



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

SISMOCARDIOGRAFÍA INTELIGENTE:  
BIOSENSOR PARA CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE EVENTOS  
CARDIOVASCULARES

TESIS PARA OPTAR POR EL GRADO DE:  
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:  
OMAR YAIR LÓPEZ RICO

TUTOR PRINCIPAL  
DR. ROBERTO GIOVANNI RAMÍREZ CHAVARRÍA  
INSTITUTO DE INGENIERÍA

MÉXICO, CIUDAD DE MÉXICO. JUNIO 2022



Universidad Nacional  
Autónoma de México



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

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

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

**JURADO ASIGNADO:**

Presidente: Dr. Qureshi Naser  
Secretario: Dr. Hernández Cordero Juan A.  
1<sup>er</sup>. Vocal: Dr. Ramírez Chavarría Roberto G.  
2<sup>do</sup>. Vocal: Dra. Sánchez Pérez Celia Angelina  
3<sup>er</sup>. Vocal: Dr. Velasco Segura Roberto

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

**TUTOR DE TESIS:**

Dr. Ramírez Chavarría Roberto Giovanni.

---

**FIRMA**

*A mi madre.*

# Agradecimientos

Esta tesis fue realizada gracias al apoyo de:

- Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) gracias la beca para estudios de maestría, brindada durante 24 meses (CVU: 1084874).
- Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación e Innovación Tecnológica (PAPIIT) a través del proyecto UNAM-PAPIIT TA100221.

Esta investigación no podría haberse completado sin la ayuda de muchas personas. Aquellas que se mencionan a continuación son las que contribuyeron directamente a esta tesis, sin embargo, muchas otras me han ayudado en el camino.

Quisiera agradecer primeramente a mi asesor, el Dr. Roberto Giovanni Ramirez Chavarría. Por su constante orientación y apoyo tanto en el ámbito académico como personal. De verdad agradezco su dedicación y paciencia.

Además, agradezco enormemente a mis profesores del Posgrado de Ingeniería quienes me han ayudado, aconsejado y corregido en innumerables ocasiones. Al mismo tiempo, agradezco a mis compañeros de posgrado, quienes me inspiraron para convertirme en un mejor alumno e investigador.

Agradezco a mis eternos amigos. Especialmente a Juan Carlos Salcedo por su constante guía en el ámbito electrónico y de modelado; a Gerardo Santos por sus comentarios y reflexiones sobre mi tema de investigación así como asesoría en el ámbito matemático, de igual forma agradezco a Alejandro Romero por su perspectiva en biomedicina y aprendizaje automático.

Agradezco a mi madre, Beatriz Rico, por siempre ser una fuente de apoyo en cada aspecto posible. Por confiar en mí, por aconsejarme, por respaldarme y corregirme cuando fuera necesario.

Por último, agradezco a Ana Karen Jazmín. Gracias por haber estado presente desde el comienzo y hasta el final de esta investigación, en cada uno de mis logros y en cada una de mis caídas. De verdad gracias.

# Resumen

La sismocardiografía (SCG) es un método no invasivo que permite registrar vibraciones mecánicas en la pared torácica asociadas a eventos cardiovasculares. Es posible recuperar la forma de onda característica de la SCG e incluso calcular la frecuencia cardíaca y otros parámetros asociados al ciclo cardiaco a partir de dichas vibraciones utilizando sensores de vibración colocados en el pecho. Para esta tarea el uso de sensores piezoeléctricos se ha visto favorecido en los últimos años por sus características y bajo costo. Sin embargo, deben desarrollarse técnicas sólidas de procesamiento de datos para aumentar su rendimiento y confiabilidad al momento de abordar una tarea como esta. Además, aunque en el pasado se ha estudiado ampliamente la relación entre eventos cardiacos y la morfología SCG, los métodos de procesamiento de señales robustos siguen siendo una tarea desafiante. Por tanto, en este trabajo se propone una metodología para la detección automática de eventos cardiovasculares en la forma de onda SCG a partir de técnicas de aprendizaje automático. Las señales SCG se recuperan de un dispositivo inalámbrico construido alrededor de un sensor piezoeléctrico comercial. Una vez que se miden las señales, se pre-procesan mediante filtrado espectral para, posteriormente, segmentarlas secuencialmente. Cada cuadro de segmentación se procesa entonces mediante un algoritmo de agrupación K-Medias para la identificación automática de eventos SCG. Finalmente, mostramos el rendimiento de la Sismocardiografía Inteligente analizando señales SCG en diferentes condiciones fisiológicas. Los resultados arrojan variaciones temporales menores a 50 ms para los clústers de cada evento cardiovascular y una disimilitud considerable en las formas de onda SCG según el sexo biológico del sujeto de prueba.

# Abstract

Seismocardiography (SCG) is a non-invasive method that allows recording mechanical vibrations in the chest wall associated with cardiovascular events. It is possible to record these vibrations from sensors placed on the chest wall, with which it is possible to retrieve the SCG waveform and even calculate the heart rate and other parameters associated with the cardiac cycle. For this task, the use of piezoelectric sensors has been favored in recent years due to their characteristics and low cost. However, robust data processing techniques must be developed to increase performance and reliability. Furthermore, although the relationship between cardiac events and SCG morphology has been extensively studied in the past, robust signal processing methods remain a challenging task. Therefore, this work proposes a methodology for the automatic detection of cardiovascular events in the SCG waveform from machine learning techniques. The SCG signals are retrieved from a wireless device built around a commercial piezoelectric sensor. Once the signals are measured, they are pre-processed by spectral filtering to subsequently segment them sequentially. A K-Means clustering algorithm then processes each frame for the automatic identification of SCG events. Finally, we show the performance of Smart Seismocardiography by analyzing SCG signals under different physiological conditions. The results show temporary variations of less than 50 ms for the clusters of each cardiovascular event and a considerable dissimilarity in the SCG waveforms according to the biological sex of the test subject.

# Índice general

Dedicatoria	2
Agradecimientos	3
Resumen	4
Abstract	5
Glosario	8
<b>1. Introducción</b>	<b>10</b>
1.1. Antecedentes y motivación . . . . .	10
1.2. Planteamiento del problema . . . . .	13
1.3. Contribución . . . . .	14
1.4. Objetivos . . . . .	16
1.5. Estructura de la tesis . . . . .	16
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>18</b>
2.1. El corazón . . . . .	18
2.1.1. Anatomía y fisiología del corazón . . . . .	18
2.1.2. Ciclo cardiaco . . . . .	19
2.1.3. Aproximaciones del registro cardiaco . . . . .	20
2.2. Sismocardiografía . . . . .	22
2.2.1. Sensores . . . . .	24
2.3. Acondicionamiento de señales piezoeléctricas . . . . .	26
2.3.1. Amplificador en modo voltaje . . . . .	26
2.4. Adquisición de señales digitales . . . . .	27
2.4.1. Dispositivos de audio como sistemas de adquisición de datos . . . . .	28
2.4.2. Dispositivos de audio Bluetooth . . . . .	29
2.4.3. Técnicas de modulación en amplitud . . . . .	30
2.5. Aprendizaje automático . . . . .	32
2.5.1. Aprendizaje automático en SCG . . . . .	32
2.5.2. Algoritmo K-Medias . . . . .	32
2.6. Perfil de matriz . . . . .	33

<b>3. Metodología</b>	<b>37</b>
3.1. Metodología de adquisición . . . . .	38
3.1.1. Sensor y acondicionamiento de la señal . . . . .	38
3.1.2. Adquisición Bluetooth . . . . .	38
3.1.3. Modulación de la señal SCG . . . . .	42
3.1.4. Demodulación espectral . . . . .	44
3.2. Pre-procesamiento de la señal SCG . . . . .	45
3.3. Algoritmo de K-Medias para la agrupación en clústeres de SCG . . . . .	46
3.4. Correlación y segmentación con ECG . . . . .	46
3.5. Segmentación con el perfil de matriz . . . . .	47
<b>4. Resultados</b>	<b>49</b>
4.1. Datos simulados . . . . .	49
4.1.1. Simulación de datos . . . . .	49
4.1.2. Pre-procesamiento . . . . .	49
4.1.3. K-Medias . . . . .	51
4.1.4. Análisis de resultados . . . . .	52
4.2. Pruebas con sistema alámbrico . . . . .	53
4.2.1. Adquisición de datos . . . . .	53
4.2.2. Pre-procesamiento . . . . .	53
4.2.3. K-Medias . . . . .	54
4.2.4. Análisis de resultados . . . . .	54
4.3. Pruebas con sistema inalámbrico Bluetooth . . . . .	56
4.3.1. Adquisición de datos modulados . . . . .	56
4.3.2. Pre-procesamiento . . . . .	58
4.3.3. K-Medias . . . . .	61
4.3.4. Análisis de resultados . . . . .	62
<b>5. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>66</b>
<b>Referencias</b>	<b>69</b>

# Glosario

<b>A2DP</b>	Perfil de Distribución de Audio Avanzado
<b>AC</b>	Cierre de la Válvula Aorta
<b>ADC</b>	Convertidor Analógico Digital
<b>ADP</b>	Algoritmo de Detección de Picos
<b>AM</b>	Modulación en Amplitud
<b>AO</b>	Apertura de la Válvula Aorta
<b>AS</b>	Sístole Auricular
<b>BCG</b>	Balístocardiograma
<b>BPM</b>	Ciclos por Minuto
<b>BT</b>	Bluetooth
<b>CC</b>	Corriente Continua
<b>DABT</b>	Dispositivo de Audio Bluetooth
<b>DAS</b>	Sistema de Adquisición de Datos
<b>DAT</b>	Distorsión Armónica Total
<b>DSB-SC</b>	Modulación de Doble Banda Lateral con Portadora Suprimida
<b>DSP</b>	Procesamiento de Señales Digitales
<b>DTW</b>	Deformación Dinámica de Tiempo
<b>ECG</b>	Electrocardiograma
<b>ECHO</b>	Ecocardiografía
<b>ECV</b>	Enfermedad Cardiovascular
<b>FC</b>	Frecuencia Cardíaca
<b>FFT</b>	Transformada Rápida de Fourier
<b>FPA</b>	Frecuencia paso-altas
<b>FPB</b>	Frecuencia paso-bajas
<b>HFP</b>	Perfil de Manos-Libres
<b>IC</b>	Contracción Isotónica
<b>IFFT</b>	Transformada Inversa de Fourier
<b>IM</b>	Movimiento Isovolumétrico
<b>ITC</b>	Intervalos de Tiempo Cardíacos
<b>IVRT</b>	Tiempo de Relajación Isovolumétrica
<b>LVCT</b>	Tiempo de Contracción Isovolumétrica
<b>LVET</b>	Tiempo de Eyección del Ventrículo Izquierdo

<b>MC</b>	Cierre de la Válvula Mitral
<b>MEMS</b>	Micro-Electromecánicos
<b>ML</b>	Aprendizaje Automático
<b>MO</b>	Apertura de la Válvula Mitral
<b>MP</b>	Perfil de Matriz
<b>NFC</b>	Comunicación de Campo Cercano
<b>PCG</b>	Fonocardiografía
<b>PE</b>	Pico de Eyección Ventricular
<b>PEP</b>	Periodo Previo a la Eyección
<b>PSD</b>	Densidad Espectral de Potencia
<b>RE</b>	Eyección Ventricular Rápida
<b>RF</b>	Llenado Ventricular Rápido
<b>RR</b>	Ritmo Respiratorias
<b>RX</b>	Receptor
<b>SCG</b>	Sismocardiografía
<b>TX</b>	Transmisor
<b>UART</b>	Sistema Universal de Receptor-Transmisor Asíncrono
<b>WD</b>	Dispositivo Portátil

# Capítulo 1

## Introducción

Nuestro cuerpo está constantemente emitiendo información sobre nosotros. Los dispositivos capaces de captar y transmitir señales asociadas a esta información del cuerpo humano son de vital importancia para el seguimiento de enfermedades y el monitoreo durante la actividad física. Por lo que el desarrollo de dispositivos portátiles (WD, Wearable Device) que sean capaces de brindarnos información útil son una tarea vigente que requiere de investigación. Sin embargo, mucha de la tecnología de los WD actuales es de difícil acceso. Por lo que el uso de tecnología inalámbrica basada en Bluetooth ha brindado soluciones viables en la adquisición de datos inalámbricos [1].

Por otra parte, el uso de técnicas de aprendizaje automático (ML, Machine Learning) puede aportar nueva información útil identificando patrones en datos biológicos de forma automática. Esto resulta especialmente relevante debido a que este tipo de datos suelen tener alta variabilidad inter-sujeto e intra-sujeto, ofreciendo así una ventana de oportunidad a la detección oportuna de eventos o anomalías [2] utilizando técnicas de ML no supervisado.

En esta tesis, presentamos la Sismocardiografía Inteligente como una herramienta atractiva para la adquisición y el procesamiento de datos mecánico-cardiovasculares. El sismocardiograma (SCG) se adquiere desde un dispositivo inalámbrico construido alrededor de un diafragma piezoeléctrico de latón. Una vez que se registran las señales, se limpian mediante filtrado espectral, para posteriormente segmentarla secuencialmente y así cada cuadro es procesado mediante un algoritmo de K-Medias para la agrupación y la anotación automática de eventos SCG.

En este capítulo indagaremos en los antecedentes encontrados en la literatura y lo que motiva a esta investigación, además de establecer nuestra contribución y los objetivos establecidos.

### 1.1. Antecedentes y motivación

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) son la causa de muerte número uno en México [3]. La monitorización cardíaca continua es necesaria para el diagnóstico y seguimiento de las ECV. Sin embargo, los sistemas comunes de monitorización de la salud cardíaca son muy costosos y requieren personal médico especializado para

realizar pruebas y diagnósticos, lo que implica que los pacientes deben acudir a los hospitales siempre que necesiten un chequeo. Para sortear tales dificultades, se han propuesto varias técnicas además de la electrocardiografía (ECG), entre las que destaca la sismocardiografía (SCG).

La SCG es una técnica no invasiva para medir las vibraciones en la pared torácica, causadas por procesos mecánicos cardíacos, por ejemplo: cierre y apertura de válvulas cardíacas, cambios en el impulso sanguíneo y movimientos del miocardio [1]. El cambio de volumen, presión y forma del corazón, durante estos procesos mecánicos, produce vibraciones en los tejidos cercanos al corazón generando pulsaciones en la pared torácica [4]. Luego, las pulsaciones se registran desde los sensores de vibración para recuperar la forma de onda SCG, para calcular tanto la frecuencia cardíaca (FC), como evaluar los fenómenos cardiovasculares.

La primera vez que una señal SCG fue reportada fue en 1961 [5]. Sin embargo, el registro de la actividad corporal relacionada con movimientos cardiovascular se propuso mucho antes, con respecto al balistocardiograma (BCG) [6], el fonocardiograma [7], por poner un ejemplo. La técnica SCG no fue aplicada en estudios clínicos sino hasta treinta años más tarde, en 1991, donde el registro SCG de un paciente con isquemia miocárdica fue comparada con los registros de cinco individuos de control sanos [8]. Lo que en ese momento sugirió que la SCG podría resultar útil para monitorear pacientes con ECV. Ese mismo año se propuso que la morfología SCG, es decir, el perfil de la señal, puede prever información sobre los eventos mecánicos durante la sístole y la diástole en el ventrículo izquierdo [9], relacionando trazas adquiridas simultáneamente de SCG, ECG y ecocardiografía (ECHO).

Es posible obtener un registro SCG haciendo uso de sensores de vibración colocados en el pecho del sujeto. En diversas investigaciones se han utilizado diferentes sensores para la medición de SCG [1], se han destacado el uso de acelerómetros, giroscopios y materiales piezoeléctricos [10, 11, 12, 13, 14]. Recientemente, se ha despertado un interés en los sensores piezoeléctricos para transducción de la SCG, y han demostrado su eficacia para medirla de manera fiable.

Es importante resaltar que un registro simultáneo de ECG y SCG puede proporcionar información mecánica adicional del corazón. Uno de los primeros ejemplos de la utilidad de estos registros simultáneos se reporta en [15], donde se realizó un estudio a fin de comparar la precisión diagnóstica de SCG junto a ECG para el diagnóstico de la enfermedad arterial coronaria. Esta técnica ha sido utilizada con frecuencia en años recientes, especialmente por la estrecha relación entre ambas morfologías, lo que ha permitido establecer métodos que ayudan a inferir el origen de los eventos SCG [1], dada la relación temporal entre el ECG y el SCG, lo que permite una comparación directa en el etiquetado SCG [16]. Contrario a la detección de eventos SCG, la detección del pico R en ECG es relativamente sencilla ya que no existen picos de la misma amplitud durante el registro. En [17] la detección de picos en el ECG se relaciona directamente con la presencia del cierre de la válvula mitral en la morfología SCG, siendo ésta consecutiva en tiempo al pico R, con intervalos temporales de entre 40 - 100 ms.

Los WD pueden monitorear continuamente la actividad cardiaca, esto sin la necesidad de asistir a clínicas y hospitales. Como ya se ha ejemplificado, este monitoreo podría ayudar en la detección temprana de ECV y a su vez permitiría un tratamiento

oportuno. Estudios recientes han propuesto sistemas SCG portátiles [1] que permiten evaluar aspectos temporales y mecánicos del ciclo cardíaco. En la literatura se han reportado sistemas portátiles de alerta temprana basados en ECG y SCG [18] y otros basados en BCG y SCG para monitorear cambios relativos en el gasto cardíaco, monitoreo de la contractilidad y la presión arterial [19] y monitoreo de presión arterial continuo y rastreo de cambios en el Periodo Previo a la Eyección (PEP, Pre-Ejection Period) [20]. Al mismo tiempo se ha probado la viabilidad de medir la frecuencia cardíaca mediante acelerómetros de teléfonos inteligentes colocados en el esternón [21, 22].

En años recientes se han reportado SCG WD los cuales son capaces de almacenar localmente los datos adquiridos en una tarjeta SD y también se pueden transmitir a un dispositivo externo a través de Bluetooth [23]. Además, se han realizado investigaciones respecto al uso de sensores epidérmicos [24, 25], los cuales funcionan a partir de un parche torácico que alberga electrodos y sensores de presión para mediciones simultáneas de ECG y SCG. En [10] se presenta un parche portátil que utiliza una lámina de polímero piezoeléctrico, el cual utiliza tecnología de Comunicación de Campo Cercano (NFC, Near Field Communication) para alimentar el parche y registrar los datos SCG de forma inalámbrica. El presente trabajo toma inspiración de lo antes mencionado para plantear un prototipo inalámbrico capaz de recuperar la señal SCG para posteriormente ser procesada, sin embargo, cabe aclarar que el prototipo presentado es más bien una prueba de concepto con miras a un WD, es decir, la fabricación de esta clase de dispositivos conlleva un proceso de manufactura complejo, el cual no se aborda en esta tesis. No obstante la metodología y materiales empleados así como los resultados obtenidos, sí presentan un referente sólido para la posible fabricación de un WD.

Por otra parte, no está demás destacar que la morfología SCG es inherentemente compleja debido a la gran variabilidad inter-sujeto e intra-sujeto en los datos. Esto provoca que la identificación de eventos y patrones no sea trivial, Por lo tanto deben introducirse métodos robustos. En [26] se propone un marco de extracción de latidos cardíacos basado en la descomposición de modo variacional en señales SCG, en el cual no se necesita de otra señal cardíaca de referencia como ECG.

El ML puede aportar herramientas y métodos para identificar patrones en los datos, por lo que, una aplicación adecuada de técnicas de ML a datos biológicos ofrece una ventana de oportunidad a la detección oportuna de eventos o anomalías en datos biológicos [2]. Diferentes técnicas y enfoques de ML se han aplicado para la segmentación de ciclos y la etiqueta de eventos cardíacos [27, 28, 29]. En [30] se propone un método automatizado para detectar la apertura de la válvula aórtica utilizando el componente dorso-ventral de la señal SCG. Por otra parte, en [31] se propone un enfoque para el etiquetado automático de picos en la señal SCG para encontrar los intervalos de tiempo sistólicos, a partir de una plantilla deslizante en un latido poco ruidoso.

Además, es posible utilizar algoritmos de ML no supervisados para agrupar señales SCG y la detección de patrones. En [32] se hace uso de técnicas de ML no supervisado para agrupar eventos SCG en función de su morfología. Empleando el agrupamiento de K-Medias en datos SCG medidos fue posible obtener la información del flujo respiratorio, etiquetando las ondas de SCG como volumen pulmonar inspiratorio frente a espiratorio. Utilizando también un algoritmo de K-Medias, [33] propuso un nuevo método de detección de patrones y promediado en señales SCG. El nuevo método aprovechó

la habilidad de agrupamiento del algoritmo K-Medias y la capacidad de alineación de forma de onda del algoritmo de deformación dinámica del tiempo (DTW, Dynamic Time Warping) para encontrar un promedio en los grupos detectados.

## 1.2. Planteamiento del problema

El monitoreo constante de los eventos mecánico-cardiovasculares podría ayudar en la detección temprana de ECV y a su vez permitiría una detección oportuna. Por lo cual el desarrollo de tecnología SCG portable es necesario y es un problema vigente. Otro punto a favor de la tecnología portatil se encuentra en que, debido a su origen mecánico, la SCG está expuesta a artefactos causados por movimientos del cuerpo no asociados a su origen cardiovascular [5]. Por ejemplo, en el caso de tecnología no portable, los movimientos asociados a los cables pueden crear ciclos SCG de mala calidad y, si bien este paradigma ha sido abordado desde distintas áreas tecnológicas, como el NFC [10] o Bluetooth [23], el uso de sistemas Bluetooth enfocados en audio no se ha explorado para la transmisión de datos cardiacos, a pesar de su bajo costo y conectividad. Sin embargo, el uso de estos sistemas requiere técnicas de procesamiento no triviales, debido a que estos dispositivos están optimizados para las frecuencias de audio (20 Hz – 20 kHz), mientras que las señales SCG están en el infrasonido (<25 Hz) [11].

Asimismo, aunque el uso de materiales piezoeléctricos para registrar las señales SCG se ha visto favorecido en años recientes [10, 11, 12, 13, 14] y, a su vez, se ha demostrado su eficacia para medirla de manera fiable. Los sensores piezoeléctricos presentan cómo ventaja ser mecánicamente más robustos que otras alternativas como, por ejemplo, giroscopios o acelerómetros; por otro lado, una medición cruda obtenida por este tipo de sensor tiene mayor ruido, por lo cual resulta importante el uso de técnicas de reducción de ruido ya sean electrónicas o digitales.

Los materiales piezoeléctricos suele estar acompañado de procesos de manufactura complejos, por lo que es complicado encontrar este tipo de materiales tal y como se muestran en la literatura, es decir, de forma comercial. Por otra parte, el uso de diafragmas piezoeléctricos de latón, para SCG, no ha sido estudiado como alternativa para desarrollar sensores piezoeléctricos. Los sensores piezoeléctricos de latón pueden encontrarse comercialmente en forma de discos planos con medidas de diámetro menores a 30 mm y su costo individual es relativamente económico.

Por último, y como ya se ha mencionado, la identificación de eventos, patrones y anomalías dentro de este paradigma no es trivial, provocando que el uso de métodos semi-empíricos se vea limitado. Debido a que, dependiendo de la edad, el peso, el sexo, etc. Un registro SCG se vea comprometido a variaciones que afecten la interpretación de los datos. Por lo tanto es necesario introducir métodos robustos que sean capaces de detectar estos patrones inherentes a la morfología SCG. Aunque se ha demostrado que el ML no supervisado puede aportar herramientas y métodos para identificar patrones en los datos, el uso del algoritmo de agrupación K-Medias se ha limitado a identificar patrones en las señales registradas [32, 33], y no así para identificar, agrupar y etiquetar los eventos SCG.

### 1.3. Contribución

En esta tesis, se presenta el concepto de Sismocardiografía Inteligente, una herramienta para la adquisición inalámbrica y el procesamiento de datos mecánico-cardiovasculares a partir de una señal SCG. Específicamente en este apartado se explican de forma concisa las técnicas y materiales novedosos utilizados así como los artículos creados durante el desarrollo de este trabajo.

Primeramente la SCG cruda se adquiere desde un dispositivo inalámbrico construido alrededor de un diafragma piezoeléctrico de latón. Aunque el uso de laminas piezoeléctricas ya ha sido estudiado antes, los diafragmas piezoeléctricos de latón no habían sido considerados antes como una opción dentro de este paradigma, pese a su bajo costo y accesibilidad.

La transmisión inalámbrica de la señal se realizó utilizando un dispositivo de audio con Bluetooth (DABT), considerando que el uso de esta tecnología relaciona dos paradigmas; el primero es el uso de dispositivos de audio como sistemas de adquisición, y, en segundo lugar el envío y recepción de datos utilizando tecnología Bluetooth. Por tanto, debido a que los dispositivos de adquisición de audio han sido optimizados para frecuencias dentro del registro vocal (20 Hz – 4 kHz), en esta tesis se propone el uso de la técnica de modulación en amplitud (AM), capaz de trasladar el abanico de frecuencias infrasónicas a la que pertenece la SCG a una frecuencia en la que el dispositivo esté optimizado.

Una vez que se han registrado y digitalizado las señales, son demoduladas mediante una técnica novedosa de demodulación espectral basada en la transformada rápida de Fourier (FFT, Fast Fourier Transform). La técnica consiste en el traslado de los índices del vector FFT que sean mayores a la frecuencia portadora ( $f_c$ ) de la AM al valor de 0 Hz. Regresando el conjunto de frecuencias SCG a su posición original, para entonces realizar la transformada inversa de Fourier (IFFT, Inverse Fast Fourier Transform) y recuperar la señal original en tiempo.

