.3. Señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica y su espectro

Como se mencionó previamente,  $\Delta V_{Z_0}$  requiere una etapa especial de filtrado analógico para separarse de  $V_Z$  y poder analizarse óptimamente. En la figura 4.7a se muestra la salida de la etapa final de adecuación de nuestro sistema de pletismografía (figura 3.5) para una adquisición arbitraria y conjunta con el recabado de datos de  $V_{ECG}$  (sección 4.1) y de  $V_Z$  (sección 4.2). En esta, se puede apreciar una morfología similar a la obtenida del zoom indexado de la figura 4.6a pero con un ligero desfase de la señal ocasionado por los circuitos RC de su etapa de filtrado.

También se puede apreciar que aún después de esta última etapa analógica, la forma de  $\Delta V_Z$  sigue difiriendo mucho de la estructura reportada en la bibliografía [13], [46], [47] para una señal de  $\Delta V_{Z_C}$ , por lo que se asume que en la figura 4.7a hay dos señales generadas por un cambio de volumen que están siendo registradas de manera conjunta por nuestro sistema. Cabe resaltar que esta idea concuerda con lo que se mencionó en la sección 2.5.1, acerca de que  $\Delta Z$  (o  $\Delta V_Z$  en términos de voltaje) posee información del ciclo respiratorio ( $\Delta V_{Z_{IN}}$ ) y cardíaco ( $\Delta V_{Z_C}$ ) cuando los electrodos del arreglo tetrapolar son colocados entre las clavículas y el diafragma.



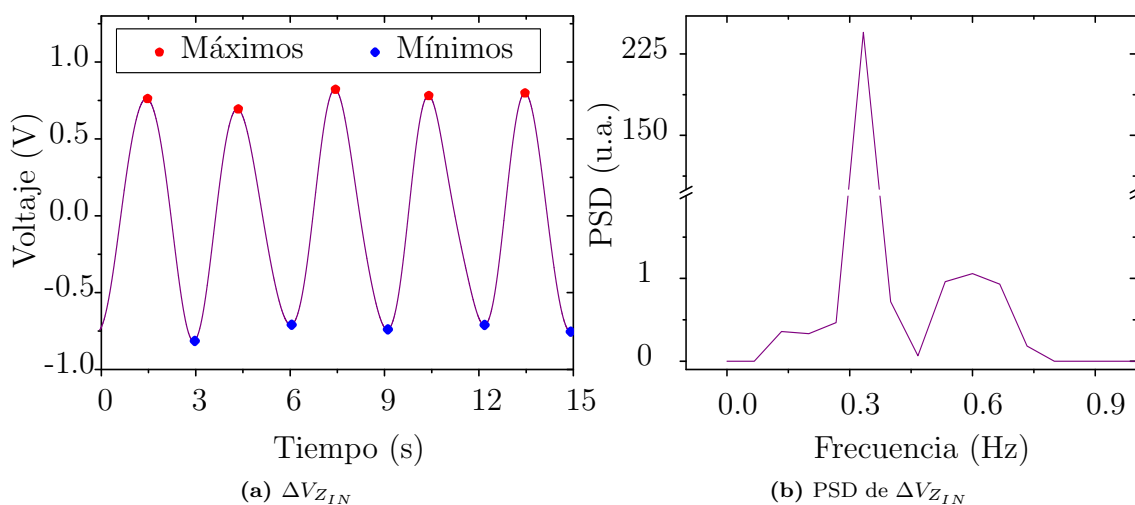
**Figura 4.7:** (a) Señal de pletismografía cruda ( $\Delta Z$ ), (b) PSD de  $\Delta Z$  cruda con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

Por otra parte, sabemos que el espectro de frecuencias de la señal de electrocardiografía cruda (sección 4.1) también presentó un pico de poca amplitud en 0.33 Hz y que al ser removido mediante el filtrado digital (sección 4.1.2) no se comprometió la forma de  $V_{ECG}$ . Por lo que estrictamente hablando, se podría separar al espectro de la figura 4.7b, en dos señales independientes con anchos de banda entre 0.1 – 0.8 Hz ( $\Delta V_{Z_{IN}}$ ) y 0.8 – 10 Hz ( $\Delta V_{Z_C}$ ), es decir,

$$\Delta V_Z = \Delta V_{Z_{IN}} + \Delta V_{Z_C}. \quad (4.1)$$

### 4.3.1. Componente de la señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica asociada a la respiración y su espectro

Por lo anterior, se procedió a obtener a  $\Delta V_{Z_{IN}}$  a partir de los datos de la figura 4.7a y nuestro filtro digital. En la figura 4.8a se muestra la morfología de  $\Delta V_{Z_{IN}}$  y de esta podemos confirmar que las bandas comprendidas entre 0.1 – 0.8 Hz no aportan información relacionada con la actividad cardiaca. Sin embargo, diversos autores mencionan que existe una técnica derivada de la pletismografía por impedancia eléctrica denominada neumografía por impedancia (NI). De tal forma que las principales diferencias entre la cardiografía por impedancia (ICG) y la NI suelen ser las regiones donde se colocan los electrodos y el ancho de banda del filtro de adecuación final [5], [20], [38], [48]-[52]. Por lo que nuestro sistema al ser un híbrido entre ambas técnicas [44], tiene la capacidad de medir las señales de NI e ICG. Asimismo, en la figura 4.8a podemos ver los máximos y mínimos locales, hallados a partir de la función findpeaks de Matlab etiquetados con un 100% de precisión y de los cuales se puede inferir una frecuencia respiratoria de veinte inhalaciones por minuto, cabe resaltar que la precisión fue obtenida de comparar la amplitud de los máximos y mínimos encontrada manualmente contra la amplitud registrada por nuestro algoritmo.



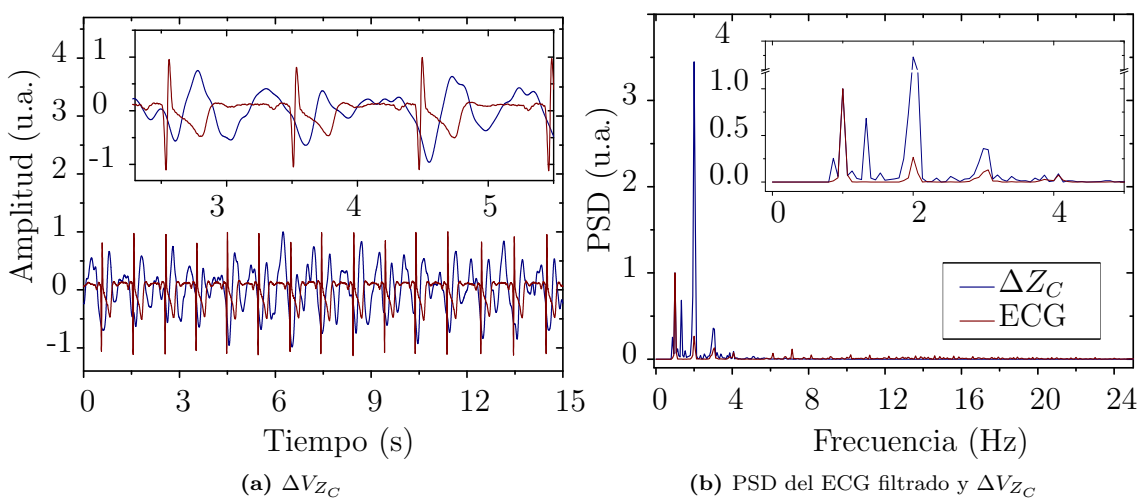
**Figura 4.8:** (a) Señal de NI ( $\Delta V_{Z_{IN}}$ ) con filtro digital de 0.1 – 0.8 Hz y máximos y mínimos indexados, (b) PSD de  $\Delta V_{Z_{IN}}$  obtenida a partir del espectro de la figura 4.7b.

En cuanto a las bandas que componen a  $\Delta V_{Z_{IN}}$  (figura 4.8b) se puede apreciar que el espectro tiene dos frecuencias relevantes en el intervalo de 0.1 – 0.8 Hz. Lo anterior tiene sentido ya que de tener una sola frecuencia, la señal de NI sería una sinusoidal perfecta y esto conllevaría a que los tiempos de inspiración y espiración fueran los mismos, lo cual carecería de lógica [48]. Por otra parte, algo que no se mencionó es que la gráfica de la figura 4.8a muestra la morfología característica de una señal de NI [48]-[51] y la figura 4.8b también muestra la distribución correcta de bandas asociadas a un espectro de NI [53], por lo que podemos asegurar que nuestro sistema es capaz de medir cambios voltaje asociados a la variación de volumen de aire en los pulmones.

### 4.3.2. Componente de la señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica asociada al ciclo cardiaco y su espectro

Antes de hablar de  $\Delta V_{Z_C}$  se tiene que considerar a la amplitud de  $\Delta V_Z$  (figura 4.7a) y la amplitud de  $\Delta V_{Z_{IN}}$  (figura 4.8a), ya que de estas se infiere que  $\Delta V_{Z_{IN}} \gg \Delta V_{Z_C}$  y debido a esto, es difícil comparar a las señales que sabemos están relacionadas con la actividad cardiaca, es decir,  $V_{ECG}$  y  $\Delta V_{Z_C}$ . Por lo anterior, se decidió normalizar a  $V_{ECG}$  y a  $\Delta V_{Z_C}$  al dividir sus datos entre su máxima amplitud (1999.24 mV y 281.62 mV respectivamente) y graficarlas juntas. Cabe resaltar que aunque ambas señales parecen mantener una relación periódica (figura 4.9a), la señal de  $\Delta V_{Z_C}$  parece estar contaminada y no presenta la morfología de una adquisición de pletismografía cardiaca convencional [5].

