



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS
DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

UNIDAD ZACATENCO
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
SECCIÓN DE BIOELECTRÓNICA

Desarrollo de algoritmos para la detección automática y análisis del
complejo IJK del BCG y su relación con el ECG en sujetos en
posiciones sedente y decúbito supino

Tesis que presenta

Laura Ivonne Flores Nuñez

para obtener el Grado de

Maestra en Ciencias

en la Especialidad de

Ingeniería Eléctrica

Director de Tesis: Dr. Carlos Alvarado Serrano

Ciudad de México

Diciembre 2022

Agradecimientos

Agradezco a mis padres, por siempre apoyarme en cada momento y etapa de mi vida, sobre todo por siempre motivarme a seguir estudiando y alcanzar mis metas. A mi hermano por demostrarme que es posible seguir mis sueños.

A mi novio, Rubén, por alentarme cuando tenía dificultades y apoyarme cuando más lo necesitaba.

Agradezco a CONACYT (México) por el apoyo económico brindado para realizar mis estudios de maestría.

Al Dr. Carlos Alvarado Serrano por aceptarme como su estudiante, por su guía y orientación en la elaboración de este trabajo, así como por siempre brindarme apoyo y tener la mejor disposición en todo momento.

Al CINVESTAV, en especial a la sección de bioelectrónica y a todos sus doctores por compartir amablemente sus conocimientos adquiridos. A mis sinodales, el Dr. Pablo Rogelio Hernández y el Dr. Lorenzo Leija por la disponibilidad y el apoyo otorgado en la finalización de esta tesis.

Y, por último, pero no menos importante a todos mis amigos del laboratorio 16 por su ayuda y orientación en cada duda o problema surgido, en especial a Limón por su total apoyo, a Frank por su constante motivación y a Jorge por la amabilidad brindada.

Resumen

La demanda de nuevos sistemas para el monitoreo no invasivo del funcionamiento del sistema cardiovascular ha generado un interés creciente en la técnica de la balistocardiografía. Las ondas principales del balistocardiograma (BCG) como son la I, J y K tienen un valor clínico asociado con la sístole ventricular para calcular parámetros cardiovasculares como la frecuencia cardíaca (FC). Para la detección de estas ondas se han propuesto distintas metodologías, cuya problemática de utilización reside en considerar una sola posición, eje o sistema de medición. En este trabajo se presenta el desarrollo de algoritmos basados en transformada wavelet continua (TWC) con *splines* para la detección de las ondas I, J y K del BCG sin considerar el sistema o el eje de medición. Para su evaluación se utilizaron 22 registros de dos bases de datos de BCG diferentes, donde 7 corresponden al eje longitudinal en sujetos en posición sedente y 15 al eje transversal en sujetos en posición decúbito supino.

La detección del pico de la onda J (J_p) para ambas bases de datos obtuvo una sensibilidad (Se) de 99.93%, una predicción positiva ($P+$) de 99.01%. y un porcentaje de detección correcta (TP) de 98.24%, comparable con los valores reportados de un detector del complejo QRS del ECG. La evaluación cuantitativa de los algoritmos de detección de J_p , onda I y onda K, fue realizada con el método estadístico de Bland-Altman obteniendo concordancia entre los intervalos J-J, I-I y K-K del BCG y los intervalos R-R de referencia del ECG, así como sus correspondientes frecuencias cardíacas en registros de 100 s de ambas bases de datos. Para J_p en el eje longitudinal, el intervalo de confianza (CI) fue de ± 3.48 lat/min y en el eje transversal de ± 3.87 lat/min, estando dentro del límite de precisión de ± 5 lat/min establecido por la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI) para la medición de FC. La detección de la onda I y la onda K, obtuvo en ambos casos una aproximación cercana a los límites de precisión de las FC establecidos por la AAMI. En los registros utilizados de ambas bases de datos, no se observaron diferencias temporales entre cada una de las ondas del BCG y su relación con la onda R del ECG, pero sí diferencias morfológicas relacionadas con el eje de medición en la presentación de las ondas.

Abstract

The demand for new systems for noninvasive monitoring of cardiovascular system function has generated a growing interest in the technique of ballistocardiography. The main waves of the ballistocardiogram (BCG) such as I, J and K have a clinical value associated with ventricular systole for calculating cardiovascular parameters such as heart rate (HR). Different methodologies have been proposed for the detection of these waves, whose problematic use lies in considering a single position, axis, or measurement system. In this work we present the development of algorithms based on continuous wavelet transform (CWT) with splines for the detection of the I, J and K waves of the BCG, without considering the measurement system or axis. For its evaluation, twenty-two records from two different BCG databases were used, where seven correspond to the longitudinal axis in subjects in a seated position and fifteen to the transverse axis in subjects in a supine position.

J-wave (J_p) peak detection for both databases obtained a sensitivity of (Se) of 99.93%, a positive prediction (P+) of 99.01%, and a correct detection rate (TP) of 98.24%, comparable with values of a QRS complex detector. The quantitative evaluation of the J_p , I, and K waves, detection algorithms were performed with Bland-Altman statistical method. Concordance between the J-J, I-I and K-K intervals of the BCG, the reference R-R intervals of the ECG, and their corresponding heart rates in 100 s from both databases were obtained. For J_p on the longitudinal axis, the confidence interval (CI) was ± 3.48 bpm and on the transverse axis was ± 3.87 bpm, falling within the accuracy limit of ± 5 beats/min established by the Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) for HR measurement. I-wave and K-wave detection, in both cases, resulted a close approximation to the accuracy limits for HRs established by the AAMI. In the records used from both databases, no temporal differences were observed between the BCG waves and their relationship with the R wave of the ECG, but morphological differences related to the measurement axis in the presentation of the waves.

Contenido

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Planteamiento del problema	1
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo general	3
1.2.2. Objetivos específicos	4
1.3. Estructura de la tesis	4
2. ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE	6
2.1. El balistocardiograma	6
2.2. Origen de la forma de onda del BCG	7
2.3. Morfología y nomenclatura del BCG	10
2.3.1. Onda H	11
2.3.2. Onda I	12
2.3.3. Onda J	12
2.3.4. Onda K	12
2.3.5. Onda L	13
2.4. Utilidad clínica del balistocardiograma	13
2.5. Sistemas de adquisición del BCG	15
2.5.1. Diferencias en el BCG respecto al eje de medición	17
2.5.2. El ECG como señal de referencia en la balistocardiografía	19
3. DETECCIÓN DE LAS PRINCIPALES ONDAS DEL BCG	22
3.1. Introducción	22
3.2. Transformada Wavelet continua con <i>splines</i>	25
3.3. Metodología de detección	28
3.3.1. Detección de la onda J	30
3.3.2. Detección de la onda I y la onda K	35
3.4. Descripción de las bases de datos	38

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	40
4.1. Detección onda J	40
4.2. Detección onda I y onda K	44
4.3. Intervalos del BCG y su relación con el ECG	48
4.4. Discusión	53
5. CONCLUSIONES	60
REFERENCIAS	61
ANEXO Artículo publicado en la <i>19th international conference on electrical engineering, computing science and automatic control (CCE 2022)</i>	67

Índice de figuras

Fig. 1. Formas de onda de los registros obtenidos con los diferentes balistocardiógrafos, en el orden: a) Balistocardiógrafo de alta frecuencia, b) Balistocardiógrafo de baja frecuencia, c) Balistocardiógrafo de ultra baja frecuencia y d) Balistocardiógrafo directo. Imagen modificada de [9]	7
Fig. 2. Representación gráfica del movimiento corporal ejemplificando los vectores de fuerza generados en cada ciclo cardiaco. Las flechas hacia arriba indican que el centro de masa del cuerpo es desplazado hacia arriba y las flechas hacia abajo indican lo contrario. Creada con Biorender.com.	8
Fig. 3. Modelo matemático de la generación de onda del BCG, divide a la aorta en dos tubos uno ascendente y otro descendente, considerando la suma de los gradientes de presión en la entrada de la aorta (P_0), el vértice del arco aórtico (P_1) y la salida de la aorta (P_2) [29].	9
Fig. 4. Ondas características del BCG propuestas por Starr [9].....	11
Fig. 5. Representación de las señales de BCG obtenidas en el eje transversal y en el eje longitudinal respectivamente. Imagen modificada de [16]	19
Fig. 6. Señal electrocardiográfica con sus ondas, intervalos y segmentos correspondientes [55].	20
Fig. 7. Respuesta en frecuencia de los filtros digitales equivalentes a las escalas 1,2,5,8 y 10 con una frecuencia de muestreo de 1 KHz	29
Fig. 8. TWC de una señal discreta en donde se observa el despliegue de los módulos positivos (W_n) y negativos (W_p) y su cruce por cero correspondiente a los picos	30
Fig. 9. Diagrama del algoritmo para la detección del J_p	31
Fig. 10. Detección de la onda I	36
Fig. 11. Detección de la onda K.....	36
Fig. 12. Diagrama para la detección de la onda I.	37
Fig. 13. Diagrama para la detección de la onda K.....	37
Fig. 14. Ubicación de sensores del sistema de silla [6].....	39
Fig. 15. Ubicación de sensores del sistema de cama [75].	39
Fig. 16. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos $J-J$ del BCG longitudinal y los intervalos $R-R$ del ECG.	42
Fig. 17. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos $J-J$ del BCG transversal y los intervalos $R-R$ del ECG.	44

Fig. 18. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos <i>I-I</i> del BCG longitudinal y los intervalos <i>R-R</i> del ECG	45
Fig. 19. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos <i>K-K</i> del BCG longitudinal y los intervalos <i>R-R</i> del ECG	45
Fig.20. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos <i>I-I</i> del BCG transversal y los intervalos <i>R-R</i> del ECG.....	46
Fig. 21. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos <i>K-K</i> del BCG transversal y los intervalos <i>R-R</i> del ECG.	47
Fig. 22. Definición de intervalos temporales existentes entre la onda R del ECG (parte superior) y las ondas I-J-K del BCG (parte inferior).....	48
Fig. 23. Gráfico de caja del intervalo temporal <i>R-J</i>	50
Fig. 24. Gráfico de caja del intervalo temporal <i>R-I</i>	50
Fig. 25. Gráfico de caja del intervalo temporal <i>R-K</i>	51
Fig. 26. Ensamble de 5 ciclos cardiacos aleatorios de todos los registros analizados de BCG transversal, con amplitudes normalizadas y alineados en tiempo utilizando la onda J. Se demarca la ubicación temporal de la onda I y la onda K, así como el promedio (línea negra) de los latidos.	52
Fig. 27. Ensamble de 5 ciclos cardiacos aleatorios de todos los registros analizados de BCG longitudinal, con amplitudes normalizadas y alineados en tiempo utilizando la onda J. Se demarca la ubicación temporal de la onda I y la onda K, así como el promedio (línea negra) de los latidos.....	52
Fig. 28. Registro del sujeto 'X1005'. Se demarca la ubicación de la onda J y con línea punteada se demarcan los segmentos con ruido y la ausencia de la onda J.	53
Fig. 29. Registro del sujeto 'X1032'. Se demarca la ubicación de la onda J y con línea punteada se demarca el segmento con ruido y la detección correcta de la onda J.....	54
Fig. 30. Registro del sujeto 'X1001'. Se demarca con línea punteada lo correspondiente a la literatura donde la onda K es la más negativa, junto con otros ciclos donde se detecta lo contrario.....	56
Fig. 31. Registro del sujeto 'X1032'. Se muestra claramente que la onda K no es la de mayor amplitud negativa, contrario a lo descrito en la literatura.	56

Índice de tablas

Tabla 1. Tipos y características de los sistemas de medición utilizados en balistocardiografía.	16
Tabla 2. Tipo de tecnología de adquisición de señales balistocardiográficas.	17
Tabla 3. Características generales de los algoritmos utilizados en el procesamiento de las señales de balistocardiografía.....	22
Tabla 4. Anchos de banda a -3 dB de los filtros equivalentes a las escalas.	29
Tabla 5. Características de los registros de BCG de las bases de datos de silla y cama.	38
Tabla 6. Resultados de la detección de Jp en las bases de datos de BCG longitudinal y transversal.	41
Tabla 7. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de Jp del BCG longitudinal.	43
Tabla 8. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de Jp del BCG transversal.	43
Tabla 9. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de las ondas I y K del BCG longitudinal.	46
Tabla 10. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de las ondas I y K del BCG transversal.	47
Tabla 11. Valores de intervalos entre las ondas IJK del BCG longitudinal y su relación temporal con la onda R del ECG.....	49
Tabla 12. Valores de intervalos entre las ondas IJK del BCG transversal y su relación temporal con la onda R del ECG.....	49
Tabla 13. Recopilación de valores del intervalo $R-J$ en otros estudios.....	58

1. Introducción

1.1. Planteamiento del problema

Las enfermedades cardiovasculares se consideran la principal causa de muerte en el mundo de acuerdo con la OMS representando un gran desafío en la salud pública. Dentro de este tipo de enfermedades se incluyen los trastornos asociados al funcionamiento del corazón y los vasos sanguíneos donde, una de sus principales características es que suelen ser silenciosas y de origen multifactorial. Por ello, la prevención y el acceso a tecnologías de diagnóstico son esenciales en su identificación temprana [1].