Posteriormente la señal demodulada se limpia mediante una técnica de filtrado espectral, que funciona siguiendo el mismo postulado asociado con el demodulado espectral. En este caso se creó un filtro pasa bandas de tipo escalón donde los índices de la FFT que sean menores a la frecuencia inferior y mayores a la frecuencia superior se igualan con cero para sólo mantener el conjunto de frecuencia asociada a la SCG. Este filtro es capaz de eliminar la componente de frecuencia respiratoria y las componentes de alta frecuencia.

La señal fue segmentada a partir de dos distintos paradigmas. En primer lugar se realizó un sistema de segmentación basado en un algoritmo de detección de picos (ADP) el cual es capaz de detectar los eventos asociados a la apertura de la válvula aorta (AO) y la contracción isotónica (IC). Sin embargo, esta metodología, aunque funcional y económica computacionalmente, es susceptible a artefactos que modifiquen la morfología además de variaciones inter-sujeto. Por lo cual, en segundo lugar, se optó entonces por el desarrollo de técnicas más robustas de segmentación. La segmentación por perfil de matriz (MP, Matrix Profile) que se describe en profundidad en las secciones 2.6 y 3.5. Esta técnica utiliza una sección de la señal original que se compara con el resto, segmentando la señal donde se encuentren mejores coincidencias.

Por último, cada cuadro de segmentación es procesado mediante un algoritmo ligero de K-Medias para la agrupación y la anotación automática de eventos SCG. Con lo cual es posible realizar un proceso de etiquetado automático de eventos mecánico-cardiovasculares.

Es posible apreciar que Sismocardiografía Inteligente enlaza distintos paradigmas tecnológicos, los cuales de forma sinérgica, son capaces de recuperar la señal SCG, transmitirla de forma inalámbrica y procesarla de forma automática. Creando un dispositivo capaz de hacer un etiquetado automático de la señal. Esta tecnología puede resultar útil para el monitoreo continuo de la actividad cardiaca y ayudar en la detección temprana de ECV. Durante este el desarrollo de este trabajo se presentaron artículos en donde se desarrollan los descubrimientos obtenidos durante el uso de estos distintos paradigmas tecnológicos.

En 2021 presentamos el artículo *Smart Seismocardiography: A machine learning approach for automatic data processing* [34] en el cual se aborda la prueba de concepto de la llamada Sismocardiografía Inteligente, donde se realizó el procesamiento de datos SCG basado en el algoritmo de agrupamiento K-Medias para etiquetar automáticamente eventos de la forma de onda característica SCG, recuperadas de un dispositivo construido alrededor de un sensor piezoeléctrico de bajo costo.

Más tarde, en el artículo *Performance Analysis of Bluetooth Audio Devices as Wireless Data Acquisition Systems* [35] evaluamos las ventajas y limitaciones de los DABT de bajo costo para funcionar como Sistemas de Adquisición Datos (DAS, Data Acquisition Systems) inalámbrico, aumentando su rendimiento y confiabilidad a partir de una técnica robusta de procesamiento de datos basada en el análisis espectral. Además, se evaluó la funcionalidad de diferentes DABTs en un rango de frecuencia fuera de sus límites nativos y se propuso un método de compensación para el sesgo de frecuencia.

## 1.4. Objetivos

### Objetivo general

- Desarrollar un biosensor portátil para la clasificación automática de eventos cardiovasculares.

### Objetivos particulares

- Desarrollar un dispositivo construido alrededor de un sensor piezoeléctrico comercial para la recuperación de la forma de onda SCG.
- Desarrollar un sistema de adquisición de datos inalámbrico a partir de un dispositivo de audio Bluetooth.
- Agrupar eventos cardiovasculares SCG utilizando técnicas de aprendizaje automático no supervisado.
- Evaluar el rendimiento de la Sismocardiografía Inteligente analizando formas de onda SCG en diferentes condiciones fisiológicas.

## 1.5. Estructura de la tesis

A lo largo de los capítulos presentados en este trabajo se responderán las preguntas planteadas hasta ahora. Se propone una estructura de tesis basada en los siguientes cuatro capítulos:

En este primer capítulo introductorio se describen y analizan distintos estudios relacionados con la sismocardiografía, métodos de adquisición, así como el procesamiento de datos. Se describe también el funcionamiento tanto del corazón, como de ciclo cardíaco, además de las aproximaciones al mismo utilizando técnicas como la ECG, ECHO, SCG, etc. Además, se realiza un recorrido por los métodos de adquisición de la SCG hallados en la literatura y el acondicionamiento necesario para la digitalización de la señal. De la misma forma, se estudian los métodos útiles para la adquisición inalámbrica de la señal, a su vez que los métodos de aprendizaje automático que se usaron en esta investigación.

En el segundo capítulo de esta tesis, titulado Metodología, se ha reportado al mismo tiempo que justificado los métodos e instrumentos utilizados para esta investigación. Primeramente se explica el material sensor utilizado en este trabajo, un diafragma piezoeléctrico de latón, cuya señal ha sido acondicionada para su adquisición utilizando un DABT. Una vez adquirida, la señal es filtrada espectralmente y segmentada para así ingresar a un algoritmo ligero de K-Medias.

En el capítulo de Resultados se presentan los datos obtenidos siguiendo la metodología mencionada, acompañados de una explicación además de un análisis profundo. En primer lugar se han muestran las simulaciones con las que se puso a prueba la metodología, más tarde se presentan los resultados utilizando métodos de adquisición no inalámbricos, para más tarde presentar los resultados del prototipo completo. Los datos obtenidos sugieren el buen funcionamiento de la Sismocardiografía Inteligente.

Por último se comprenden las conclusiones, recomendaciones, más el trabajo futuro. Donde se establecen interesantes relaciones entre las señales promedio obtenidas de ambos sujetos de prueba al mismo tiempo que se establece un vínculo entre el origen de estos resultados y el sexo biológico de los participantes. Además, se realiza un análisis de los datos estadísticos adquiridos para cada uno de los métodos de adquisición (alámbrico e inalámbrico con Bluetooth) los cuales se comparan con los resultados de las simulaciones presentadas.

Es necesario aclarar que el dispositivo expuesto en esta tesis no es un sistema ML completo, pese a que las herramientas que se presentan en este trabajo son típicas de dichos sistemas. Sin embargo, los métodos y resultados expuestos en este trabajo representan un paso muy sólido para el eventual desarrollo de un sistema ML completo.

# Capítulo 2

## Marco Teórico

La SCG es un método de adquisición de señales provenientes de las vibraciones mecánicas de la pared torácica asociadas a eventos cardiovasculares. Este método no es invasivo y con él es posible recuperar una forma de onda característica, la cual otorga información importante del ciclo cardiaco, e incluso es posible calcular la frecuencia cardíaca y otros parámetros temporales asociados al ciclo cardiaco. Es posible recuperar la señal SCG utilizando sensores de vibración colocados en el pecho, y específicamente, el uso de sensores piezoeléctricos se ha visto favorecido en los últimos años por sus características y bajo costo. Sin embargo, es necesario desarrollar técnicas sólidas de procesamiento de datos para aumentar el rendimiento y confiabilidad de los datos adquiridos.

En este capítulo se abordarán los distintos estudios relacionados con la SCG, métodos de adquisición de señales analógicas y procesamiento de datos. Además se establecerán y desarrollarán los conceptos necesarios para entender el funcionamiento del corazón, el ciclo cardiaco y otras aproximaciones a éste utilizando técnicas como la ECG y la ECHO. Se realiza un recorrido por los métodos de adquisición de la SCG hallados en la literatura y el acondicionamiento necesario para la digitalización de la señal. Además de los métodos útiles para la adquisición inalámbrica de la señal y los métodos de aprendizaje automático que se usaron en esta investigación.

### 2.1. El corazón

El corazón es un órgano constituido por tejidos musculares que bombea sangre a todo el cuerpo a través de vasos sanguíneos, arterias y venas (ver Fig. 2.1). La sangre bombeada suministra oxígeno y nutrientes al mismo tiempo que elimina el dióxido de carbono y los elementos residuales [36]. A medida que la sangre viaja por el cuerpo, el oxígeno se consume y la sangre se desoxigena.

#### 2.1.1. Anatomía y fisiología del corazón

El corazón se encuentra situado en el tórax por detrás del esternón y delante de la columna vertebral, al mismo tiempo que descansa sobre el diafragma.

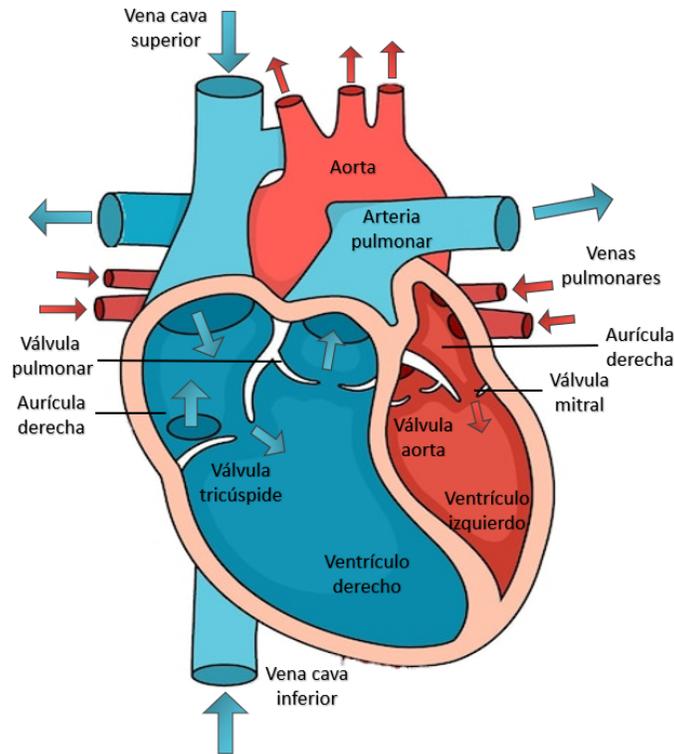


Figura 2.1: Anatomía cardiaca.

Una representación de la parte interna del corazón se muestra en la Fig. 2.1. La cual que está constituida por cuatro cavidades: dos en el lado derecho y dos en el izquierdo. A las cavidades superiores se les conoce como aurícula izquierda y aurícula derecha, mientras que a las cavidades inferiores, como ventrículo izquierdo y ventrículo derecho.

En la zona derecha del corazón, donde se encuentra la aurícula derecha llega la sangre no oxigenada de todo el cuerpo a través de las venas cavas [4]. Esta aurícula se comunica con el ventrículo derecho a través de la válvula tricúspide, permitiendo el paso de sangre. Posteriormente, la sangre sale del corazón a través de la válvula pulmonar durante la sístole, para después pasar a la arteria pulmonar y, finalmente, ser llevada a los pulmones para que se oxigene.

En la zona izquierda del corazón la sangre oxigenada llega a la aurícula izquierda a través de venas pulmonares [4]. Esta aurícula se comunica con el ventrículo a través de la válvula mitral, permitiendo el paso de sangre. Durante la sístole, la sangre pasa del ventrículo a la arteria aorta a través de la válvula aórtica y es distribuida por todo el organismo.

### 2.1.2. Ciclo cardiaco

El ciclo cardiaco es la secuencia mecánica y eléctrica que se repite en cada latido del corazón; a esta secuencia la llamamos ciclo cardiaco [36].

Durante el ciclo cardíaco se presentan dos intervalos consecutivos: sístole y diástole.

Donde la sístole corresponde a la contracción y eyección de sangre de los ventrículos mientras que la diástole corresponde al período de relajación y llenado ventricular.

Como se describe en [36] y [37], el ciclo cardíaco comienza cuando la sangre desoxigenada fluye desde el cuerpo hacia la aurícula derecha por la vena cava superior y la vena cava inferior (ver Fig. 2.1).

Posteriormente, la aurícula derecha se contrae, bombeando sangre al ventrículo derecho a través de la válvula tricúspide, que luego se cierra para evitar que la sangre regrese a la aurícula. Después, el ventrículo derecho se contrae, la válvula pulmonar se abre para que la sangre se bombee hacia la arteria pulmonar y después se cierra. Al mismo tiempo, la aurícula derecha se relaja para aceptar la próxima ingesta de sangre.

En los pulmones, la sangre recoge oxígeno y libera dióxido de carbono. La sangre oxigenada fluye desde los pulmones hacia la aurícula izquierda por las venas pulmonares. La aurícula izquierda se contrae para bombear sangre al ventrículo izquierdo a través de la válvula mitral.

Una vez que el ventrículo izquierdo se ha llenado de sangre, la válvula mitral se cierra. A continuación, el ventrículo izquierdo se contrae para así permitir que la sangre se bombee hacia la aorta y desde allí alrededor del cuerpo. La aorta se cierra para evitar que la sangre vuelva al ventrículo izquierdo y éste se relaja. Comenzando el ciclo cardíaco nuevamente.

En una persona sana el ciclo cardíaco durará unos 800 ms, de los cuales 300 ms corresponden a la sístole y 500 ms a la diástole. Lo que equivale a 75 ciclos por minuto (BPM, Beats Per Minute) Debido a que los eventos electro-mecánicos suceden en cada ciclo, es posible representarlos a partir de gráficos que muestren la actividad mecánica o eléctrica del corazón. La Fig. 2.2 muestra los cambios en el ECG, así como los ruidos cardíacos que ocurren durante el ciclo, los cuales se pueden registrar utilizando la técnica de fonocardiografía (PCG) y un sismocardiograma (SCG) típico que muestra las vibraciones mecánicas causadas por la apertura y cierre de válvulas localizadas en la zona izquierda del corazón.

### 2.1.3. Aproximaciones del registro cardíaco

La monitorización cardíaca continua es necesaria para el diagnóstico y seguimiento de enfermedades relacionadas con el corazón. En la actualidad existen métodos no invasivos que proporcionan información sobre la estructura y la función del corazón. Este tipo de métodos son más seguros y más fáciles de realizar que los estudios invasivos donde se requiere de la inserción de catéteres en el corazón a través de vasos sanguíneos. A continuación se describirán los principales métodos no invasivos para el registro cardíaco, los cuales, en su mayoría se basan en la actividad electro-mecánica del corazón.

#### Electrocardiograma

También conocido como ECG, es un registro gráfico de la actividad eléctrica asociada al ciclo cardíaco [38]. Dicha actividad proviene de los impulsos eléctricos naturales que coordinan los espasmos necesarios para el bombeo sanguíneo dentro del corazón.

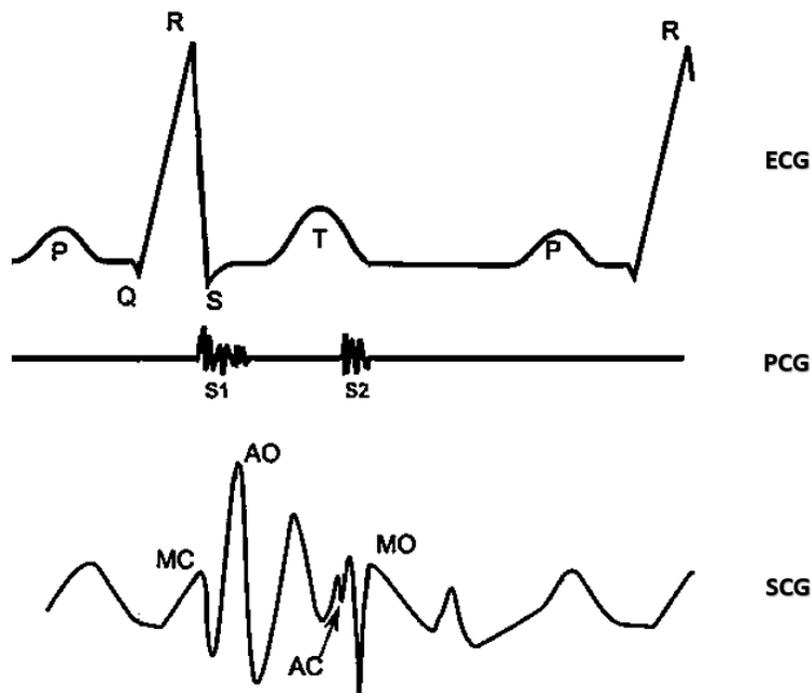


Figura 2.2: El ciclo cardiaco. ECG: Electrocardiograma, PCG: Fonocardiograma, SCG: Sismocardiograma. MC: Cierre de válvula mitral, AO: Apertura de válvula aortica, AC: Cierre de válvula aortica, MO: Apertura de válvula mitral.

Para realizar el registro, es necesario adherir a la piel del sujeto una serie de electrodos que irán unidos hasta el electrocardiógrafo por medio de cables, a fin de trazar los impulsos eléctricos del corazón.

En la Fig. 2.2 se observa un registro ECG normal, en el cual aparecen una serie de eventos marcados por las letras P, Q, R, S y T. Siguiendo la secuencia de aparición, la onda P se presenta en el momento de la despolarización de las aurículas. Más tarde, el complejo QRS se debe a la repolarización de las aurículas y la despolarización de los ventrículos, por último la onda T aparece durante la repolarización ventricular [38].

La ECG es el método de monitoreo cardiaco más empleado en la actualidad, a su vez, existe una relación estrecha entre los eventos eléctricos que registra la ECG y los eventos mecánicos que se pueden medir con otros métodos indirectos.

### Ecocardiograma

La ECHO emplea ondas de sonido de alta frecuencia con el fin de generar imágenes del corazón y estudiar el flujo sanguíneo dentro de las cámaras cardíacas y los vasos sanguíneos [39]. Las ondas de presión son generadas a partir de vibraciones que se transmiten dentro del cuerpo, normalmente en el área torácica. Las ondas reflejadas sobre órganos, tejidos o fluidos se registrarán en el equipo.

## Fonocardiograma

También conocido como PCG (Phonocardiogram), es un gráfico del registro de los sonidos emitidos por el corazón durante un ciclo cardíaco [40]. El PCG permite obtener información sobre la frecuencia cardíaca, intensidad relativa, calidad, tono, y localización de los diferentes componentes del sonido cardíaco. La señal PCG audible es en su mayor parte creada por el torrente sanguíneo y para recuperarla es necesario el uso de estetoscopios digitales. La morfología típica de un PCG se puede observar en la Fig. 2.2 donde S1 marca el inicio de la sístole y S2, el de la diástole.

## Cardiograma de impedancia

Conocido también como ICG por sus siglas en inglés, es una técnica basada en cambios característicos de la impedancia eléctrica del tórax, que ocurren en función del volumen sanguíneo y los intervalos de tiempo sistólico [41]. A partir de electrodos colocados en el cuello y el tórax, una corriente de alta frecuencia y baja magnitud se transmite a través del pecho. La ICG mide la impedancia de a esta corriente que cambia con cada latido del corazón, cambio de volumen sanguíneo y la velocidad en la aorta.

## Sismocardiograma

Es un registro gráfico de la forma de onda asociada a la actividad mecánica del corazón. Dicha actividad proviene del cierre y apertura de válvulas cardíacas, cambios en el impulso sanguíneo y movimientos del miocardio. Para realizar la SCG es necesario el uso de sensores de vibración, los cuales se colocan en el tórax del sujeto para así medir las variaciones mecánicas asociadas al corazón.

## 2.2. Sismocardiografía

La génesis de la morfología del SCG se ha estudiado desde 1961, cuando se realizaron las primeras mediciones de las que se tiene registro [5]. En general, la forma de onda SCG se etiqueta utilizando diez procesos mecánicos cardíacos, como se muestra en la Tabla 2.1 y tres intervalos de tiempo cardíacos (ITC): Tiempo de contracción isovolumétrica (IVCT, Isovolumetric Contraction Time), Tiempo de eyección del ventrículo izquierdo (LVET, Left Ventricular Ejection Time) y Tiempo de relajación isovolumétrica (IVRT, Isovolumetric Relaxation Time) [5, 42, 30, 33, 43].

La Fig. 2.3 muestra una señal de SCG típica en reposo etiquetada, la cual se genera en cada ciclo cardíaco, y por tanto en ella es posible observar los intervalos sístole y diástole. La sístole corresponde a las contracciones ventriculares y las eyecciones sanguíneas, mientras que la diástole corresponde a la relajación ventricular y los intervalos de llenado. Se puede observar, a su vez los ITC antes mencionados, donde el IVCT se encuentra definido entre el pico MC y el pico AO; el LVET, entre el AO y MC; mientras que el IVRT se encuentra entre AC y MO.

Evento SCG	Proceso mecánico cardíaco	Evento SCG	Proceso mecánico cardíaco
AS	Sístole auricular	RE	Eyección ventricular rápida
MC	Cierre de la válvula mitral	PE	Pico de eyección ventricular
IM	Movimiento isovolumétrico	AC	Cierre de la válvula aorta
AO	Apertura de la válvula aorta	MO	Apertura de la válvula mitral
IC	Contracción isotónica	RF	Llenado ventricular rápido

Cuadro 2.1: Eventos cardiovasculares SCG

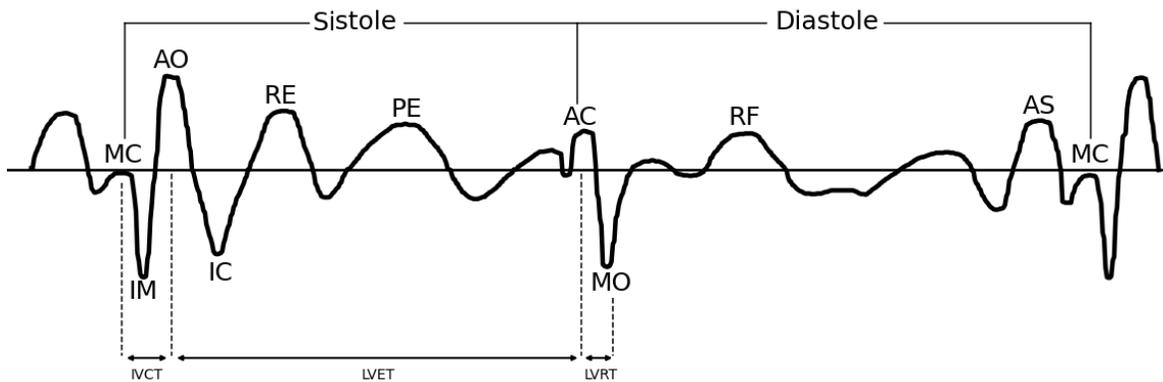


Figura 2.3: Una señal típica de SCG en reposo. Se muestran las etiquetas para los procesos mecánicos cardíacos y los ITC. El significado de los acrónimos se puede encontrar en el Cuadro 2.1. Recuperado y editado [43].

La señal SCG se obtiene a partir de sensores de vibración posicionados en la caja torácica, sin embargo, diversos estudios apuntan a que posicionar el sensor específicamente en el cuerpo del esternón da buenos resultados [1]. En la Fig. 2.4 se observa el posicionamiento de un sensor piezoeléctrico en el cuerpo del esternón.

El origen de la morfología SCG se plantea por [30], en donde se establece que, cuando la válvula mitral se cierra y la sangre entra desde la aurícula izquierda al ventrículo izquierdo, da como resultado el pico MC en la señal de SCG. Luego, los ventrículos comienzan a contraerse, provocando un movimiento brusco que ralentiza la aceleración de las vibraciones, provocando la generación del valle IM. A medida que se acumula suficiente presión, las paredes se hinchan, por lo que la aceleración general aumenta, generando el pico AO. La apertura de esta válvula reduce la presión en las paredes produciendo el valle IC. Posteriormente, la presión en el ventrículo aumenta drásticamente la aceleración de la sangre en la aorta, lo que da como resultado el pico de RE. En [43] se propone la existencia de un pico PE próximo al pico RE que representaría el momento máximo de la eyección. Tan pronto como se cierra la válvula aórtica, un ligero rebote de la aceleración del corazón da un pico de AC. La presión auricular aumenta cuando la sangre entra en la aurícula, lo que provoca un aumento de la aceleración seguido de una caída repentina de la aceleración debido a la contracción del miocardio auricular. El volumen del atrio disminuye, provocando la generación de

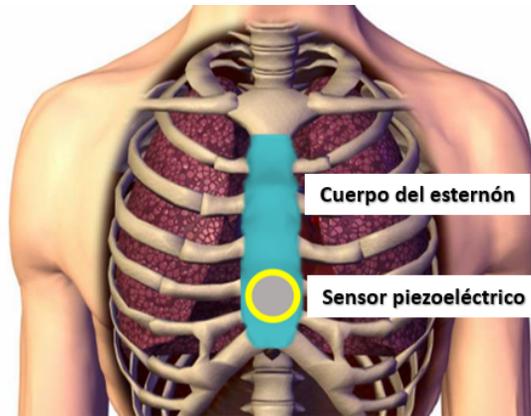


Figura 2.4: Posicionamiento de un sensor piezoeléctrico en el cuerpo del esternón para el registro de una señal SCG.

valle MO. Después de un lapso, el ventrículo comienza a llenarse de sangre y las paredes del corazón se mueven hacia afuera, lo que aumenta la aceleración y produce el pico de RF. El pico AS indica el inicio de la sístole auricular, seguido inmediatamente por el cierre de la válvula mitral, provocando el pico MC, finalizando el ciclo de SCG.

Debido a su origen biológico, la morfología SCG es inherentemente compleja. Un registro de SCG puede contener ciclos cardíacos con picos de baja calidad dependiendo de las condiciones inter-sujeto (edad, el peso, el sexo y la postura) e intra-sujeto (la FC, el tipo o la posición del sensor) [31]. Por lo tanto, la identificación de picos y eventos dentro de las señales SCG no es trivial usando métodos semi-empíricos y, por tanto, deben introducirse métodos más robustos, como por ejemplo el uso de técnicas de aprendizaje automático.