Por otra parte, en la sección 4.2.1 se había mencionado que parece haber una correlación entre las bandas que componen al ECG y a  $\Delta V_{Z_C}$ . Dicha relación se muestra en la figura 4.9b, donde se puede apreciar un empalme de tres anchos de banda a diferente amplitud, la primera banda (PB) entre 0.9 – 1.06 Hz (poco



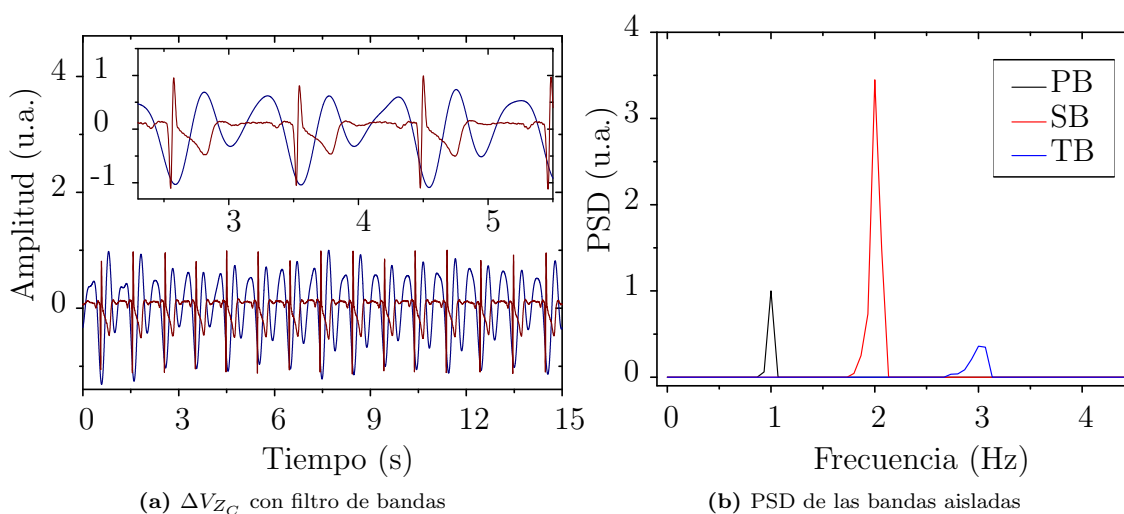
**Figura 4.9:** (a) Señal de pletismografía cardiaca ( $\Delta V_{Z_C}$ ) con filtro digital de 0.8 – 10 Hz, (b) PSD de  $\Delta V_{Z_C}$  obtenida a partir del espectro de la figura 3.3.

apreciable ya que al estar normalizados los espectros con la amplitud de este pico, la PSD del ECG empalma perfectamente a la PSD de  $\Delta V_{ZC}$  en 1 Hz), la segunda banda (SB) entre 1.8 – 2.13 Hz y la tercera banda (TB) entre 2.7 – 3.13 Hz. Por lo que asumimos que la mayor contribución de la señal de pletismografía cardiaca se encuentran en estos anchos de banda.

### 4.3.3. Filtro paso bandas entre las bandas empalmadas de ECG y de pletismografía cardiaca por bioimpedancia

En la [figura 4.9b](#) se observa que existen picos de poca amplitud que no se empalman entre ambos espectros, por lo que se asume que estos picos no poseen información relevante y contaminan a  $\Delta V_{ZC}$ . Por esto, se decidió utilizar nuestro filtro digital de índices ([sección 4.1.1](#)) para aislar a PB, SB y TB de forma independiente ([figura 4.10b](#)), sumarlas y posteriormente regresar la señal al espacio temporal mediante la transformada de Fourier inversa ([figura 4.10a](#)). En la [figura 4.10a](#) se puede apreciar que la morfología de  $\Delta V_{ZC}$  se define mejor a partir del filtro de bandas propuesto. Sin embargo,  $\Delta V_{ZC}$  no presenta la estructura característica de una señal de pletismografía cardiaca ([figura 2.8](#)) [13], [46], [47] y por la distribución de amplitudes en el rango de 1 – 4 Hz que muestra el espectro del ECG ([figura 4.3a](#)), se asume que las bandas de la [figura 4.10b](#) están siendo atenuadas por el efecto de la respiración.

Cabe resaltar que el separar a  $\Delta V_{ZIN}$  y  $\Delta V_{ZC}$  sin perder su morfología no es una tarea trivial y es un problema que se encuentra vigente. Inclusive se suele considerar a la señal de NI como ruido cuando se busca adquirir una señal de ICG y viceversa [53], por lo que experimentalmente, sólo se suele trabajar con una a la vez. Por otra parte, diversos autores han explorado algunos algoritmos de separación de señales basados en el análisis de componentes independientes [54], teoría de probabilidad Bayesiana [55], sistemas de filtros adaptativos [56], entre otros. Sin embargo, aunque la mayoría de estos modelos consideran que  $\Delta V_Z$  está compuesta por  $\Delta V_{ZIN}$ ,  $\Delta V_{ZC}$



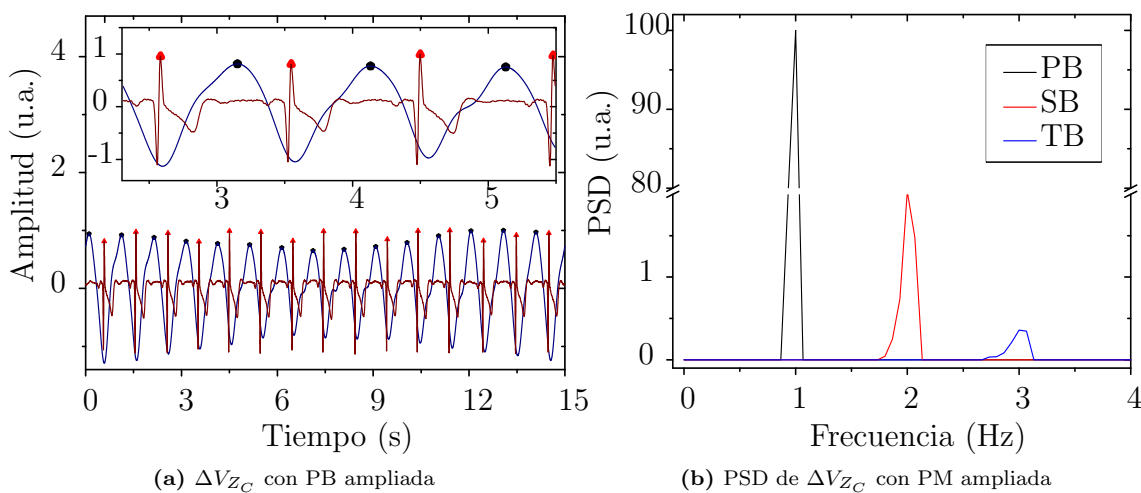
**Figura 4.10:** (a)  $\Delta V_{ZC}$  obtenida a partir del filtro de bandas con zoom indexado en 2.3 – 5.5 s, (b) PSD de las bandas aisladas (PB, SB y TB) obtenida a partir del espectro de la [figura 4.7b](#).

y ruido [57], estos métodos siguen siendo teóricos [55]-[57] y parten de considerar a  $\Delta V_{Z_{IN}}$  y  $\Delta V_{Z_C}$  como una suma de señales sinusoidales bien definidas, lo cual aleja sus resultados de un caso experimental [56].

#### 4.3.4. Filtro de bandas empalmadas y ampliadas entre las señales de ECG y de pletismografía cardiaca por bioimpedancia

Uno de los objetivos de este trabajo fue adquirir el mayor número de parámetros fisiológicos a partir de las señales de  $V_{ECG}$  y  $\Delta V_Z$ , además de separar a  $\Delta V_{Z_{IN}}$  y  $\Delta V_{Z_C}$  con la mejor aproximación a su morfología posible. Sin embargo, al no haber un precedente confiable de la separación de  $\Delta V_{Z_{IN}}$  y  $\Delta V_{Z_C}$  en una adquisición conjunta de datos experimentales, se decidió que sólo se ahondaría en el cálculo de la frecuencia cardiaca a partir de  $\Delta V_{Z_C}$ . Cabe resaltar que en la comparación de  $V_{ECG}$  y  $\Delta V_{Z_C}$  (figura 4.10a) se muestra cierta correlación periódica entre ambas señales, de tal forma que la frecuencia de  $\Delta V_{Z_C}$  es el doble que la frecuencia de  $V_{ECG}$ . No obstante, por la relación de amplitudes que existe entre las primeras bandas del ECG (1 – 4 Hz, figura 4.3b) se decidió que antes de calcular la frecuencia cardiaca, se trataría de imitar este comportamiento de amplitudes con las tres bandas aisladas de  $\Delta V_{Z_C}$  (figura 4.10b). Por esto, se amplificó la magnitud de PB al multiplicar esta banda por un factor de 100 (figura 4.11b) y por último, se regresó a  $\Delta V_{Z_C}$  al dominio temporal con la transformada inversa de Fourier.

En la figura 4.11a se muestra la comparación de  $V_{ECG}$  con  $\Delta V_{Z_C}$  después de amplificar a PB, en donde podemos observar un 100% de precisión en cuanto al etiquetado de los máximos para ambas señales, lo cual arroja una frecuencia cardiaca de quince latidos por minuto, cabe resaltar que  $V_{ECG}$  y  $\Delta V_{Z_C}$  fueron normalizadas al dividir sus datos entre su máxima amplitud (586.1 mV y 1,999.24 mV respectivamente). También se hace evidente que la morfología de  $\Delta V_{Z_C}$  se modifica bastante



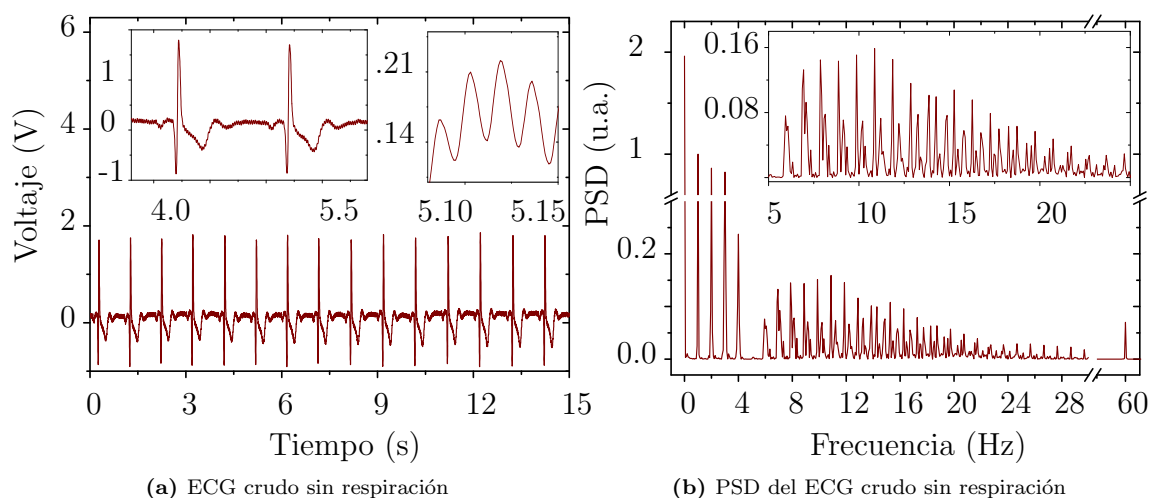
**Figura 4.11:** (a)  $\Delta V_{Z_C}$  con PM ampliada y zoom indexado de 2.3-3.5 s, (b) PSD de  $\Delta V_{Z_C}$  con PB ampliada a partir del espectro de la figura 4.10b.

respecto a la señal de la [figura 4.10a](#) y aunque esta difiere de la forma estándar de  $\Delta V_{Zc}$  [5], parece ser una muy buena aproximación de su comportamiento [56]. Este resultado incita a pensar que la clave para separar a las componentes de los ciclos cardiaco y respiratorio se encuentra en la segmentación del espectro de  $\Delta V_Z$ , y que para recuperar la morfología de  $\Delta V_{Zc}$  se requeriría encontrar la relación exacta entre las amplitudes de las bandas localizadas entre 1 – 4 Hz, aunque para fines prácticos de este trabajo, dicha relación sería imposible de encontrar ya que sólo se tiene un sujeto de prueba. Esto debido a que nuestro estudio fue una prueba de concepto que sólo estuvo diseñada para el despliegue de las señales de pletismografía. Sin embargo, en el [capítulo 5](#) se abordarán las limitaciones de este estudio y la necesidad de un protocolo de investigación en el que se incluya a una mayor cantidad de voluntarios.