Ante esta problemática los sistemas de monitoreo en casa o también denominados sistemas *e-health* o asociados a *IoT (internet of things)* han mostrado ser una alternativa viable para el monitoreo y la predicción de factores de riesgo relacionados con dichas enfermedades. Por su accesibilidad y disponibilidad para el monitoreo de pacientes desde la comodidad de su casa, este tipo de tecnología a su vez ha optado por técnicas de monitoreo no invasivo que brinda las ventajas de no requerir la supervisión continua del personal médico y de no causar incomodidad durante su uso [2], [3].

La balistocardiografía es una técnica no invasiva desarrollada en 1939 [4], que permite evaluar la función cardiovascular a través de la premisa de la tercera ley de movimiento de Newton la cual establece que para cada fuerza de acción existe una fuerza de reacción igual con dirección contraria. Al transpolar esta ley en el análisis del ciclo cardiaco, se determinó que los finos movimientos de reacción por parte del cuerpo durante la distribución de la sangre en el árbol arterial en los periodos de contracción y relajación cardiaca podían ser medidos y analizados para determinar el estado de funcionalidad del corazón y a su vez el de los vasos sanguíneos. Sin embargo, a pesar de que esta técnica se utilizó durante un tiempo la problemática de su interpretación y poca especificidad determinaron su reemplazo por otro tipo de técnicas [5].

Actualmente, el desarrollo de la tecnología y la tendencia de los sistemas *e-health* junto con su necesidad de utilizar técnicas no invasivas que permitan obtener información de parámetros cardiológicos, han regresado el interés hacia la balistocardiografía debido a sus características de accesibilidad y disponibilidad para colocar sistemas que se adapten al entorno de los sujetos como sillas [6], camas [7] y básculas [8], [9]. Además se ha demostrado que tras un previo procesamiento de las señales del balistocardiograma (BCG) también es posible acceder a otro tipo de información clínica valiosa como la determinación de la contractilidad cardiaca [5], desórdenes respiratorios [10], elasticidad arterial [11], análisis de la calidad del sueño [12], determinación de las fases del sueño [13], estimación de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV) y la presión sanguínea [8], así como las frecuencias cardiaca (FC) y respiratoria [14].

A pesar de las grandes ventajas que ofrece la balistocardiografía, el procesamiento del BCG siempre ha representado un gran reto para los investigadores, lo cual se debe principalmente a la morfología de sus ondas que puede cambiar de sujeto a sujeto y de un ciclo cardiaco a otro, donde los factores como la posición en que se encuentra el sujeto y el tipo de sensor utilizado son clave para la calidad, amplitud y nivel de ruido presentes en las señales que determinan lo complicado que puede ser su procesamiento [15].

En investigaciones reportadas se ha observado que existen diferencias en el BCG respecto al eje de medición (longitudinal o transversal), o la postura de los sujetos en las posiciones sedente y decúbito supino [16]–[18]. Estas diferencias refieren mayor o menor amplitud, diferencias temporales y diferencias morfológicas entre algunas de sus ondas, lo que conlleva a que existan distintas metodologías de procesamiento basadas específicamente en el sistema de medición utilizado y que no se adaptan fácilmente cuando se pretenden utilizar en sistemas de medida distintos [19].

Respecto a las metodologías empleadas en su procesamiento, la técnica con mejores resultados para el análisis y detección de las ondas del BCG ha sido la transformada wavelet (TW), según los estudios comparativos realizados por Sadek [2] y por Suliman et. al. [19]. Esto es debido a que por su resolución tiempo-frecuencia permite descomponer a las señales en diferentes componentes asociados a un rango determinado de frecuencias para su posterior análisis individual, logrando que las señales se encuentren libres de ruido y de otro tipo de artefactos. Además, si se compara con otros métodos basados solamente en el tiempo o la frecuencia resulta menos complicada la detección de los puntos característicos de sus ondas.

Es importante llevar a cabo un buen procesamiento del BCG para obtener una detección correcta de sus ondas, sobre todo las ondas I-J-K que, a través del cálculo de sus intervalos, su amplitud y su relación con otras señales como el electrocardiograma (ECG) permite el cálculo de distintos parámetros cardiovasculares. Por ello, el objetivo de este trabajo consiste en implementar algoritmos de medición automática del complejo IJK del BCG para la caracterización de señales longitudinales y transversales del BCG, estableciendo su relación con la onda R del ECG. Además, con este objetivo se pretende dar pauta a la estandarización del procesamiento del BCG para su implementación en sistemas de monitoreo remoto o en el hogar y la medición de parámetros cardiovasculares en tiempo real.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Desarrollar algoritmos de detección automática del complejo I-J-K del BCG longitudinal y transversal para el análisis de sus intervalos y su relación con el ECG en sujetos en posiciones sedente y decúbito supino.

1.2.2. Objetivos específicos

- Revisar bibliografía sobre balistocardiografía, electrocardiografía, algoritmos de detección de ondas del BCG y ECG, bases de datos de registros de BCG, tipos de BCG, aplicación clínica del BCG y transformada wavelet.
- Acondicionar registros de bases de datos de BCG de sujetos en posiciones sedente y decúbito supino.
- Aplicar y evaluar el algoritmo basado en la transformada wavelet continua (TWC) para la detección de la onda R del ECG desarrollado previamente.
- Desarrollar algoritmos de detección de las ondas I, J y K del BCG basados en TWC.
- Validar la detección de las ondas I, J y K y sus respectivas frecuencias cardíacas con la obtenida del intervalo R-R del ECG.
- Generar una medición automática de los intervalos temporales I-J-K del BCG y su relación con la onda R del ECG.
- Analizar las diferencias entre el BCG longitudinal y transversal.

1.3. Estructura de la tesis

Este trabajo de tesis se encuentra dividido en 5 capítulos. En el primer capítulo se describe el planteamiento del problema donde se explica el fundamento de este trabajo y su objetivo general, así como los objetivos específicos.

En el segundo capítulo se describen los antecedentes y el estado de arte que narran cómo surge la técnica del BCG, el significado de sus ondas, su utilidad clínica para el monitoreo del estado cardiovascular y los diversos sistemas de adquisición que existen. Además, se hace hincapié en las diferencias que existen al obtener el BCG en diversos ejes de medición y la utilización del ECG como estándar de referencia en su detección y para el cálculo de otros parámetros fisiológicos.

El tercer capítulo expone los diversos algoritmos desarrollados para la detección de las principales ondas del BCG, sus ventajas y desventajas, así como la introducción a los fundamentos de la TWC como herramienta de procesamiento de señales fisiológicas. Se describe detalladamente la metodología a utilizar para la detección de la onda I, onda J y la onda K, además de tomar en cuenta los parámetros de detección en la selección de escala y la wavelet madre considerada.

En el capítulo cuatro se muestran los resultados obtenidos de la detección de las ondas I-J-K del BCG, su validación respecto al cálculo de la frecuencia cardiaca del ECG y el cálculo de los intervalos temporales obtenidos en relación con la onda R del ECG. También se presentan las discusiones correspondientes a cada uno de los resultados obtenidos y una breve discusión sobre las diferencias encontradas respecto al eje transversal y longitudinal de los registros de BCG analizados.

Por último, en el capítulo cinco se explican las conclusiones a las que se llegaron tras la culminación de este trabajo.

2. Antecedentes y estado del arte

2.1. El balistocardiograma

El balistocardiograma (BCG) es definido como el registro de las fuerzas de reacción que genera el cuerpo latido a latido debido a la aceleración de la sangre y su desplazamiento a través del árbol arterial, durante los periodos de relajación y contracción cardiaca [4]. De manera general en el BCG se observan los efectos de las fuerzas, la velocidad y las oscilaciones de movimiento que describen la actividad mecánica del corazón y los vasos sanguíneos [20], lo cual permite medir indirectamente la actividad cardiaca de manera no invasiva.

Los primeros registros se realizaron en 1877 por Gordon [21] y posteriormente por Henderson en 1905 [22], sin embargo, el primer trabajo científico donde se estudiaba la relación de las ondas con la función cardiaca fue llevado a cabo por el Dr. Issac Starr en 1939 quien es reconocido por ser uno de los padres fundadores en el área tras presentar sus resultados y mostrar a la comunidad científica el primer balistocardiógrafo funcional [4], este dispositivo fue utilizado como referencia para futuras investigaciones las cuales se enfocaron en su mejora y optimización.

Los balistocardiógrafos creados inicialmente se clasificaron en cuatro tipos: los de alta frecuencia (9 Hz), baja frecuencia (1.5 Hz), ultra baja frecuencia o aperiódicos y los de cuerpo directo, los cuales recibieron su nombre de acuerdo con sus características de fabricación y la forma en como obtenían los registros [9]. Su diseño en general consistía en una tabla o mesa rígida la cual podía contar o no con algún tipo de amortiguación a través de resortes, los de alta frecuencia, baja frecuencia y ultra baja frecuencia se enfocaban en medir el desplazamiento del cuerpo completo en cada ciclo cardiaco teniendo como desventajas la interferencia de los movimientos respiratorios y la distorsión de las ondas, en cuanto a los de cuerpo directo, éstos se enfocaban en utilizar otras superficies rígidas como referencia para medir el movimiento relativo entre la superficie y alguna parte del cuerpo como la cabeza o la tibia [23].

La invención de los distintos dispositivos tuvo como desventaja la obtención de registros con características diferentes, lo que hizo que el estudio y caracterización de ondas fuera difícil de realizar, nótese la diferente morfología obtenida con cada uno de ellos en la Fig. 1. Debido a este dilema se creó un comité especial sobre la terminología balistocardiográfica dirigido principalmente por Scarborough-Talbot en el año de 1956 [23], en donde se estableció la forma típica, las características y el significado del BCG utilizado hasta la actualidad.

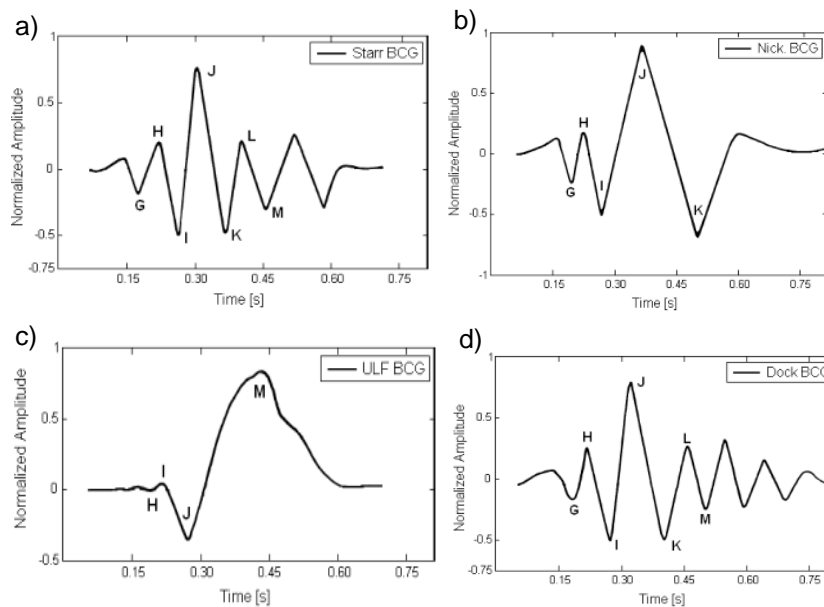


Fig. 1. Formas de onda de los registros obtenidos con los diferentes balistocardiógrafos, en el orden: a) Balistocardiógrafo de alta frecuencia, b) Balistocardiógrafo de baja frecuencia, c) Balistocardiógrafo de ultra baja frecuencia y d) Balistocardiógrafo directo. Imagen modificada de [9].