### 2.2.1. Sensores

La SCG se mide a partir de sensores de vibración colocados en el pecho del sujeto, en años recientes se han utilizado diferentes métodos para la medición de SCG [1], siendo los más comunes los siguientes:

- Acelerómetros (piezoeléctricos y micro-electromecánicos (MEMS, Micro Electronic Mechanical Systems));
- Giroscopios triaxiales;
- Materiales piezoeléctricos

A pesar de ser ampliamente utilizados, uno de los problemas principales en el uso de acelerómetros y giroscopios está relacionado con una correcta colocación del sensor en la pared torácica de los sujetos de prueba, lo cual es complicado debido a su estructura rígida. Recientemente, los sensores piezoeléctricos han demostrado su eficacia para medir SCG de manera fiable [10, 11, 12, 13, 14]. La piezoelectricidad es un fenómeno que ocurre en ciertos cristales que, al aplicar un esfuerzo mecánico, producen una

diferencia de potencial en su superficie [44]. Por tanto, cuando ocurre un cambio de presión dentro de las cavidades del corazón, por ejemplo, durante la apertura de una válvula, o la eyección de sangre, se producen vibraciones mecánicas que viajan a través de los tejidos cercanos al corazón, creando microdeformaciones en la pared del tórax, las cuales a su vez pueden crear esfuerzos mecánicos si existen materiales piezoeléctricos sujetos a él.

Los materiales piezoeléctricos son pequeños, flexibles y relativamente económicos. Sin embargo, el uso de diafragmas piezoeléctricos de latón para SCG no ha sido estudiado como alternativa para desarrollar WD, a pesar de su bajo costo y tamaño reducido. Comercialmente es posible encontrar sensores piezoeléctricos de latón en forma de disco plano de distintas medidas de diámetro: 20 mm, 27 mm y 30 mm. En la Fig. 2.5 se muestra la fotografía de un sensor piezoeléctrico de latón.



Figura 2.5: Sensor piezoeléctrico de latón de 27 mm de diámetro con una cara cerámica sobre metal.

El latón es una aleación de cobre (Cu) y zinc (Zn), en proporciones que se pueden variar para lograr diferentes propiedades mecánicas, eléctricas y químicas. Aunque en las hojas de datos de los sensores piezoeléctricos de latón no se especifica las proporción específicas de dichos sensores, en los latones industriales el porcentaje de zinc se mantiene siempre inferior al 50% [45]. Los transductores piezoeléctricos funcionan en un amplio rango de temperatura. Dado que el efecto piezoeléctrico se basa en campos eléctricos, funcionan hasta cero grados Kelvin, aunque a temperaturas criogénicas disminuye la magnitud del efecto piezoeléctrico; sin embargo, a temperatura ambiente resulta muy estable [46]. La mayoría de los actuadores piezoeléctricos muestran una temperatura de Curie aproximada de 150 °C y pueden funcionar hasta 80 °C, aunque otros pueden funcionar hasta 150 °C. No obstante el rango óptimo de operación se encuentra en la temperatura de la calibración de estos sensores, la cual suele estar cerca de los 22 °C [45]. Además, los materiales utilizados en los actuadores piezoeléctricos son generalmente sensibles a la humedad. Por lo que no se recomiendan en ambientes con alta humedad relativa (más del 75 %).

## 2.3. Acondicionamiento de señales piezoeléctricas

En [47] se explica que, a nivel molecular, la estructura de un material piezoeléctrico es típicamente un cristal dipolar. En reposo, los dipolos formados por los iones positivos y negativos se anulan entre sí debido a la simetría de la estructura cristalina, y no se observa campo eléctrico. Sin embargo, cuando se somete al cristal ante una presión mecánica éste se deforma, provocando que se pierda la simetría y se crea un momento dipolar neto, el cual forma un campo eléctrico a través del cristal, generando una carga eléctrica proporcional a la presión aplicada.

Es posible modelar un sensor piezoeléctrico como una fuente de carga con un capacitor y una resistencia en paralelo. De igual forma, es posible modelarlo como una fuente de tensión con un capacitor y una resistencia en serie. Donde la carga producida dependerá de la constante piezoeléctrica del dispositivo, mientras que la capacitancia estará determinada por el área, el ancho y la constante dieléctrica del material. Si se utiliza el modelo de carga, es posible amplificar la señal con un modo de amplificación que en la literatura se puede encontrar como Amplificación de modo voltaje [47].

### 2.3.1. Amplificador en modo voltaje

En la Fig. 2.6 se muestra el circuito de amplificación en modo voltaje. En este modo de amplificación, el voltaje del sensor ( $V_p$ ) dependerá de la cantidad de capacitancia [47], de forma que la capacitancia asociada al cable de interfaz ( $C_c$ ) afectará el voltaje de salida ( $V_o$ ). Si se mueve o reemplaza el cable, las variaciones en  $C_c$  pueden crear artefactos en la señal medida. El voltaje de salida  $V_o$  se puede expresar como:

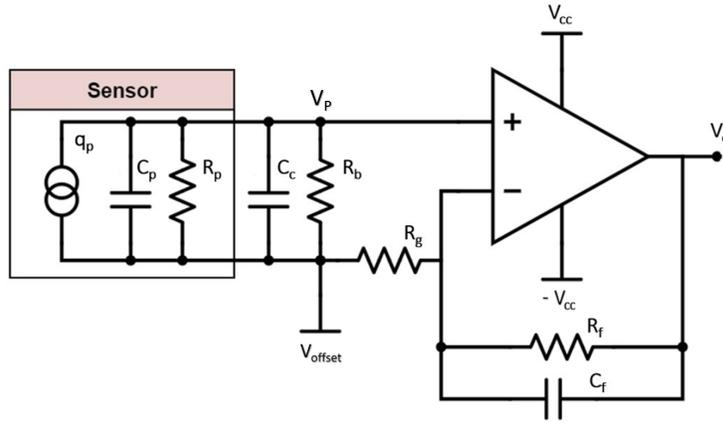


Figura 2.6: Circuito amplificador de modo voltaje.

$$V_o = V_p \times G + V_{offset}, \quad (2.1)$$

donde  $V_p = q_p / (C_p + C_c)$  es el voltaje producido por el sensor piezoeléctrico, siendo  $q_p$  la carga eléctrica producida por el sensor y  $C_p$ , su capacitancia. Por otro lado,  $G = 1 + (R_f / R_g)$  corresponde a la ganancia del amplificador, que el usuario puede modificar

variando las resistencias  $R_f$  y  $R_g$ , produciendo así un voltaje de salida que oscila alrededor de  $V_{offset}$ , el cual es un voltaje de referencia, el cual puede ser modificado dependiendo de las necesidades del usuario.

En la Fig. 2.6 se observa una resistencia  $R_b$  que proporciona una ruta de polarización de corriente continua (CC) previo a la etapa de entrada del amplificador. En este modo de amplificación  $R_b$  debe elegirse lo más alta posible y el cableado de interfaz debe reducirse al mínimo, a modo de reducir  $C_c$ .

Al mismo tiempo, este modo de amplificación delimita la frecuencia de la señal a partir de un filtro pasabanda donde las frecuencias de corte están delimitadas por  $f_L$ , la frecuencia paso-altas y  $f_H$ , la frecuencia paso-bajas.

$$f_L = \frac{1}{2\pi(R_p || R_b)(C_p || C_c)} \quad (2.2)$$

$$f_H = \frac{1}{2\pi R_f C_f} \quad (2.3)$$

## 2.4. Adquisición de señales digitales

La Fig. 2.7 muestra un diagrama de bloques que representa la abstracción matemática de un sistema de adquisición de señales analógicas [48]. En este diagrama una señal analógica o continua  $x(t)$ , donde  $t$  es el tiempo, ingresa al sistema y se convierte en una señal discreta  $x[n]$ , donde  $n$  es el número de muestras, a causa del bloque analógico-digital (ADC, Analog-Digital Converter). La tasa de muestreo  $f_s$ , definida como la inversa del período de muestreo,  $T$ , lleva a  $x[n] = x(nT)$ .

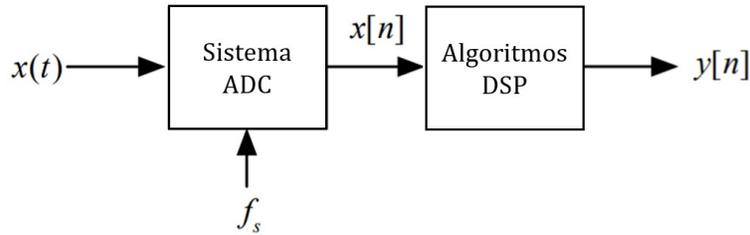


Figura 2.7: Diagrama de adquisición de señales analógicas a partir de un convertidor analógico-digital.

Dicho de otra manera,  $X[n]$  es una secuencia de muestras correspondiente a la entrada analógica original  $X(t)$ . El uso de corchetes frente a paréntesis diferencia los dos tipos de señales en tiempo discreto y tiempo continuo, respectivamente. Es necesario notar que, en la práctica,  $X[n]$  es una versión escalada y de precisión finita de  $X(t)$ . Usualmente el sistema ADC asigna un valor  $n$  a las muestras de señal analógica que corresponderá a un entero positivo dentro de un rango, dicho valor dependerá de la resolución digital del ADC. El siguiente bloque corresponde a algoritmos de Procesamiento de Señales Digitales (DSP, Digital Signal Processing), es decir, cualquier

operación realizada en las muestras  $X[n]$  de manera digital (eg. filtros, transformadas), dando como resultado  $y[n]$ .

### 2.4.1. Dispositivos de audio como sistemas de adquisición de datos

Actualmente, es posible medir señales analógicas a partir de sistemas de adquisición de audio ADC. Dichos sistemas pueden ser tanto internos como externos, a través de tarjetas de sonido USB. La frecuencia  $f_s$  y, por tanto, el ancho de banda de la señal que se puede procesar, está limitada por las capacidades del sistema de audio, pero ésta es de al menos 48 kHz y, a menudo, hasta 1 MHz. Otra ventaja importante es la resolución digital de los sistemas de audio, usualmente de 16 bits en un rango de -1.0 V a 1.0 V. En diversas plataformas digitales, tales como *Data Acquisition Toolbox* de Matlab [49] o *pyaudio* de Python 3 [50], se ofrecen distintos métodos que permiten controlar los sistemas de entrada analógica de dispositivos vinculados. Es decir, es posible acceder a características específicas del dispositivo como el canal de entrada, el tiempo de adquisición o la frecuencia de muestreo  $f_s$ .

Por otro lado, una desventaja al emplear sistemas de adquisición audio es que, al ser sistemas enfocados en el rango espectral audible (20 Hz a 20 kHz), poseen filtros paso-altas con frecuencia de corte  $f_c$  cerca de los 20 Hz. Sin embargo, estos filtros suelen ser electrónicos, por lo cual es posible variar los valores de resistencia y capacitancia de los circuitos a fin de variar o eliminar el filtro.

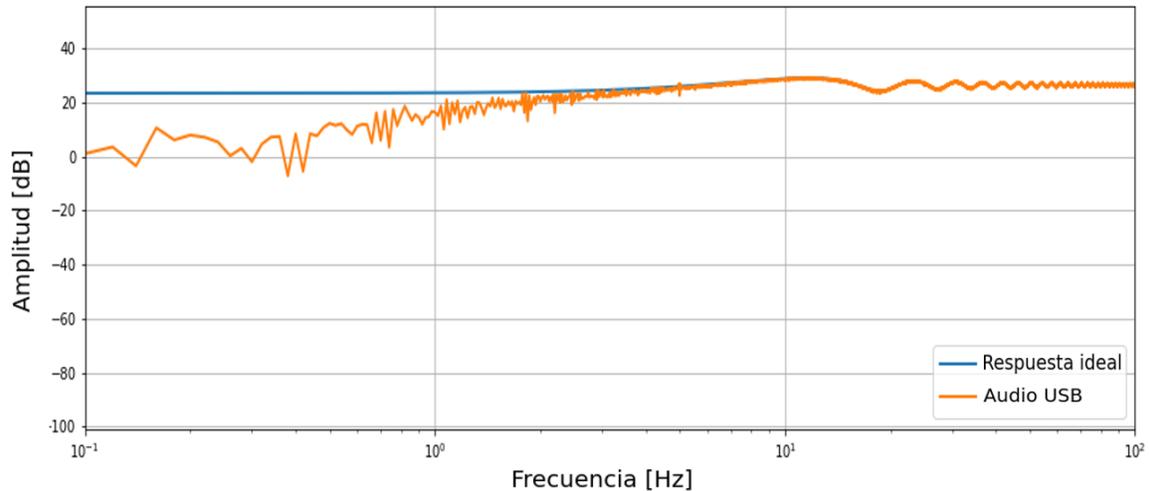


Figura 2.8: Comparación de la respuesta espectral ideal (azul) y la registrada de una tarjeta de audio USB (naranja). En el rango espectral de  $10^{-1}$  a  $10^2$  Hz.

## 2.4.2. Dispositivos de audio Bluetooth

### Tecnología Bluetooth

Bluetooth (BT) es el nombre con el que se le conoce a la tecnología inalámbrica de corto alcance que se utiliza para intercambiar datos entre dispositivos mediante ondas de radio de ultra alta frecuencia.

Los Dispositivos de Audio Bluetooth (DABT) se comunican mediante ondas electromagnéticas de alrededor de 123 mm de longitud de onda [51], enviando una larga cadena de datos binarios a un receptor (RX). Utilizando una longitud de onda de aproximadamente 121 mm como 1 y una longitud de onda de aproximadamente 124 mm como 0. El transmisor (TX) genera estas dos longitudes de onda y alterna entre una y otra. Posteriormente, el dispositivo RX detecta y decodifica esta señal.

RX recibe largas cadenas de bits del TX. Estos bits se ensamblan en paquetes, en la Fig. 2.9 se observa una ilustración de este proceso, en donde largas cadenas están divididas en paquetes donde los primeros 72 bits son los códigos de acceso que sincronizan los dispositivos. Los siguientes 54 bits son el encabezado que proporciona detalles sobre la información que se envía, mientras que los últimos 500 bits corresponden a la información de audio real.

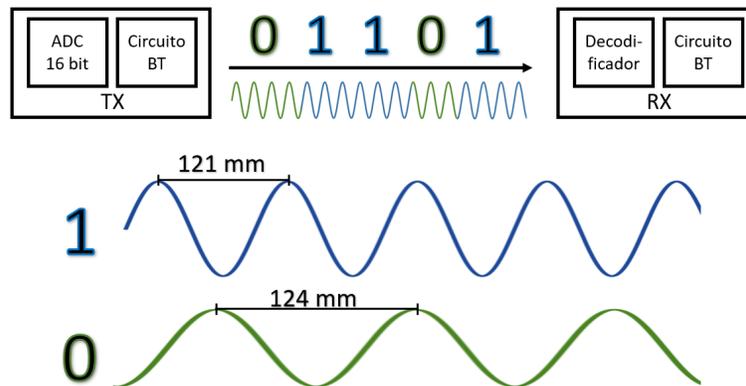


Figura 2.9: Ilustración del proceso de comunicación entre dos dispositivos Bluetooth.

Los perfiles BT se pueden definir como un conjunto de normas que definen las especificaciones de los dispositivos que desea conectar y los protocolos de comunicación usados entre ellos [52]. Por lo que es necesario que que los dispositivos conectados tengan el mismo perfil.

Según [52], el perfil de distribución de audio avanzado (A2DP, Advanced Audio Distribution Profile) es un perfil estándar de BT para la transferencia de señales de audio estéreo de alta calidad. A2DP define dos roles: sumidero y fuente. Donde el TX actúa como fuente y el RX es sumidero. Algunos dispositivos A2DP pueden admitir ambos roles, aunque no simultáneamente. Muchos dispositivos compatibles con A2DP también implementan un perfil de manos libres (HFP, Hands-Free Profile) para usar audio de forma bidireccional durante llamadas telefónicas. Por lo general, TX y RX pueden estar separados por hasta 10 metros.

## Dispositivos de audio Bluetooth como sistemas de adquisición

Los DABT pueden replantearse como sistemas de adquisición de datos inalámbricos. Por ejemplo, un micrófono Bluetooth puede pensarse como un sensor inalámbrico que detecta las diferencias de presión en el aire causadas por el sonido cercano a él.

El uso de DABT con HFP delimita el rango de frecuencias de operación (0 Hz - 8 kHz) debido a que estos dispositivos se centran principalmente en el envío de datos de voz, tarea que puede ser abordada con un rango bajo de frecuencia, lo que a su vez limita su aplicación. Además de esto, durante la adquisición de señales el error absoluto aumenta en bajas frecuencias, teniendo un máximo en el rango de 1 a 10 Hz. Aunque tiene un mínimo en frecuencias cercanas a 1 kHz [53]. Para superar esta situación, en [54] se abordó el problema utilizando técnicas de modulación de amplitud (AM, Amplitude Modulation), lo que permitió trasladar las señales de baja frecuencia a una donde el error fuera mínimo.

Es necesario mencionar que existen otros sistemas de control y adquisición de datos inalámbricos basados en BT que son genéricos y relativamente económicos, los cuales usualmente se basan en el sistema Universal de Receptor-Transmisor Asíncrono (UART, Universal Asynchronous Receiver Transmitter) [55] y se basan en módulos BT como el ROK101008 [56, 57], el HC-05 y HC-06 [58, 59], o el ESP32 [60]. Si bien esto permite la interacción con otros sistemas para enviar datos, también limita la capacidad de los dispositivos para muestrear señales de alta frecuencia, ya que la frecuencia de muestreo es baja, solo unos pocos kHz [61]. Además, la resolución suele estar por debajo de los 12 bits y solo tienen un canal de entrada.

Por lo tanto, el uso de DABTs resulta en una alternativa viable para la adquisición de señales analógicas, debido a su resolución digital de 16 bits y la facilidad para modificar la frecuencia de muestreo. Sin embargo, debido a sus propiedades orientadas al audio, le otorgan ciertas desventajas. Por lo que su utilización sigue siendo una tarea desafiante en la que se deben plantear algoritmos basados en la respuesta espectral de las señales a fin de mejorar su calidad.

### 2.4.3. Técnicas de modulación en amplitud

La modulación AM es una técnica utilizada en el procesamiento de señales y la comunicación electrónica. Funciona a partir de la variación de la amplitud de una señal transmitida  $m(t)$ , a partir de mezclar la información con una señal de alta frecuencia denominada portadora  $c(t)$  [62].

#### Modulación AM estándar

El objetivo de la modulación AM estándar es trasladar el conjunto de frecuencias  $f_m$ , a una frecuencia más alta, es decir a  $f_c$ . Asumiendo que  $c(t)$  es una función senoidal con amplitud  $A_c$  y fase  $\phi$ , podemos definirla como:

$$c(t) = A_c \cos(2\pi f_c t + \phi), \quad (2.4)$$

de modo que la señal modulada  $s(t)$  se puede definir como:

$$s(t) = \left(1 + \frac{m(t)}{A_c}\right)c(t) \quad (2.5)$$

La Fig. 2.10 muestra el principio de comportamiento de la modulación AM estándar. En la parte superior de la figura observamos una señal senoidal  $m(t)$  de baja frecuencia; a su derecha se encuentra su espectro representado como un pico en  $f_m$ . De forma semejante, debajo podemos apreciar la señal portadora de alta frecuencia donde  $f_c \gg f_m$ .

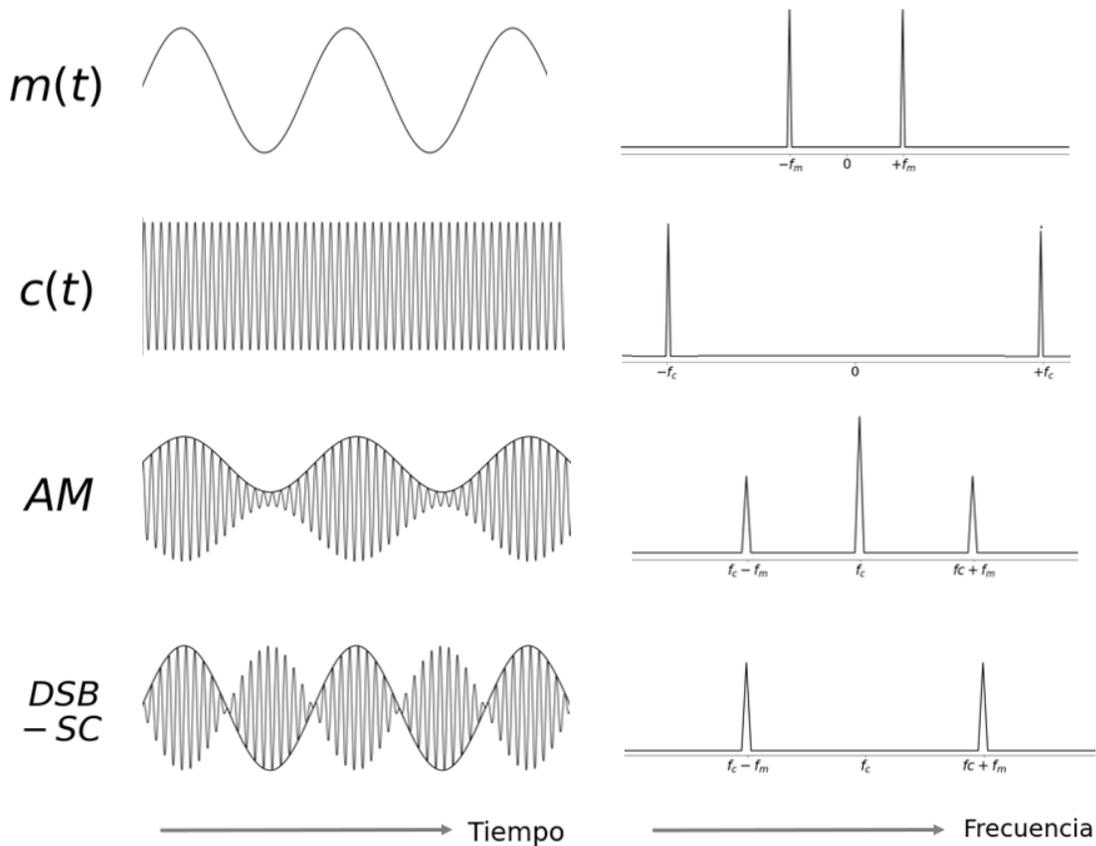


Figura 2.10: Modulación AM.

En tercer lugar encontramos un ejemplo de modulación AM estándar, donde podemos notar cómo en la envolvente de la señal modulada se encuentra la información de  $m(t)$ , siendo este el principio de la AM estándar. Si nos centramos ahora en el espectro de la señal modulada, vemos un pico en  $f_c$  y dos picos más en  $f_c \pm f_m$ . Por último encontramos un ejemplo de modulación de doble banda lateral con portadora suprimida (DSB-SC, Double Sideband Suppressed Carrier), la cual será analizada más adelante.

Debido a que  $m(t)$  suele ser más compleja que una onda senoidal pura, según la teoría espectral de Fourier, será conveniente expresarla como la suma de un conjunto de ondas senoidales [63], de modo que el espectro de la señal modulada contará con dos bandas laterales de frecuencia, en lugar de los picos únicos mencionados en el análisis anterior.

En [54] la AM estándar se utiliza para el desarrollo de un sistema de adquisición de señales ECG a partir de una tarjeta de sonido. Este sistema arroja buenos resultados al momento de recuperar la morfología típica de la ECG.

## Modulación DSB-SC

La DSB-SC es una técnica de modulación que consiste únicamente en las dos bandas laterales simétricas, a diferencia de la AM estándar donde además de estas bandas laterales existe el pico en  $f_c$  [64]. Denotaremos como  $s'(t)$  a la expresión matemática que define a la DSB-SC la cual se encuentra definida como:

$$s'(t) = m(t) \times c(t) \quad (2.6)$$

La Fig. 2.10 muestra el principio de comportamiento de la modulación DSB-SC, comparándola esta señal en tiempo con la de la AM estándar podemos notar que la información de  $m(t)$  ahora no se encuentra solo en la envolvente, sino que ahora moldea completamente la forma de la señal. En la teoría clásica de modulación, a esto se le conoce como sobre-modulación. Esto presenta un problema durante el proceso de demodulación de la señal, ya que el principio de demodulación analógica está fuertemente ligado a la envolvente de la señal. Sin embargo, la DSB-SC requiere de una complejidad menor en cuanto a la electrónica necesaria para realizarla si la comparamos con la AM estándar ya que se trata de una multiplicación simple, aunado a esto, actualmente existen técnicas digitales que pueden fácilmente recuperar la señal original a partir de mecanismos basados en el espectro de la señal modulada. Volviendo a la DSB-SC una técnica de modulación prometedora para el muestreo de señales de baja frecuencia como lo es la señal SCG.

## 2.5. Aprendizaje automático

El objetivo del ML es desarrollar métodos que puedan detectar automáticamente patrones en los datos y luego usar los patrones descubiertos para predecir datos futuros u otros resultados de interés.

### 2.5.1. Aprendizaje automático en SCG

El uso de enfoques de ML para afrontar la variabilidad en la morfología SCG ha aumentado en los últimos años [32, 30, 33, 31, 27, 28, 29, 26]. En particular, el ML se ha aplicado a la segmentación de los latidos del corazón y a los eventos cardíacos. Por ejemplo, en [30] y [31], se propone una anotación automática de picos. Por otro lado, se utilizan algoritmos de ML no supervisados para agrupar señales SCG en [32] y [33] utilizando K-Medias para detectar patrones.