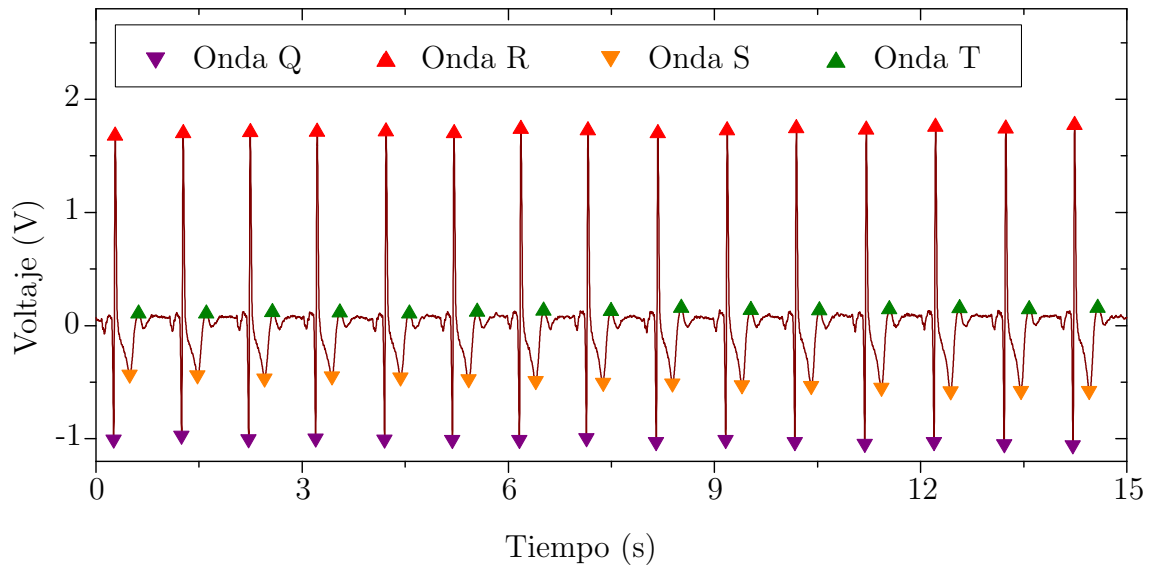
## 4b. Adquisición de señales sin respiración

### 4.4. Señal de ECG cruda y su espectro

Una manera sencilla de comprobar si el ciclo respiratorio interfiere con la morfología de los parámetros cardiacos, es realizar la lectura de datos mientras se sostiene la respiración [1]. En la [figura 4.12a](#) se muestra la gráfica correspondiente a una adquisición arbitraria del sistema de electrocardiografía, para un sujeto sano de 25 años sin respirar (para más detalles de la comparación de las gráficas de ECG con y sin respiración, ver el [capítulo 6](#)). En esta, se puede observar que la morfología del ECG no cambia respecto a la adquisición con respiración ([figura 4.1a](#)). Por otra parte, en los zoom indexados se sigue apreciando la señal sinusoidal que clasificamos como ruido de 60 Hz, por lo que estos datos también requieren de un filtrado digital para mejorar el etiquetado de sus bandas Q, R, S y T. Además, otro resultado importante es la desaparición de la banda localizada en 0.33 Hz ([figura 4.12b](#)) que previamente habíamos asociamos a la respiración en el espectro del ECG crudo de



**Figura 4.12:** (a) Electrocardiograma crudo y zoom indexado de 3.8 – 5.9 s, (b) PSD del ECG crudo con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.



**Figura 4.13:** ECG filtrado y etiquetado sin respiración.

la [sección 4.1](#) ([figura 4.1b](#)), por lo que podemos confirmar que al menos en el ECG el fenómeno mecánico de la respiración, no modifica la forma de la señal.

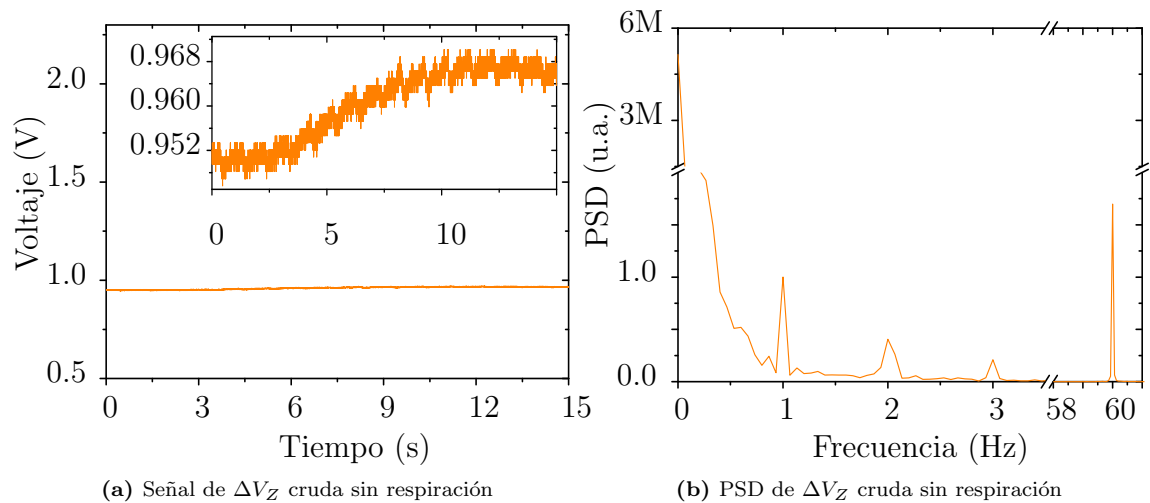
#### 4.4.1. Filtrado y procesamiento de la señal de ECG

Análogo a lo descrito en la [sección 4.1](#), se procedió a aplicar nuestro filtro de índices sobre los datos de la [figura 4.12a](#) con un ancho de banda de 0.8–50 Hz y posteriormente se etiquetaron a las sub-bandas del ECG mediante la función `findpeaks` de Matlab, respetando los mismos criterios de la [sección 4.1.3](#). En la [figura 4.13](#) se muestra la señal de electrocardiografía filtrada y se puede apreciar la conservación de la morfología del ECG y la desaparición de la señal de 60 Hz. Por otra parte, se puede confirmar que la precisión de etiquetado de nuestro algoritmo sigue siendo del 100 % y que la frecuencia cardiaca no sufrió modificaciones aparentes.

### 4.5. Señal de bioimpedancia torácica cruda y su espectro

En la [figura 4.14a](#) se muestra la demodulación del voltaje de respuesta del tórax ( $V_Z$ ) en adquisición conjunta con los datos de la [sección 4.4](#). En esta, se observa una señal de voltaje en DC de  $\approx 952$  mV ligada a la componente continua ( $V_{Z0}$ ) de  $V_Z$ . Asimismo, en el zoom indexado de la [figura 4.14a](#) se puede apreciar que  $V_Z$  adquiere el comportamiento de una curva ascendente y que la señal periódica de voltaje reportada en la [figura 4.5a](#), ha desaparecido, lo cual tiene sentido ya que esta estaba correlacionada con el cambio del volumen pulmonar. Por otra parte, aunque en la bibliografía se reporta que el zoom indexado debería mostrar las propiedades estructurales de una señal de pletismografía cardiaca [5], la curva de la [figura 4.14a](#) está demasiado contaminada como para analizar su morfología y se infiere que esto es debido a la señal de 60 Hz proveniente de la línea eléctrica ([figura 4.14b](#)). En



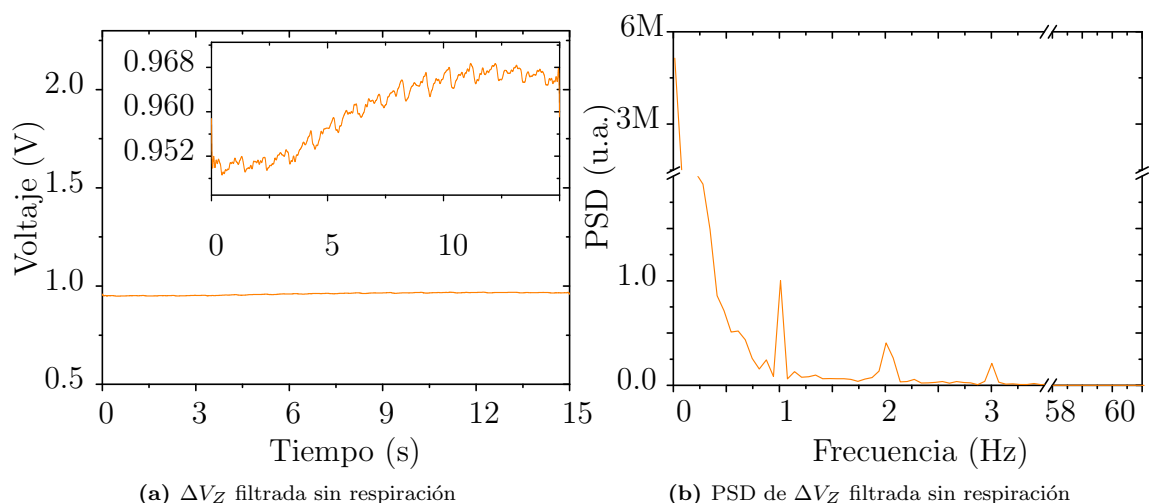


**Figura 4.14:** (a) Señal de voltaje de respuesta del tórax ( $V_Z$ ) cruda sin respiración con zoom indexado de 945 – 972 mV, (b) PSD de  $V_Z$  cruda sin respiración, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

cuanto al espectro de  $V_Z$ , en la [figura 4.14b](#) se puede apreciar que a diferencia del caso en el que adquirimos la señal sin sostener la respiración ([figura 4.5a](#)) en este espectro sólo se tienen tres bandas bien definidas (localizadas en 1, 2 y 3 Hz) a parte de la contribución de 0 Hz. Lo cual podría indicar que las demás bandas localizadas en la [figura 4.5a](#) corresponden a artefactos mecánicos relacionados con el movimiento de inspiración y espiración.