2.2. Origen de la forma de onda del BCG

El modelo repetitivo de contracción y relajación permite que el corazón funcione como una bomba, en primera instancia cuando ocurre la fase de contracción se generan simultáneamente dos tipos de fuerzas, la primera fuerza (fuerza de acción) es ocasionada por la dirección del flujo sanguíneo y la segunda fuerza (fuerza de reacción) se ejerce en el cuerpo en dirección contraria al movimiento de la sangre, por ello cuando la sangre es propulsada por el ventrículo izquierdo y realiza su recorrido

por la rama ascendente de la aorta se producen dos vectores de fuerza, uno con dirección cefálica (hacia la cabeza) en seguimiento a la dirección del flujo sanguíneo y otro en dirección caudal (hacia los pies) como parte de la reacción del cuerpo; este fenómeno también se produce de forma contraria cuando el recorrido de la sangre cambia de dirección y fluye por la aorta descendente, en la Fig. 2 se muestra este efecto [24]. Estas fuerzas según [25] inducen el desplazamiento del cuerpo en 3 posibles direcciones: cefálico-caudal si se mide de manera vertical o longitudinal, anteroposterior si se miden las fuerzas de manera transversal u horizontal y lateral si son medidas de izquierda a derecha.

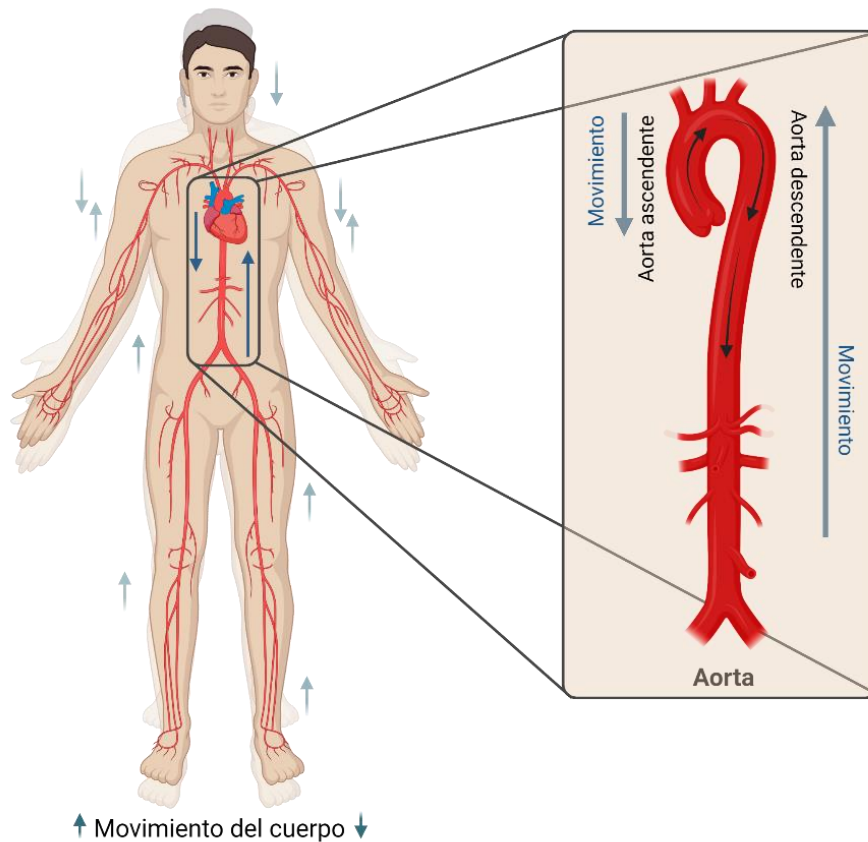


Fig. 2. Representación gráfica del movimiento corporal ejemplificando los vectores de fuerza generados en cada ciclo cardiaco. Las flechas hacia arriba indican que el centro de masa del cuerpo es desplazado hacia arriba y las flechas hacia abajo indican lo contrario. Creada con Biorender.com.

La interpretación del BCG comenzó tras obtenerse los primeros registros y aunque hasta la actualidad no se define completamente su origen, se pueden distinguir dos principales enfoques, el primero y más antiguo afirma que el factor predominante para su forma de onda es la fuerza de expulsión del ventrículo izquierdo [24], y en menor medida la del ventrículo derecho [26]. En 1941 Hamilton y Down [27] reconocieron la contribución que tenían los ventrículos y la aorta en la forma de onda del BCG, donde posteriormente tras la invención de la fonocardiografía y del registro simultáneo de otras medidas fisiológicas se pudo identificar en mejor medida las correlaciones entre las ondas, los ruidos cardiacos y las fases del ciclo cardiaco [28].

El segundo enfoque más actual describe a través de modelos matemáticos que el principal mecanismo para la forma de onda del BCG son los gradientes de presión arterial que se generan sobre la entrada de la aorta, el vértice del arco aórtico y la salida de la aorta en cada ciclo cardiaco, considerando a la aorta como dos tubos en cascada donde la suma de estas fuerzas en sentido contrario genera finalmente la señal del BCG. Este enfoque concuerda de cierta forma con lo encontrado por Hamilton y Down, obteniendo morfologías similares a un BCG real, el modelo matemático propuesto se detalla en la Fig. 3.

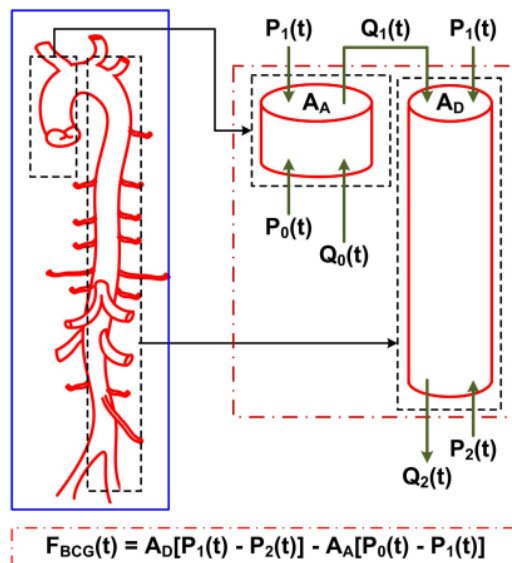


Fig. 3. Modelo matemático de la generación de onda del BCG, divide a la aorta en dos tubos uno ascendente y otro descendente, considerando la suma de los gradientes de presión en la entrada de la aorta (P_0), el vértice del arco aórtico (P_1) y la salida de la aorta (P_2) [29].

Para la generación de onda del BCG otros factores importantes se deben considerar tales como el propio movimiento del músculo cardiaco, la rigidez, la resistencia y el diámetro de las arterias [24], factores que han hecho más interesante su estudio y el análisis clínico de las señales pues se han propuesto métodos para la identificación de ciertas patologías cardiacas relacionadas con la modificación en la forma de onda o amplitud de las señales [30].

2.3. Morfología y nomenclatura del BCG

Las señales balistocardiográficas tienen ciertas características no deseables dentro del área clínica, una de ellas corresponde al tipo de forma que presenta ya que tiene poca reproducibilidad y suele presentar variaciones de un sujeto a otro e inclusive de un latido a otro [3]. Esto se atribuye a la forma de medición de las señales y a su origen, ya que se mide el desplazamiento del centro de masa del cuerpo como resultado de los movimientos ocasionados por la respiración, los movimientos corporales, la actividad cardiaca y la distribución de la sangre a través de las arterias [5]. Debido a esta razón las señales de BCG requirieron de otras tecnologías y de la utilización de técnicas avanzadas de procesamiento para ser comprendidas y que se pudiera reconocer su importancia para la evaluación cardiológica [31].

Desde las primeras mediciones realizadas por Starr [32] se reconoció la presencia de ciertos puntos característicos, los cuales se nombraron en orden alfabético de la letra F a la N, estos puntos o también llamados ondas pueden ser agrupados en tres grupos correspondientes al ciclo cardiaco, el primer grupo comprende a las ondas presistólicas F y G que a menudo tienden a ser olvidadas debido a su casi inexistente presencia en las señales, el segundo grupo corresponde a las ondas sistólicas H, I, J, y K, siendo reconocidas a las ondas J e I como ondas de eyección y por último en el tercer grupo se reconocen a las ondas diastólicas L, M y N las cuales son ondas subsecuentes de la fase sistólica y que presentan menor amplitud [9].

Una señal típica de BCG de un sujeto sano es representada en mayor medida por las ondas H, I, J, K y L debido a su reproducibilidad y magnitud, además de que en conjunto asemejan la forma de la letra W (Fig. 4). Esta representación se debe a que no todos los sujetos presentan todas las ondas antes descritas, cuya razón es atribuible a distintos factores, sin embargo, en la mayoría de los casos se presentan los componentes sistólicos debido a las características propias del ciclo cardiaco [33].

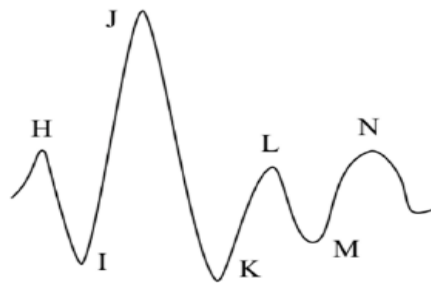


Fig. 4. Ondas características del BCG propuestas por Starr [9].

2.3.1. Onda H

La onda H es una onda con deflexión positiva que tiene su comienzo cerca del pico de la onda R del ECG, es decir que se encuentra cerca del inicio de la eyección cardiaca, por ello algunos autores [24], [34] la han relacionado con la actividad auricular, sin embargo, también se ha descrito su relación con la actividad ventricular [27], [35], debido a las relaciones temporales con la sincronía de la onda H y otras señales como la señal electrocardiográfica y la fonocardiográfica mostraron que el pico de la onda H coincidía con el cuarto componente del primer sonido cardiaco [26], y que ocurría 20 ms después de la apertura de la válvula aórtica, por ello su aparición suele indicar el inicio del periodo de la eyección rápida del ventrículo izquierdo, relacionando su duración con el periodo de contracción isométrica [35].

2.3.2. Onda I

Onda con deflexión negativa que precede a la onda H, esta onda en particular se ha descrito junto con la onda J como onda de eyección ventricular [35], la eyección rápida de sangre del ventrículo izquierdo origina su deflexión negativa y se relaciona su valle con la rápida aceleración de la sangre en la aorta ascendente y hacia las arterias carótidas [24]. Un estudio en particular mostró su utilidad clínica para estimar el gasto cardíaco tras determinar su área junto con la onda J y corroborar su medición a través de cateterismo cardíaco [36].

2.3.3. Onda J

La onda J es la onda con deflexión positiva más prominente del BCG y su amplitud es dos o tres veces mayor que la onda I [35]. Su aparición se origina debido al cambio de dirección de la sangre al impactar en el arco aórtico y su aceleración por la aorta descendente y abdominal, así como a la desaceleración de sangre en la aorta ascendente [26]. El pico de la onda J se corresponde con el final de la eyección rápida de ambos ventrículos y las amplitudes *I-J* permiten reflejar la fuerza de contracción del ventrículo izquierdo, así como el período *I-J* su contractilidad [24]. Esta onda debido a su amplitud y marcada presencia se ha utilizado en mayor medida para sincronizar las señales de electrocardiografía y obtener la estimación de la frecuencia cardíaca [15].

2.3.4. Onda K

Es una onda que presenta la deflexión negativa más prominente del BCG, siendo ligeramente más negativa que la onda I, tiene su comienzo en el pico de la onda J y su valle se identifica simultáneamente con el segundo componente del segundo sonido cardíaco debido al cierre de las válvulas semilunares del corazón (válvula aórtica y válvula pulmonar) [24]. Su origen se lo atribuyen a la circulación sistémica por el regreso de sangre por las arteriolas en los miembros inferiores [35], por lo que una

baja resistencia periférica de la sangre reduciría su amplitud y una alta resistencia junto con una baja elasticidad arterial la podrían aumentar [26].

2.3.5. Onda L

Es una onda con dirección positiva que junto con la onda K reflejan la desaceleración, el cese del flujo sanguíneo y el cierre de la válvula aórtica y pulmonar [24] aunque otros autores la han relacionado con la apertura de las válvulas aurículo-ventriculares [37], y su pico con el cierre de las válvulas semilunares [35]. Esta onda tiene su inicio en el valle de la onda K y puede continuarse por la onda M, la cual es una onda más pequeña y de deflexión negativa [37].

2.4. Utilidad clínica del balistocardiograma

En su inicio la balistocardiografía se enfrentó a dos principales problemas, el primero fue la restricción de la tecnología disponible y el segundo, el cual podría considerarse como el más importante, fue que no existía una normalización para la interpretación fisiológica de las señales y por lo tanto el BCG no podía aportar fiabilidad alguna para ser utilizado como técnica de monitoreo. Por esta razón posteriormente fue reemplazado por otras técnicas que si podían brindar la especificidad buscada en el área de cardiología [9], no obstante, la balistocardiografía ha ido resurgiendo como técnica no invasiva con la cual se pueden obtener diversos parámetros cardiológicos a través de un previo procesamiento a las señales [15].