### 2.5.2. Algoritmo K-Medias

El algoritmo utiliza un proceso iterativo, cuyo objetivo es agrupar un conjunto de datos de entrada en  $K$  grupos [65, 66, 67]. Para ejecutar el algoritmo pasamos como

entrada el conjunto de datos y un valor de  $K$ . El conjunto de datos serán las características de cada punto, en este caso, la amplitud y número de muestra de los presuntos eventos cardiovasculares. Las posiciones iniciales de los centroides  $K$  se asignarán aleatoriamente desde cualquier punto del conjunto de datos de entrada. Luego, se repite en dos pasos: asignación de datos y actualización de centroides. En el primer paso, cada fila de nuestro conjunto de datos se asignó al centroide más cercano en función de la distancia euclidiana ( $d$ ) de vectores de datos  $X$  y  $Y$ , como se muestra continuación:

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, \quad (2.7)$$

donde  $x_i$  representan el valor  $i$ -ésimo del eje horizontal en el plano de coordenadas,  $y_i$  representan el valor del eje vertical en el plano de coordenadas y  $n$  es el número de observaciones. Posteriormente, se recalculan los centroides de cada grupo. Esto se hace tomando un promedio de todos los puntos asignados en el paso anterior. El algoritmo itera entre estos pasos hasta que cumple alguno de los siguientes criterios: No hay cambios en los puntos asignados a los grupos, o se ha minimizado la suma de las distancias euclidianas.

Resulta digno de mención que la implementación del algoritmo de K-medias fue desarrollada en este trabajo. Otras implementaciones pre-existentes fueron descartadas en pruebas tempranas de esta investigación, la razón principal resulta ser más bien didáctica, ya que radicó en el ejercicio del entendimiento del algoritmo.

## 2.6. Perfil de matriz

En esta sección se establecerán los principios del perfil de matriz, un método de combinación de similitud para el análisis de series temporales capaz de encontrar anomalías y tendencias. Además se establecerá su capacidad para segmentar señales SCG.

El MP es una estructura de datos relativamente nueva, introducida en 2016 [68]. La cual tiene como ventaja principal la economía computacional frente a otras técnicas de combinación de similitud y que solo requiere de un único parámetro de entrada. Esencialmente, funciona comparando fragmentos de una serie temporal contra sí misma y calculando la distancia euclidiana entre cada par de fragmentos.

Asumiendo que tenemos una serie de tiempo  $T$ , es decir, una secuencia numérica con valores reales, tal que:

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}, \quad (2.8)$$

donde  $n$  es la longitud de  $T$ . Continuando con la filosofía de la búsqueda de tendencias, nos centraremos en la similitud entre subsecuencias locales. Una subsecuencia  $T_{i,m}$  es un subconjunto continuo de  $T$  de longitud  $m$  a partir de la posición  $i$ , tal que

$$T_{i,m} = \{t_i, t_{i+1}, \dots, t_{i+m-1}\}, \quad (2.9)$$

donde  $1 \leq i \leq n - m + 1$ . Es posible tomar cualquier subsecuencia de una  $T$  dada para así calcular su distancia euclidiana a todas las subsecuencias continuas posibles de

longitud  $k = m - i + 1$ . Cada distancia calculada entre  $T_{i,m}$  y las subsecuencias con las que se compara, llamémoslas  $T_j$ , serán parte de un perfil de distancia que denotaremos como  $D$ . Es conveniente resaltar que  $T_{i,m}$  y  $T_j$  son de igual longitud, de modo que:

$$d(T_{i,m}, T_j) = \sqrt{\sum_{k=0}^{m-i} (t_{i+k} - t_{j+k})^2}, \quad (2.10)$$

donde  $1 \leq j \leq n - k$ . Resulta necesario notar que si cada  $T_{i,m}$  pertenece a  $T$ , el perfil de distancia debe ser cero en  $i$  y cercano a cero justo antes y justo después. Tales coincidencias se denominan coincidencias triviales y se evitan ignorando una zona denominada de exclusión de  $m/2$  antes y después de la ubicación de  $T_{i,m}$ .

Ahora, asumamos un conjunto  $A$  que contenga todas las subsecuencias de  $T$  a partir de determinado  $K$ , es posible obtener este conjunto al deslizar una ventana de longitud  $m$  a través de  $T$ , tal que:

$$A = \{T_{1,m}, T_{2,m}, \dots, T_{n-m+1,m}\}. \quad (2.11)$$

Resumiendo hasta ahora, los algoritmos que calculan MP utilizan este enfoque de ventana deslizante, donde, en primera instancia se calculan las distancias euclidianas para la subsecuencia  $T_{i,m}$  contra la serie de tiempo  $T$ . Posteriormente se establece una zona de exclusión para ignorar coincidencias triviales y se actualiza el perfil de distancia con los valores mínimos estableciendo el índice del primer vecino más cercano, donde el concepto de vecino más cercano  $P$  corresponde al índice de la subsecuencia con mayor similitud a  $T_{i,m}$ . Los cálculos de distancia descritos anteriormente ocurren  $nm + 1$  veces.

Entonces, ignorando la zona de exclusión, es posible notar la distancia más pequeña no trivial del perfil de distancia, si se toman cada uno de los perfiles de distancia calculados para cada subsecuencia de referencia y se apilan uno encima del otro, obtenemos algo llamado matriz de distancia. Ahora, es posible simplificar esta matriz de distancia mirando solo al vecino más cercano para cada subsecuencia, es decir, el perfil de Matriz. Este proceso se ejemplifica en la Fig. 2.11 para 10 subsecuencias. En Fig. 2.11(a) se muestra la matriz de distancia, donde se resaltan los vecinos más cercanos para cada perfil de distancia, mientras que en la Fig. Fig. 2.11(b) podemos observar estos vecinos cercanos simplificados en el perfil de matriz.

La relevancia de la técnica MP recae en su capacidad para encontrar patrones y anomalías en estas series temporales. A modo de ejemplo en la Fig. 2.12 se muestra una señal ECG adquirida en este mismo trabajo la cual presenta una anomalía (Fig. 2.12(a)). Se calculó su perfil de matriz a fin de encontrar patrones o discordancias (Fig. 2.12(b)). Es posible identificar los patrones ya que poseen distancias cercanas a cero, mientras que las anomalías poseen distancias mucho mayores, es decir, discordancias o picos repentinos en el perfil.

En el marco teórico utilizado en la presente tesis se han establecido y desarrollado los conceptos necesarios para entender el funcionamiento del corazón, el ciclo cardiaco y las distintas aproximaciones a éste, como la ECG, la ECHO, ICG o SCG. Además, en este capítulo se abordaron los distintos estudios relacionados con la SCG, métodos de adquisición de señales analógicas y procesamiento de datos. Siendo la SCG un método de adquisición de señales provenientes de las vibraciones mecánicas de la pared torácica,

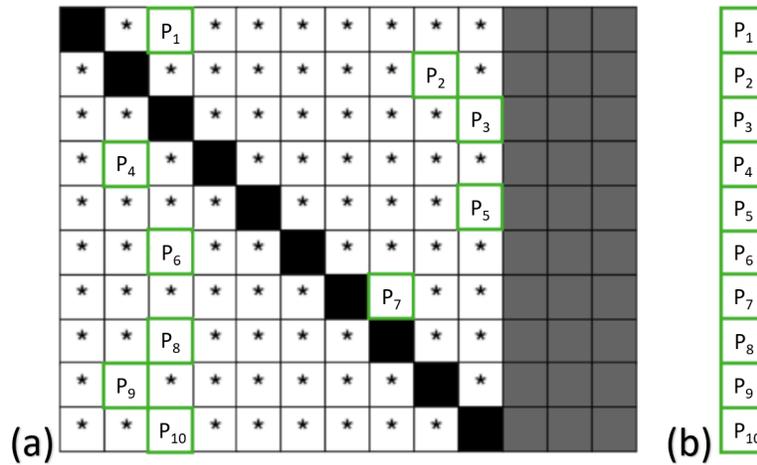


Figura 2.11: Proceso de obtención del Perfil de Matriz (MP). (a) Matriz de distancia, la zona de exclusión para cada subsecuencia se encuentra marcada como un recuadro negro, los recuadros con la notación  $P_n$  expresan el vecino más cercano, mientras que las marcas representan el resto de las distancias euclidianas calculadas. (b) Perfil de matriz con los vecinos más cercanos. Recuperado y editado [69].

ciertos picos y valles de la forma de onda característica de la SCG están asociadas a eventos cardiovasculares.

Por otra parte, se ha establecido que es posible recuperar la señal SCG utilizando sensores de vibración colocados en el pecho, y que específicamente el uso de sensores piezoeléctricos se ha visto favorecido en los últimos años. Siendo la piezoelectricidad un conjunto de fenómenos eléctricos los cuales se manifiestan en ciertos cristales sometidos a tensiones mecánicas, adquieren en su masa una polarización eléctrica, apareciendo una diferencia de potencial. Por tanto, cuando ocurren cambios de presión durante el ciclo cardíaco, se presentan vibraciones en la pared del tórax las cuales pueden ser detectadas con el uso de estos materiales.

Para el acondicionamiento de señales piezoeléctricas es posible utilizar un método conocido como Amplificación en modo voltaje donde el sensor se modela como una fuente de carga con un capacitor y una resistencia en paralelo, este método permite no solamente amplificar la señal, sino que además permite aplicar un filtro paso-banda debido a sus características.

Además, en esta tesis se ha propuesto la digitalización de la señal haciendo uso de la tecnología Bluetooth presente en ciertos dispositivos de audio inalámbricos, los cuales poseen filtros en bajas frecuencias, por lo cual se plantea la teoría necesaria para realizar un tipo de modulación AM, lo cual permite trasladar las frecuencias SCG (0 - 25 Hz) a otra más alta, donde los filtros inherentes a los dispositivos de audio no afecten a la señal.

Por último, se realizó una revisión de los métodos de ML utilizados para la segmentación de señales SCG y la anotación automática de picos y se estableció la teoría necesaria para comprender el funcionamiento del algoritmo de K-Medias como un método de ML no supervisado que permite agrupar datos con sus vecinos más cercanos.

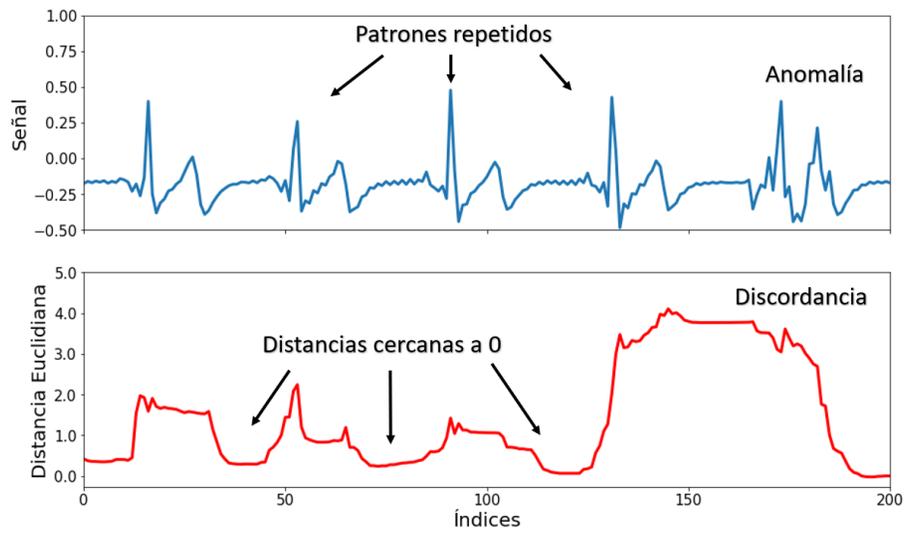


Figura 2.12: Ejecución de la técnica MP para encontrar patrones y anomalías en una señal ECG. (a) Señal ECG. (b) Perfil de matriz.

# Capítulo 3

## Metodología

En este capítulo se presenta la metodología propuesta para obtener las señales de sismocardiografía inteligente: una herramienta de medición y procesamiento de datos para la identificación automática de eventos cardiovasculares utilizando técnicas de ML. En la Fig. 3.1 se muestra el diagrama de bloques de la metodología propuesta.

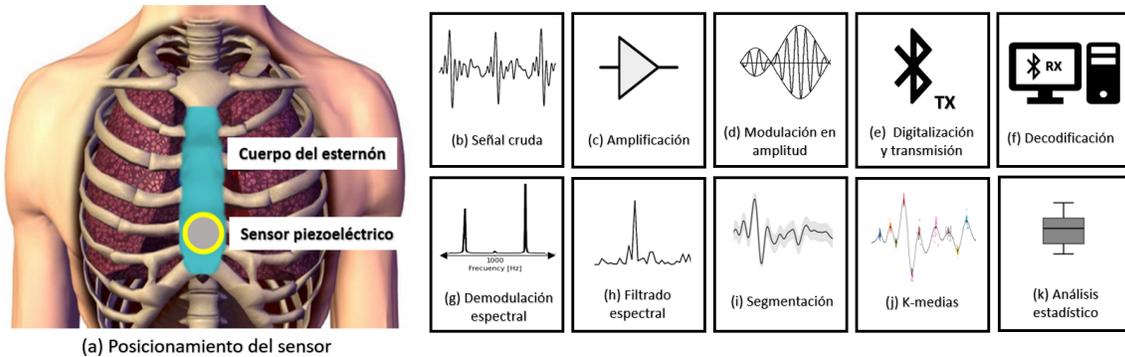


Figura 3.1: Diagrama de bloques del sistema propuesto para la sismocardiografía inteligente.

Primero, el diafragma piezoeléctrico de latón se coloca en la parte inferior del esternón (Fig. 3.1(a)) desde donde se adquiere la señal SCG cruda (Fig. 3.1(b)). Luego, la señal se acondiciona utilizando un amplificador de modo voltaje (Fig. 3.1(c)). La señal amplificada entra entonces en un proceso de modulación DSB-SC (Fig. 3.1(d)) donde se multiplica analógicamente con una señal portadora de alta frecuencia. La señal modulada es ahora digitalizada y transmitida utilizando un DAS inalámbrico basado en un DABT (Fig. 3.1(e)). La señal digitalizada llega a un computador donde se demodula digitalmente (Fig. 3.1(f) y 3.1(g)) para posteriormente ser preprocesada utilizando una técnica de filtrado espectral con el fin de eliminar los componentes de alta frecuencia (Fig. 3.1(h)). Posteriormente, la señal filtrada pasa por un proceso de segmentación (Fig. 3.1(i)), donde encuentra y examina los ciclos SCG individualmente, para así ser procesados por el algoritmo de agrupamiento por K-Medias (Fig. 3.1(j)), proporcionando un método de etiquetado automático. Finalmente los clústers obtenidos se evaluarán utilizando un análisis estadístico (Fig. 3.1(k)) obteniendo así información contundente

y veraz de los eventos mecánico-cardíacos. El rendimiento del biosensor será evaluado comparándolo con señales de ECG, cuyos eventos poseen cierta relación temporal con los eventos SCG, además de realizarse pruebas en diferentes condiciones fisiológicas.

### 3.1. Metodología de adquisición

Para la adquisición de datos se propone un posicionamiento del sensor en la pared torácica, específicamente en la parte inferior del esternón, utilizando un apósito de película transparente. Se pide al sujeto de prueba que, sentado en una silla con respaldo, se relaje durante la adquisición de los datos. La señal es amplificada utilizando un sistema de amplificación en modo voltaje para posteriormente ser modulado utilizando la técnica DSB-SC. La señal modulada es entonces transmitida vía cable hasta un DABT con resolución de 16 bits y una frecuencia de muestreo de 11 kHz para el registro de la señal.

#### 3.1.1. Sensor y acondicionamiento de la señal

Para las mediciones de SCG, se hará uso del dispositivo CEB-27D44, un diafragma piezoeléctrico de latón comercial con 27 mm de diámetro [70]. El sensor se colocará en la pared torácica para medir las pulsaciones provocadas por los latidos del corazón. Las pequeñas deformaciones inducidas en el material sensor, producen voltajes con una amplitud de alrededor de 10 mVpp. Para medir la señal SCG, se amplificó la salida del sensor piezoeléctrico utilizando un amplificador de modo de voltaje (ver Fig. 2.6), que se construyó alrededor del amplificador operacional TL084.

De forma general las características del amplificador se definen por su voltaje de alimentación máximo,  $\pm 18$  V; baja corriente de polarización de entrada, 200 pA y bajo voltaje de ruido de entrada,  $15 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}}$ .

Los valores de resistencia y capacitancia se modifican a modo de tener una ganancia  $G \approx 200$ , mientras que los límites de frecuencia se aproximan a  $f_H \approx 36$  Hz y  $f_L \approx 0,1$  Hz.

#### 3.1.2. Adquisición Bluetooth

##### Análisis de los dispositivos

La figura 3.2 muestra un diagrama para el análisis del DABT. Primero, se genera una señal desde una computadora y se transmite por cable al DABT. Internamente, el sistema ADC del dispositivo transforma la señal en un conjunto de datos binarios que se envía a través de Bluetooth a la computadora. Luego, los datos de entrada se decodifican para finalmente ser analizados. Las señales adquiridas serán evaluadas mediante análisis espectral y estadístico para así evaluar el desempeño del dispositivo.

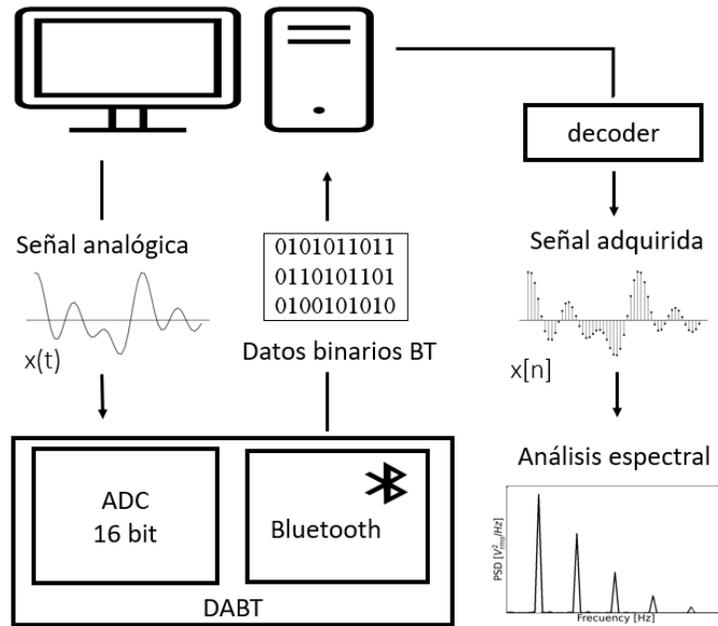


Figura 3.2: Diagrama para evaluar el desempeño del DABT.

### Señales de prueba

Se propone el uso de señales senoidales y multisenoidales para evaluar el rendimiento del dispositivo. Una señal multisenoidal puede definirse como la suma de un número dado de senos relacionados armónicamente cuyas amplitudes y fases son ajustables [71]. La fase de los componentes de frecuencia se optimiza para reducir el factor de cresta. La señal multisenoidal muestra una distribución uniforme en toda su respuesta de frecuencia, lo que la hace ideal para la prueba y el diseño de DAS [72]. Es posible definir señales multisenoidales a partir de sus características como la frecuencia inicial ( $f_1$ ), la frecuencia final ( $f_2$ ), su amplitud ( $A$ ) y el número de muestras ( $N$ ). De manera similar, hemos definido las señales sinusoidales utilizadas a partir de estas características. La Tabla 3.1 resume las señales de prueba utilizadas en este trabajo.

Las señales son generadas y posteriormente adquiridas por el DABT, después se realiza un análisis espectral utilizando la transformada rápida de Fourier (FFT). Según la teoría de Fourier, si cierta frecuencia persiste en el tiempo, la magnitud de la FFT en esa frecuencia aumenta proporcionalmente al tiempo. En este trabajo, decidimos escalar este resultado dividiendo por la duración ( $t$ ) de la señal generada, en el análisis de señales de una función seno único, donde  $t$  viene dado por

$$t = N \times \Delta T. \quad (3.1)$$

donde  $\Delta T$ , es el paso temporal entre muestras de las señales prueba, que en este trabajo se ha seleccionado como  $\Delta T = 1/11$  kHz.

Cuadro 3.1: Características de las señales utilizadas para probar el DABT

	Señal	$f_1$ (Hz)	$f_2$ (Hz)	$A$ (mV)	N
0	Multisenoidal	1	8 k	500 (max)	320 k
1	Senoidal	2	-	500	80 k
2	Senoidal	5	-	500	32 k
3	Senoidal	10	-	500	16 k
4	Senoidal	20	-	500	8 k
5	Senoidal	50	-	500	3.2 k
6	Senoidal	100	-	500	1.6 k
7	Senoidal	200	-	500	800
8	Senoidal	500	-	500	320
9	Senoidal	1 k	-	500	160
10	Senoidal	2 k	-	500	80

### Dispositivo de audio Bluetooth C28

Dado que las computadoras generalmente usan el protocolo A2DP como TX, el uso de dispositivos con la misma configuración no es factible. Sin embargo, con un dispositivo receptor compatible con A2DP que también implemente HFP, es posible el envío bidireccional de datos.

El C28 es un adaptador de audio que puede usarse como RX o TX. En su configuración como RX, es posible utilizar su micrófono incorporado como transmisor de audio. Por esto, al ser un dispositivo incorporado, fue necesario desmontar su micrófono interno para utilizar estos pines como entrada para las señales de prueba.

Este dispositivo acepta un voltaje de entrada en el rango de  $\pm 1.0$  V con una resolución de 16 bits. Además, la frecuencia de muestreo  $f_s$  se puede sintonizar desde 1 kHz hasta 192 kHz. Para este trabajo se configuraron con una frecuencia de muestreo de 32 kHz para señales multisenoidales y de 16 kHz para señales sinusoidales.

### Análisis de las señales adquiridas

La figura 3.3 muestra la señal multisenoidal en el dominio del tiempo utilizada para evaluar el rendimiento del C28 (consulte la Tabla 3.1). La señal generada se muestra en la Fig. 3.3(a)), la señal adquirida usando el C28 se muestra en la Fig. 3.3(b)). Se observa que en la señal adquirida se presenta un decaimiento en la calidad y amplitud de las señales para las diferentes frecuencias. De hecho, esta situación podría atribuirse al filtro de pasa banda inherente dentro de los dispositivos basados en audio, que atenúa el contenido de frecuencia de la señal.

Una representación más clara de las señales se puede apreciar en la Fig. 3.4, donde se muestra el análisis espectral de ambas señales: la generada (roja) y la señal adquirida con el C28 (verde). El espectro de la señal generada muestra una distribución uniforme en todo el rango de frecuencias, a diferencia de las señales adquirida. Aunque la señal

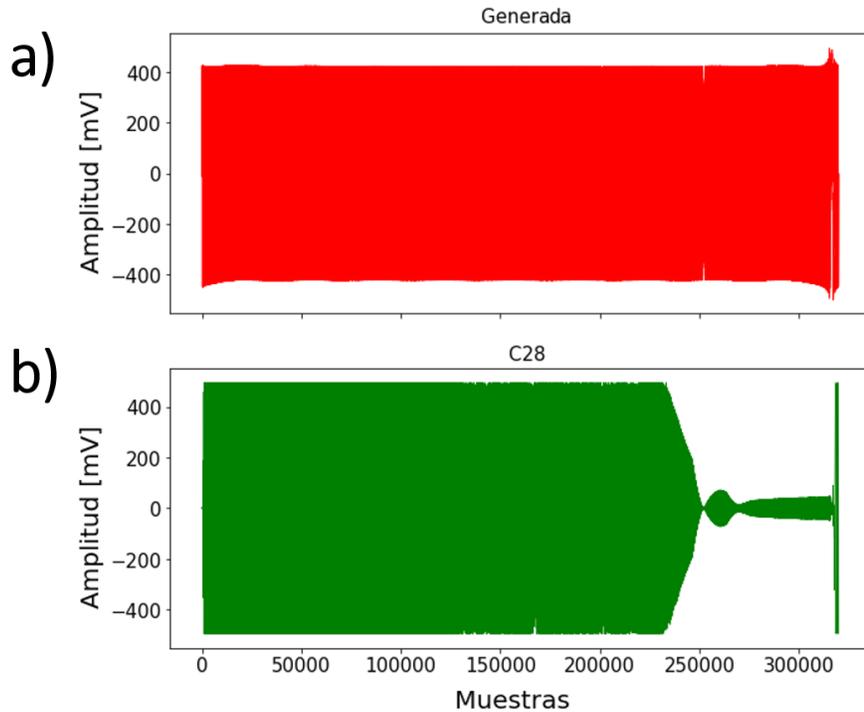


Figura 3.3: La señal multisenoidal utilizada para evaluar el rendimiento del dispositivo. (a) La señal generada se muestra en rojo. (b) La señal adquirida usando el C28 se muestra en verde.

del C28 mantiene una distribución uniforme para frecuencias superiores a 100 Hz, decae para frecuencias más bajas llegando a -20 dB para frecuencias por debajo de 1 Hz. Cabe destacar la presencia de una caída abrupta de amplitud cercana a los 8 kHz.

Posteriormente, se realizaron pruebas de señales senoidales a diferentes con frecuencias distribuidas entre 2 Hz y 2 kHz (consulte el Cuadro 3.1). Una vez registradas las señales, se procesaron mediante filtrado espectral a fin de resaltar las diferencias presentes entre el espectro de la señal adquirida y la frecuencia de original. La Fig. 3.5 muestra la PSD de cuatro señales de senoidales simples: a) 2 Hz, b) 20 Hz, c) 200 Hz y d) 2 kHz utilizando el dispositivo C28. La PSD de las señales adquiridas se muestran en azul, mientras que la PSD de las señales filtradas se superponen en rojo. De forma interesante las señales originales presentan distorsión armónica en múltiplos pares de la frecuencia fundamental. Comparando los cuatro gráficos en la Fig. 3.5, se puede ver que la amplitud máxima de la PSD de las frecuencias fundamentales es mayor en 3.5(c) (200 Hz). Además de esto, la amplitud de los armónicos aumenta a medida que la frecuencia fundamental muestreada es menor y, por el contrario, disminuye para altas frecuencias. Esta situación confirma que el ADC del BTAD distorsiona la señal adquirida, sin embargo, esta distorsión es menor en altas frecuencias.