#### 4.5.1. Señal de bioimpedancia torácica filtrada y su espectro

Con la finalidad de retirar el ruido y recuperar la morfología de la curva ascendente, se decidió aplicar el filtro digital sobre los datos de [figura 4.14a](#) con un ancho de banda de 0 – 10 Hz. En la [figura 4.15a](#) se muestra a  $V_Z$  después del filtrado espec-



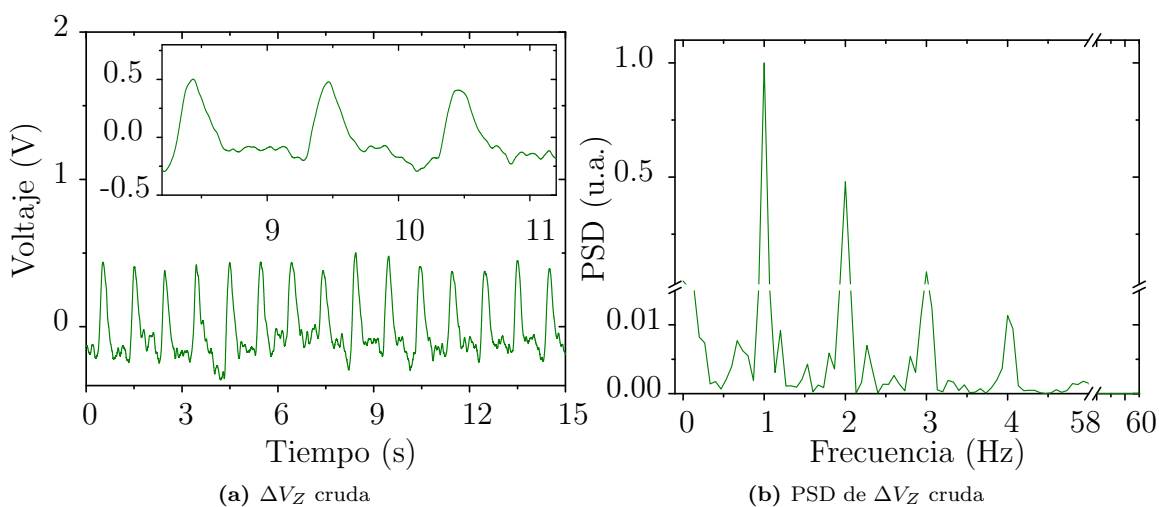
**Figura 4.15:** (a) Señal de voltaje de respuesta del tórax ( $V_Z$ ) filtrada sin respiración con zoom indexado de 945 – 972 mV, (b) PSD de  $V_Z$  filtrada sin respiración, con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

tral y se puede observar que la calidad de la curva aumenta considerablemente. Por otra parte, en el zoom indexado se aprecia una señal periódica que aparentemente posee la morfología de las señales de pletismografía cardiaca ( $\Delta V_{Z_C}$  en la [figura 2.8](#)) [13], [46], [47]. Aunque hay que resaltar que la señal se encuentra invertida debido a la configuración del demodulador de precisión ([figura 3.4](#)). Aunado a esto, el voltaje promedio de la señal periódica es de  $5 \text{ mV}_{pp}$ , lo que indica que el voltaje de  $V_{Z_0}$  es aproximadamente 200 veces más grande que  $\Delta V_Z$  y esto coincide con la bibliografía [5], [12], por lo que se puede inferir que la señal de la [figura 4.14a](#) corresponde con una señal de pletismografía cardiaca.

## 4.6. Señal de pletismografía por bioimpedancia eléctrica y su espectro

Continuando con el análisis de  $\Delta V_Z$ , en la [figura 4.16a](#) se muestra la salida de la etapa final de adecuación de nuestro sistema de pletismografía ([figura 3.5](#)) para una adquisición conjunta con los datos de la [sección 4.5](#) y la [sección 4.4](#). En esta, se puede apreciar la configuración estructural característica de una señal de pletismografía cardiaca ([figura 2.8](#)) [13], [46], [47]. Así como una reducción considerable de amplitud, en comparación con la señal registrada en la [figura 4.7a](#). Esto tiene sentido ya que  $\Delta V_Z$  deja de sufrir contribución de  $\Delta V_{Z_{IN}}$  (componente asociada a la respiración) y se convierte en una señal de pletismografía que sólo está relacionada con el ciclo cardiaco ( $\Delta V_Z \approx \Delta V_{Z_C}$ ).

Por otra parte, la señal de  $\Delta V_Z$  parece estar montada sobre una componente de DC, ya que la gráfica de la [figura 4.16a](#) no parece tener una línea base para los datos de  $\Delta V_Z$ . Este hecho se confirma con el espectro de la [figura 4.16b](#), ya que se puede observar una banda de poca amplitud en 0 Hz lo cual se asocia a señales de DC. Asimismo, en el espectro se aprecian cuatro bandas bien definidas en 1, 2, 3 y 4 Hz, de tal forma que las primeras tres coinciden con las bandas asociadas al ciclo



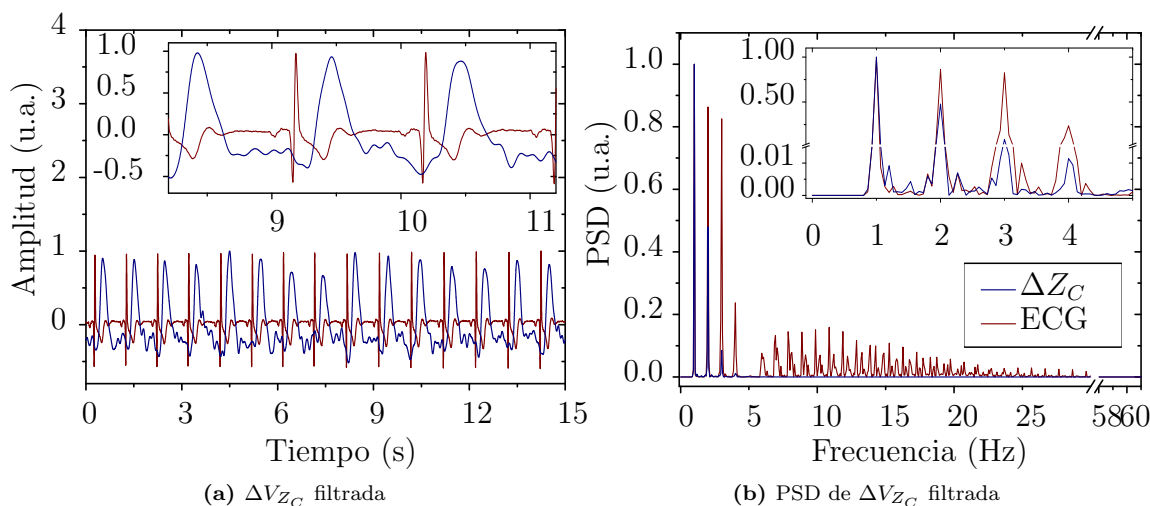
**Figura 4.16:** (a) Señal de pletismografía cruda ( $\Delta Z$ ) sin respiración, (b) PSD de  $\Delta Z$  cruda con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

cardiaco que reportamos en la [sección 4.3.2](#). Adicionalmente, podemos observar que a diferencia del espectro de la señal de pletismografía adquirida con respiración ([figura 4.7b](#)), en este espectro sí se preserva la relación de amplitudes que se muestra en los espectros de ECG ([figura 4.1b](#) y [figura 4.12b](#)) para el intervalo de 1 – 4 Hz. Esto parece confirmar que el fenómeno mecánico de la respiración atenúa las bandas del ciclo cardiaco y posiblemente esta sea la razón por la que no se puede recuperar la morfología de  $\Delta V_{Z_{IN}}$  y  $\Delta V_{Z_C}$  mediante el procesamiento digital de señales (adquiridas en circunstancias experimentales).

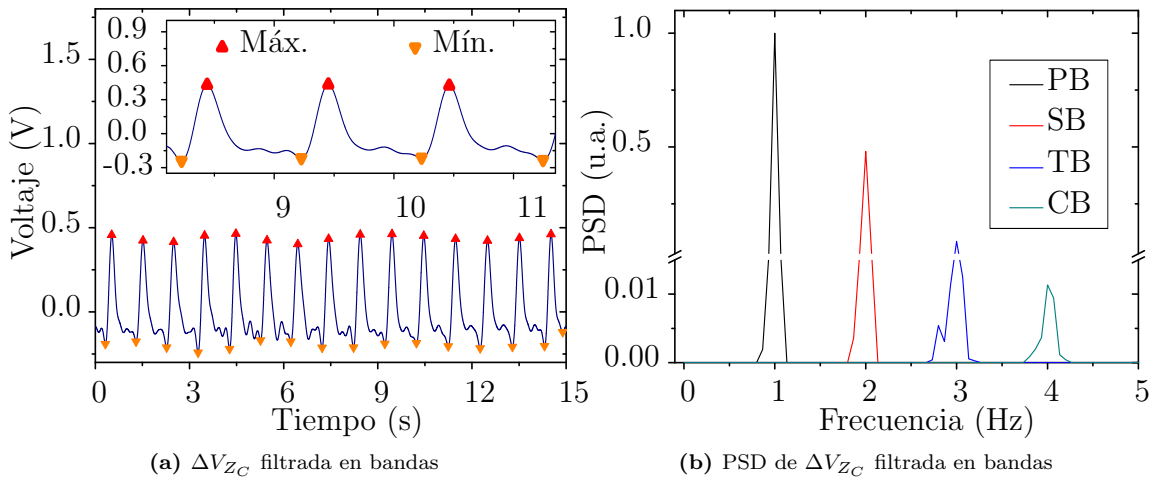
#### 4.6.1. Comparación temporal y frecuencial de las señales de ECG y pletismografía cardiaca por bioimpedancia

Con la finalidad de identificar a las bandas que aportaron la mayor cantidad de información del ciclo cardiaco y de tener más control sobre las fuentes de ruido, se decidió aplicar nuestro filtro digital de índices sobre los datos de  $\Delta V_{Z_C}$  ([figura 4.16a](#)) con un ancho de banda de 0.8 – 10 Hz y una vez filtrada la señal, se procedió a normalizarla al dividir sus datos entre su máxima amplitud (512.39 mV). En la [figura 4.17a](#) se puede apreciar la comparación de  $\Delta V_{Z_C}$  con los datos normalizados del ECG, en esta se observa que ambas señales poseen una relación de un ciclo por segundo aproximadamente y que después del filtro digital, la señal de pletismografía se encuentra sobre una línea base.