La información clínica encontrada a través del análisis del BCG ha sido variada, algunos autores que se enfocaron en el análisis gráfico de las señales encontraron que su grado de distorsión podía ser un buen indicador para determinar la edad cardíaca, cuya distorsión aumentaba con la edad y que además podía ser utilizado como pronóstico de falla cardíaca incluso sin alguna evidencia real de enfermedad [38], [39]; e inclusive se determinó como una buena herramienta para evaluar el estado funcional del corazón en pacientes con anemia crónica grave tras la evaluación de sus

ondas antes y después del tratamiento [40]. Investigaciones posteriores también encontraron relaciones entre las anomalías de las ondas como un factor predictor de enfermedades como infarto agudo de miocardio [41], angina de pecho [24], insuficiencia cardíaca y en enfermedad coronaria asintomática [42], [43].

Otras investigaciones se interesaron más en el enfoque del cálculo de parámetros fisiológicos, como el estimar el gasto cardíaco, la fuerza cardíaca y la velocidad de eyección tras obtener el cálculo del área bajo las ondas I y J que comúnmente son reconocidas como ondas de eyección [32], así mismo también se resalta su utilidad para predecir trastornos asociados con las alteraciones de las fuerzas de eyección ventricular, al relacionar su padecimiento con la disminución de las amplitudes de las mismas ondas, tal como ocurre en la estenosis mitral [26]. En otros casos también se relacionó la disminución de la amplitud de la onda K en la detección de afecciones cardíacas congénitas como la coartación de la aorta [44], el conducto arterioso persistente, el complejo de Eisenmenger y el defecto septal interatrial [45].

Con la introducción de nuevos sistemas de medición los estudios fisiológicos de balistocardiografía se han enfocado cada vez menos en la interpretación de las ondas y han optado por realizar el análisis de los intervalos temporales del BCG o en la descomposición de sus ondas tratando de medir parámetros como la frecuencia cardíaca, la frecuencia respiratoria y la presión arterial [9], [14], [46]. Tras la obtención de éstos datos algunos estudios también se han enfocado en la HRV para la evaluación de los mecanismos de control cardiovascular y la determinación de estrés [8], la variabilidad de la frecuencia respiratoria (RRV) para la detección de desórdenes respiratorios [10] o el monitoreo de la calidad del sueño [12], y la variabilidad de la presión cardíaca (BPV) como otro parámetro de regulación cardiovascular para el pronóstico de riesgos cardiovasculares [46].

En los últimos años el uso de la balistocardiografía ha aumentado considerablemente debido a que es una técnica de monitoreo no invasiva, que en conjunto con la tendencia de los sistemas *IoT* o *e-health* la han convertido en una

poderosa herramienta para los sistemas de monitoreo remoto o en el hogar [3], obteniendo valiosa información en circunstancias especiales que otros sistemas tradicionales no podrían, tal es el caso del monitoreo preciso de la frecuencia cardíaca en intervenciones cardiovasculares [47], el monitoreo cardiopulmonar de pacientes COVID-19 [48] o el monitoreo de salud en pasajeros de vuelo [49]. Sus múltiples usos y aplicaciones aún se encuentran en la fase de desarrollo, sin embargo, se espera que se consolide como técnica eficaz y recurrente de monitoreo fisiológico.

2.5. Sistemas de adquisición del BCG

La morfología de las señales de BCG también puede depender del método de adquisición, donde interviene el tipo de sistema empleado para la medición y la postura del sujeto en cuestión, es decir, si el sujeto se encuentra en posición decúbito supino, en posición sedente o en bipedestación, además la señal de BCG puede ser medida como una señal de desplazamiento, velocidad o aceleración, en donde se pueden incluir cualquiera de los 3 ejes de medición (longitudinal, transversal o lateral) [50].

Los sistemas de medición más utilizados se clasifican de acuerdo con la tecnología empleada (tabla 1), cuyas diferencias radican en el objeto de estudio. Los sistemas que utilizan sillas como medio de adquisición, se utilizan para el monitoreo de las personas durante sus actividades diarias o para la adquisición de señales de mediana a larga duración. Los sistemas de cama suelen ser empleados para el monitoreo de parámetros de larga duración (durante la noche) o en estado de reposo y los sistemas de báscula para mediciones de corta duración. Sin embargo, además de considerar las características de medición, también se debe considerar la calidad de las señales, pues se ha descrito que el eje de medición puede afectar su morfología y también algunos sistemas pueden ser más susceptibles al ruido externo o a la mezcla de señales fisiológicas haciendo aún más difícil su procesamiento [16], [50].

Tabla 1. Tipos y características de los sistemas de medición utilizados en balistocardiografía.

Sistema de medición	Eje de medición	Características
Cama o mesa	Longitudinal o transversal	<ul style="list-style-type: none"> • Existe un acoplamiento de señales de los ejes transversal y longitudinal. • Es capaz de monitorear de manera continua brindando comodidad al paciente, por ejemplo puede ser utilizado para evaluar la calidad y las etapas del sueño [12], [13].
Silla	Longitudinal o transversal	<ul style="list-style-type: none"> • La postura afecta la calidad de las señales. • Se pueden utilizar en entornos de casa u oficina. • Permite obtener señales de mediana a larga duración [50].
Básculas	Longitudinal	<ul style="list-style-type: none"> • No permite obtener largas mediciones, únicamente de 30 a 60 s. • Las señales tienen mayor presencia de ruido por movimiento y vibraciones del suelo. • Este sistema tiene mayor facilidad de modificación de sus componentes [14].
Sistema portable	3 ejes	<ul style="list-style-type: none"> • El sistema se debe acoplar mecánicamente al cuerpo con adhesivos o en la ropa. • Necesita entornos de microgravedad para mejor medición. • Se pueden obtener señales de larga duración (24 horas) • Se obtienen señales sin distorsión [50].

Por otra parte, los sistemas de adquisición también se pueden ver influenciados por el tipo de tecnología o sensores que emplean para la detección de las señales, en este caso los sistemas de cama son en donde se ha probado más tipos de sensores en comparación con los demás sistemas. Ya que por mucho tiempo se utilizó como referencia al primer balistocardiógrafo el cual guarda una estrecha semejanza con este tipo de sistema, no obstante, conforme aumentaban las investigaciones y el desarrollo de la tecnología se fue abriendo paso al desarrollo de otros sistemas que pudieran monitorear a los sujetos en distintas posiciones, además de intentar adaptarlos a su entorno común. En la tabla 2 se muestra un resumen de las diferentes tecnologías que se han empleado para cada tipo de sistema [15].

Tabla 2. Tipo de tecnología de adquisición de señales balistocardiográficas.

Sistema de medición	Tipo de tecnología (sensor)
Cama o mesa	Acelerómetros ultra sensitivos (Murata), sensores piezoeléctricos de fluoruro de polivinilideno (PVDF), sensores de película electromecánica (EMFi), sensores neumáticos, galgas extensiométricas, sensores hidráulicos, sensores de fibra óptica microcurvados (MFOS) y sensores de fibra con rejilla de Bragg (FBGS) [15], [50].
Silla	Sensores EMFi, sensores piezoeléctricos, sensor MFOS, acelerómetro con sistema microelectromecánico (MEMS) [15].
Básculas	Galgas extensiométricas [50].
Sistema portable	Acelerómetro, acelerómetro MEMS triaxial [50].

El tipo de sensor utilizado también se va a encontrar relacionado con la aplicación o los datos a medir y es donde se buscará elegir el que otorgue las mejores cualidades para obtener señales de alta calidad y una buena relación señal a ruido (SNR) [3]. Por estas razones el tipo de sensor también se vuelve una problemática o una ventaja en el procesamiento de las señales, por ello cuando las aplicaciones involucran poco o nulo movimiento por parte del usuario los sensores más utilizados son los sensores piezoeléctricos, en cambio cuando se tiene un mayor movimiento se vuelve más conveniente el utilizar acelerómetros, tal como es el caso de los sistemas portables [15].

2.5.1. Diferencias en el BCG respecto al eje de medición

Como se ha mencionado anteriormente el eje de medición y la postura en las señales de BCG puede influir considerablemente en su morfología, algunos estudios comparativos [16], [18], [25] han concluido en que existen diferencias temporales y de amplitud en algunas de las ondas con respecto al eje de medición. Actualmente los

ejes más utilizados suelen ser el eje transversal por los sistemas de cama y el eje longitudinal por los sistemas de silla o de báscula, en los cuales se ha encontrado una mayor amplitud en las señales que son medidas en el eje longitudinal con respecto al eje transversal, cuya diferencia llega a ser hasta 4 veces más grande [16].

De manera particular también se ha encontrado que la magnitud de la onda J es mayor en el eje longitudinal que en el transversal [25], al igual que la onda H la cual incluso puede encontrarse ausente en el eje transversal debido a su baja amplitud [18]. Este hecho se ha explicado considerando que la postura influye en el rendimiento cardíaco evaluado, pues la gravedad actúa modificando la presión hidrostática de la sangre del sistema vascular haciendo que las amplitudes de las ondas cambien.

En cuanto a las diferencias temporales entre algunas de las ondas del BCG longitudinal y transversal, los resultados encontrados aún no han sido totalmente esclarecidos, ya que en [16] se reporta que los tiempos se mantienen estables y que son independientes de la posición de las personas, mientras que en [18] se describe lo contrario pues los resultados encontrados describen que la onda I presenta un retraso significativo en el eje transversal con respecto al eje longitudinal.

Los resultados de las investigaciones descritas demuestran que ciertas propiedades de las señales de BCG, como la amplitud y en ocasiones sus intervalos de tiempo pueden cambiar según la posición de la persona, lo cual conlleva a que los sistemas de adquisición tengan que tomar en cuenta este hecho para llevar a cabo un correcto procesamiento de las señales. En la Fig. 5 se pueden observar las diferencias morfológicas de acuerdo con el eje de medición demostrando lo que se mencionó anteriormente.

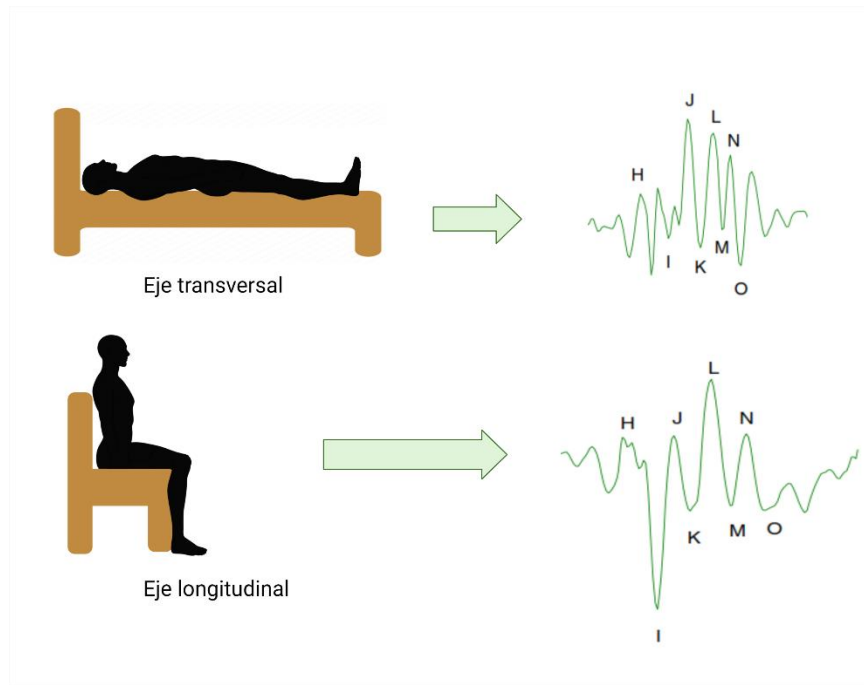


Fig. 5. Representación de las señales de BCG obtenidas en el eje transversal y en el eje longitudinal respectivamente. Imagen modificada de [16].

2.5.2. El ECG como señal de referencia en la balistocardiografía

En los comienzos de la balistocardiografía se contaba con poca información sobre su origen e interpretación, en consecuencia, se comenzaron a utilizar y obtener otras señales que en conjunto permitiesen esclarecer el origen específico de cada una de sus ondas, las primeras señales que se utilizaron fueron las de fonocardiografía y el registro del pulso carotideo, cuyas mediciones fueron fundamentales para relacionar su origen, sobre todo el de la onda H y la onda K [28].

A partir de lo anterior y de manera regular la adquisición y sobre todo el procesamiento de las señales de BCG se llevó a cabo en conjunto con otro tipo de señales fisiológicas; pues dado que el BCG es un reflejo de las diferentes fases del ciclo cardíaco y el movimiento de la sangre a través de las arterias, se buscó encontrar su relación con otros parámetros ya estudiados para la obtención en conjunto de información adicional. Algunas de las señales utilizadas en diversos estudios han sido señales de fotopletismografía (PPG) [46], electrocardiografía (ECG) [38], [41],

pletismografía de inductancia respiratoria (RIP) [51], presión arterial (BP) [8], cardiograma del ápice (apexcardiograma) [52], señales de flujo respiratorio [7], flujo sanguíneo de la aorta (aortograma) y pulsos de la arteria carótida (CP), femoral o yugular [16], las cuales también han sido utilizadas como señales de referencia sobre todo para la evaluación de la respiración y los latidos cardiacos.