A partir de los datos obtenidos para las frecuencias distribuidas se realizó un análisis de Distorsión Armónica Total (DAT). La DAT es una figura de mérito importante utilizada para cuantificar el nivel de armónicos en formas de onda, utilizada para calcu-

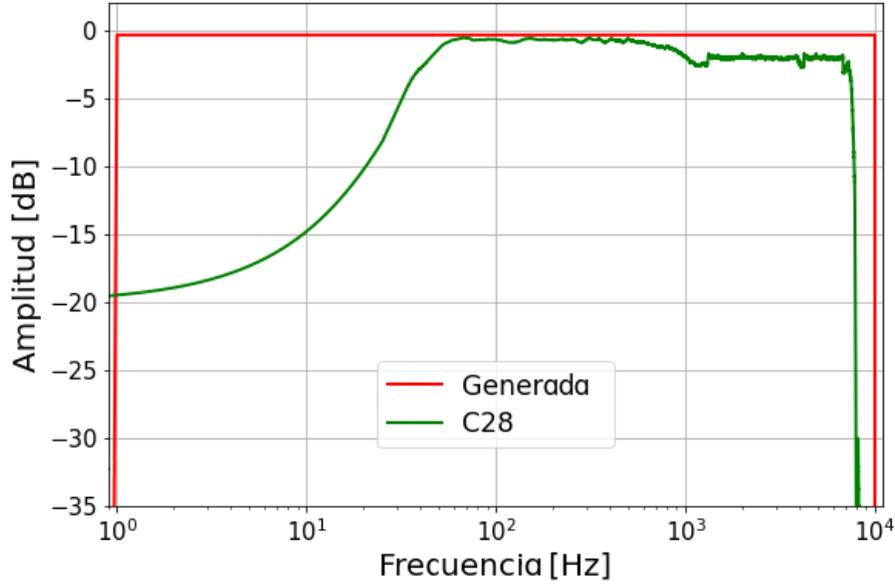


Figura 3.4: Análisis espectral en dB de la señal multisenoidal utilizando el C28. La señal generada se muestra en rojo y la adquirida, en verde.

lar la contribución de la frecuencia fundamental con respecto a sus armónicos [73, 74]. La cual es posible calcular a partir de la siguiente expresión:

$$DAT = \frac{\sum_1^N P_n}{P_0}, \quad (3.2)$$

donde  $P_0$  corresponde a la potencia de la frecuencia fundamental, mientras que  $P_n$  corresponde a la potencia de los  $N$  armónicos de señal. Se realizaron cinco diferentes adquisiciones y análisis DAT para cada una de las frecuencias distribuidas y a partir de los resultados obtenidos se obtuvo el gráfico de cajas que se muestra en la Fig. 3.6. Se observa que para frecuencias mayores a 100 Hz la DAT es menor al 1%, mientras que para bajas frecuencias resulta incluso mayor al 100%.

En conclusión, el C28 es un DABT capaz de digitalizar señales analógicas dentro del rango de  $\pm 1.0$  V con una resolución de 16 bits. El análisis multisenoidal nos indica que este dispositivo mantiene una distribución uniforme para frecuencias superiores a 100 Hz, y decae para frecuencias más bajas, además de tener un límite de frecuencia a los 8 kHz. Además, el dispositivo distorsiona la señal adquirida añadiendo armónicos en las frecuencias pares de la frecuencia fundamental, sin embargo, esta distorsión es menor en altas frecuencias. A partir de este análisis se puede deducir que el rango de operación óptimo del dispositivo se encuentra entre los 100 Hz y 1 kHz.

### 3.1.3. Modulación de la señal SCG

Para la modulación de la señal SCG amplificada se hará uso del circuito integrado AD835 [75], el cual es un multiplicador analógico, con el cual es posible generar el producto lineal de dos tensiones ( $X$  e  $Y$ ) que se encuentren en el rango de  $\pm 1$  V. La

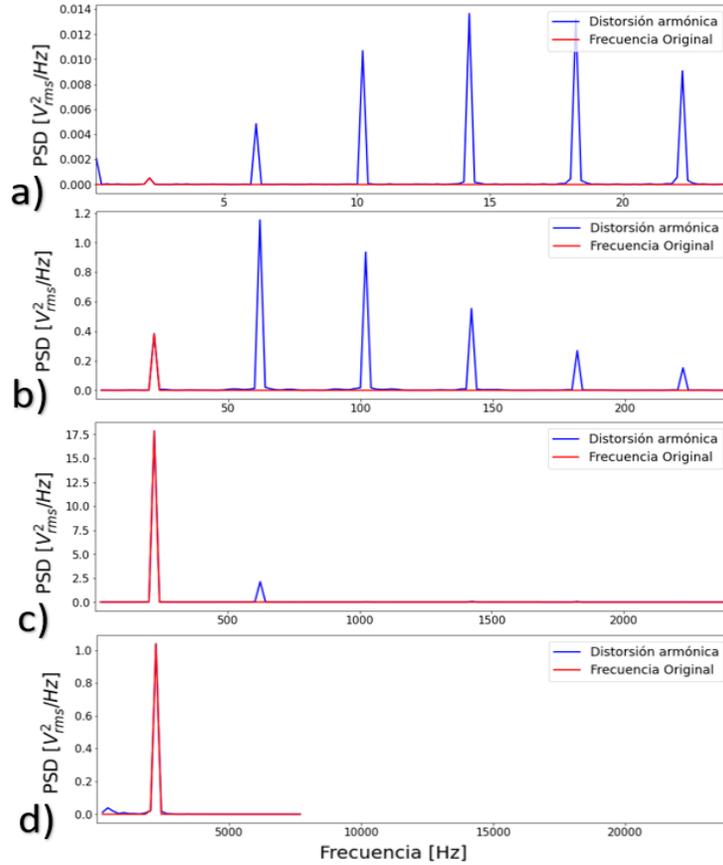


Figura 3.5: Densidad espectral de potencia de cuatro señales con una función seno simple. (a) 2 Hz, (b) 20 Hz, (c) 200 Hz y (d) 2 kHz. En cada gráfico, la señal adquirida con distorsión armónica se muestra en azul y la señal filtrada espectralmente, en rojo.

salida tiene un ancho de banda de  $-3$  dB a 250 MHz y un bajo tiempo de subida/bajada de aproximadamente 2.5 ns. En la Fig. 3.7 se muestra el circuito propuesto para realizar la modulación DSB-SC. Tomando ventaja del DAC integrado en el dispositivo C28, se generará a partir de él la señal portadora, la cual entra por el pin 1; la señal con información entrará por el pin 8, mientras que la señal modulada se obtiene desde el pin 5, el cual está conectado directamente al ADC del C28, el cual se comunicará vía Bluetooth a una computadora cercana.

Las características de la señal portadora  $c(t)$  utilizada para la modulación DSB-SC serán  $A_c = 0.5$  V y  $f_c = 100$  Hz. Esto debido a que la amplitud de la señal de SCG amplificada se encuentra en un rango aproximado de  $\pm 0.5$  V. Por otro lado la frecuencia de la señal portadora debe su origen al rango de frecuencia útil encontrado durante el análisis del DABT C28.

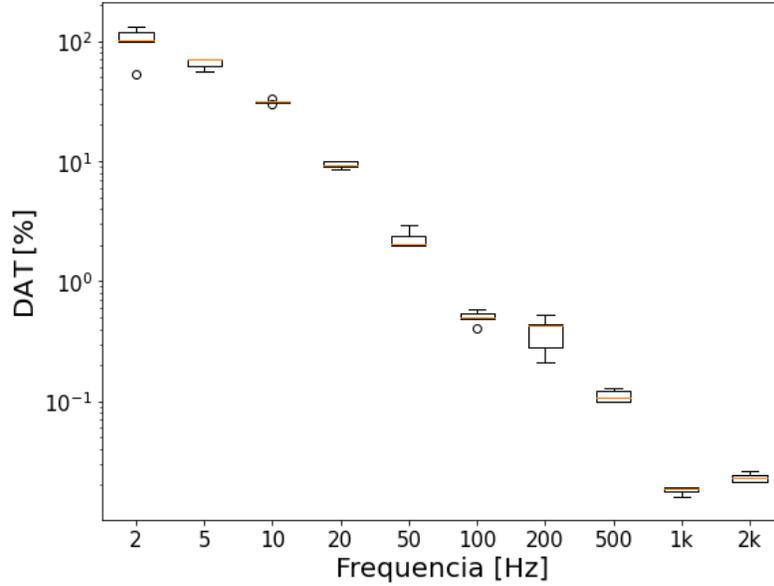


Figura 3.6: Análisis estadístico de las DAT calculadas para las frecuencias distribuidas utilizando el dispositivo C28.

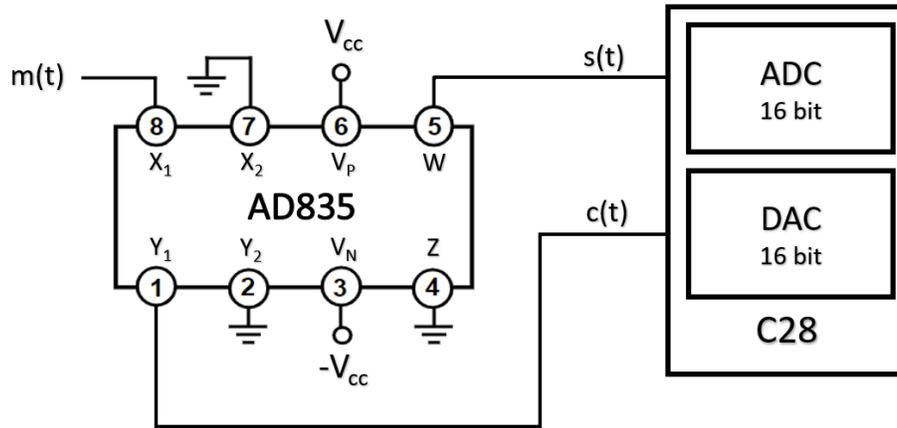


Figura 3.7: Circuito para modulación DSB-SC utilizando el circuito integrado AD835.

### 3.1.4. Demodulación espectral

En este trabajo se propone un proceso de demodulación espectral, en el cual, una vez digitalizada la señal modulada se obtiene su espectro a partir de la FFT. En ese momento será necesario localizar  $f_c$ . Recordando que a cada índice de la FFT se encuentra asociada una frecuencia, de modo que es posible trasladar los índices del espectro correspondientes a frecuencias mayores que  $f_c$ , desplazándola hasta el índice correspondiente a 0 Hz. A este espectro corregido se le aplica la IFFT, recobrando la

señal original.

En la Fig. 3.8 se puede observar el proceso de demodulación espectral en acción. La Fig. 3.8(a) muestra una señal adquirida con el C28. La señal corresponde a una modulación DSB-SC de una señal senoidal con  $f_m = 10$  Hz, modulada a una frecuencia  $f_c = 100$  Hz. En la Fig. 3.8(b) se observa el espectro de la señal adquirida, que, como indica la teoría, presenta un pico en  $f_c$ , el cual se encuentra prácticamente suprimido, al mismo tiempo que presenta dos bandas laterales en  $f_c \pm f_m$ . Posteriormente la Fig. 3.8(c) muestra la señal demodulada espectralmente en la que se puede observar que el método propuesto es capaz de recuperar la señal original, además, mostramos en la Fig. 3.8(d) el espectro de la señal demodulada.

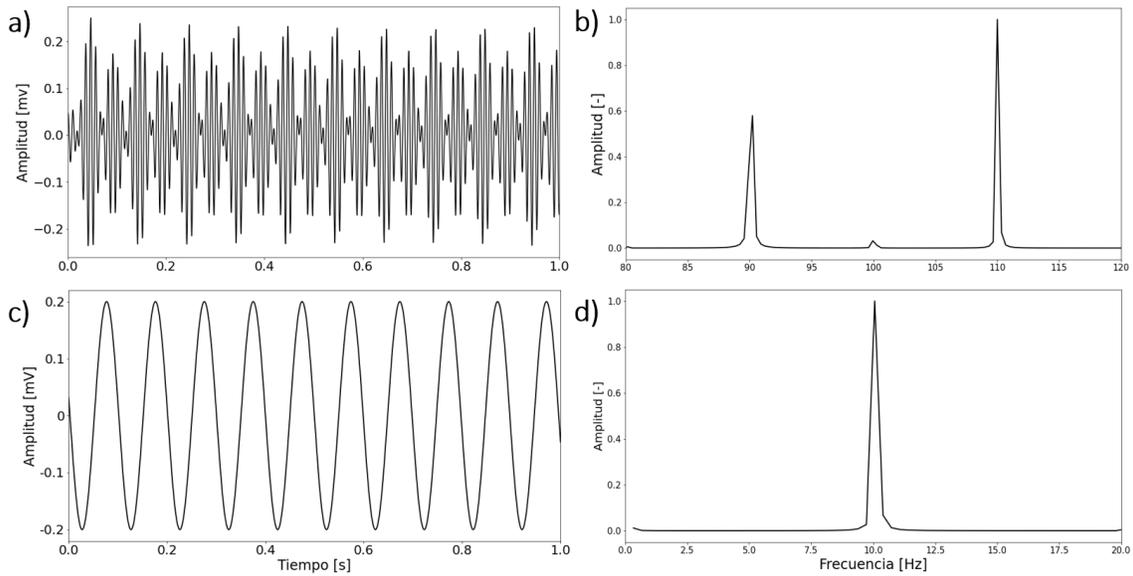


Figura 3.8: Demodulación espectral. (a) Señal adquirida con el C28, correspondiente a una modulación DSB-SC de una señal senoidal con  $f_m = 10$  Hz, modulada a una frecuencia  $f_c = 100$  Hz. (b) Espectro de la señal adquirida. (c) Señal demodulada espectralmente. (d) Espectro de la señal demodulada.

Las señales SCG serán moduladas utilizando una señal senoidal semejante a la vista en este ejemplo. La frecuencia portadora será  $f_c = 100$  Hz, recordando el análisis del dispositivo C28 en la sección 3.1.2, las frecuencias cercanas a 100 Hz son las que muestran menor atenuación (ver Fig. 3.4). Los resultados de las adquisiciones se muestran en la sección de Resultados.

## 3.2. Pre-procesamiento de la señal SCG

Una vez que se registra la señal SCG, se preprocesa mediante una técnica de filtrado espectral con una frecuencia paso-bajas (FPB) de 25 Hz, dado que el espectro SCG cubre el rango del infrasonido [11]. Se limitará la frecuencia paso-altas (FPA) desde el pico más alto que se encuentre en el rango espectral de 0.8 a 2,0 Hz, que corresponde

a la FC en condiciones normales, eliminando así las componentes ritmo respiratorias (RR) (0.20 a 0,33 Hz). La señal filtrada pasará entonces a un proceso de segmentación, lo que nos permitirá procesar individualmente cada uno de los ciclos SCG.

### 3.3. Algoritmo de K-Medias para la agrupación en clústeres de SCG

Una vez localizados los ciclos SCG son procesados por un algoritmo de detección de picos. Los posibles eventos SCG localizados pasan entonces por un proceso iterativo a fin de agrupar un conjunto de datos de entrada en  $K$  grupos. Para ejecutar el algoritmo es necesario establecer como entrada el conjunto de datos mencionado y un valor de  $K$ . Este valor es previamente establecido de acuerdo a los eventos SCG que se pretendan encontrar. El conjunto de datos poseerá dos coordenadas, la amplitud y número de muestra de los presuntos eventos cardiovasculares. Las posiciones iniciales de los centroides serán asignados de forma aleatoria desde cualquier punto del conjunto. Posteriormente, cada dato se asignará al centroide más cercano. Entonces, se recalculan los centroides de cada grupo, tomando un promedio de todos los puntos asignados en el paso anterior. El algoritmo iterará entre estos pasos a fin de minimizar las distancias entre los centroides y datos asignados.

### 3.4. Correlación y segmentación con ECG

Un ECG es una técnica que permite registrar las señales eléctricas del corazón. Durante el ciclo cardiaco existe un sistema de estimulación y conducción eléctrica compuesto por fibras de músculo cardíaco especializadas en la transmisión de impulsos eléctricos. En una señal típica de un ECG registrada durante un ciclo cardíaco normal, consiste en una onda P, un complejo QRS y una onda T. Además de una pequeña onda U que normalmente es invisible. Existe una relación temporal entre el ECG y el SCG, por lo que cronometraje preciso de los eventos cardíacos utilizando ECG permite una comparación directa en el etiquetado SCG [16]. Contrario a la detección de eventos SCG, la detección de pico R en ECG es relativamente sencilla ya que no existen picos de la misma amplitud durante el registro. En [17] la detección del pico R se relaciona directamente con la presencia del pico AO en la morfología SCG (ver Fig. 2.3), siendo AO consecutivo en tiempo a R, con intervalos temporales de entre 40 - 100 ms dependiendo de las condiciones fisiológicas .

Se propone evaluar el rendimiento de la metodología de la Sismocardiografía Inteligente utilizando la ECG como referencia, debido a la estrecha relación temporal que existe entre los eventos cardiovasculares mecánicos y eléctricos del ciclo cardiaco, especialmente entre el pico AO y el pico R de la ECG [17]. La sincronización de ambas señales es de vital importancia para recobrar la información. Además, es posible apreciar la relación entre el pico R y su relación temporal con los picos MC, IM y AO; de manera semejante en el caso del pico T en ECG y el pico AC.

La adquisición de la ECG deberá ser simultánea debido a la correlación temporal

entre ambas, para esta tarea se propone en uso del dispositivo *Plug-and-play* AD8232. Con este dispositivo es posible recuperar la actividad eléctrica del corazón, la cual puede ser registrada como una señal analógica ECG. El AD8232 está diseñado para extraer, amplificar y filtrar pequeñas señales biopotenciales.

### 3.5. Segmentación con el perfil de matriz

El perfil de matriz es un método de combinación de similitud para el análisis de series temporales capaz de encontrar anomalías y tendencias [68]. Se demostró la capacidad de este método para encontrar patrones y anomalías en una señal ECG para un sujeto de pruebas de este estudio (Fig. 2.12). Para ello se utilizó STUMPY, una biblioteca perteneciente a Python 3 capaz de calcular de manera eficiente el perfil de matriz [69], que se puede usar para la búsqueda de subsecuencias repetidas dentro de una serie de tiempo, búsqueda de anomalías, etc. En esta sección analizaremos la metodología empleada para realizar una segmentación automática de una señal SCG creada al rededor la técnica de MP.

Es posible utilizar esta técnica para la segmentación de una señal SCG a partir de la función *match* de la librería, que permite emparejar segmentos de acuerdo al perfil de matriz. Para esto será necesario la señal SCG y una subsecuencia propuesta, es decir, un segmento. Este segmento específico se comparará con la señal original a partir de una ventana deslizante, obteniendo su perfil de matriz, a medida que se encuentre un nuevo vecino se aplicará una zona de exclusión a su alrededor, lo que garantiza que cada coincidencia que se devuelva sea única.

Apegándonos a la filosofía de automatización propuesta en este trabajo, la subsecuencia propuesta para este proceso se encontrará de forma automática a partir de un proceso que denominaremos pseudo-segmentación. La pseudo-segmentación comienza realizando un filtrado espectral por índices, mismo que ya se ha abordado con anterioridad en este capítulo, este filtro paso-bandas tiene como fin obtener la señal ritmo-cardíaca, es decir la que está asociada a la FC, que recordando, corresponde al rango espectral de 0.8 a 2,0 Hz, en condiciones normales. De modo que el FPA = 0,4 Hz y FPB = 2,1 Hz. A esta señal filtrada se le aplicará la IFFT para obtener una señal cuasi-senoidal, de forma consecuente el ADP encontrará los máximos de esta señal para crear una serie de pseudo-segmentos. Este proceso se ejemplifica en la Fig. 3.9.

Cada uno de los pseudo-segmentos encontrados entrará al proceso de emparejamiento a fin de encontrar coincidencias y, por tanto, segmentar la señal SCG. La cantidad de veces que se tendrá que repetir este proceso corresponde, aproximadamente, a la cantidad de pseudo-segmentos  $C$ , es decir:

$$C \approx \lfloor t \times f_{FC} \rfloor, \quad (3.3)$$

donde  $t$  es la duración total de la señal analizada y  $f_{FC}$  corresponde al pico de frecuencia encontrado durante el proceso de filtrado espectral (ver Fig. 3.9). Posteriormente, se propone un proceso de selección para cada segmentación calculada, evaluando la similitud entre ellos a partir de la media de los coeficientes de correlación  $r$ , dicho coeficiente está definido como:

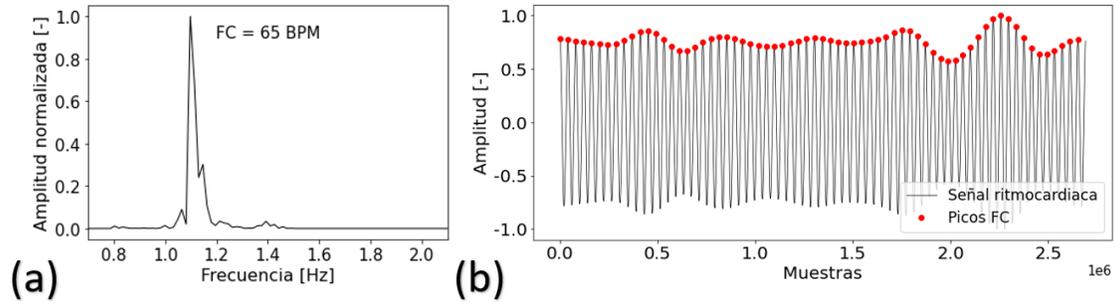


Figura 3.9: Recuperación de señal ritmo cardiaca. (a) Filtrado espectral por índices. (b) Señal temporal (línea continua), picos de la señal (marcas).

$$r = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad (3.4)$$

donde  $\sigma_{XY}$  corresponde a la varianza entre las variables  $X$  e  $Y$ , mientras que  $\sigma_X$  y  $\sigma_Y$  corresponden a la desviación de las mismas variables. En este caso, las variables son cada uno de los ciclos encontrados con el proceso de emparejamiento y a la señal promedio generada por estos. Por último se selecciona aquella media de coeficientes de correlación que esté más próxima a 1.0. Para este proceso es necesario que la mejor correlación sea mayor a 0.85 a fin que la segmentación sea significativa, en caso de que no lo sea, la segmentación resultante se descarta.

Sin embargo, debido a que esta tarea es repetitiva y requiere de un proceso computacional no trivial, se propone utilizar la técnica de re-muestreo para reducir el tamaño de la serie temporal y, por tanto, de las subsecuencias a fin de reducir el tiempo computacional de la segmentación. Una vez que se encuentran los índices donde comienzan los segmentos hallados por el proceso, estos se multiplican por el factor de re-muestreo para regresarlos a su proporción original.

En este capítulo se expuso a detalle la metodología propuesta de la sismocardiografía inteligente. En primer lugar, un diafragma piezoeléctrico de latón se coloca en el esternón, las vibraciones detectadas son entonces acondicionadas utilizando un amplificador de modo voltaje para posteriormente entrar en un proceso de modulación DSB-SC. La señal es ahora digitalizada y transmitida utilizando un DAS inalámbrico basado en el DABT C28. Una vez transmitida, la señal se demodula y filtra en un computador cercano utilizando una técnica espectral basada en los índices de la FFT. Posteriormente, la señal pasa por un proceso de segmentación, donde se encuentra y examinan los ciclos SCG individualmente a fin de encontrar los posibles eventos SCG, los cuales serán procesados por el algoritmo K-Medias, proporcionando un método de etiquetado automático. Este el proceso se repetirá para diferentes condiciones fisiológicas y los clústers obtenidos se evaluarán utilizando análisis estadístico.

# Capítulo 4

## Resultados

En esta sección se explicarán los resultados obtenidos. En primer lugar, se muestran los resultados para una simulación creada a partir de una señal de SCG etiquetada. Posteriormente, se muestran los resultados obtenidos utilizando un DAS con una  $f_s$  de 11 kHz, este sistema no es inalámbrico, a diferencia del sistema empleado en la última sección de este capítulo. Por último, se muestran los resultados obtenidos utilizando el sistema inalámbrico o WD. Así mismo, estos resultados fueron comparados con una señal ECG capturada de forma simultánea.

### 4.1. Datos simulados

Aunque existen repositorios disponibles con adquisiciones reales de SCG [77], éstos no contienen etiquetas de los posibles eventos, por tanto, se optó por realizar una simulación a partir de la señal típica de SCG.

#### 4.1.1. Simulación de datos

Debido a que la forma de onda SCG se repite de sistemáticamente en cada ciclo cardiaco, es admisible repetir la señal a lo largo del tiempo para recrear una adquisición. Los segmentos obtenidos se muestran en la Fig. 4.1(a). Para dar más credibilidad a la simulación, a cada segmento se le añadió ruido aleatorio, variaciones en amplitud y variabilidad temporal a partir de una técnica de remuestreo. Con este procedimiento se simuló 30 segmentos, los cuales se adjuntaron de forma sistemática. La Fig. 4.1(b) muestra la señal simulada final, a la cual también se le añadió una componente de frecuencia aleatoria entre 0.20 y 0,33 Hz, emulando la componente RR.