Por su parte, el espectro de frecuencias de ambas señales ([figura 4.17b](#)) muestra un empalme de cuatro anchos de banda con amplitudes escalonadas, la primera banda (PB) entre 0.86 – 1.13 Hz (poco apreciable por la normalización de espectros respecto a la amplitud de este pico), la segunda banda (SB) entre 1.86 – 2.13 Hz, la tercera banda (TB) entre 2.73 – 3.2 Hz y la cuarta banda (CB) entre 3.8 – 4.2 Hz. De lo anterior, se infiere que el motivo por el cual no se logró recuperar a la morfología de la señal de pletismografía cardiaca en la [sección 4.3.2](#), es por la pérdida de la



**Figura 4.17:** (a) Componente cardiaca de pletismografía ( $\Delta V_Z \approx \Delta V_{Z_C}$ ) filtrada con zoom indexado de 8.2 – 11.2 s, (b) PSD de  $\Delta V_{Z_C}$  filtrada con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.



**Figura 4.18:** (a)  $\Delta V_{ZC}$  obtenida a partir del filtro de bandas con zoom indexado de 8.2–11.2 s, (b) PSD de las bandas aisladas (PB, SB, TB y CB) obtenidas a partir del espectro de la [figura 4.17b](#).

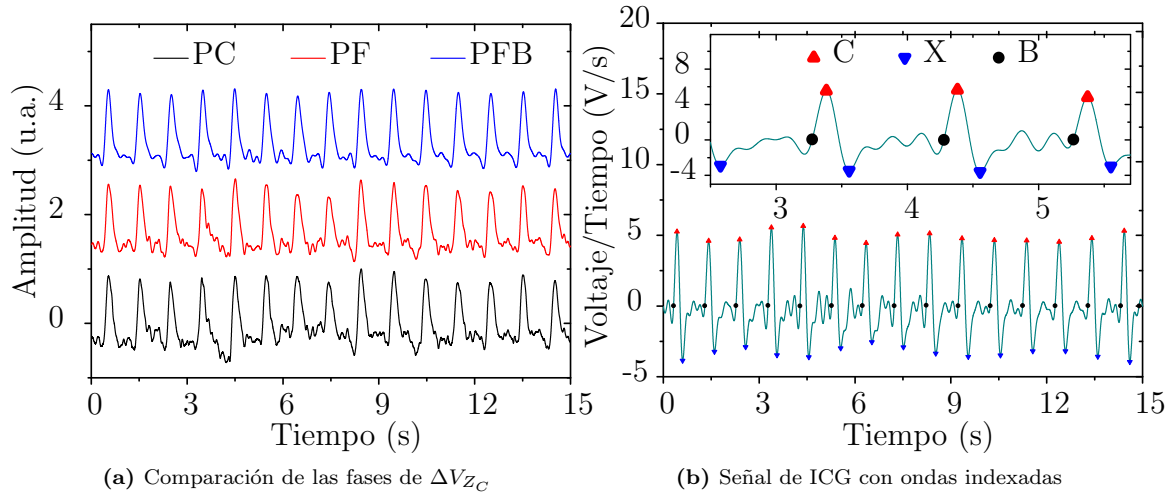
proporcionalidad entre las amplitudes de PB, SB y TB, así como también por la desaparición de CB ([figura 4.10b](#)).

#### 4.6.2. Filtro paso bandas entre las bandas empalmadas de ECG y de pletismografía cardiaca por bioimpedancia

Análogo a lo reportado en la [sección 4.3.3](#) y con la finalidad de suprimir a los picos de la [figura 4.17b](#) que no se empalmaran entre los espectros del ECG y  $\Delta V_{ZC}$ , se procedió a usar nuestro filtro digital para aislar a las bandas PB, SB, TB y CB de manera independiente. Una vez aisladas, se sumaron y se regresó la señal al dominio temporal mediante la transformada de Fourier inversa. En la [figura 4.18a](#) se puede apreciar que la morfología de  $\Delta V_{ZC}$  se define mejor después de suprimir las bandas no empalmadas de la [figura 4.17b](#). Asimismo, en esta se muestra la indexación de los máximos y mínimos de la señal de pletismografía cardiaca encontrados con la función `findpeaks` de Matlab (valores encontrados a partir de un procedimiento análogo a lo reportado en la [sección 4.1.3](#)), algoritmo que según la [figura 4.18a](#) posee un 100% de precisión para el etiquetado de puntos críticos.

### 4.7. Señal de cardiografía por impedancia eléctrica y su análisis de bandas

En la [figura 4.19a](#) se muestra la comparación de la señal de pletismografía cardiaca en sus diversas fases de adquisición y filtrado. En esta, se resalta el incremento de la relación señal a ruido y esto es de vital importancia porque a partir de la señal filtrada en bandas (PFB) se obtiene a la señal de cardiografía por impedancia (ICG). Matemáticamente, la señal de ICG se expresa como la derivada temporal de  $\Delta Z_C$ , aunque para fines de prácticos, en este trabajo obtendremos a ICG en términos de voltaje, es decir,  $\Delta V_{ZC}$  ([ecuación \(3.14b\)](#)). Algo que no se mencionó, es que el etiquetado de las ondas que componen a la señal de ICG no es trivial y en parte esto se



**Figura 4.19:** (a) Comparación de las señales de pletismografía cardiaca cruda (PC), pletismografía cardiaca con filtro de 0.8 – 10 Hz (PF) y pletismografía cardiaca con filtro de bandas empalmadas con el ECG (PB), (b) Señal de cardiografía por impedancia (ICG).

debe a que existe muy poca variabilidad entre las amplitudes de estas [1], [5], [13]. De tal forma, que las ondas más sencillas de etiquetar son la onda C y la onda X, ya que estas corresponden al máximo y al mínimo general de cada ciclo cardiaco y en este trabajo fueron localizadas mediante la función `find Peaks` de Matlab.

Por otra parte, identificar a la onda B con precisión es una tarea vigente y tan compleja como el separar a  $\Delta V_{Z_{IN}}$  de  $\Delta V_{Z_C}$  sin dañar su morfología, por lo que diversos autores han reportado múltiples métodos de procesamiento digital para localizar a B [46], [58]-[61]. Sin embargo, la eficiencia y el mecanismo de operación de estos métodos depende del concepto que se tome de la onda B, ya que algunas fuentes bibliográficas definen a B como el punto previo a la onda C en donde la señal de ICG se vuelve cero [1], [5], [12], [20], [38], [62], otras fuentes lo definen como el punto previo a C en donde el crecimiento de  $dV_Z/dt$  es máximo [47], [58], [61] y otras fuentes definen a B como el mínimo local previo a la onda C [4], [63]. Cabe resaltar que para fines prácticos, todos estos criterios son aceptables [58] y la selección de uno u otro depende del autor [46], [58].

Para este estudio, se decidió tomar a B como el punto previo a C en donde  $ICG = 0$  y asimismo se optó por inferir la localización de las ondas B a partir de analizar al problema como un simple ejercicio de optimización de parámetros. De tal forma que partimos de considerar a  $\Delta V_{Z_C}(t)$  como una función polinómica de grado N, dependiente del tiempo y continua en el intervalo de 0 – 15 s, donde los máximos ( $X_{Máx.}$ ) y mínimos ( $X_{Mín.}$ ) de la figura 4.18a pueden ser considerados como los enésimos puntos críticos de la función. Por lo que

$$ICG = \Delta V'_{Z_C}(t) = \frac{dV_Z}{dt}, \quad (4.2)$$

y para encontrar los puntos en los que  $dV_Z/dt = 0$  antes de la onda C, basta con evaluar a  $X_{Mín.}$  en la derivada. Con esta idea en mente, se desarrolló un algoritmo

**Tabla 4.1:** Comparación de los parámetros fisiológicos reportados en la bibliografía contra los obtenidos experimentalmente a partir de las señales de ICG, ECG y  $\Delta Z_C$  [1], [12], [52].

Parámetro	Promedio	STD	Rango	Referencias [13]
HR <sub>ECG</sub> (bpm)	60	2	58—64	58—96
HR <sub>ICG</sub> (bpm)	60	2	58—64	58—96
HR <sub>PFB</sub> (bpm)	60	2	58—64	58—96
Z <sub>0</sub> ( $\Omega$ )	28	0.2	26—30	20—35
$(dZ/dt)_{\text{Máx.}}$ ( $\Omega/s$ )	1.1645	0.08	1.05—1.33	0.4—2.4
LVET (ms)	300	15.6	276—325	*
PEP (ms)	120	12.5	102—148	*
STR (u.a.)	0.4	0.05	0.33—0.51	0.3—0.5
TFC ( $k\Omega^{-1}$ )	35	0.28	35.4—36.1	21—37
SV (ml/latido)	64	4.93	58.3—74.1	60—130
CO (L/min)	4	0.29	3.5—4.45	3—8.5
RR (ms)	997	17.3	974—1021	625—1000

en Matlab en el que se localizara la amplitud de  $dV_Z(t)/dt$  correspondiente con los valores de  $X_{\text{Mín.}}$  y dicha correlación se tomó como onda B.

En la [figura 4.19b](#) se observa la señal de ICG con las ondas B, C y X indexadas con un 100% de precisión en su detección. Cabe resaltar que el definir a B como el punto en el que  $dV_Z/dt = 0$  antes de la onda C, no es el criterio más utilizado en la bibliografía. Esto debido a que el Hardware de los sistemas de pletismografía es incapaz de rechazar por completo a las componentes de DC ocasionadas por los artefactos de movimiento e inclusive la respiración, lo cual termina ocasionando que la señal de  $dV_Z/dt$  posea un offset considerable y sea imposible aplicar el concepto de B antes mencionado [58], [60]. Sin embargo, la aplicación de nuestro filtro digital de índices, permite retirar por completo las fuentes de ruido más comunes y aislar la información relevante de  $\Delta V_Z(t)$  y por consiguiente, de  $dV_Z(t)/dt$  ([figura 4.19](#)). Por último, es importante que mencionar que existe un algoritmo de procesamiento digital con un 90 – 95% de precisión para el indexado de B [59], pero no se tenía precedente de algún método que poseyera un 100% de fiabilidad para el etiquetado de la onda B, hasta ahora.