Las señales del ECG se han utilizado en mayor medida como señales de referencia dentro del procesamiento para BCG, debido a su relación directa con el ciclo cardiaco y a la gran cantidad de estudios que la han permitido ser estudiada a detalle. La electrocardiografía hace referencia al proceso del registro de la actividad eléctrica del corazón, cuya morfología consta de varias ondas, intervalos y segmentos. Su nomenclatura comienza por la letra P que hace referencia a la etapa de despolarización de las aurículas seguido del segmento PQ y el intervalo QRS también denominado complejo QRS, que representa la despolarización de los ventrículos donde la onda R es la de mayor amplitud y la que normalmente se utiliza para sincronizar a las señales de BCG y ECG, además de guardar similitud con la onda J al ser las ondas positivas más prominentes y de fácil detección. Posteriormente se tiene el segmento ST seguido de la onda T referida a la repolarización ventricular y por último a la onda U, además de considerar otros intervalos como el intervalo QT, intervalo TP y el intervalo R-R, donde este último es utilizado para el cálculo de la frecuencia cardiaca y para el análisis de la HRV [50], [53]. La representación gráfica del ECG se muestra en la Fig. 6.

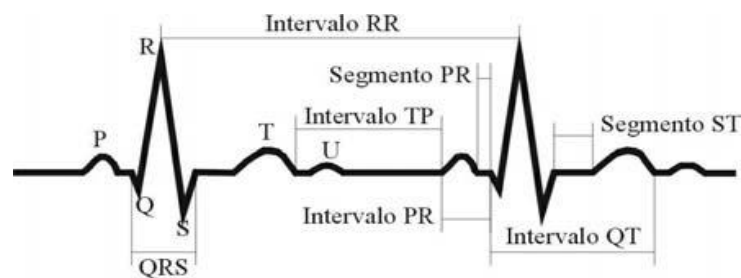


Fig. 6. Señal electrocardiográfica con sus ondas, intervalos y segmentos correspondientes [54].

La utilización del ECG como señal de referencia también se ha utilizado como medida de desempeño en la detección de las ondas del BCG, sobre todo al calcular la frecuencia cardíaca de los intervalos *R-R* del ECG. De manera general la señal de BCG no tiene una onda que sea totalmente distinguible en cada ciclo cardíaco, pues aunque en muchas ocasiones la onda *J* es prominente, la alta susceptibilidad de la señal a los artefactos de movimiento pueden enmascararla complicando su detección [19]. A pesar de ello, con los distintos algoritmos elaborados se ha encontrado una alta correspondencia de la frecuencia cardíaca entre el intervalo *J-J* y el intervalo *R-R*, aunque también en menor medida con las ondas *I*, *H* y *K* [6], [55], [56].

Para medir el desempeño del sistema cardiovascular también se han utilizado los intervalos de tiempo entre una señal eléctrica y una señal mecánica que representen el estado cardíaco. En el caso del ECG y el BCG uno de los intervalos que más se ha investigado es el intervalo *R-J* propuesto como referencia del periodo de pre-ejección (PEP), que puede ser utilizado para evaluar de forma no invasiva la contractilidad cardíaca. En este caso el PEP refiere el retraso electromecánico que existe una vez que se genera la señal eléctrica para la eyección de la sangre y el momento en que verdaderamente ocurre por parte del ventrículo izquierdo [57].

El intervalo *R-J* también ha sido utilizado para estimar la presión arterial sistólica al utilizarlo como sustituto del tiempo de tránsito de la onda del pulso (PTT), el cual normalmente es obtenido con una señal de PPG. En este caso el PTT hace referencia al tiempo de retardo entre dos ondas de pulso arterial detectadas simultáneamente en diferentes puntos del cuerpo, lo cual a su vez refleja el estado contráctil de las arterias entre los dos puntos y permite estimar las variaciones de la presión arterial [58].

3. Detección de las principales ondas del BCG

3.1. Introducción

El procesamiento de las señales balistocardiográficas ha sido una tarea difícil de realizar debido a la susceptibilidad de las señales a los artefactos de movimiento, su amplitud variable y su morfología cambiante de sujeto a sujeto [15]. Los diferentes algoritmos empleados para obtener los valores de frecuencia cardíaca y respiratoria, entre otras variables, se pueden dividir dentro de cuatro categorías: temporales, espectrales, espectro-temporales (como los que utilizan la TW) y de inteligencia artificial (IA) o *machine learning* [2].

La diferencia entre cada uno de los algoritmos varía entre su aplicación y las ventajas que otorgan, tal como se resume en la tabla 3, aunque de manera particular los algoritmos que utilizan TW han destacado entre los demás por obtener mejores resultados para el análisis de las señales [2]. Esta razón se debe a que poseen dos propiedades, una escala que determina su función en el plano frecuencial y una ubicación que define donde se encuentra esa onda en el tiempo o espacio, por lo que al referirse a la TW se considera una resolución tiempo-frecuencia permitiendo obtener información espectral y temporal de forma simultánea. Esta característica ha facilitado las problemáticas que surgen del comportamiento no lineal y no estacionario de las señales posicionándola como una buena herramienta para el procesamiento de las señales biológicas y otros fenómenos [15], [59].

Estudios comparativos realizados por Sadek [2], contrastan el desempeño obtenido por distintos algoritmos como son los implementados por: transformada rápida de Fourier, cepstrum (transformada de Fourier inversa del logaritmo del espectro estimado), función de autocorrelación y análisis por TW para la medición de la frecuencia cardíaca a partir de la detección de la onda J del BCG. En este estudio, se obtuvo un menor porcentaje de error al utilizar la TW, incluso al contemplar señales no estacionarias y con presencia de ruido; también se enfatizan las ventajas que se tienen

al utilizar este tipo de algoritmos y demuestra su utilidad para el manejo del particular procesamiento que se debe tomar en cuenta.

Tabla 3. Características generales de los algoritmos utilizados en el procesamiento de las señales de balistocardiografía.

Algoritmos	Aplicación	Ventaja	Desventaja
Dominio del tiempo	Detección de puntos máximos o mínimos de las señales y obtención de intervalos temporales entre ondas [2].	Información temporal entre ondas para determinación de valores cardiorrespiratorios.	La naturaleza no lineal y no estacionaria de las señales limita sus técnicas de procesamiento.
Dominio de la frecuencia	Análisis de la HRV [8].	El análisis de variabilidad provee información de los mecanismos de control cardiorrespiratorios.	El espectro de las señales puede contener frecuencias no deseadas o repetidas que provoca errores de medición.
IA / machine learning	Detección automática de latidos y de ondas principales [60].	Comparación morfológica de ondas y detección de anomalías	Etiquetado manual de las bases de datos para el entrenamiento de los algoritmos.
Transformada Wavelet	Descomponer a las señales en sus diversos componentes para su posterior análisis individual [2].	Simplifica los algoritmos de detección de picos e intervalos.	Se debe probar y elegir el mejor tipo de Wavelet para el procesamiento.

De manera general la TW permite la descomposición de las señales en escalas que se encuentran asociadas a distintas bandas de frecuencia, restringidas a escalas que sean potencia de dos. Su funcionamiento consiste en escalar y trasladar a una función llamada “wavelet madre”, la cual debe ser elegida adecuadamente considerando las características del análisis que nos lleven a la apropiada descomposición de las señales y a la enfatización de eventos para su fácil detección [61].

Los diferentes algoritmos empleados para el procesamiento y detección de ondas de las señales de BCG han utilizado distintos tipos de TW, algunos se han enfocado en utilizar la transformada wavelet discreta de superposición máxima (MODWT) por las ventajas de poder utilizar cualquier nivel sin necesidad que sea potencia de dos, además de no ocasionar retraso en el procesamiento. Los mejores resultados alcanzados con esta técnica han utilizado la wavelet madre Symlet-8 [62] y la Biorthogonal-3.9 [2] ambas utilizando el 4° nivel para la detección de la onda J, a pesar de ello los algoritmos realizados no se han mejorado lo suficiente ocasionando que se detecten más o menos ondas y que existan errores de cálculo en la frecuencia cardiaca.

Otros tipos de wavelets utilizadas son la transformada wavelet discreta (TWD) y la transformada wavelet discreta estacionaria (SWT), esta última se ha utilizado en mayor medida para la eliminación de artefactos y para enfatizar las características de las ondas, sin embargo, nunca ha sido utilizada como único método de detección [63], [64]. Los algoritmos con TWD han utilizado principalmente a la familia de wavelets madre Daubechies (del 2-8) con diferentes niveles de descomposición (4-10) [63], los cuales utilizan posteriormente para reconstruir las señales de BCG, este tipo de algoritmos tiene la ventaja de poder elegir a detalle las frecuencias finales de la señal, pero requiere de supervisión continua para su implementación.

El tipo de TW que ha obtenido mejores resultados es la TWC, en estudios comparativos realizados por Sadek et. al. [65], [66] se obtiene el error de cálculo de la frecuencia cardiaca utilizando MODWT y TWC para distintas bases de datos de BCG, y concluyen que el mejor resultado se obtiene al utilizar la TWC-Gaus2. Además, también se ha podido demostrar que al utilizar la TWC para el cálculo de la frecuencia cardiaca se pueden obtener resultados confiables cumpliendo con los límites de precisión de ± 5 lat/min establecidos por el estándar de la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI) [6], [67].

Una de las ventajas que se tienen al utilizar la TWC es que si se requiere es posible obtener el escalograma para observar la distribución de la energía durante los segmentos de los latidos cardiacos, en este sentido es posible reconocer la concentración de la energía de la onda J que predomina en cada ciclo cardiaco. En los estudios [14], [55], se encontró que esta técnica tiene una precisión de hasta el 94.6% para la detección de la onda J, sin embargo, se requiere supervisión e involucra un procesamiento más avanzado de las señales. Otra aplicación reciente involucra el uso de escalogramas junto con redes neuronales profundas para la detección de hipertensión obteniendo una precisión del 86.14% [68], lo cual incrementa su panorama de utilización.

3.2. Transformada Wavelet continua con *splines*

En la TWC se considera que tanto la señal de entrada como los parámetros de escala y tiempo son continuos, implicando matemáticamente que existe una convolución de la señal y la función Wavelet madre elegida para todo instante de tiempo [59], esta relación se encuentra expresada por la siguiente ecuación:

$$X_{CWT}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi * \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

Donde:

- a es el parámetro de escala y b es el parámetro de traslación, ambos de valores discretos en potencias de dos, ($a = 2^j$) donde $j \in \mathbb{Z}$.
- $x(t)$ hace referencia a la señal en cuestión.
- $\psi(t)$ es la función Wavelet madre que se comprime o dilata dependiendo del parámetro de escala para extraer los componentes de alta y baja frecuencia.
- $\psi^*(t)$ hace referencia al complejo conjugado de la función wavelet que debe cumplir con los criterios de: tener energía finita para garantizar su ubicación respecto al tiempo (2) y tender a cero con suficiente rapidez semejando la

función de transferencia de un filtro pasa banda (3) satisfaciendo el criterio de admisibilidad [61], [69] implicando matemáticamente lo siguiente:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3)$$

Una de las desventajas computacionales que presenta la implementación de la TWC es que la información que se obtiene tras su cálculo suele ser redundante, generando mayor tiempo de procesamiento y de complejidad, la solución ante esta problemática propuesta por Mallat [70] consiste en discretizar los parámetros de la escala en (1) obteniendo de este modo a la transformada wavelet diádica (DyWT) (4), que puede implementarse eficientemente con el algoritmo de Mallat. Además, si se utiliza una función wavelet madre que sea la primer derivada de una función suavizada, la señal obtenida correspondería a una señal filtrada a través de un filtro pasa bajos donde los cruces por cero indicarían los máximos o mínimos locales de la señal original [61]. Esta transformada se define como:

$$DyWTx(b, 2^j) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi * \left(\frac{t-b}{2^j} \right) dt \quad (4)$$

Donde la secuencia diádica 2^j corresponde a $j=1,2\dots$ y la función wavelet de la secuencia diádica corresponde a:

$$\psi_{2^j(t)} = \frac{1}{2^j} \psi \left(\frac{t}{2^j} \right) \quad (5)$$

Además, para no limitar la solución propuesta a escalas que sean potencia de dos (4), es posible utilizar el método de *B-splines* que son funciones simétricas semejantes a una función gaussiana que nos permiten evaluar a la TWC en cualquier escala de

valor entero, lo anterior parte de considerar a los *splines* como segmentos polinómicos de orden n y de longitud unitaria, conectados asegurando su continuidad y sus derivadas hasta el orden $(n-1)$, los *splines* además se pueden caracterizar por su expansión en *splines* básicos de la forma:

$$x(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c(k) \beta^n(t - k) \quad (6)$$

Donde:

- $\beta^n(t)$ corresponde a la *B-spline* central de orden n .
- $c(k)$ es la secuencia correspondiente a los coeficientes *B-spline*.