#### 4.1.2. Pre-procesamiento

Primeramente, se realizó un proceso de filtrado espectral utilizando un filtro paso-banda, donde  $FPB = 25$  Hz, debido a que el espectro SCG cubre el rango del infrasonido. Mientras que la FPA correspondió al pico más alto en el rango espectral de 0.8 a 2,0 Hz, que corresponde a la FC en condiciones normales. En la Fig. 4.2(a) se muestra la Densidad Espectral de Potencia (PSD, Power Spectral Density) de las componentes

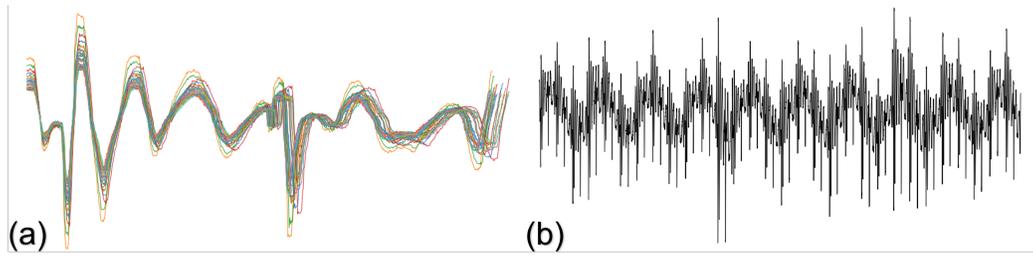


Figura 4.1: Simulación de adquisición SCG (a) Segmentos simulados con variabilidad aleatoria. (b) Adquisición simulada con componente de frecuencia RR.

de frecuencia de la señal SCG simulada original (línea discontinua) y filtrada (línea continua) dando lugar a FPA  $\approx 1,0$  Hz eliminando así las componente  $RR \approx 0,36$  Hz. En la Fig. 4.2(b) se muestra la señal antes (línea discontinua) y después del filtrado espectral (línea continua). Vale la pena resaltar el desempeño del filtrado espectral, siendo capaz de recuperar la forma de onda SCG.

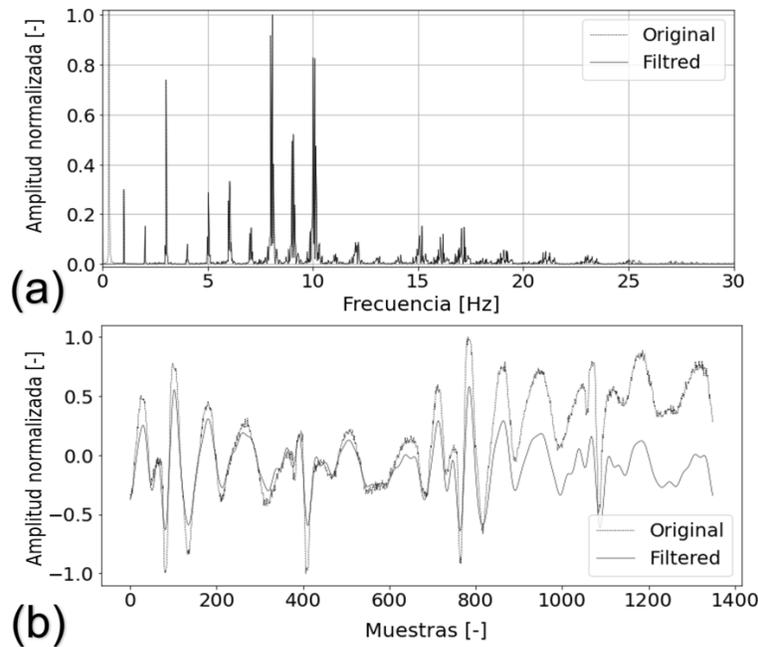


Figura 4.2: Filtrado espectral de la señal simulada. (a) Densidad espectral de potencia de la señal SCG simulada original (línea discontinua) y filtrada (línea continua). (b) Señal SCG antes (línea discontinua) y después del filtrado espectral (línea continua).

En la Fig. 4.3 se muestra el proceso de segmentación, el cual consiste en dividir la señal obtenida en distintos segmentos, seleccionando un subconjunto de puntos que cumplan con cierta similaridad. Para las pruebas realizadas hasta ahora se utilizó un algoritmo de detección de picos (ADP); en la Fig. 2.3 se puede observar que cada ciclo de SCG exhibe un pico mínimo que corresponde a un evento de IC y un pico máximo que corresponde al evento AO por tanto, es posible detectar los eventos IC o AO como

referencia a partir del ADP para indicar el inicio de cada ciclo SCG, como se muestra en la Fig 4.3(a). Los resultados de la segmentación se muestran en la Fig. 4.3(b), vale la pena remarcar que poseen una excelente similitud los segmentos mostrados en la Fig. 4.1(a). Por lo tanto, una vez que la segmentación tuvo éxito, cada uno de los segmentos fue procesado individualmente a fin de encontrar posibles eventos SCG como se muestra en la Fig. 4.4. Posteriormente, los supuestos eventos de SCG de cada ciclo, se usaron como el conjunto de datos de entrada para el algoritmo de agrupamiento.

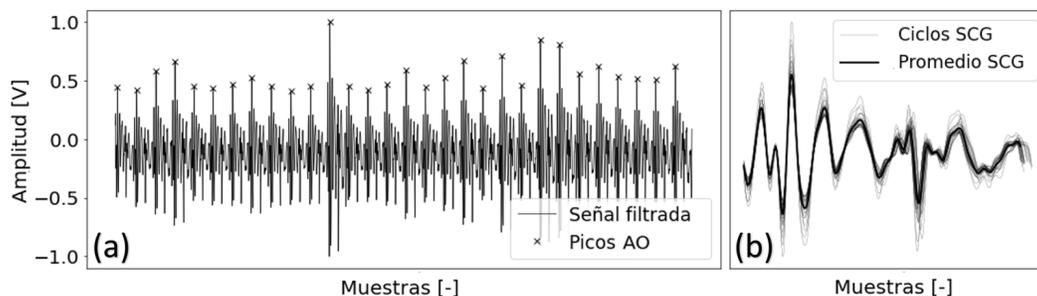


Figura 4.3: Medición y segmentación de señales SCG de la señal simulada. (a) Señal filtrada (línea continua) y los picos AO (marcas) encontrados por el algoritmo de pre-procesamiento. (b) Ciclos SCG y su promedio.

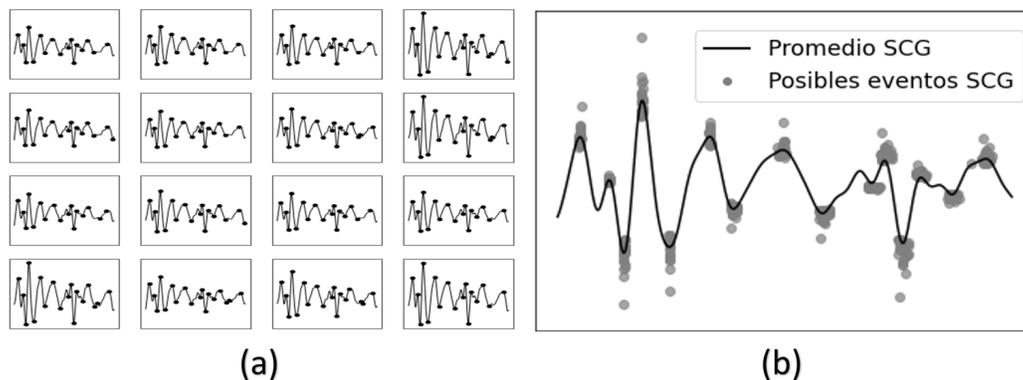


Figura 4.4: Posibles eventos SCG de la señal simulada. (a) Ejemplo de picos encontrados en cada ciclo de segmento. (b) Posibles eventos de SCG (marcas) y promedio de los segmentos (línea continua).

Es importante resaltar los resultados que se muestran en la Fig. 4.4, ya que, a partir de ellos, queda demostrada la posibilidad de obtener una base de datos con los posibles eventos SCG, lo cual más adelante nos permitirá definir la presencia de los eventos cardiovasculares asociados utilizando el algoritmo de agrupamiento.

### 4.1.3. K-Medias

Como entrada del algoritmo K-Medias, se consideró la amplitud de la señal y el número de muestra de cada presunto evento de SCG. Además, cada evento fue discri-

minado dependiendo de si es un evento asociado a un pico mínimo o un pico máximo. Posteriormente, el algoritmo agrupa primero los supuestos eventos asociados con picos máximos (AS, MC, AO, RE, PE, AC, RF), y luego, los asociados con picos mínimos (IM, IC, MO). Los resultados del algoritmo K-Medias se muestran en la Fig. 4.5, junto con una señal de referencia obtenida del promedio de cada uno de los segmentos SCG detectados. A continuación, se asignó cada etiqueta en el orden de aparición de los grupos. Comparando estos resultados con las etiquetas originales que se muestran en la Fig. 2.3 podemos establecer que el procedimiento de agrupamiento mostró un desempeño excelente al agrupar cada uno de los eventos cardiovasculares con suficiente precisión y sensibilidad. Curiosamente, el clúster AO no muestra variabilidad temporal, esto se debe a que los picos de AO se utilizaron como referencia para la segmentación, por lo que la variabilidad temporal en el resto de los grupos es relativa al clúster AO.

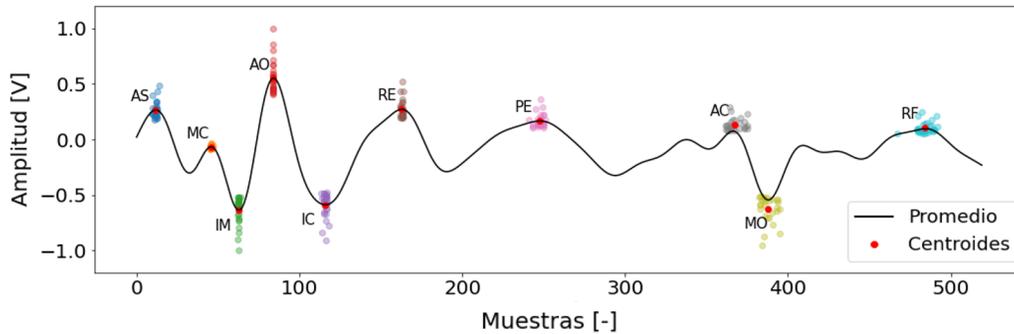


Figura 4.5: Resultados del algoritmo K-Medias para la agrupación en clústeres SCG de la señal simulada. Los centroides y picos asociados con eventos no representativos están ocultos.

#### 4.1.4. Análisis de resultados

Para evaluar la variabilidad del método propuesto, en la Fig. 4.6 se muestran los diagramas de caja para analizar estadísticamente los grupos de SCG de la señal simulada. El análisis se realizó considerando la variación de la amplitud en cada evento cardiovascular como se muestra en la Fig. 4.6(a), el análisis muestra una baja variabilidad, a pesar del ruido añadido a la señal. Por otro lado, la Fig. 4.6(b) muestra la variabilidad en las diferencias de tiempo para cada grupo de SCG. El grupo de AO muestra una variabilidad temporal aproximadamente igual a cero debido a que los picos de AO se utilizaron como referencia para la segmentación. Finalmente, como se muestra en la Fig. 4.6(c), fue posible estimar los ITC. Donde, recordando, el IVCT se encuentra definido entre el pico MC y el pico AO; el LVET, entre el AO y MC; mientras que el IVRT se encuentra entre AC y MO. La estimación que se muestra en la figura fue inferida a partir de las variaciones temporales de los clústeres asociados a cada ITC. Este análisis nos permite garantizar el desempeño para la Sismocardiografía Inteligente con datos reales.

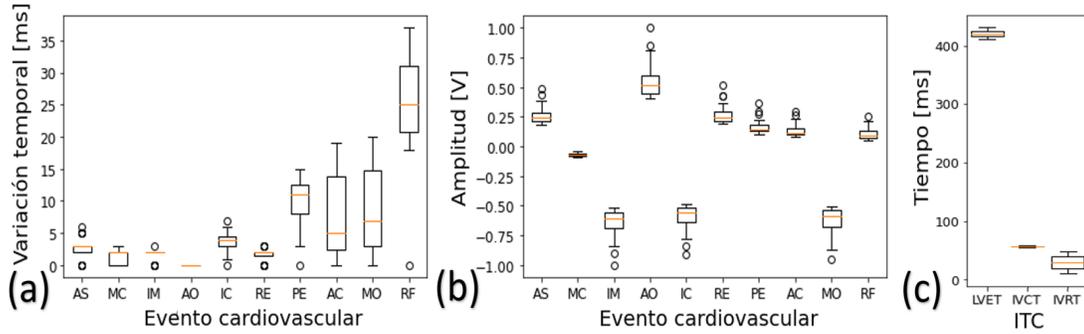


Figura 4.6: Análisis estadístico de los grupos de SCG para la señal simulada. (a) Variación de la amplitud en cada evento cardiovascular. (b) Diferencia de tiempo entre cada evento cardiovascular agrupado. (c) Variación temporal de cada ITC calculado.

## 4.2. Pruebas con sistema alámbrico

Dos sujetos de prueba participaron en nuestro estudio: S1 (hombre, 24 años, 70 kg) y S2 (mujer, 25 años, 60 kg). Los sujetos dieron su consentimiento e informaron verbalmente no tener antecedentes de ECV.

### 4.2.1. Adquisición de datos

Durante la adquisición de datos, los sujetos de prueba estaban cómodamente sentados en una silla con respaldo. El dispositivo sensor se colocó en la parte baja del esternón y se fijó con una película adhesiva transparente de grado médico. Se pidió a los sujetos de prueba que se relajaran y contuvieran la respiración durante la adquisición.

### 4.2.2. Pre-procesamiento

Se procesaron señales de aproximadamente  $N = 300000$  muestras por medición y una frecuencia de muestreo de 11 kHz. Las señales adquiridas fueron segmentadas utilizando el ADP. En la Fig. 4.7 se muestra la señal SCG adquirida con el prototipo para ambos sujetos de prueba. En las Fig. 4.7(a) y 4.7(c) se muestran las señales filtradas (línea continua) y los picos de IC recuperados por el ADP (marcas) de ambos sujetos. Además, como se observa en la Fig. 4.7(b) y 4.7(d), la señal de SCG se segmentó utilizando los picos detectados. Los segmentos obtenidos se rondaban los 12000 a 14000 muestras, lo cual tiene sentido, ya que la longitud de los segmentos corresponde inversamente a la FC, que en una persona normal en reposo se encuentra entre los 60 y 80 BPM.

A partir de los segmentos se calculó su promedio a fin de tener en cuenta la variabilidad de la medición. Vale la pena notar que, aunque la morfología varía de sujeto a

sujeto, los segmentos no mostraron diferencias significantes en su morfología, en cambio, fueron sistemáticos y uniformes.

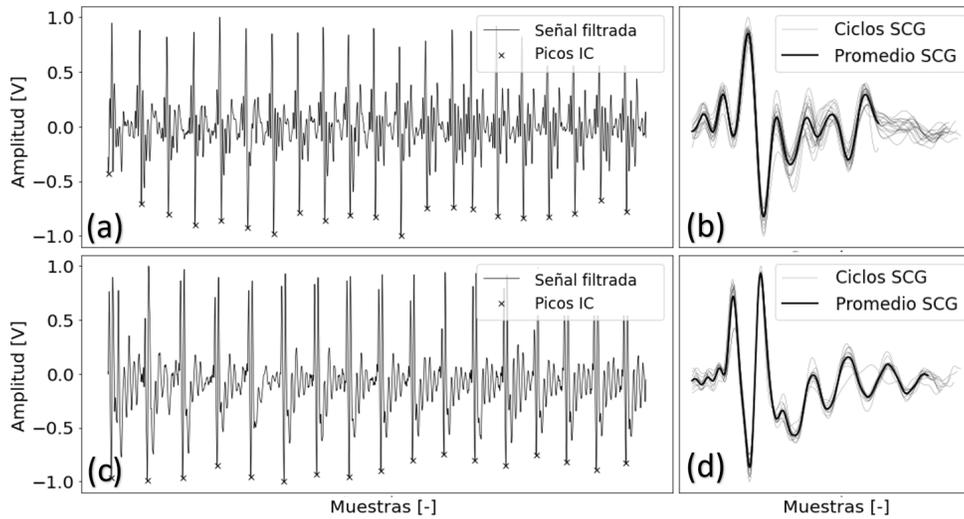


Figura 4.7: Medición y segmentación de señales SCG adquiridas (S1, gráficos superiores; S2, gráficos inferiores). (a) y (c) Señal filtrada (línea continua) y los picos IC (marcas) encontrados por el algoritmo de preprocesamiento. (b) y (d) Ciclos SCG y su promedio.

### 4.2.3. K-Medias

A partir de los segmentos, los supuestos eventos de SCG de cada ciclo, se usaron como el conjunto de datos de entrada para el algoritmo de agrupamiento. Los resultados del algoritmo K-Medias para ambos sujetos de prueba se muestran en la Fig. 4.8, junto con el promedio de SCG, como referencia, donde se asignó cada etiqueta en el orden de aparición de los grupos. El procedimiento de agrupamiento mostró un desempeño excelente al agrupar cada uno de los eventos cardiovasculares con suficiente precisión y sensibilidad, a pesar de las diferencias en los patrones de cada sujeto de prueba. De manera semejante a la señal simulada, el grupo de IC no muestra variabilidad temporal debido a que los picos de IC se utilizaron como referencia para la segmentación. Cabe aclarar que, en este caso, se utilizó el evento IC debido a que, como se muestra en la Fig. 4.8(b), existen dos picos máximos, por tanto utilizar el evento AO como referencia ocasionaría una segmentación deficiente. Además, resulta necesario mencionar que, debido a que no existe una señal de referencia, el método de etiquetado está sustentado únicamente en las similitudes de ambas señales con la morfología reportada en la literatura.

### 4.2.4. Análisis de resultados

En la Fig. 4.9 se muestran los diagramas de caja para analizar estadísticamente los grupos de SCG de los sujetos S1 y S2. La variación de la amplitud en cada evento

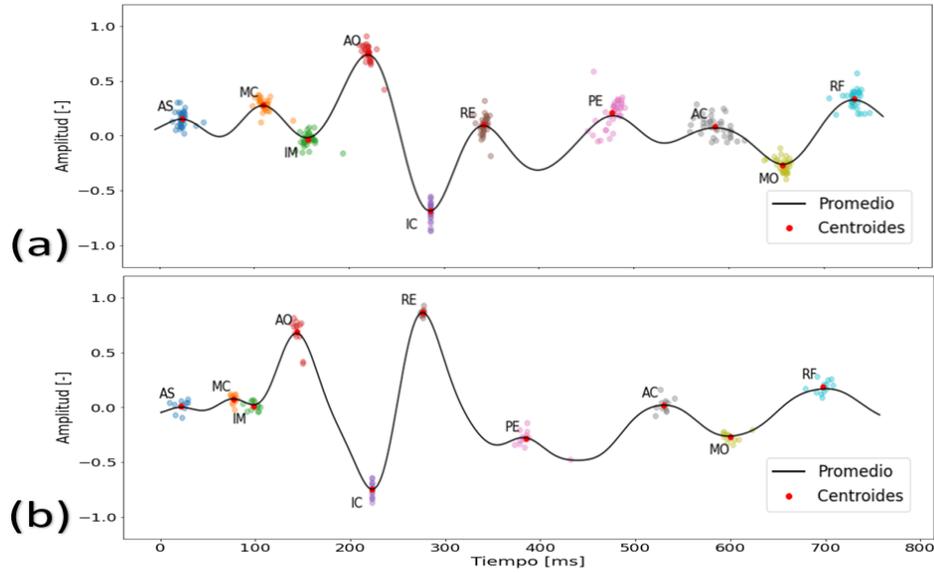


Figura 4.8: Resultados del algoritmo K-Medias para la agrupación en clústeres SCG utilizando el dispositivo cableado (S1, gráfico superior; S2, gráfico inferior) . Los centroides y picos asociados con eventos no representativos están ocultos.

cardiovascular se muestra en las Fig. 4.9(a) y 4.9(d), donde el análisis muestra una baja variabilidad entre y dentro de los sujetos (decenas de mV), a pesar de las condiciones fisiológicas. La amplitud del pico AO en S1 es el pico más alto, mientras que en S2 es el pico de RF. En ambos casos, el pico más bajo corresponde al pico de IC. Por otro lado, las Fig. 4.9(b) y 4.9(e) muestran la variabilidad en las diferencias de tiempo para cada grupo de SCG. En este caso, el grupo de IC muestra una variabilidad temporal aproximadamente igual a cero debido a que los picos de IC se utilizaron como referencia para la segmentación. Cabe señalar que los clústers de PE y AC son los que presentan una gran variabilidad temporal (20 a 50 ms), mientras que el resto de clústers no supera los 20 ms. Finalmente, como se muestra en las Fig. 4.9(c) y 4.9(f), fue posible estimar los ITC, recuperando así tres grupos con valores medios similares cada uno, para ambos sujetos de prueba. Esto tiene sentido ya que S1 y S2 eran sujetos con condiciones cardiovasculares normales, lo que garantiza resultados reproducibles para la sismocardiografía inteligente.

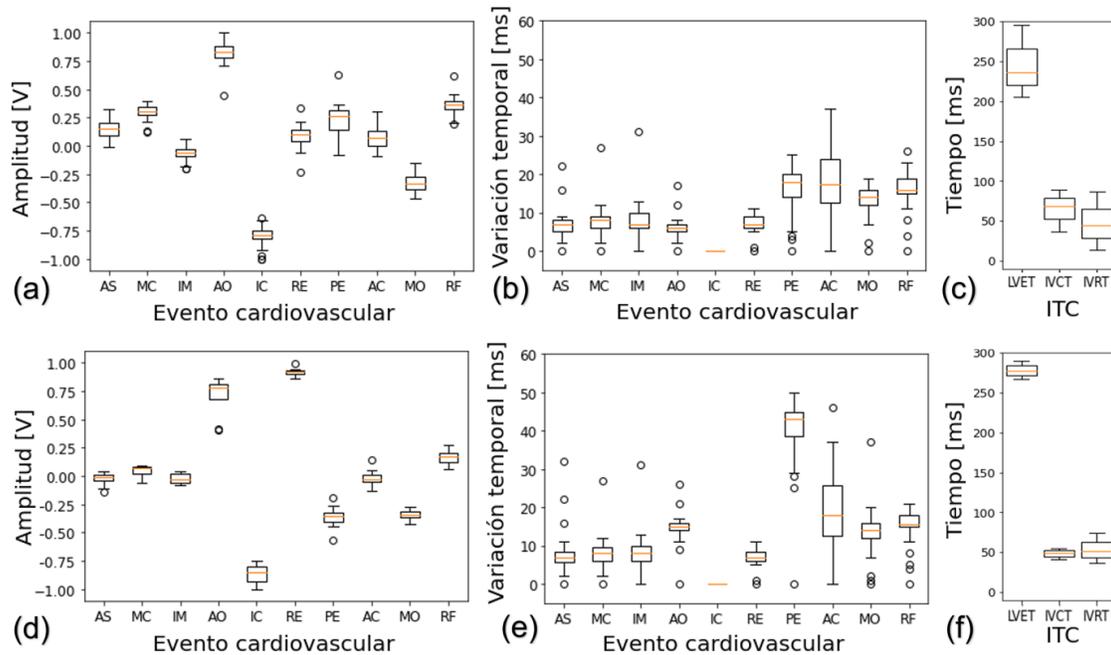


Figura 4.9: Análisis estadístico de los grupos de SCG para los sujetos S1 y S2, en los gráficos superior e inferior, respectivamente. (a) y (d) Variación de la amplitud en cada evento cardiovascular. (b) y (e) Diferencia de tiempo entre cada evento cardiovascular agrupado. (c) y (f) Variación temporal entre cada ITC calculado

### 4.3. Pruebas con sistema inalámbrico Bluetooth

En esta sección se muestran los resultados obtenidos con el sistema portable. Este sistema comprende el DABT, el cual digitaliza y envía de forma inalámbrica los datos adquiridos a una computadora cercana. La señal fue modulada previamente utilizando la técnica de modulación DSB-SC. Además, se muestra el proceso de demodulación y pre-procesamiento de la señal, así como los resultados de la técnica de K-Medias y su interpretación. Para este ejercicio se programó el DABT con una frecuencia de muestreo  $f_m = 44,1$  kHz.

#### 4.3.1. Adquisición de datos modulados

Las señales SCG moduladas utilizando una señal portadora senoidal con frecuencia  $f_c = 100$  Hz, recordando que el bloque de frecuencias de la señal SCG se encuentra en el rango aproximado de 0 Hz - 25 Hz. En la Fig. 4.10 se muestra una señal modulada adquirida con el sistema inalámbrico Bluetooth proveniente del S1.

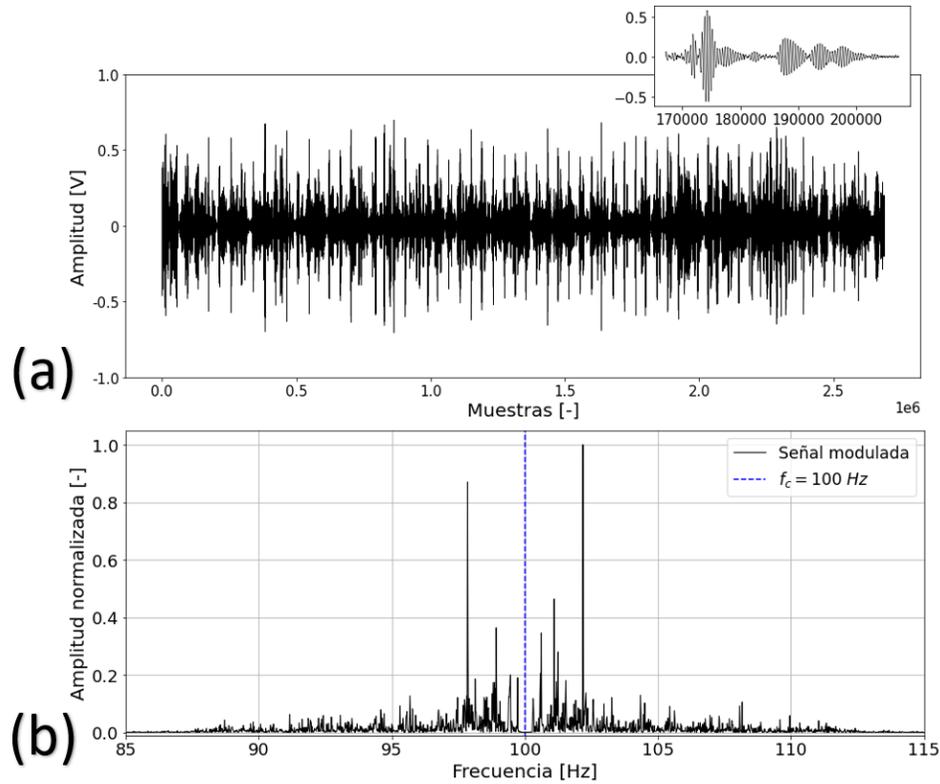


Figura 4.10: Señal SCG modulada adquirida con el dispositivo portátil. (a) Señal modulada en el dominio del tiempo con acercamiento indexado de la muestra 167139 - 207269. (b) Señal modulada en el dominio de la frecuencia (línea continua) y la frecuencia portadora (línea punteada azul).