## 4.8. Parámetros fisiológicos calculados

En la [tabla 4.1](#) se muestran los parámetros calculados con las señales de ICG, ECG y  $\Delta Z_C$ . De estos, podemos asegurar que nuestro sistema de pletismografía por impedancia eléctrica no sólo logró adquirir correctamente la morfología de las señales, sino que además es un sistema confiable para el cálculo de algunos parámetros hemodinámicos. Cabe resaltar que el PEP y el LVET no se compararon con la bibliografía porque sus valores dependen directamente de la frecuencia cardiaca y de la contractilidad del corazón [13].

*En este capítulo se reafirmó que nuestro sistema de medición por bioimpedan-*

*cia eléctrica es capaz de adquirir señales biológicas asociadas a la actividad electromecánica del corazón de forma confiable. Asimismo, se logró demostrar que el algoritmo espectral de índices implementado en este estudio, es capaz de aislar de manera independiente y eficaz a cada banda o ancho de banda relevantes para nuestras señales de ECG e ICG sin dañar su morfología. Y por último, se llegó a que nuestro criterio de etiquetado de ondas tiene un 100% de eficiencia para la configuración de electrodos establecida.*

# Capítulo 5

## Conclusiones

### 5.1. Instrumentación

En cuanto al desarrollo del hardware, podemos concluir que se logró instrumentar un sistema de adquisición para señales de bioimpedancia eléctrica de manera satisfactoria. Sin embargo, se encontraron ciertas complicaciones experimentales que la teoría no contempló en su momento. Tal es el caso del demodulador de onda completa, ya que si bien, esta parte del sistema fue diseñada para extraer el valor rms del voltaje medido en el tórax, la señal extraída del demodulador poseía una ligera amplificación. Lo anterior se atribuye a que los filtros pasa bajas empleados en la *etapa 2* contaban con un ancho de banda de 48 Hz, esto con el propósito de no suprimir información relevante de la actividad electromecánica del corazón. No obstante, el desarrollo teórico no contó con el ruido proveniente de todas las señales escondidas dentro de este BW y esto terminó ocasionando una contribución de voltaje extra al voltaje rms de la señal.

Aún así, en los resultados del capítulo anterior, se logró observar que el voltaje rms de las señales ya mostraba indicios de la señal de pletismografía y esto es algo que no ha sido reportado en la bibliografía. Lo cual puede deberse a que en los estudios previos, generalmente se utilizan sistemas sencillos de rectificación de media onda y esto reduce la calidad de la señal. Por otra parte, se recomienda no dar una amplificación a los OpAmp en cada etapa de nuestro sistema. Ya que aunque aparentemente esto involucre una mejor definición de las señales en cada fase de la instrumentación, la amplificación no suele ser exacta y esto dificulta el cálculo de los parámetros fisiológicos que requieren una medición precisa de las amplitudes.

### 5.2. Filtrado digital

La base de los resultados obtenidos a partir de las señales de ECG, ICG y NI, es el filtro digital de índices desarrollado en este trabajo. Con este pudimos definir los rangos óptimos de los cuales se podía extraer la morfología de cada señal adquirida. Y aunque no se haya logrado separar a  $\Delta Z_C$  de  $\Delta Z_{NI}$  en las mediciones en las que se mantuvo una respiración basal, se llegó a determinar que este no es un problema de



procesamiento digital, sino físico. Ya que  $\Delta Z_{NI}$  genera una interferencia destructiva o atenuaciones en algunas bandas del espectro de  $\Delta Z_C$ , lo cual termina provocando la destrucción de su morfología. Sin embargo, como nuestro filtro puede aislar individualmente a las bandas del espectro de  $\Delta Z_C$ , se puede amplificar cada banda de manera controlada y así, dar una aproximación muchísimo mejor de la señal en comparación de lo que está reportado en la bibliografía para adquisiciones conjuntas de  $\Delta Z_C$  y  $\Delta Z_{NI}$ . Es por esto que podemos concluir que el filtro digital de índices es óptimo para el procesamiento de señales biológicas, además de no causar desfases temporales o atenuaciones en la amplitud.

Por otra parte, se espera que este algoritmo de procesamiento de señales se aplique para el tratamiento de todos aquellos fenómenos físicos que cuenten con una componente de DC y requieran retirarla de manera precisa sin comprometer el resto de los datos. Por ejemplo, los espectros generados por las espectroscopias vibracionales Raman e IR, los cuales suelen estar montados sobre una señal de fluorescencia que genera un offset de amplitud variable en todo el espectro.

### 5.3. Etiquetado de máximos y mínimos locales

Respecto al procesamiento digital, se concluye que el algoritmo de reconocimiento de subondas para el ICG, es el más efectivo de los métodos reportados hasta el momento en la bibliografía. Cabe resaltar que esto es gracias al abordaje del problema en términos de un ejercicio de optimización y a la fusión de datos establecida entre las señales de  $\Delta Z_C$  e ICG. Asimismo, el mecanismo de etiquetado para los puntos críticos locales y generales empleado sobre  $\Delta Z_C$ , ICG,  $\Delta Z_{NI}$  y ECG en términos de los valores rms de las señales, mostró una precisión del 100 %, lo cual supera al algoritmo por excelencia de la bibliografía, es decir, el método de Pan-Tompkins.

## Trabajo futuro

Puesto a que en este trabajo se llegó a que la morfología de la señal de pletismografía cardíaca no puede ser reconstruida por la atenuación física que existe entre los ciclos cardíaco y respiratorio. Se propone que como trabajo futuro se modifique el Hardware implementado, esto con la finalidad de emplear una etapa analógica diferencial en la que se pueda comparar el voltaje de respuesta del cuerpo con un arreglo de electrodos colocados en puntos lejanos al tórax. De esta forma, se eliminaría la interferencia destructiva de las señales y se podría comprobar si el filtro de frecuencias es óptimo para recuperar la morfología de las señales. Aunado a esto, se propone el desarrollo de un protocolo experimental en el que se registren los datos de múltiples sujetos sanos y también con antecedentes de comorbilidades cardiovasculares, esto para generar una estadística de las amplitudes espectrales de las señales de pletismografía cardíaca y la relación de estas con la morfología de la señal, ya que con un sólo voluntario fue imposible de determinar dicha relación.