Para implementar el método *B-spline* se asume que la señal de entrada $x(t)$ representa un *spline* de orden n_1 y que la función wavelet $\psi(t)$ representa un *spline* de orden n_2 junto con su correspondiente expansión *B-spline* (6), por lo que su convolución corresponde a un *spline* de grado $(n_1 + n_2 + 1)$, obteniendo una TWC con escala $a=m$, donde m es función del parámetro de traslación continuo b [71], que se expresa como:

$$TWC(x(t), m, b) = (\psi(t) * x(t))b = \sum_{k \in \mathbb{Z}} ([p] \uparrow_m * u_m^{n_2} * c)(k) \beta^{n_1+n_2+1}(b - k) \quad (7)$$

La cual al obtener su representación con valores muestreados considerando los valores de las funciones base de las *B-spline* en enteros [61], es equivalente a la cascada de convolución expresada por:

$$TWC(x(t), m, k) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} ([p] \uparrow_m * u_m^{n_2} * \beta^{n_1+n_2+1} * c)(k) \quad (8)$$

Donde:

- $[p] \uparrow_m(k)$ representa el interpolado de la secuencia p (coeficientes *B-spline* de la función wavelet) con la inserción de ceros por el factor de m .
- $\beta^{n_1+n_2+1}$ corresponde al *spline* de orden $(n_1 + n_2 + 1)$.

- $u_m^{n_2}$ es un filtro equivalente a la cascada de $(n_2 + 1)$ filtros de media móvil de orden $(m-1)$, más un retardo $k_0 = (n_2 + 1) (m-1) / 2$ que asegura que el filtro sea simétrico y se asegure una respuesta de fase lineal.
- Y $c(k)$ son los coeficientes *B-splines* de la señal analizada.

El utilizar wavelets con *B-splines* proporciona una buena localización tiempo-frecuencia esencial en el análisis del BCG, en este trabajo su implementación se utiliza para la detección de las ondas I, J y K.

3.3. Metodología de detección

El preprocesamiento de las señales consistió en utilizar un filtro pasa banda digital FIR de fase cero, orden 150, entre 0.5 - 25 Hz, el cual es el ancho de banda designado para las señales de BCG, con la finalidad de igualar el ancho de banda de las bases de datos utilizadas debido a que fueron adquiridas a través de diferentes sensores.

Para el cálculo de la TWC con *splines* se utilizó el algoritmo de Alvarado et. al. [72] implementado para Matlab, que permite calcular la TWC de una señal discreta para cualquier valor entero de escala (m). En este caso se realizaron algunas pruebas para encontrar la mejor escala que permitiera obtener buenos resultados contemplando una frecuencia de muestreo de 1 KHz. La escala considerada fue la 5 pues en la mayoría de los casos permitió obtener una TWC con buenas características para la detección, además de no presentar un retardo significativo ya que, a mayor escala mayor nivel de retardo.

La función wavelet que se utilizó fue la primera derivada de un *B-spline* cúbico de 4° orden debido a su buena localización tiempo-frecuencia por su semejanza a la función gaussiana. Su comportamiento en frecuencia al obtener la transformada de Fourier para distintas escalas (incluyendo la escala utilizada) se muestra en la fig. 7 y en la tabla 4 se los describen los anchos de banda a -3 dB de los filtros digitales correspondientes.

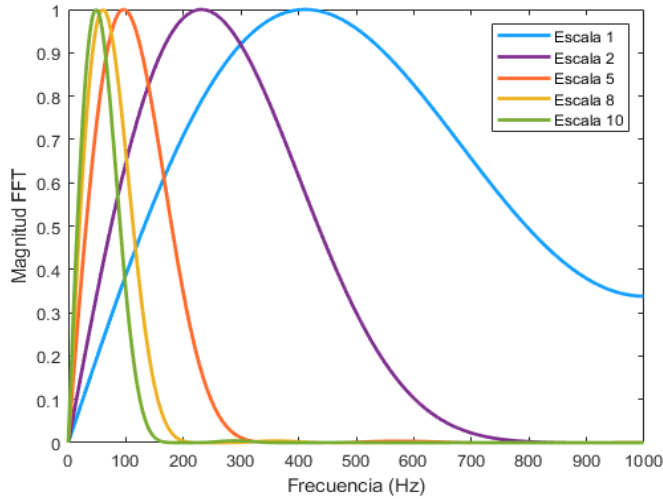


Fig. 7. Respuesta en frecuencia de los filtros digitales equivalentes a las escalas 1,2,5,8 y 10, con una frecuencia de muestreo de 1 KHz.

Tabla 4. Anchos de banda a -3 dB de los filtros equivalentes a las escalas.

Escala	Ancho de banda (Hz)
1	196 – 675
2	111 – 375
5	46 – 155
8	29 – 97
10	23 – 78

Al implementar la TWC con la función wavelet utilizada, se obtiene para cada onda un par de módulos de signos opuestos, en donde el módulo máximo positivo se describe como W_p y el módulo máximo negativo como W_n . El cruce por cero entre los módulos hace referencia al pico de la onda presente en la señal, como se muestra la Fig. 8, donde los módulos y el cruce por cero indican la ubicación correspondiente de un pico de la señal.

La utilización de la TWC en este sentido facilita la ubicación de los picos al desplegar los módulos, realza las características de las señales y además actúa como un banco de filtros reduciendo el ruido y los artefactos presentes.

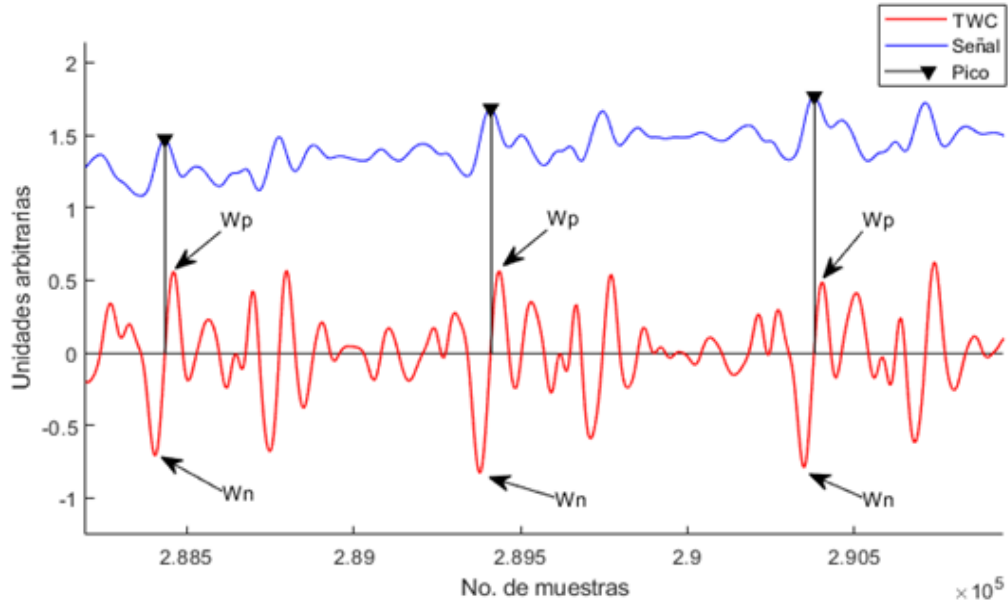


Fig. 8. TWC de una señal discreta en donde se observa el despliegue de los módulos positivos (W_p) y negativos (W_n) y su cruce por cero correspondiente a los picos.

3.3.1. Detección de la onda J

El enfoque del algoritmo para la detección de la onda J y su pico J_p sigue la estructura general reportada en [6] con algunas mejoras importantes. La primera mejora se obtuvo al realizar el cambio de la función wavelet madre con una escala 5 (TWC₅: 46-155 Hz), lo que permitió tener diferente banda de frecuencia y mejorar las características de las señales para la detección. Como segunda mejora, se encontró que el módulo W_n en la TWC aportaba más información de la localización de la onda J para ambas bases de datos, respecto al W_p , este factor permitió considerarlo como una referencia de búsqueda y mejorar la detección en segmentos complicados.

La tercer y más importante diferencia se realizó al implementar la modificación de diferentes ventanas de búsqueda adaptables a cambios mínimos en la frecuencia cardíaca, además de la corrección de puntos realizando búsquedas hacia delante y hacia atrás y la adición de otros puntos de validación con el objetivo de evitar falsos negativos y mejorar los porcentajes de detección.

El funcionamiento del algoritmo se divide en dos etapas: una de reconocimiento en donde se detectan los primeros cuatro J_p que servirán de guía para la búsqueda de los siguientes, y una etapa de búsqueda, en la que de acuerdo con ciertas condiciones se buscan los siguientes J_p hasta que se consideren verdaderos.

El diagrama del algoritmo en el cual se distinguen las dos etapas para la detección del J_p se muestra en la Fig. 9 y la explicación a detalle de cada una se describe a continuación.

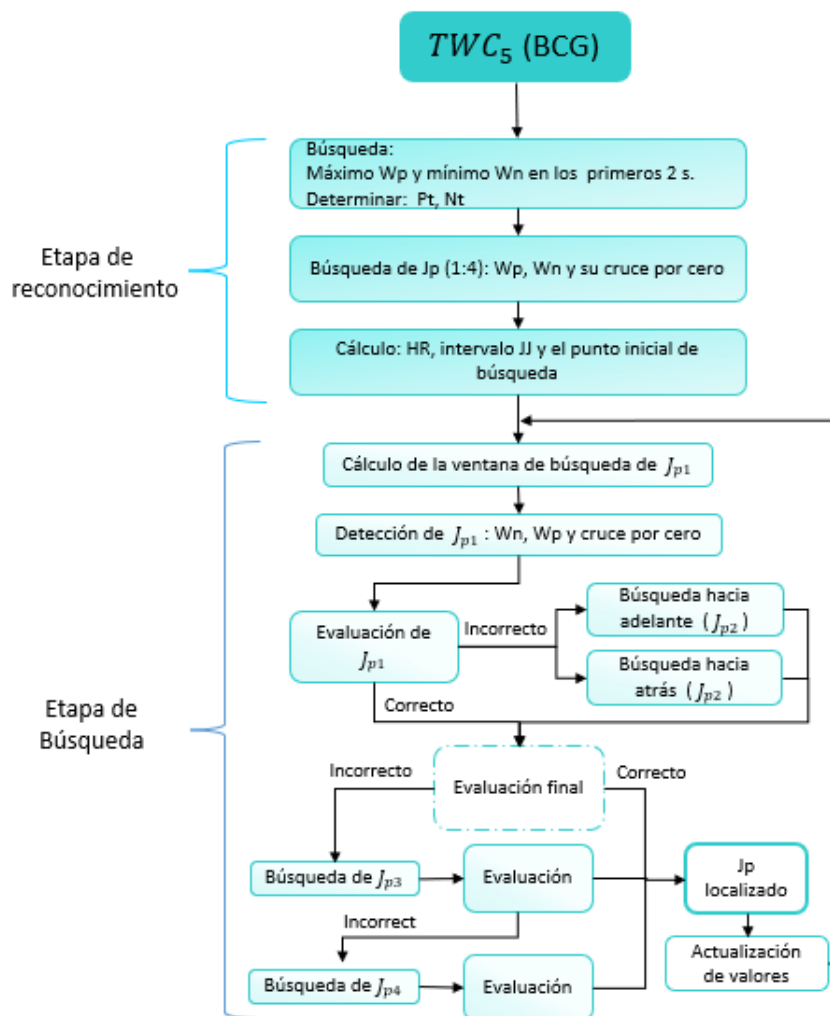


Fig. 9. Diagrama del algoritmo para la detección del J_p .

- *Etapa de reconocimiento:*

En esta etapa se identifican las primeras cuatro ondas J, correspondientes a $J_p(1:4)$. El punto de partida de la ventana de búsqueda corresponde al periodo refractario de inicio que puede ser variable para cada registro y que generalmente es 250 o 500 ms. Posteriormente, en los 2 s siguientes se busca el máximo W_p y el mínimo W_n estableciendo el umbral positivo ($Pt = V_1 W_p$) y el umbral negativo ($Nt = V_2 W_n$) donde las constantes V_1 y V_2 son valores experimentales correspondientes a 0.6 y 0.65 respectivamente. Una vez definidos se realiza una ventana de búsqueda para los máximos W_p , los mínimos W_n y los cruces por cero que sean mayores que Pt y menores que Nt .