### Señal modulada

En la Fig. 4.10(a) se encuentra la señal adquirida en el dominio temporal con un acercamiento con una duración aproximada de 0.9 s donde se muestra un aparente ciclo SCG modulado. En la 4.10(b) se encuentra la señal en dominio frecuencial, en donde es posible observar las bandas paralelas y con una línea azul punteada se muestra la frecuencia de la portadora en 100 Hz que separa estas mismas bandas.

### Señal demodulada

En la Fig. 4.11 se muestra una señal demodulada y filtrada utilizando el método de demodulación y filtrado espectral. En la Fig. 4.11(a) se encuentra la señal adquirida en el dominio temporal con un acercamiento con una duración aproximada de 0.9 s donde se muestra un aparente ciclo SCG. En la 4.11(b) se encuentra la señal en dominio frecuencial. La señal SCG fue recuperada con éxito.

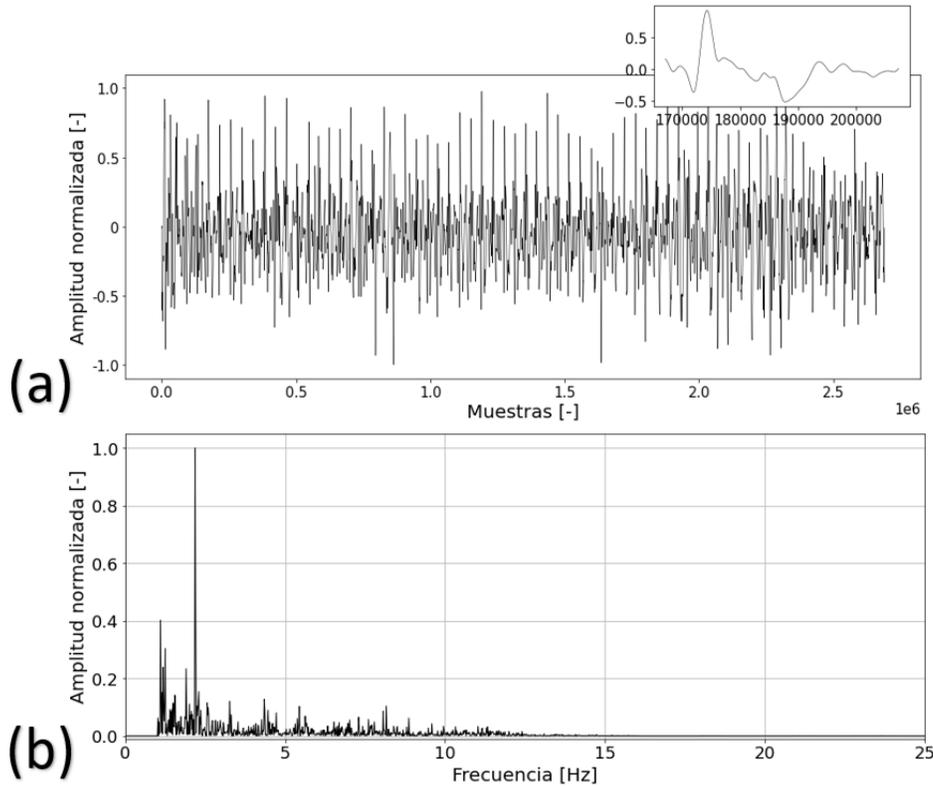


Figura 4.11: Señal SCG demodulada. (a) Señal demodulada en el dominio del tiempo con acercamiento indexado de la muestra 167139 - 207269. (b) Señal demodulada en el dominio de la frecuencia.

### 4.3.2. Pre-procesamiento

#### Segmentación ECG

A la par de la adquisición SCG se realizó la adquisición de datos ECG con la misma frecuencia de muestreo. Esta señal fue filtrada utilizando el proceso de filtrado espectral pasabanda donde  $FPA = 0$  Hz y  $FPB = 40$  Hz. Se utilizó el ADP para la detección de los picos R y con esto se realizó el proceso de segmentación semejante al pico AO e IC en la SCG. Aunque, no está demás recordar que la detección del pico R resulta menos compleja, debido a que no existen picos de amplitud similar en la ECG, a diferencia de la SCG. La Fig. 4.12 muestra un ejemplo de este proceso de segmentación.

En la Fig. 4.12(a) se aprecia la señal ECG y los picos R detectados con el ADP. En la Fig. 4.12(b) se muestra el resultado de la segmentación SCG, se ocuparon diferentes colores para mostrar de manera más precisa esta segmentación. Los ciclos ECG y SCG encontrados con este proceso se muestran en la Fig. 4.13. La Fig. 4.13(a) muestra los ciclos ECG agrupados y sobrepuestos. De forma similar, la Fig. 4.13(b) muestra los ciclos SCG. Podemos apreciar que, aunque existen variaciones morfológicas, el dispositivo es capaz de recuperar la forma de onda característica. Además, de acuerdo con lo reportado en la literatura, existe una relación temporal de aproximadamente 40 -

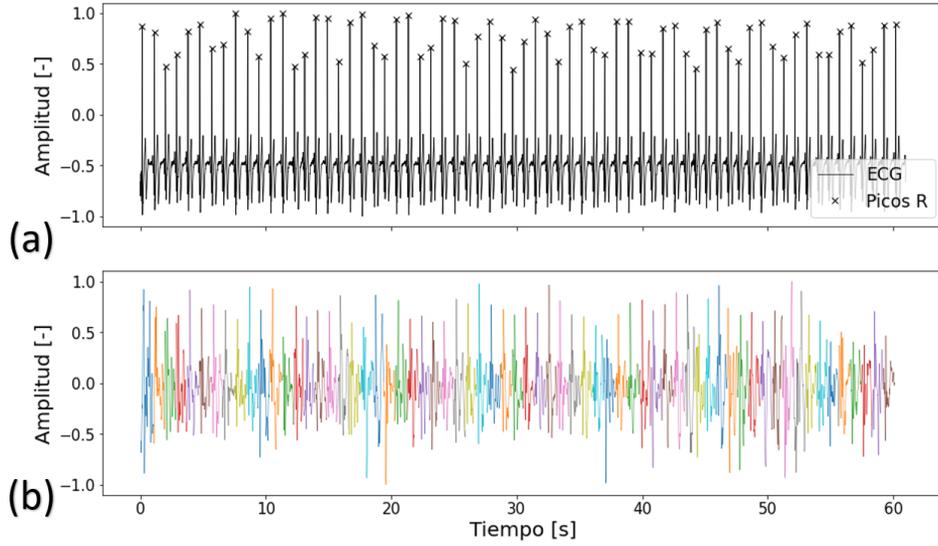


Figura 4.12: Proceso de segmentación utilizando como referencia picos R de ECG simultánea. (a) Señal ECG (línea continua) y picos R detectados con el ADP (marcas). (b) Señal SCG segmentada.

100 ms entre el pico ECG R y el SCG AO [17]. Por lo que es posible inferir desde este punto que el pico de mayor amplitud que se muestra en los ciclos SCG de la Fig. 4.13(b) corresponde a la apertura de la válvula aorta.

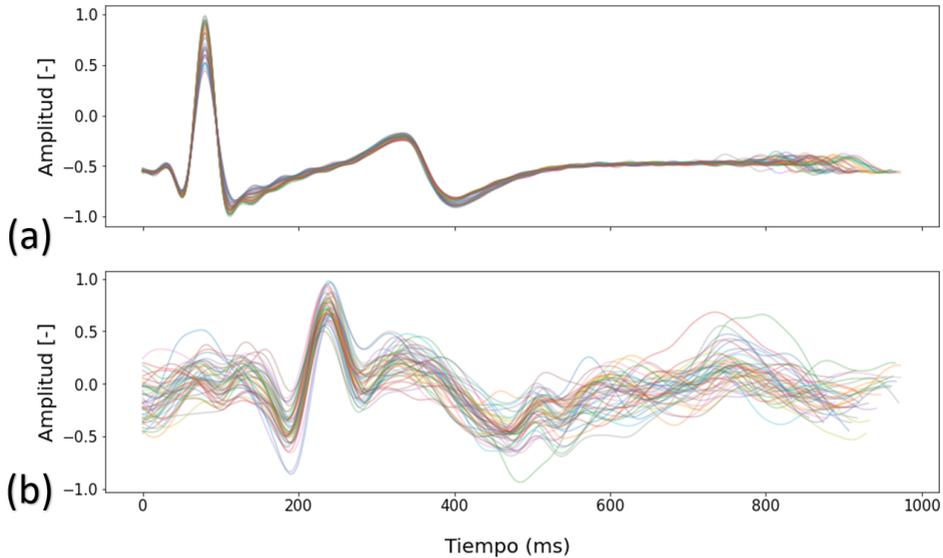


Figura 4.13: Ciclos ECG y SCG encontrados utilizando ECG simultánea. (a) Ciclos ECG. (b) Ciclos SCG.

## Segmentación MP

Recordando que el perfil de matriz es un método de combinación de similitud para el análisis de series temporales [68] a partir del cual hemos sido capaces de encontrar patrones y anomalías en una señal ECG para S1 (ver Fig. 2.12). Apegándonos a la filosofía de automatización propuesta en este trabajo, se propuso segmentación de la señal SCG a partir de la técnica MP, que usa como parámetro de entrada la señal SCG y los pseudo-segmentos encontrados a partir de la FC (ver Fig. 3.9). En la Fig. 4.14(a) se muestran los pseudo-segmentos encontrados a partir de la metodología propuesta, los cuales servirán de entrada para el proceso de Segmentación MP, mientras que en la Fig. 4.14(b) se muestran una muestra de los ciclos SCG encontrados con este proceso de segmentación. Si comparamos esta figura con la Fig. 4.13 podemos observar que existen claras similitudes entre ambas, haciendo especial énfasis en que utilizando la segmentación MP no es necesaria ninguna señal de referencia para recuperar los ciclos SCG.

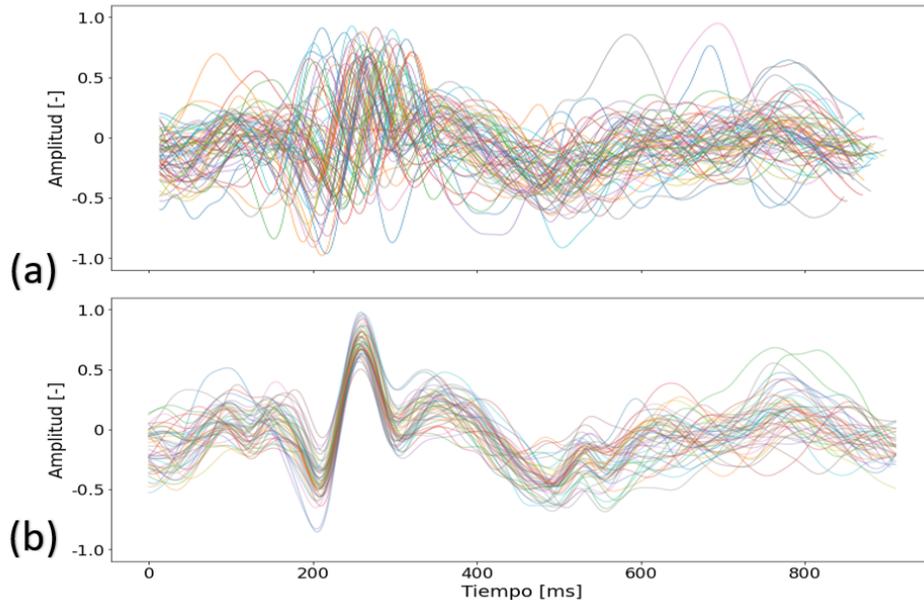


Figura 4.14: Proceso de segmentación MP. (a) Pseudo-segmentos encontrados a partir de la frecuencia cardiaca. (b) Ciclos SCG encontrados utilizando la técnica de MP.

En la Fig. 4.14(b) se muestran una muestra de los ciclos SCG encontrados con este proceso de segmentación. Si comparamos esta figura con la Fig. 4.13 podemos observar que existen claras similitudes entre ambas, haciendo especial énfasis en que utilizando la segmentación MP no es necesaria ninguna señal de referencia para recuperar los ciclos SCG.

### 4.3.3. K-Medias

En la Fig. 4.15 se muestran el resultado del agrupamiento de datos con nuestro algoritmo de K-Medias para ambos sujetos de prueba utilizando el promedio de los ciclos segmentados como referencia. Ambas adquisiciones tuvieron una duración aproximada de 60 s con una frecuencia de muestro  $f_m = 44,1$  kHz, lo que equivale a aproximadamente  $2.6 \times 10^6$  muestras y 54 latidos registrados,  $FC \approx 68$  BPM. Así mismo, se asignó cada etiqueta en el orden de aparición de los grupos sustentada con la señal ECG adquirida de forma simultanea. El proceso de agrupamiento mostró un desempeño excelente al agrupar cada uno de los eventos cardiovasculares con suficiente precisión y sensibilidad ante una señal demodulada. Contrario a la señal simulada y a los resultados obtenidos con el prototipo cableado, donde se uso el ADP para la segmentación, en este caso el tanto el agrupamiento AO como IC muestran cierta variabilidad temporal al igual que el resto de grupos.

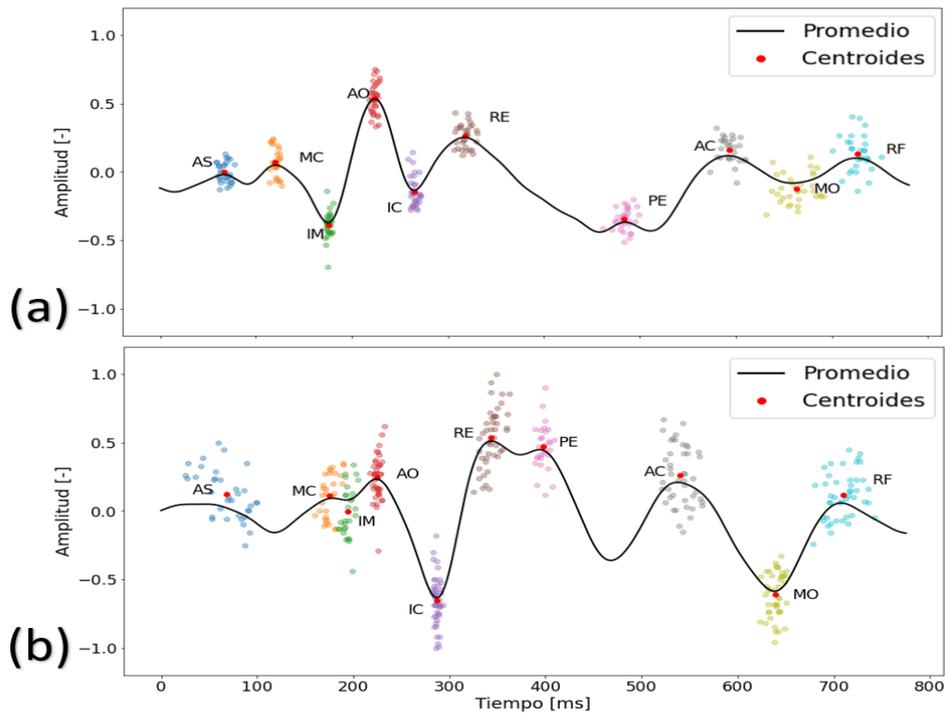


Figura 4.15: Resultados del algoritmo K-Medias para la agrupación en clústeres SCG utilizando el dispositivo portable y la técnica de segmentación MP (S1, gráfico superior; S2, gráfico inferior) . Los centroides y picos asociados con eventos no representativos están ocultos.

Es posible realizar comparaciones entre la Fig. 4.15 y la Fig. 4.8. Para S1 (Fig. 4.15(a) y Fig. 4.8(a)) encontramos una clara relación morfológica, lo que tiene sentido ya que el sujeto de prueba es el mismo y no informó verbalmente de afecciones cardiacas. Una diferencia clara a resaltar es la amplitud promedio del pico IM, que en el caso del sistema portátil resulta ser más profundo que si lo comparamos con su contraparte,

donde el pico negativo de mayor amplitud corresponde a IC. Algo semejante ocurre con el pico PE el cual parece haber perdido amplitud, sin embargo, a pesar de no poseer la misma morfología, el algoritmo fue capaz de identificar y agrupar los picos correspondientes al mismo. Por otro lado, para S2 (Fig. 4.15(b) y Fig. 4.8(b)) existen mayores discrepancias, aunque se mantienen claras similitudes en la morfología, tanto en la duración promedio de la señal, como en la aparición de los eventos.

No está de más mencionar que, si bien ambos tienen una edad y peso similares, existen distinciones evidentes en la morfología de las señales de ambos sujetos de prueba (ver Fig. 4.15 y 4.8). Esto puede deberse a que la disposición de tejidos y grasa corporal para ambos sujetos es diferente debido a su sexo biológico. Resulta obligatorio notar que la morfología SCG de S1 corresponde en mayor medida a señales presentadas en la literatura [1], lo que podría sugerir que la morfología SCG masculina se reporta con mayor frecuencia que la femenina, es decir que existe un posible sesgo de género. Sin embargo, el tamaño de muestra de tan solo dos sujetos de prueba, resulta en un problema ya que las variaciones pueden deberse a características individuales de los participantes no reportadas en esta tesis. Por lo que estudios que amplíen el tamaño de la muestra y hagan hincapié en las diferencias morfológicas para estos dos sexos biológicos son sugeridos.

#### 4.3.4. Análisis de resultados

En las Fig. 4.16, 4.17 y 4.18 se muestran los diagramas de caja para analizar estadísticamente los grupos de SCG de los sujetos S1 y S2 con el dispositivo portable.

La Fig. 4.16 muestra la variabilidad en las diferencias de tiempo para cada grupo de SCG. En este caso, el clúster de MO para S1 y AS para S2 son los que presentan una gran variabilidad temporal ( $> 50$  ms), mientras que la variación temporal del resto de clústers oscila entre 10 - 20 ms. En el pasado se ha reportado que en mujeres jóvenes se asocian mayores intervalos de tiempo sistólico en reposo y disminución de los intervalos de tiempo de función cardíaca diastólica [78], lo cual puede ayudar a explicar el aumento en la variabilidad temporal para S2.

Si comparamos en el análisis estadístico durante la adquisición alámbrica (ver Fig. 4.9(c) y 4.9(e)) con el análisis presentado en la figura anterior, podemos observar que en este caso existe una mayor variabilidad temporal, esto puede explicarse debido a que, aunque la técnica MP permite un proceso de segmentación más robusto y propenso a menos errores, también es cierto que la segmentación basada en el ADP resulta más precisa en cuanto a determinar el inicio de la traza para cada ciclo SCG, en comparación.

Ahora, se presenta la variación de la amplitud en cada evento cardiovascular en la Fig. 4.17 normalizada entre -1.0 - 1.0. Este análisis muestra una baja variabilidad en las medias de los clústers, a pesar de las condiciones fisiológicas. Sin embargo, los datos de S2 (Fig. 4.17(b)) presentan una mayor variabilidad, además de existir variaciones morfológicas que propician variaciones en la amplitud de los picos asociados a los eventos cardiovasculares. A pesar de esto, los clústers se encuentran en una posición correspondiente a la literatura.

Haciendo énfasis en el análisis estadístico durante la adquisición alámbrica (ver

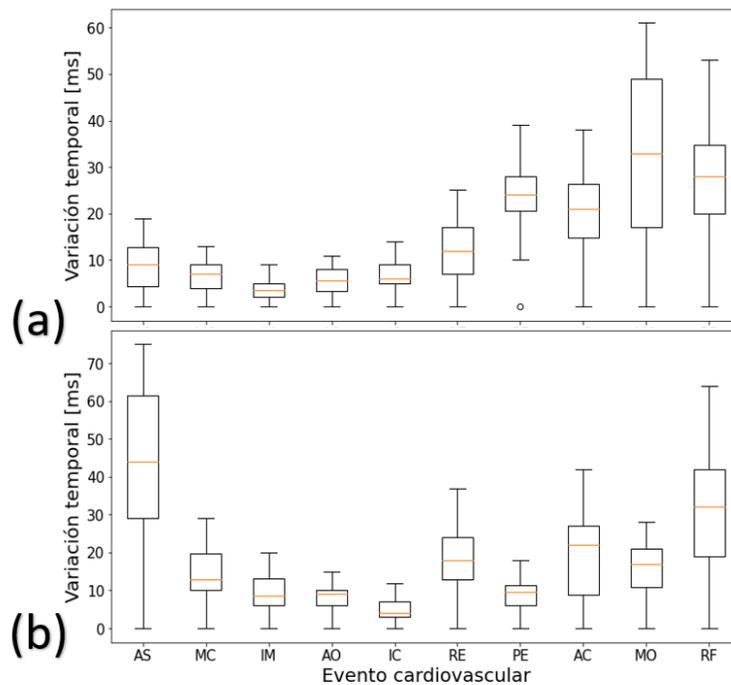


Figura 4.16: Análisis estadístico de las diferencias temporales entre cada evento cardiovascular para los sujetos S1 (a) y S2 (b).

Fig. 4.9(a) y 4.9(d)) y comparándola con los datos obtenidos durante este análisis, es posible observar que las variaciones de amplitud para cada evento SCG no presentan mayores diferencias entre la adquisición alámbrica e inalámbrica. Lo cual representa un punto positivo para el prototipo expuesto en este trabajo, ya que parece que este tipo de transmisión de datos no afecta el desempeño del sensor.

Finalmente, en la Fig. 4.18, se muestran los resultados de las estimaciones de los ITC, recuperando así tres grupos con valores medios similares cada uno, para ambos sujetos de prueba. Esto tiene sentido ya que S1 y S2 eran sujetos con condiciones cardiovasculares normales, lo que garantiza resultados reproducibles para la sismocardiografía inteligente.

En este capítulo se puso a prueba la metodología de la Sismocardiografía Inteligente, recopilando los resultados más representativos. El algoritmo de agrupamiento de señales basado en técnicas de ML no supervisado fue puesto a prueba utilizando una señal SCG simulada cuyas etiquetas eran conocidas. Estos resultados, al igual que con los datos reales indican que nuestro algoritmo de K-Medias es capaz de identificar y agrupar con precisión los eventos cardiovasculares asociados a los picos en la morfología SCG. Además, se diseñó y evaluó una metodología capaz de recuperar señales de baja frecuencia utilizando un DABT utilizando técnicas de modulación AM e incorporando un proceso de demodulación espectral basado en índices de la FFT. Las señales recuperadas fueron segmentadas utilizando dos paradigmas distintos; uno que se basa en

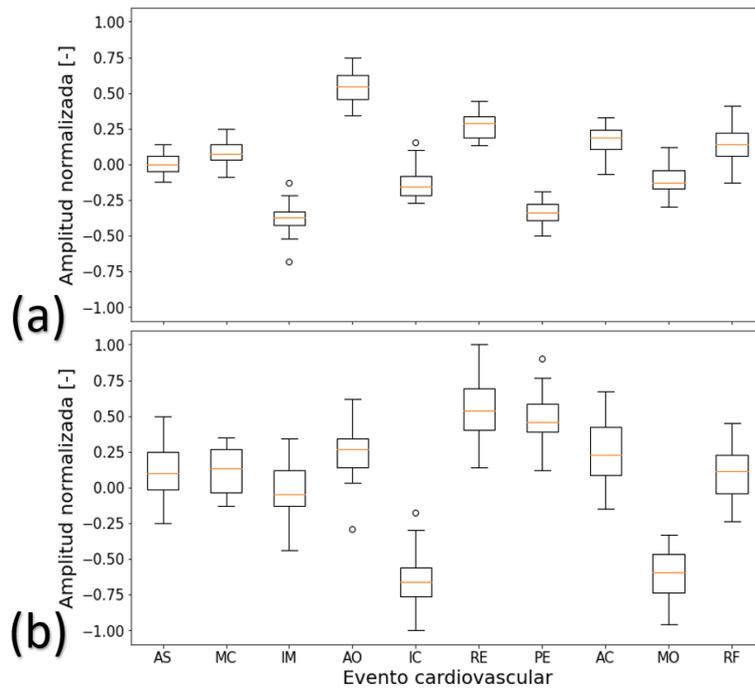


Figura 4.17: Análisis estadístico de la variación de amplitud en cada evento cardiovascular para los sujetos S1 (a) y S2 (b).

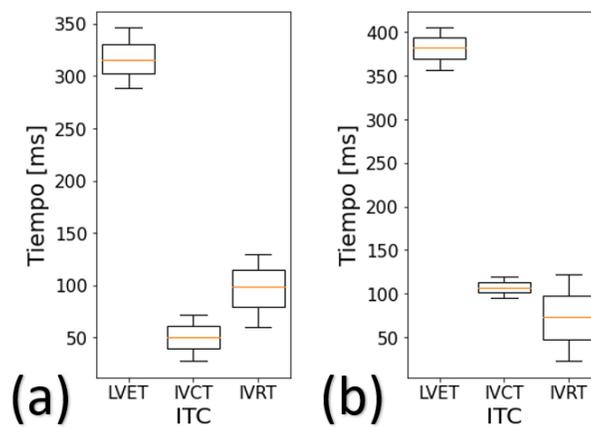


Figura 4.18: Análisis estadístico de la variación temporal entre cada ITC calculado para los sujetos S1 (a) y S2 (b).

un ADP y una señal ECG de referencia, y otro basado en MP que mostró resultados prometedores para la segmentación sistemática de la señal.