# Capítulo 6

## Apéndice

### 6.1. Algoritmo del filtro digital de índices

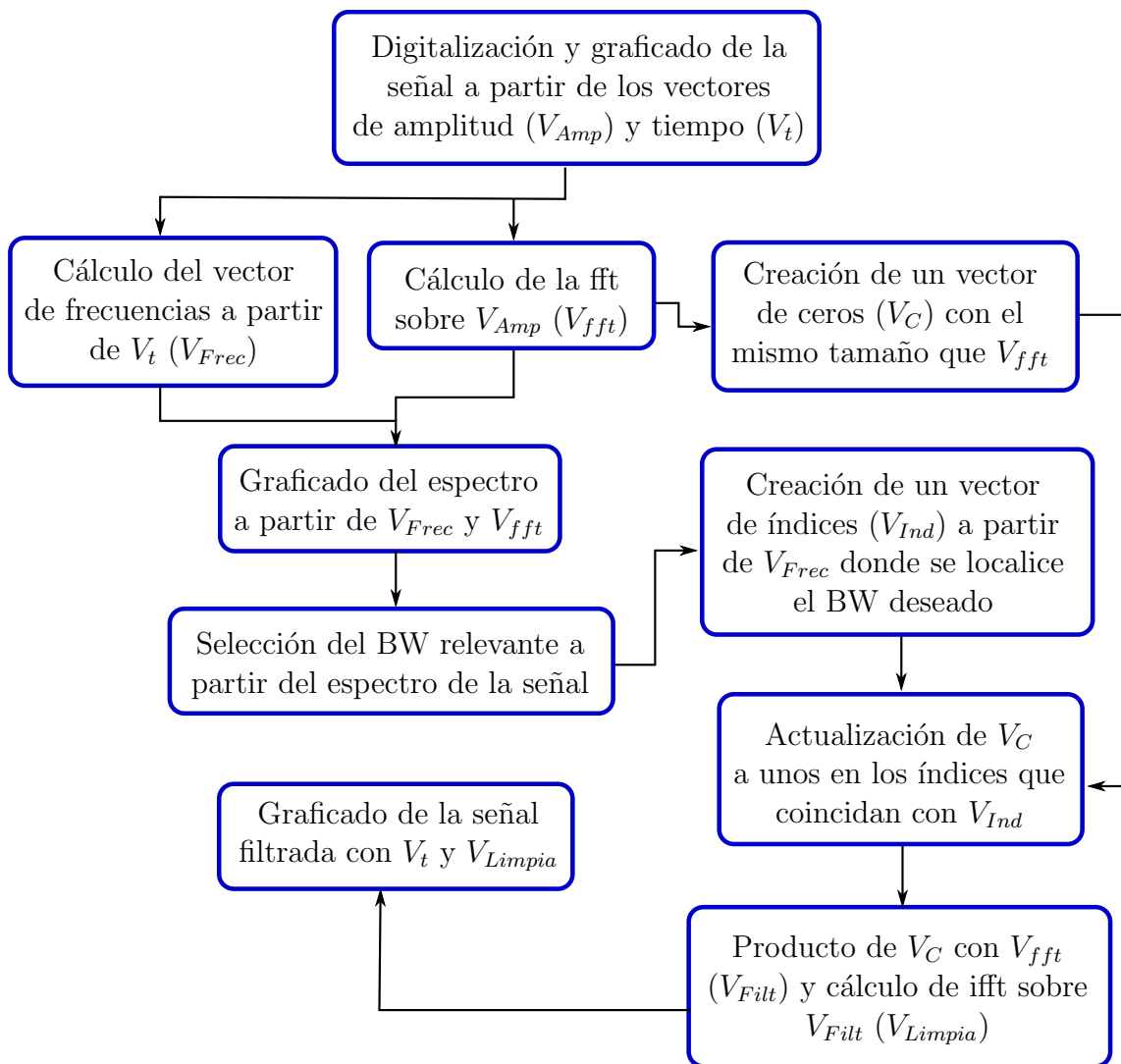


Figura 6.1: Algoritmo de filtrado espectral de índices

## 6.2. Algoritmo de detección de bandas para ECG

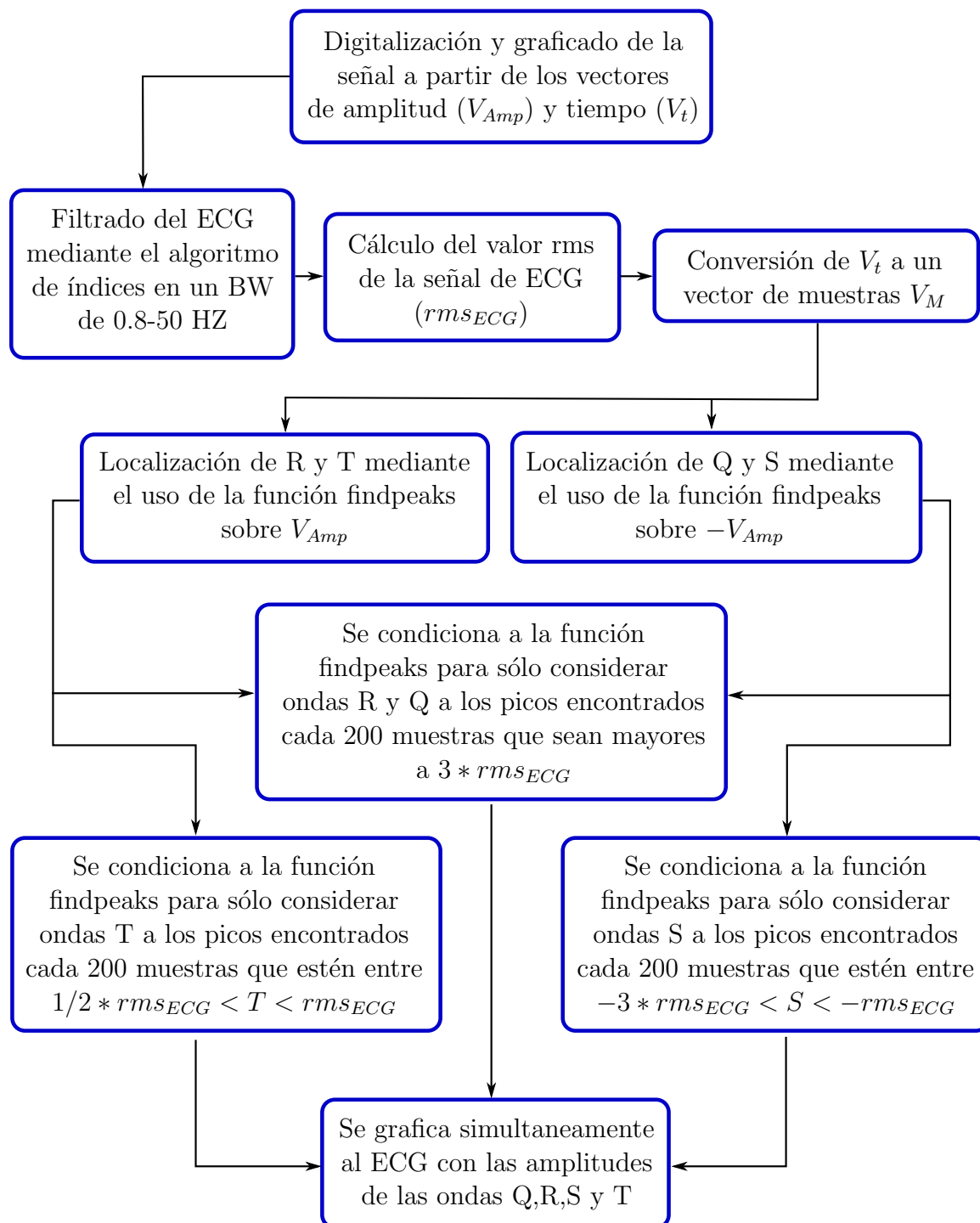
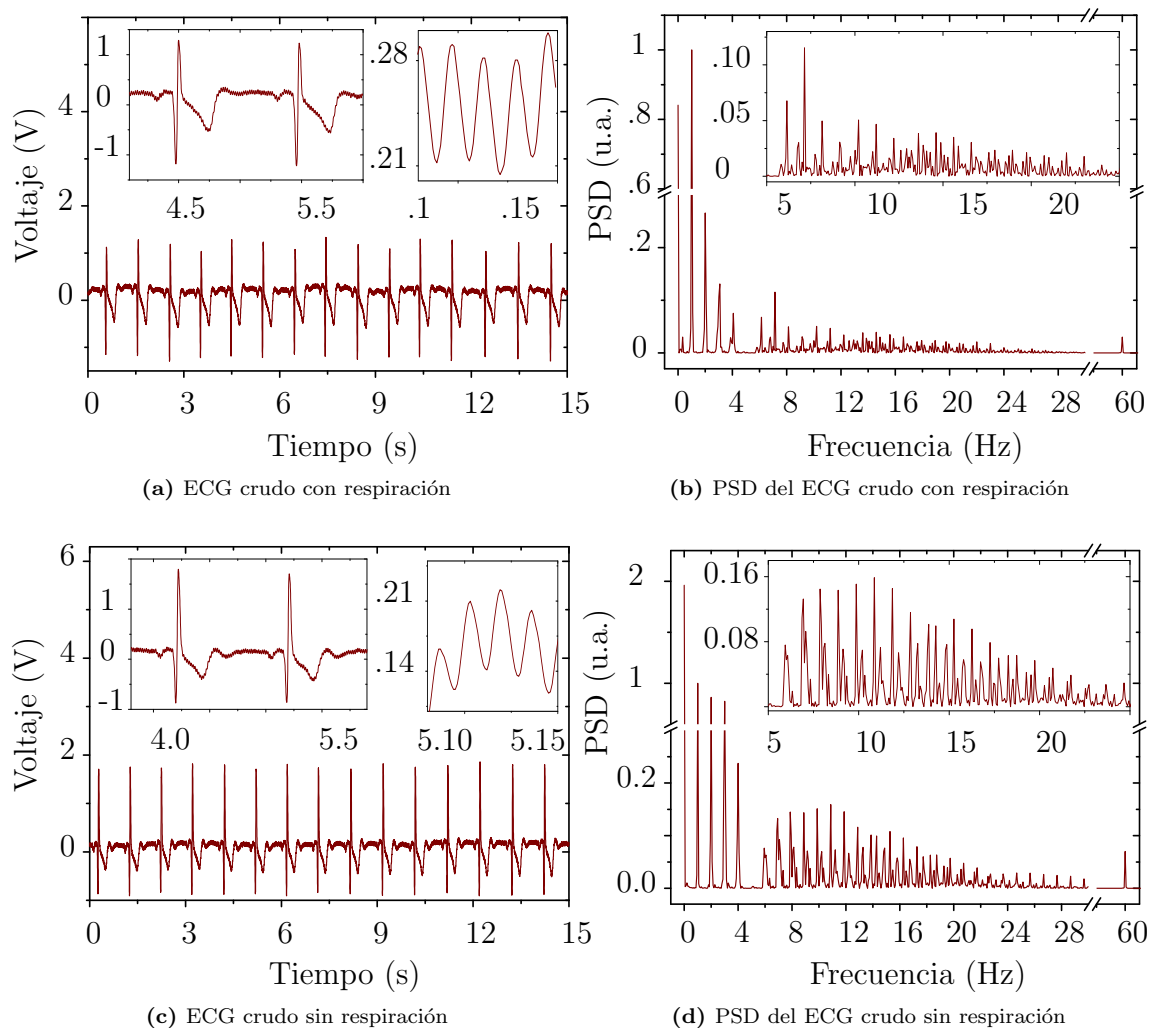


Figura 6.2: Algoritmo de detección de sub-ondas para ECG.

### 6.3. Comparación de las señales de electrocardiografía con respiración y sin respiración



**Figura 6.3:** (a) Electrocardiograma crudo y zoom indexado de 3.8 – 5.9 s, (b) PSD del ECG crudo con normalización respecto a la amplitud del pico situado en 1 Hz.

# Bibliografía

- [1] N. C. S. Capela, “Impedance cardiography,” Tesis doct., 2013.
- [2] V. Trujillo Arias, “Control en tiempo discreto de lazos de realimentación de corriente en el contexto de la bioimpedancia,” 2017.
- [3] W. Uribe, M. Duque y E. Medina, “Electrocardiografía y arritmias,” *Clinica Medellín. Editorial PLA Export Bogotá DC*, págs. 41-5, 2005.
- [4] P. Dehkordi, F. Khosrow-Khavar, M. Di Rienzo et al., “Comparison of different methods for estimating cardiac timings: a comprehensive multimodal echocardiography investigation,” *Frontiers in physiology*, pág. 1057, 2019.
- [5] H. Yazdanian, A. Mahnam, M. Edrisi y M. A. Esfahani, “Design and implementation of a portable impedance cardiography system for noninvasive stroke volume monitoring,” *Journal of medical signals and sensors*, vol. 6, n.º 1, pág. 47, 2016.
- [6] M. Klum, T. Tigges, A. Pielmus, A. Feldheiser y R. Orglmeister, “Impedance Plethysmography for Respiratory Flow and Rate Estimation using Multilayer Perceptrons,” *Int. J. Bioelectromagn*, vol. 21, págs. 34-47, 2019.
- [7] S. Grimnes y O. G. Martinsen, *Bioimpedance and bioelectricity basics*. Academic press, 2011.
- [8] S. Mansouri, T. Alhadidi y M. B. Azouz, “Breast Cancer Detection Using Low-Frequency Bioimpedance Device,” *Breast Cancer: Targets and Therapy*, vol. 12, pág. 109, 2020.
- [9] J. Liu, X. Qiao, M. Wang, W. Zhang, G. Li y L. Lin, “The differential Howland current source with high signal to noise ratio for bioimpedance measurement system,” *Rev. Sci. Instrum.*, vol. 85, n.º 5, pág. 055111, 2014.
- [10] L. Quesada Leyva, C. C. León Ramentol, J. Betancourt Bethencourt y E. Nicolau Pestana, “Elementos teóricos y prácticos sobre la bioimpedancia eléctrica en salud,” *Revista Archivo Médico de Camagüey*, vol. 20, n.º 5, págs. 565-578, 2016.
- [11] D. Naranjo-Hernández, J. Reina-Tosina, L. M. Roa et al., “Smart bioimpedance spectroscopy device for body composition estimation,” *Sensors*, vol. 20, n.º 1, pág. 70, 2020.
- [12] G. Cybulski, *Ambulatory Impedance Cardiography. The Systems and their Applications. Series: Lecture Notes in Electrical Engineering, 2011, Berlin and Heidelberg*.