Finalmente, se calcula el intervalo $JJ(1:3)$ y el intervalo promedio $JJ_{av}(1:3)$ para definir el punto de búsqueda inicial ($SP = W_{p4} + V_3 * JJ_{av}(1:3)$) para el siguiente J_p , con un valor experimental de $V_3 = 0.71$.

- *Etapa de búsqueda:*

En esta etapa se busca encontrar los siguientes puntos J_p hasta que se cumpla la condición de que el límite ($LM = SP + V_4 * JJ_{av}(4:n)$) supere la longitud de la TWC_5 , donde V_4 se fijó en 0.75.

Para una mejor comprensión de esta etapa, el procedimiento se dividirá en cuatro pasos:

1. **Ventana de búsqueda:** una vez detectado el J_p anterior, se limita la ventana de búsqueda para no detectar puntos erróneos, se actualiza el valor inicial con (9) y se determina el valor final con (10).

$$SP = W_p + 0.66 * JJ_{av}(n) \quad (9)$$

$$JJ(n-1) > 1.06 * JJ_{av2} \quad (10)$$

Donde $JJ(n - 1)$ refiere al intervalo J - J anterior y JJ_{av2} a la media de los dos intervalos anteriores $[JJ(n - 2):JJ(n - 1)]$. Si se cumple la condición (10), se considera un límite de ventana largo ($0.52 \times JJ_{av}(n)$), y si no se cumple se utiliza un límite de ventana normal ($0.37 \times JJ_{av}(n)$). Con ello se obtiene una ventana adaptativa en función de la evolución de la frecuencia cardíaca del paciente.

2. **Detección:** Para determinar el punto J_p , primero se detecta el mínimo W_n en la ventana de búsqueda, luego se busca el máximo W_p y el cruce por cero entre ellos. En ocasiones, cuando las señales presentan más de un cruce, se elige el W_p con mayor amplitud y se realiza una breve búsqueda para encontrar el punto correcto.
3. **Evaluación de J_p :** El punto J_{p1} se evalúa bajo dos criterios principales: amplitud y tiempo. Para asegurarse de que está dentro del promedio respecto a los demás puntos, se calcula primero el intervalo negativo (CNI) que corresponde a la diferencia entre el W_n y el intervalo J - J anterior ($W_n - J(n - 1)$) y luego se aplican las ecuaciones (11) y (12):

$$CNI > 1.074 * JJ(n - 1) \quad (11)$$

$$AW_{n2} < 0.31 * AW_{n1} \ \&\& \ AW_{p2} > 0.4 * AW_p(n - 1) \ \&\& \ W_{p1} - W_{p2} > SPR \quad (12)$$

Donde el prefijo A se refiere a la amplitud del punto analizado y el factor SPR tiene un valor experimental estándar de 240 ms, el cual puede modificarse a un valor de 200-250 ms para mejorar la precisión. Si se cumple (11) se realiza una búsqueda hacia atrás de J_{p1} para encontrar otro punto posible (J_{p2}). Este nuevo punto se valida con (12) y si se cumple se actualiza el valor de J_{p1} . Si no se cumple, se evalúa J_{p1} mediante las ecuaciones (13) y (14):

$$CNI < 1.07 * JJ(n - 1) \ \&\& \ AW_1 > 0.85 * AW_{nav}(n - 3:n) \quad (13)$$

$$CNI_2 < 1.22 * JJ_{av2} \ \&\& \ A_{BCG}(J_{p2}) > A_{BCG}(J_{p1}) \ \&\& \ AW_{p2} > 0.81 * AW_{p1} \quad (14)$$

Donde AW_{nav} es igual al promedio de las amplitudes de W_n y A_{BCG} es igual a la amplitud del BCG. Si se cumplen (13) y (14) se encuentra un nuevo punto J_{p2} adelante del punto J_{p1} y se actualizan sus valores, de lo contrario el valor de J_{p1} se mantiene.

La evaluación final para confirmar o rechazar la posición del punto J_{p1} o el J_{p2} (en caso de encontrarse) se realiza con (15). El valor experimental del umbral mínimo negativo (umn) se consideró como un factor variable con un valor estándar de 0.76, el cual puede ser modificado para mejorar la precisión. El umbral máximo (umx) se fijó experimentalmente en 1.32. Ambos factores desempeñan un papel muy importante en la determinación del porcentaje mínimo y máximo a considerar del JJ_{av} como factor decisivo en la detección.

$$JJ(n) > umn * INJ < umx * INJ \ \&\& \ AW_p(n) > 0.34 * Pt \quad (15)$$

En (15), el intervalo $JJ(n)$ se obtiene a partir de la diferencia del J_p encontrado y el anterior, y el factor INJ se obtiene promediando los cinco últimos intervalos $J-J$ (excepto para los primeros cinco, en los cuales el intervalo $J-J$ anterior es utilizado).

Si (15) es falso, se realizan dos ventanas de búsqueda más. En la primera (SP - 60 ms: SP + 220 ms) se busca el punto J_{p3} el cual es validado con (16). Si se rechaza, se realiza una última búsqueda (SP + 70 ms: SP + 150 ms) encontrando al punto J_{p4} el cual es verificado mediante (17).

$$JJ(n) > umn * INJ < umx * INJ \&\& AW_{n3} < 0.55 * Nt \quad (16)$$

$$JJ(n) > umn * INJ < umx * INJ \quad (17)$$

- 4. Actualización de valores:** Una vez confirmado el punto J_p se obtiene la frecuencia cardíaca, se actualiza el umbral máximo ($Pt = (0.6 * Pt) + (0.4 * Wp)$), el umbral mínimo ($Nt = (0.6 * Nt) + (0.4 * Wp)$) y los diferentes promedios $JJ_{av}(4:n)$ utilizados en el algoritmo.

3.3.2. Detección de la onda I y la onda K

Para la detección de la onda I y la onda K se utiliza como referencia la ubicación del J_p y se realizan ventanas de búsqueda en la TWC confirmando su ubicación en el BCG.

La detección de la onda I comienza al definir su ventana de búsqueda hacia atrás del J_p , restándole el resultado de multiplicar la diferencia entre los 2 lóbulos que se presentan en la TWC, es decir ($Wp - Wn$), por el valor de 1.2. Posteriormente se busca el cruce por cero y se almacena su ubicación, en caso de no encontrarse alguno se amplía la ventana de búsqueda multiplicando el mismo factor por 5. Una vez obtenida la posible ubicación de la onda I, se hace una búsqueda de 100 ms hacia atrás en el BCG para posiblemente encontrar un punto más negativo que el ya detectado, en caso de ser así se obtiene la diferencia de ambos puntos y se comparan con el valor del intervalo $J-J$ anterior, finalmente el punto que obtenga menor diferencia es elegido e identificado como la onda I.

El último paso del algoritmo se realiza como parte de la validación ya que es común que las ondas de BCG presenten oscilaciones que ponen en duda su ubicación, lo siguiente se ejemplifica en la Fig. 10 en donde se muestra la detección de la onda I, así como las oscilaciones que pueden presentarse previamente.

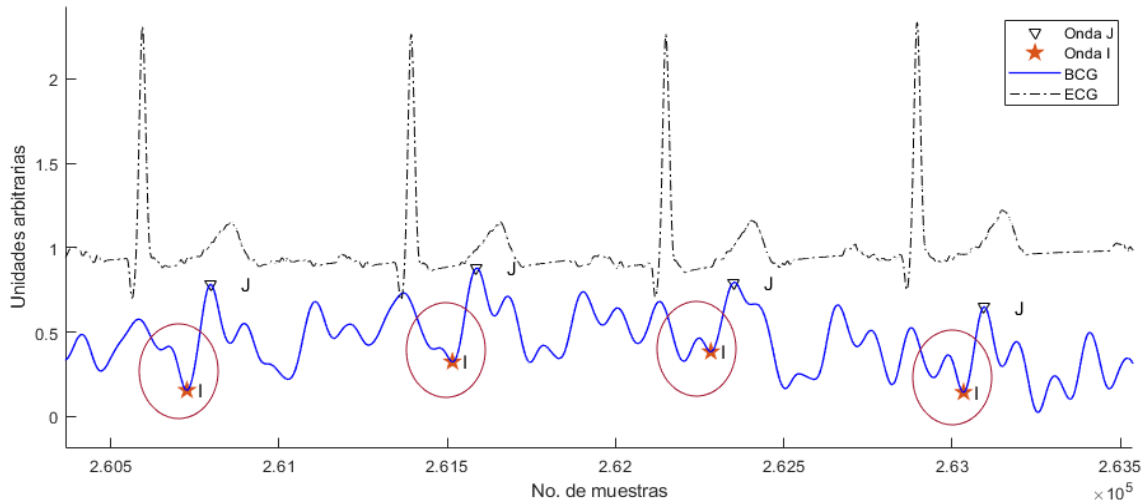


Fig. 10. Detección de la onda I.

El algoritmo para la detección de la onda K es semejante al implementado para la onda I. La búsqueda se realiza +270 ms hacia adelante del punto J_p , posteriormente se hace la detección del cruce por cero y se guarda su posible ubicación. Como último paso se busca +130 ms hacia adelante en el BCG con la posibilidad de encontrar un punto con mayor amplitud negativa respecto al ya encontrado. La ubicación final se decide al comparar la diferencia respecto al intervalo $J-J$ anterior, almacenando el de menor diferencia. En la fig. 11 se muestra un ejemplo de la detección de la onda K y en las Figs. 12 y 13 los diagramas de los algoritmos utilizados para la detección de las ondas.

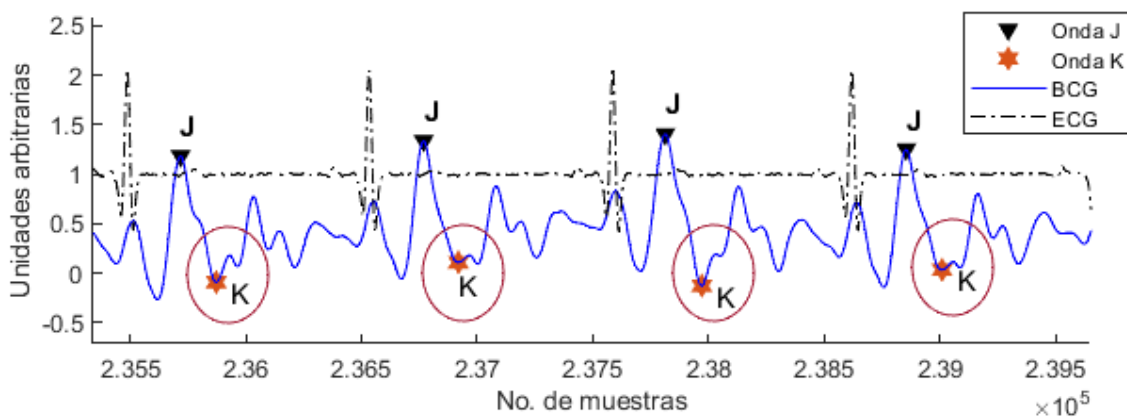


Fig. 11. Detección de la onda K.

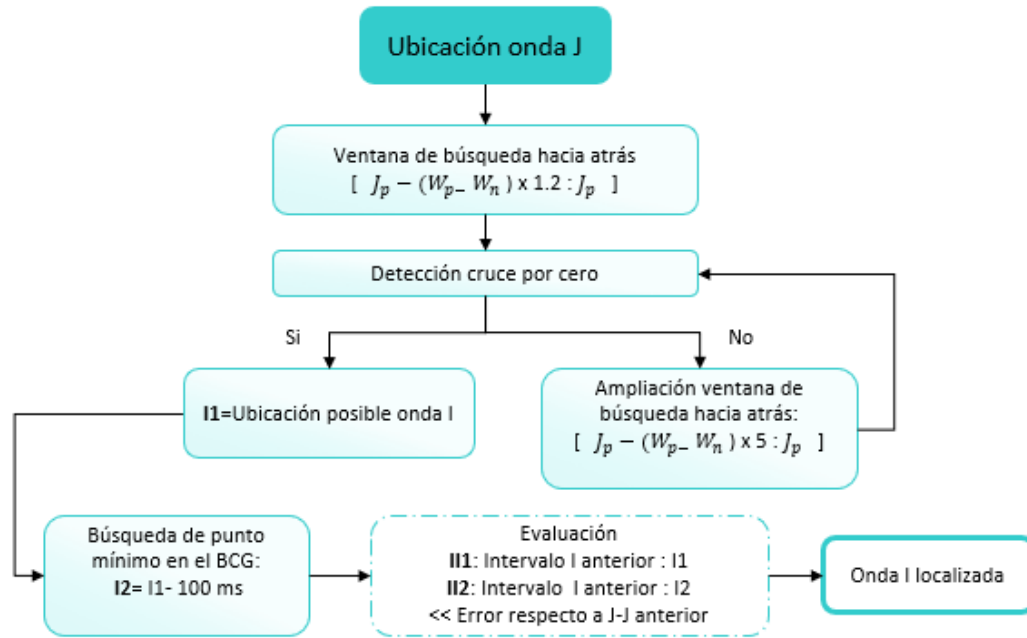


Fig. 12. Diagrama para la detección de la onda I.