Se realizaron adquisiciones exitosas para dos sujetos de prueba sanos, uno masculino (S1) y otro femenino (S2). El sistema fue capaz de recuperar la señal SCG de

forma exitosa, identificar los posibles eventos cardiovasculares y agruparlos a su clúster más cercano, lo que se traduce a un etiquetado automático de la señal. Los clústers SCG fueron evaluados utilizando un análisis estadístico, con lo que fue posible evaluar la variabilidad inter-sujeto e intra-sujeto de la amplitud y la temporalidad. Asimismo fuimos capaces de inferir ITC asociados a la señal SCG a partir de los clústeres analizados. Dando resultados con valores medios similares para ambos sujetos de prueba. Lo cual resulta razonable ya que S1 y S2 eran sujetos sin ECV reportadas, lo que garantiza resultados reproducibles para la sismocardiografía inteligente. Del mismo modo, se abordaron las diferencias esenciales para los resultados de ambos sujetos de prueba, y se estableció un posible origen a estas diferencias, mismo que puede deberse a que la disposición de tejidos y grasa corporal para ambos sujetos es diferente debido a su sexo biológico.

# Capítulo 5

## Conclusiones y trabajo futuro

En este trabajo se presentó la llamada Sismocardiografía Inteligente (SCG) como un método atractivo para agrupar eventos cardiovasculares. La propuesta se construyó en torno a un dispositivo portátil (WD, Wearable Device) basado en un sensor piezoeléctrico de latón que es capaz de capturar las vibraciones mecánicas del corazón. Mostramos cómo nuestro algoritmo ligero de K-Medias puede agrupar automáticamente eventos SCG utilizando técnicas de ML no supervisadas, lo cual, a día de hoy sigue siendo un desafío científico. Los resultados indicaron que la tecnología portátil basada en dispositivos de audio Bluetooth (DABT) junto con técnicas de aprendizaje automático (ML, Machine Learning) y de pre-procesado robustas conducen a una poderosa herramienta para recuperar información sobre procesos mecánicos cardíacos e intervalos de tiempo cardíacos.

La Sismocardiografía Inteligente sirve como prueba de concepto para diseñar nuevos dispositivos inteligentes, rentables y caseros, mostrando suficiente sensibilidad y precisión para evaluar automáticamente las señales fisiológicas. La metodología de agrupamiento de señales fue puesta a prueba utilizando una señal SCG simulada cuyas etiquetas eran conocidas, siendo capaces de identificar con precisión los eventos asociados. Además, se diseñó y evaluó una metodología capaz de recuperar señales de baja frecuencia utilizando un DABT utilizando técnicas de modulación en amplitud (AM, Amplitude Modulation) y un proceso de demodulación espectral basado en índices de la transformada rápida de Fourier (FFT, Fast Fourier Transform).

Se propuso además un método de segmentación utilizando únicamente la señal SCG capturada, lo que actualmente sigue siendo un problema científico, esto se logró a partir del perfil de matriz (MP, Matrix Profile), un método de combinación de similitud para el análisis de series temporales. El cual mostró resultados prometedores para la segmentación sistemática de la señal, equiparable a una segmentación utilizando una señal de electrocardiografía (ECG) como referencia. La combinación de ambas técnicas permitió establecer una clara relación entre la morfología de la señal y la aparición de los eventos cardiovasculares reportados en la literatura.

El dispositivo completo fue evaluado al realizar adquisiciones exitosas para dos sujetos de prueba sanos, uno masculino y otro femenino. El sistema fue capaz de recuperar exitosamente la señal SCG, además de identificar los posibles eventos cardiovasculares y agruparlos a su clúster más cercano, lo que se traduce a un etiquetado automático

de la señal. El análisis estadístico de las señales adquiridas y procesadas muestra una clara relación con el análisis de las señales simuladas, a pesar de su origen biológico. El análisis de los ITC de las señales adquiridas muestran mayor variación en contraste con las señales simuladas, lo cual tiene sentido ya que estos intervalos dependen de la FC, la cual puede variar a lo largo del tiempo; a pesar de esto, las medias calculadas sí corresponden a las medias de los datos simulados.

Es necesario mencionar que, aunque ambos sujetos tienen una edad y peso similares, existen distinciones evidentes en las señales de ambos sujetos de prueba. Una posible explicación de estas distinciones morfológicas viene a partir de las diferencias en la disposición de tejidos y grasa corporal para ambos sujetos debido a su sexo biológico. A partir de lo anterior, se puede resaltar que la morfología SCG del sujeto masculino corresponde en mayor medida a señales presentadas en la literatura [1]. Esto puede aludir a la idea de que la morfología SCG masculina se reporta con mayor frecuencia que la femenina, es decir que existe un sesgo de género en este campo de investigación. Sin embargo, el tamaño de muestra de esta tesis es pequeño, de tan solo dos sujetos de prueba, lo que impide realizar afirmaciones fiables respecto a este tema, ya que las variaciones puede deberse a características individuales de los participantes no reportadas durante el estudio.

El sesgo de género en ámbitos asociados a la medicina se ha estudiado con anterioridad [79], analizando posibles diferencias en ámbitos como la relación médico - paciente, los procesos de diagnóstico y terapéuticos, así como en la prevención y el seguimiento de ECV. Una tesis semejante a la nuestra fue abordada en [80], donde se realizaron pruebas SCG a solo dos sujetos de prueba de edades similares pero de diferentes sexos biológicos, en ese estudio se concluye que, a pesar de que los datos recabados podrían mostrar registros típicos distintos para ambos sexos, no es posible extrapolar las diferencias como una conclusión confiable debido al tamaño de la muestra. Resulta necesario mencionar que, a pesar de que sí se han realizado estudios que involucren una cantidad considerable de sujetos de prueba, tanto masculinos como femeninos, como: 185 sujetos (30 % mujeres) [81]; 157 sujetos (20 % mujeres) y 169 sujetos (52 % mujeres) [82]. En estos estudios, en su mayoría, tienen mayor cantidad de sujetos masculinos y no se hace hincapié en las diferencias morfológicas de las señales recuperadas. En [78] se analizaron las señales SCG de 12 sujetos de prueba femeninos y los resultados se asociaron con mayores intervalos de tiempo sistólico en reposo y disminución de los intervalos de tiempo de función cardíaca diastólica, lo cual sugiere variaciones en los tiempos de aparición de la señal SCG.

Por lo que, dentro del trabajo futuro, se sugiere un estudio que amplíe el tamaño de la muestra y haga hincapié en las diferencias morfológicas para los sexos biológicos, masculino y femenino. Además, se sugiere análisis de técnicas de cancelación de ruido por movimientos involuntarios ajenos a los procesos mecánico-cardiovasculares, tanto para el sistema portable como para el pre-procesado de la señal digitalizada. Finalmente, el sistema propuesto se puede utilizar en trabajos futuros como una herramienta para medir y evaluar los aspectos mecánicos de la función cardiovascular fuera de entornos clínicos y, por lo tanto con un análisis más robusto, se pueda valorar señales SCG de los pacientes con ECV, brindando exámenes preventivos al proporcionar información detallada sobre el rendimiento y el riesgo.

Otro parámetro importante a considerar para el trabajo futuro es el cálculo del retardo temporal que conlleva la modulación de la señal SCG, lo cual podría crear incongruencias al comparar dicha señal con una referencia ECG no modulada.

Este prototipo inalámbrico capaz de recuperar la señal SCG para posteriormente ser procesada, resulta en una prueba de concepto con miras a un WD. Como trabajo futuro, se propone la fabricación de un dispositivo que cumpla con las características de portabilidad propias de un WD, es decir, tamaño reducido, fácil colocación y transporte, etc. Este proceso de manufactura es complejo, no obstante la metodología y materiales empleados así como los resultados obtenidos en esta tesis, presentan un referente sólido para la su fabricación.

# Bibliografía

- [1] Taebi, A., Solar, B. E., Bomar, A. J., Sandler, R. H. y Mansy, H. A. (2019). Recent advances in seismocardiography. *Vibration*, 2(1), 64-86.
- [2] Wiens, J. y Shenoy, E. S. (2017). Machine Learning for Healthcare: On the Verge of a Major Shift in Healthcare Epidemiology. *Clinical Infectious Diseases*, 66(1), 149–153.
- [3] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2021, octubre). *Características de las defunciones registradas en México durante 2020* (N.o 592/21).
- [4] Ballesteros, P. A. (2009). Anatomía del corazón. En *Libro de la salud cardiovascular del Hospital Clínico San Carlos y la Fundación BBVA* (pp. 35–40). Bilbao: Fundación BBVA.
- [5] Bozhenko, B. S. (1961). Seismocardiography—a new method in the study of functional conditions of the heart. *Terapevticheskii arkhiv*, 33, 55-64.
- [6] Gordon J. W. (1877). Certain Molar Movements of the Human Body produced by the Circulation of the Blood. *Journal of anatomy and physiology*, 11(3), 533–536.
- [7] Sprague, H. B. (1957). History and present status of phonocardiography. *IRE Transactions on Medical Electronics*, 2-3.
- [8] Salerno, D. M. y Zanetti, J. (1991). Seismocardiography for monitoring changes in left ventricular function during ischemia. *Chest*, 100(4), 991-993.
- [9] Zanetti, J. M., Poliac, M. O. y Crow, R. S. (1991). Seismocardiography: waveform identification and noise analysis. En *[1991] Proceedings Computers in Cardiology* (pp. 49-52). IEEE.
- [10] Eyvazi Hesar, M., Khan, D., Seyedsadrkhani, N. S. e Ingebrandt, S. (2020). Contactless, battery-free, and stretchable wearable for continuous recording of seismocardiograms. *ACS Applied Electronic Materials*, 3(1), 11-20.
- [11] Kobayashi, M., Ikari, T., Kurose, S. e Igasaki, T. (2015). Heartbeat interval monitoring by PZT/PZT flexible piezoelectric film sensor. En *2015 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)* (pp. 1-3). IEEE.

- [12] Makino, H., Nakatsuma, K., Igasaki, T. y Kobayashi, M. (2019, October). Biological Signal Measurements for Automatic Driving System by PZT/PZT Sol-Gel Composite. En *2019 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)* (pp. 2628-2630). IEEE.
- [13] Anwar, T., Zubair, M., Rahman, M. D., Sakib, N., Kabir, M. A. U., Faruk, T. e Islam, M. K. (2019, May). Design and Development of a Portable Recording System for Simultaneous Acquisition of SCG and ECG Signals. En *2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT)* (pp. 1-6). IEEE.
- [14] Bifulco, P., Gargiulo, G. D., d'Angelo, G., Liccardo, A., Romano, M., Clemente, F. y Romano, M. (2014). Monitoring of respiration, seismocardiogram and heart sounds by a PVDF piezo film sensor. *Measurement*, *11*, 786-789.
- [15] Neary, J. P., MacQuarrie, D. S., Jamnik, V., Gledhill, N., Gledhill, S. y Busse, E. F. (2011). Assessment of mechanical cardiac function in elite athletes. *Open Sports Medicine Journal*, *5*, 26-37.
- [16] Dinh, A., Ko, S., Neary, P. y Mac Quarrie, D. (2012). A Low Cost Sensing Device to Detect Cardiac Timing and Function. En *2012 IEEE 18th International Mixed-Signal, Sensors, and Systems Test Workshop* (pp. 101-104). IEEE.
- [17] Ashouri, H. e Inan, O. T. (2017). Automatic detection of seismocardiogram sensor misplacement for robust pre-ejection period estimation in unsupervised settings. *IEEE sensors journal*, *17*(12), 3805-3813.
- [18] Sahoo, P. K., Thakkar, H. K. y Lee, M. Y. (2017). A cardiac early warning system with multi channel SCG and ECG monitoring for mobile health. *Sensors*, *17*(4), 711.
- [19] Sawka, M. N. y Friedl, K. E. (2018). Emerging wearable physiological monitoring technologies and decision aids for health and performance. *Journal of Applied Physiology*, *124*(2), 430-431.
- [20] Zhang, G., Cottrell, A. C., Henry, I. C. y McCombie, D. B. (2016). Assessment of pre-ejection period in ambulatory subjects using seismocardiogram in a wearable blood pressure monitor. En *2016 38th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (pp. 3386-3389). IEEE.
- [21] Landreani, F., Martín-Yebra, A., Casellato, C., Frigo, C., Pavan, E., Migeotte, P. F. y Caiani, E. G. (2016). Beat-to-beat heart rate detection by smartphone's accelerometers: validation with ECG. En *2016 38th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBC)* (pp. 525-528). IEEE.

- [22] Sieciński, S. y Kostka, P. (2017). Determining heart rate beat-to-beat from smartphone seismocardiograms: Preliminary studies. En *Conference on Innovations in Biomedical Engineering* (pp. 133-140). Springer, Cham.
- [23] Di Rienzo, M., Vaini, E., Bruno, B., Castiglioni, P., Lombardi, P., Parati, G. y Rizzo, F. (2014). Wearable Seismocardiography: Towards the beat-to-beat assessment of cardiac mechanics during sleep in microgravity. En *2014 8th Conference of the European Study Group on Cardiovascular Oscillations (ESGCO)* (pp. 239-240). IEEE.
- [24] Ha, T., Tran, J., Liu, S., Jang, H., Jeong, H., Mitbender, R. y Lu, N. (2019). A chest-laminated ultrathin and stretchable E-Tattoo for the measurement of electrocardiogram, seismocardiogram, and cardiac time intervals. *Advanced Science*, 6(14), 1900290.
- [25] Lu, N., Ameri, S. K., Ha, T., Nicolini, L., Stier, A. y Wang, P. (2017). Epidermal electronic systems for sensing and therapy. En *Nanosensors, Biosensors, Info-Tech Sensors and 3D Systems 2017* (Vol. 10167, pp. 84-90). SPIE.
- [26] Choudhary, T., Sharma, L. N. y Bhuyan, M. K. (2018). Standalone heartbeat extraction in SCG signal using variational mode decomposition. En *2018 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)* (pp. 1-4). IEEE.
- [27] Solar, B. (2018). A Machine Learning Approach to Assess the Separation of Seismocardiographic Signals by Respiration. (University of Central Florida)
- [28] Jain, P. K. y Tiwari, A. K. (2016). An algorithm for automatic segmentation of heart sound signal acquired using seismocardiography. En *2016 International Conference on Systems in Medicine and Biology (ICSMB)* (pp. 157-161). IEEE.
- [29] Rana, M. M. y Choi, B. J. (2019). Least Mean Fourth Algorithm for Seismocardiography Signal Detections. En *2019 IEEE 9th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)* (pp. 1428-1431). IEEE.
- [30] Choudhary, T., Sharma, L. N. y Bhuyan, M. K. (2018). Automatic detection of aortic valve opening using seismocardiography in healthy individuals. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 23(3), 1032-1040.
- [31] Shafiq, G., Tatinati, S., Veluvolu, K. C. (2016, August). Automatic annotation of peaks in seismocardiogram for systolic time intervals. En *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (pp. 2672-2675). IEEE.
- [32] Gamage, P. T., Azad, M. K., Taebi, A., Sandler, R. H., Mansy, H. A. (2018, December). Clustering seismocardiographic events using unsupervised machine learning. En *2018 IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB)* (pp. 1-5). IEEE.

- [33] Chen, C. H., Lin, W. Y. y Lee, M. Y. (2020). The Applications of K-means Clustering and Dynamic Time Warping Average in Seismocardiography Template Generation. En *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* (pp. 1000-1007). IEEE.
- [34] López-Rico, O. Y., Ramírez-Chavarría, R. G. (2021). Smart Seismocardiography: A machine learning approach for automatic data processing. *Engineering Proceedings*, 10(1), 24.
- [35] López-Rico, O. Y., Ramírez-Chavarría, R. G. (2022). Performance Analysis of Bluetooth Audio Devices as Wireless Data Acquisition Systems [Manuscrito no publicado]. Instituto de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México.
- [36] Berria, M. (2019) Heart. Encyclopedia of Science. *Salem Press*.
- [37] Marcondes, F. K., Moura, M. J., Sanches, A., Costa, R., de Lima, P. O., Gropo, F. C. y Montezor, L. H. (2015). A puzzle used to teach the cardiac cycle. *Advances in physiology education*, 39(1), 27-31.
- [38] Fields, M.C. (2020) Electrocardiography. Magill's Medical Guide. *Salem Press*.
- [39] Nihoyannopoulos, P. y Kisslo, J. (2009) Echocardiography, *Springer*.
- [40] Omarov, B., Gamry, K., Batyrbekov, A., Alimzhanova, Z., Dauytova, Z. y Seitbekova, G. (2021). Detection of heartbeat abnormalities from phonocardiography using machine learning. En *2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science Engineering (Confluence)* (pp. 843-847). IEEE.
- [41] Dempsey, G. J., Imam, S. Z., Johnston, P. W., Jossinet, J., Anderson, J. M. y Adgey, A. A. J. (1994, November). Acquisition and analysis of the impedance cardiogram (ICG) in the detection of ventricular arrhythmias. En *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (Vol. 2, pp. 886-887). IEEE.
- [42] Thakkar, H. K. y Sahoo, P. K. (2019). Towards automatic and fast annotation of seismocardiogram signals using machine learning. *IEEE Sensors Journal*, 20(5), 2578-2589.
- [43] Mafi, M. (2016). Signal processing methods for heart rate detection using the seismocardiogram (Tesis doctoral, University of Saskatchewan)
- [44] Martin, R. M. (1972). Piezoelectricity. *Physical Review B*, 5(4), 1607.
- [45] Shen, X., Yuan, F., Wang, X. W. y Chen, Y. (2004). Manufacture and Properties of the Brass-piezoelectric Ceramic Composite Actuator. En *Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition)* 32(4), 11-14.

- [46] PI (Physik Instrumente) (2021). PI PIEZO TUTORIAL: TEMPERATURE EFFECTS. EE.UU. Headquarters, AL 01501: Physik Instrumente (<https://www.pi-usa.us/en/products/piezo-flexure-nanopositioners/piezo-motion-control-tutorial/tutorial-4-36>)
- [47] Bartolome, E. (2010). Signal conditioning for piezoelectric sensors. *Texas Instruments Analog Applications Journal*, 10.
- [48] Oppenheim, A. V., Buck, J. R. y Schafer, R. W. (2001). *Discrete-time signal processing. Vol. 2*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- [49] Storey, B. D. (2002). Using the matlab data acquisition toolbox.
- [50] Wickert, M. (2018). Real-Time Digital Signal Processing using pyaudio\_helper and the ipywidgets. En *Proceedings of the 17th Python in Science Conference, Austin, TX, USA* (pp. 9-15).
- [51] Shorey, R. y Miller, B. A. (2000). The Bluetooth technology: merits and limitations. En *2000 IEEE International Conference on Personal Wireless Communications. Conference Proceedings (Cat. No. 00TH8488)* (pp. 80-84). IEEE.
- [52] Bluetooth Audio Video Working Group. (2003) Advance Audio Distribution Profile Specification, *BLUETOOTH SPECIFICATION (1)*.
- [53] Neitzert, H. C. y Rainone, N. G. (2007). Photocurrent and electroluminescence mapping system for optoelectronic device characterization using a PC sound card for data acquisition. En *2007 IEEE Instrumentation Measurement Technology Conference (IMTC)* (pp. 1-6). IEEE.
- [54] Quan, X., Zhou, N. y Wu, H. (2011). Design of sound card electrocardiosignal acquisition system based on LabVIEW. En *2011 International Conference on Multimedia Technology* (pp. 282-285). IEEE.
- [55] Hu, J., Zeng, S., y Zhang, Z. (2012). The design of wireless data acquisition system based on STM32 and virtual instrument. En *2012 8th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing* (pp. 1-4). IEEE.
- [56] Xuange, P. y Ying, X. (2010, March). An embedded electric meter based on bluetooth data acquisition system. En *2010 Second International Workshop on Education Technology and Computer Science (1)* (pp. 667-670). IEEE.
- [57] Hongjun, S., Xuange, P. y Fengling, H. (2009). Bluetooth data acquisition system based on ARM. En *2009 First International Workshop on Education Technology and Computer Science (1)*, pp. 872-875). IEEE.
- [58] Singh, G. y Singh, I. (2014). Android os based wireless data acquisition system via bluetooth. *IJRET*, 3(6).

- [59] Wang, X. (2014). Design of ECG acquisition system based on Bluetooth wireless communication. En *2014 IEEE 5th International Conference on Software Engineering and Service Science* (pp. 1019-1022). IEEE.
- [60] Sophia, S., Shankar, B. M., Akshya, K., Arunachalam, A. C., Avanthika, V. T. Y. y Deepak, S. (2021). Bluetooth Low Energy based Indoor Positioning System using ESP32. En *2021 Third International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)* (pp. 1698-1702). IEEE.
- [61] Tsai, W. P., Wang, L. H., Chen, R. Q. y Huang, P. C. (2021). A Multi-lead ECG Acquisition Device Base on Bluetooth Microcontroller. En *2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)* (pp. 1-2). IEEE.
- [62] Sato, Y. (1975). A method of self-recovering equalization for multilevel amplitude-modulation systems. *IEEE Transactions on communications*, 23(6), 679-682.
- [63] Houtgast, T. (1989). Frequency selectivity in amplitude-modulation detection. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 85(4), 1676-1680.
- [64] Bedrosian, E. y Sollfrey, W. (1986). A comparison of single-sideband, suppressed-carrier and double-sideband, full-carrier amplitude modulation. *NA-SA STI/Recon Technical Report No. 87*, 15394.
- [65] Wang, Z., Zhou, Y. y Li, G. (2020). Anomaly detection by using streaming K-means and batch K-means. En *2020 5th IEEE International Conference on Big Data Analytics (ICBDA)* (pp. 11-17). IEEE.
- [66] Esteves, R. M., Hacker, T. y Rong, C. (2013). Competitive k-means, a new accurate and distributed k-means algorithm for large datasets. En *2013 IEEE 5th International Conference on Cloud Computing Technology and Science (1)* (pp. 17-24). IEEE.
- [67] Banerjee, S., Choudhary, A. y Pal, S. (2015). Empirical evaluation of k-means, bisecting k-means, fuzzy c-means and genetic k-means clustering algorithms. En *2015 IEEE international WIE conference on electrical and computer engineering (WIECON-ECE)* (pp. 168-172). IEEE.
- [68] Yeh, C. C. M., Zhu, Y., Ulanova, L., Begum, N., Ding, Y., Dau, H. A. y Keogh, E. (2016). Matrix profile I: all pairs similarity joins for time series: a unifying view that includes motifs, discords and shapelets. En *2016 IEEE 16th international conference on data mining (ICDM)* (pp. 1317-1322). IEEE.
- [69] Law, S. M. (2019). STUMPY: A powerful and scalable Python library for time series data mining. *Journal of Open Source Software*, 4(39), 1504.
- [70] CUI Devices (2020) Piezoelectric DiapFCagm; CEB-27D44. EE.UU. Lake Oswego, OR 97035.

- [71] Schoukens, J., Pintelon, R., Van Der Ouderaa, E. y Renneboog, J. (1988). Survey of excitation signals for FFT based signal analyzers. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 37(3), 342-352.
- [72] Kimpián, T. y Augusztinovicz, F. (2016). Multiphase multisine signals—Theory and practice. *ISMA 2016*, 19-21.
- [73] Blagouchine, I. V., Moreau, E. (2011). Analytic method for the computation of the total harmonic distortion by the Cauchy method of residues. *IEEE Transactions on communications*, 59(9), 2478-2491. IEEE.
- [74] Shmilovitz, D. (2005). On the definition of total harmonic distortion and its effect on measurement interpretation. *IEEE Transactions on Power delivery*, 20(1), 526-528. IEEE.
- [75] Analog Devices (A.D.) (2014) Quadrant Multiplier; AD835. *C1903a-3-12/9*
- [76] Laurin, A., Imperiale, S., Moireau, P., Blaber, A. y Chapelle, D. (2015). A 3D model of the thorax for seismocardiography. En *2015 Computing in Cardiology Conference (CinC)* (pp. 465-468). IEEE.
- [77] Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G. y Stanley, H. E. (2000). Components of a new research resource for complex physiologic signals. *PhysioBank*.
- [78] Libonati, J. R., Colby, A. M., Caldwell, T. M., Kasparian, R. O. B. E. R. T. y Glassberg, H. L. (1999). Systolic and diastolic cardiac function time intervals and exercise capacity in women. *Medicine and science in sports and exercise*, 31(2), 258-263.
- [79] Tasa-Vinyals, E., Giral, M. M. y Raich, R. M. (2015). Sesgo de género en medicina: concepto y estado de la cuestión. *Cuadernos de medicina psicosomática y psiquiatría de enlace* (113), 14-25.
- [80] Ibsen, L. W. y Schmidt, S. (2020). Seismocardiography as method for studying acute alcohol related hemodynamic changes. *Aalborg Universitet*
- [81] Dehkordi, P., Bauer, E. P., Tavakolian, K., Zakeri, V., Blaber, A. P. y Khosrow-Khavar, F. (2019). Identifying Patients With Coronary Artery Disease Using Rest and Exercise
- [82] Dehkordi, P., Bauer, E. P., Tavakolian, K., Xiao, Z. G., Blaber, A. P. y Khosrow-Khavar, F. (2021). Detecting Coronary Artery Disease Using Rest Seismocardiography and Gyrocardiography. *Frontiers in Physiology*, 12.
- Murphy, K. P. (2012). Machine learning: a probabilistic perspective. MIT press.