- [13] R. N. Leão y P. M. D. Silva, “Impedance cardiography in the evaluation of patients with arterial hypertension,” *International Journal of Cardiovascular Sciences*, vol. 32, págs. 61-69, 2019.
- [14] B. H. Brown, R. H. Smallwood, D. C. Barber, P. Lawford y D. Hose, *Medical Physics and Biomedical Engineering: Medical Science Series*. CRC Press, 2017.
- [15] R. P. Patterson, “Fundamentals of impedance cardiography,” *IEEE Engineering in Medicine and Biology magazine*, vol. 8, n.º 1, págs. 35-38, 1989.
- [16] J. Nyboer, S. Bango, A. Barnett y R. Halsey, “Radiocardiograms: electrical impedance changes of the heart in relation to electrocardiograms and heart sounds,” *J Clin Invest*, vol. 19, n.º 5, págs. 773-8, 1940.
- [17] J. Bour y J. Kellett, “Impedance cardiography—A rapid and cost-effective screening tool for cardiac disease,” *European journal of internal medicine*, vol. 19, n.º 6, págs. 399-405, 2008.
- [18] B. B. Sramek, D. Rose y A. Miyamoto, “Stroke volume equation with a linear base impedance model and its accuracy, as compared to thermodilution and magnetic flowmeter techniques in humans and animals,” en *Proceedings of the Sixth International Conference on Electrical Bioimpedance, Zadar, Yugoslavia*, vol. 38, 1983.
- [19] D. P. Bernstein, “A new stroke volume equation for thoracic electrical bioimpedance: theory and rationale,” *Critical care medicine*, vol. 14, n.º 10, págs. 904-909, 1986.
- [20] S.-H. Liu, J.-J. Wang, C.-H. Su y D.-C. Cheng, “Improvement of left ventricular ejection time measurement in the impedance cardiography combined with the reflection photoplethysmography,” *Sensors*, vol. 18, n.º 9, pág. 3036, 2018.
- [21] R. Pethig, “Dielectric properties of body tissues,” *Clinical Physics and Physiological Measurement*, vol. 8, n.º 4A, pág. 5, 1987.
- [22] E. N. Marieb, *Anatomía y fisiología humana*. Pearson Educación, 2008.
- [23] D. U. Silverthorn, *Fisiología humana/Human Physiology: Un enfoque integrado. Incluye Sitio Web/An integrated approach*. Ed. Médica Panamericana, 2008.
- [24] J. A. Garcia-Porrero, J. M. Hurlé y G. B. Padilla, *Anatomía humana*. McGraw-Hill/Interamericana de España, 2005.
- [25] J. B. West, *Fisiología respiratoria*. Panamericana, 2005.
- [26] N. Blasco Angulo et al., “EndoG influye en el crecimiento y la proliferación celular con impacto en el desarrollo de tejidos y la progresión tumoral,” Tesis doct., Universitat de Lleida, 2017.
- [27] D. Burkoff, “Mechanical properties of the heart and its interaction with the vascular system,” *Cardiac Physiology*, vol. 46, págs. 1-23, 2002.
- [28] M. Xin, E. N. Olson y R. Bassel-Duby, “Mending broken hearts: cardiac development as a basis for adult heart regeneration and repair,” *Nature reviews Molecular cell biology*, vol. 14, n.º 8, págs. 529-541, 2013.

- [29] H. P. Schwan, "Biological effects of non-ionizing radiations: cellular properties and interactions," *Annals of biomedical engineering*, vol. 16, n.º 3, págs. 245-263, 1988.
- [30] D. J. Griffiths, *Introduction to electrodynamics*, 2005.
- [31] C. Peratta y A. Peratta, *Modelling the human body exposure to elf electric fields*. WIT Press, 2010, vol. 47.
- [32] R. G. R. Chavarría, "Sistema de medición multifrecuencia de impedancia eléctrica en tejidos biológicos," Tesis doct., 2019.
- [33] H. P. Schwan, "Electrical properties of tissue and cell suspensions," en *Advances in biological and medical physics*, vol. 5, Elsevier, 1957, págs. 147-209.
- [34] D. G. Abad, "Development of a capacitive bioimpedance measurement system," *RWTH Aachen University*, 2009.
- [35] A. S. Tucker, R. M. Fox y R. J. Sadleir, "Biocompatible, high precision, wide-band, improved Howland current source with lead-lag compensation," *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 7, n.º 1, págs. 63-70, 2012.
- [36] D. Bouchaala, O. Kanoun y N. Derbel, "High accurate and wideband current excitation for bioimpedance health monitoring systems," *Measurement*, vol. 79, págs. 339-348, 2016.
- [37] H. Nouri, D. Bouchaala, R. Gargouri y O. Kanoun, "Stability Analysis for Howland Current Source for Bioimpedance Measurement," en *2021 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, IEEE, 2021, págs. 1-6.
- [38] V. D. Hai, L. H. P. Trung, P. M. Hung et al., "Design of noninvasive hemodynamic monitoring equipment using impedance cardiography," en *International Conference on the Development of Biomedical Engineering in Vietnam*, Springer, 2018, págs. 3-9.
- [39] J.-J. Wang, W.-C. Hu, T. Kao, C.-P. Liu, S.-K. Lin et al., "Development of forearm impedance plethysmography for the minimally invasive monitoring of cardiac pumping function," *Journal of Biomedical Science and Engineering*, vol. 4, n.º 02, pág. 122, 2011.
- [40] *NI USB-6001 Specifications*, National Instruments, abr. de 2022.
- [41] M. Heideman, D. Johnson y C. Burrus, "Gauss and the history of the fast Fourier transform," *IEEE ASSP Magazine*, vol. 1, n.º 4, págs. 14-21, 1984.
- [42] P. Stoica, R. L. Moses et al., *Spectral analysis of signals*. Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2005, vol. 452.
- [43] L. A. Luengas y D. C. Toloza, "Análisis frecuencial y de la densidad espectral de potencia de la estabilidad de sujetos amputados," *TecnoLógicas*, vol. 23, n.º 48, págs. 3-18, 2020.
- [44] J. Pan y W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE transactions on biomedical engineering*, n.º 3, págs. 230-236, 1985.

- [45] N. Amrani El Yaakoubi et al., “Procesamiento del complejo QRS característico del electrocardiograma (ECG),” 2020.
- [46] D. L. Lozano, G. Norman, D. Knox et al., “Where to B in  $dZ/dt$ ,” *Psychophysiology*, vol. 44, n.º 1, págs. 113-119, 2007.
- [47] M. R. Scudder, J. R. Jennings, C. M. DuPont et al., “Dual impedance cardiography: An inexpensive and reliable method to assess arterial stiffness,” *Psychophysiology*, vol. 58, n.º 7, e13772, 2021.
- [48] J. A. Berkebile, S. Mabrouk, V. Ganti, A. Srivatsa, J. Sanchez-Perez y O. Inan, “Towards Estimation of Tidal Volume and Respiratory Timings via Wearable-Patch-Based Impedance Pneumography in Ambulatory Settings,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2021.
- [49] P. Aqueveque, B. Gómez, E. Monsalve et al., “Simple Wireless Impedance Pneumography System for Unobtrusive Sensing of Respiration,” *Sensors*, vol. 20, n.º 18, pág. 5228, 2020.
- [50] H. Jung, S. Mabrouk y O. T. Inan, “Impedance Pneumography: Assessment of Dual-Frequency Calibration Approaches,” en *2021 IEEE 17th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, IEEE, 2021, págs. 1-4.
- [51] M. Klum, M. Urban, A.-G. Pielmus y R. Orglmeister, “Wearable Impedance Pneumography,” *Current Directions in Biomedical Engineering*, vol. 6, n.º 3, págs. 233-236, 2020.
- [52] M. Cieslak, W. S. Ryan, A. Macy et al., “Simultaneous acquisition of functional magnetic resonance images and impedance cardiography,” *Psychophysiology*, vol. 52, n.º 4, págs. 481-488, 2015.
- [53] J. M. Ernst, D. A. Litvack, D. L. Lozano, J. T. Cacioppo y G. G. Berntson, “Impedance pneumography: Noise as signal in impedance cardiography,” *Psychophysiology*, vol. 36, n.º 3, págs. 333-338, 1999.
- [54] Y. M. Mughal, A. Krivoshei y P. Annus, “Separation of cardiac and respiratory components from the electrical bio-impedance signal using PCA and fast ICA,” *arXiv preprint arXiv:1307.0915*, 2013.
- [55] C. Pichler, S. Ranftl, A. Heller, E. Arrigoni y W. von der Linden, “Bayesian source separation of electrical bioimpedance signals,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 67, pág. 102 541, 2021.
- [56] A. Krivoshei, M. Min, T. Parve y A. Ronk, “An adaptive filtering system for separation of cardiac and respiratory components of bioimpedance signal,” en *IEEE International Workshop on Medical Measurement and Applications, 2006. MeMea 2006.*, IEEE, 2006, págs. 10-15.
- [57] M. Butsenko, O. Martens, A. Krivosei e Y. Le Moullec, “Sparse reconstruction method for separating cardiac and respiratory components from electrical bioimpedance measurements,” *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 24, n.º 5, págs. 57-61, 2018.



- [58] M. Forouzanfar, F. C. Baker, M. de Zambotti, C. McCall, L. Giovangrandi y G. T. Kovacs, "Toward a better noninvasive assessment of preejection period: A novel automatic algorithm for B-point detection and correction on thoracic impedance cardiogram," *Psychophysiology*, vol. 55, n.º 8, e13072, 2018.
- [59] G. G. Berntson, D. L. Lozano, Y.-J. Chen y J. T. Cacioppo, "Where to Q in PEP," *Psychophysiology*, vol. 41, n.º 2, págs. 333-337, 2004.
- [60] A. Sherwood, M. T. Allen, J. Fahrenberg, R. M. Kelsey, W. R. Lovallo y L. J. Van Doornen, "Methodological guidelines for impedance cardiography," *Psychophysiology*, vol. 27, n.º 1, págs. 1-23, 1990.
- [61] J. R. Árbol, P. Perakakis, A. Garrido, J. L. Mata, M. C. Fernández-Santaella y J. Vila, "Mathematical detection of aortic valve opening (B point) in impedance cardiography: A comparison of three popular algorithms," *Psychophysiology*, vol. 54, n.º 3, págs. 350-357, 2017.
- [62] A. Sherwood, M. T. Allen, J. Fahrenberg, R. M. Kelsey, W. R. Lovallo y L. J. Van Doornen, "Methodological guidelines for impedance cardiography," *Psychophysiology*, vol. 27, n.º 1, págs. 1-23, 1990.
- [63] I. B. Salah, R. De la Rosa, K. Ouni y R. B. Salah, "Automatic diagnosis of valvular heart diseases by impedance cardiography signal processing," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 57, pág. 101 758, 2020.