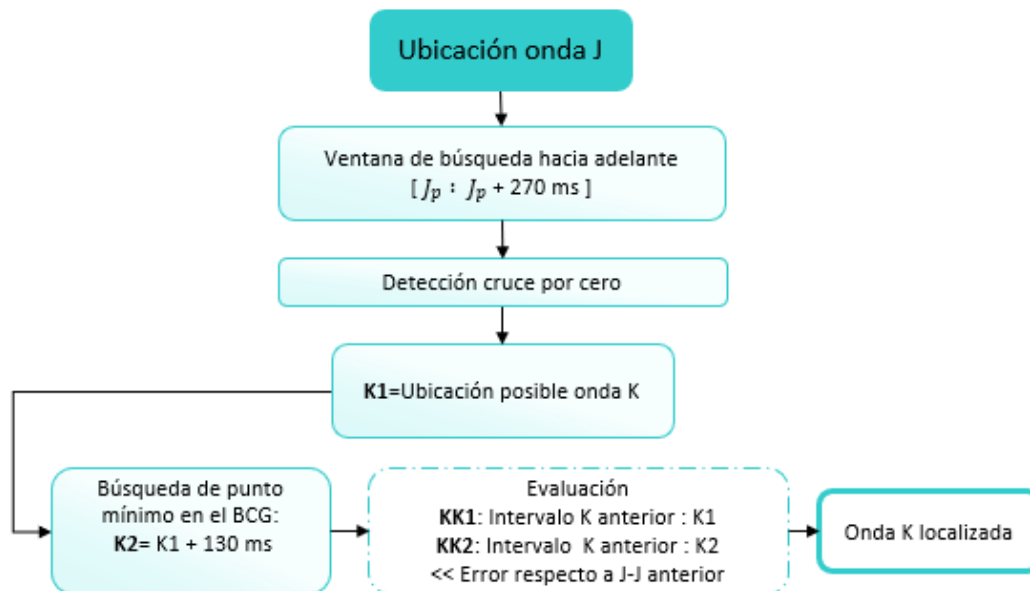


Fig. 13. Diagrama para la detección de la onda K.

3.4. Descripción de las bases de datos

Para poder evaluar la detección de las ondas I, J y K del BCG se consideró un total de 22 registros de BCG en dos ejes de medición, contemplando que los sujetos no tuvieran referencia alguna de enfermedad cardiaca. De la base de datos de BCG longitudinal (silla) obtenida por Luna-Lozano et. al. [6], [18] se consideraron las 7 señales y de la base de datos de BCG transversal (cama) obtenida por Carlson et. al. [73], [74] se consideraron 15 señales. La duración de los registros obtenidos en silla se encontró entre los 60-100 s y la duración de los registros obtenidos en cama fue de 5-7 min aproximadamente.

La base de datos del eje longitudinal fue adquirida por un sensor piezoeléctrico adherido a la parte inferior del asiento de una silla tal como se muestra en la Fig. 14. El ECG (derivación 1) se adquirió simultáneamente y ambas señales se digitalizaron a una frecuencia de muestreo de 1 KHz. Se limitaron entre 0.5 Hz - 20 Hz para el BCG y de 0.16 Hz - 100 Hz para el ECG. La información general de adquisición y de los pacientes se resume en la Tabla 5.

Tabla 5. Características de los registros de BCG de las bases de datos de silla y cama.

Autor	Eje	Sujetos	Sensor	Sexo	Edad [años]	Peso [Kg]	Altura [m]
Luna-Lozano [18]	Longitudinal	7	Sensor piezoeléctrico	5 M 2 F	33± 6	67-87 Kg.	1.65-1.75
Carlson [73]	Transversal	15	Sensor EMFi	8 M 7 F	27±5	48–94 Kg	1.53-1.97

Para la adquisición de los registros de BCG en el eje transversal, utilizaron un conjunto de 4 sensores EMFi colocados en el centro de la base de una cama y 4 celdas de carga colocadas en los postes de cada esquina (Fig.15). De esta base de datos de 40 pacientes, se eligieron 15 que fueran similares a los rangos de edad, peso y altura de la base de datos anterior.

Las señales obtenidas de cada sensor se analizaron visualmente determinando mayor correspondencia del BCG con el sensor EMFi "Film 0". Cada una de las señales de BCG fue limitada entre 0.3 Hz - 24 Hz, con el ECG obtenido de manera simultánea (derivación 3) limitado entre 0.5 Hz – 40 Hz y la misma frecuencia de muestreo de 1 KHz.



Fig. 14. Ubicación de sensores del sistema de silla [6].



Fig. 15. Ubicación de sensores del sistema de cama [74].

4. Resultados y Discusión

4.1. Detección onda J

Los resultados de desempeño para la detección del punto J_p de cada registro analizado en las dos bases de datos utilizadas se resumen en la tabla 6, donde la variable TP (detecciones positivas verdaderas) se refiere a las ondas J identificadas correctamente, FP (detecciones positivas falsas) a las ondas detectadas incorrectamente como onda J y FN (detecciones negativas falsas) refiere a las ondas J verdaderas que no fueron detectadas. Además, para evaluar la detección se calculó la sensibilidad (Se) y la predicción positiva (P_+) variables definidas por la AAMI para la evaluación de algoritmos de detección del ritmo cardiaco [75].

La sensibilidad hace referencia a la probabilidad de detección y se calcula con (18). La predicción positiva determina la capacidad de identificar un evento verdadero, en este caso la detección del punto J_p y se calcula a través de la ecuación (19).

$$(Se) = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (18)$$

$$(P_+) = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (19)$$

En los registros de la base de datos de BCG transversal se detectaron 80 FP y 8 FN de un total de 6650 latidos, con valores promedio de $Se= 99.89\%$, $P_+= 98.90\%$ y $TP=98.79\%$. Como se puede observar, una de las ventajas de este algoritmo es que, al utilizar la media de los puntos detectados previamente, se reduce la probabilidad de detección temprana o tardía de una onda J.

Tabla 6. Resultados de la detección de J_p en las bases de datos de BCG longitudinal y transversal.

Base de datos	ID	TP	FP	FN	Se %	P+ %	% TP
BCG transversal (cama)	X1001	206	2	0	100.00%	99.04%	99.04%
	X1004	406	2	0	100.00%	99.51%	99.51%
	X1005	536	31	1	99.81%	94.53%	94.37%
	X1006	508	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
	X1007	451	2	0	100.00%	99.56%	99.56%
	X1008	356	1	0	100.00%	99.72%	99.72%
	X1009	507	12	2	99.61%	97.69%	97.31%
	X1022	377	5	1	99.74%	98.69%	98.43%
	X1023	367	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
	X1027	372	5	0	100.00%	98.67%	98.67%
	X1031	409	4	1	99.76%	99.03%	98.79%
	X1032	529	3	0	100.00%	99.44%	99.44%
	X1040	613	6	2	99.67%	99.03%	98.71%
	X1044	490	6	1	99.80%	98.79%	98.59%
	X1046	435	1	0	100.00%	99.77%	99.77%
BCG longitudinal (silla)	1	108	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
	2	120	3	0	100.00%	97.56%	97.56%
	3	119	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
	4	137	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
	5	57	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
	6	101	3	0	100.00%	97.12%	97.12%
	7	131	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
TOTAL	22	7335	86	8	99.93%	99.01%	98.94%

El número de latidos totales detectados del BCG longitudinal fueron 778 con 6 FP y 0 FN. En este caso, los promedios alcanzados fueron $Se= 100\%$, $P+= 99.24\%$ y $TP=99.24\%$. En comparación con [6], se obtuvieron resultados similares con un total de +3 latidos. Para esta base de datos, no se encontraron falsos negativos porque la presencia de la onda J en relación con otras era evidente, algo que no ocurrió en la base de datos de BCG transversal, ya que se detectaron ondas con características similares. Además, los sujetos tenían una frecuencia cardíaca más estable, lo que hacía que su detección fuera más predecible debido a su corta duración.

Considerando los 22 registros en total se tuvo una detección de 7429 latidos con 86 FP y 8 FN, teniendo como resultados finales una $Se= 99.93\%$, $P+= 99.01\%$ y un porcentaje de $TP= 98.24\%$. En cuanto al porcentaje de detección individual, se obtuvieron valores mayores al 94% para todos los casos.

Para evaluar cuantitativamente si los puntos detectados correspondían realmente a la onda J, se utilizó el método estadístico de Bland-Altman [76] considerando un intervalo de confianza (CI) del 95% correspondiente a ± 2 desviaciones estándar (DS). Con este método, se evaluó la concordancia entre la frecuencia cardíaca (FC) de referencia obtenida con los intervalos $R-R$ del ECG calculada con el algoritmo de Alvarado et al. [72], y la FC obtenida con los intervalos $J-J$ del BCG.

El gráfico Bland-Altman para los registros de BCG longitudinal se llevó a cabo evaluando su duración completa y el resultado se muestra en la Fig. 16, donde se observa que cumple con el estándar propuesto por la AAMI para la medición de la FC, que es de ± 5 lat/min [67]. Para esta base de datos el error medio (*bias*) obtenido fue de -0.05 lat/min con un CI de ± 3.48 lat/min. Los resultados obtenidos para cada registro analizado de manera individual se muestran en la tabla 7.

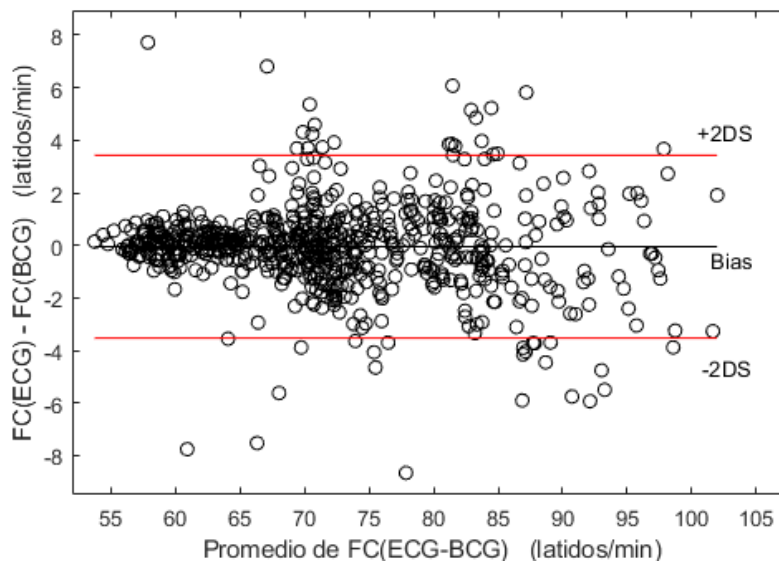


Fig. 16. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos $J-J$ del BCG longitudinal y los intervalos $R-R$ del ECG.

Tabla 7. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de J_p del BCG longitudinal.

ID	CI (lat/min)	Bias (lat/min)
1	±1.97	-0.05
2	±4.97	-0.16
3	±3.82	-0.04
4	±4.79	-0.12
5	±1.15	0.002
6	±3.67	-0.03
7	± 3.07	-0.01

Para obtener los resultados Bland-Altman de la base de datos de BCG transversal se consideró únicamente 100 s aprox. de las señales, de modo que se pudiera contrastar con los encontrados anteriormente. Los resultados obtenidos fueron un error medio de -0.03 lat/min y un CI de ±3.87 lat/min, cumpliendo satisfactoriamente con el estándar de la AAMI, tal como se observa en la Fig. 17. Los resultados de cada registro considerando su duración total se muestran en la tabla 8.

Tabla 8. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de J_p del BCG transversal.

ID	CI (lat/min)	Bias (lat/min)
X1001	±1.651	-0.02
X1004	±1.412	0.009
X1005	±9.318	-0.206
X1006	±1.943	0.006
X1007	±1.824	-0.029
X1008	±2.661	-0.015
X1009	±5.031	-0.143
X1022	±3.877	-0.009
X1023	±1.166	-0.005
X1027	±3.08	-0.07
X1031	±5.01	-0.06
X1032	±3.89	-0.02
X1040	±4.898	0.11
X1044	±4.906	-0.87
X1046	±1.278	-0.007

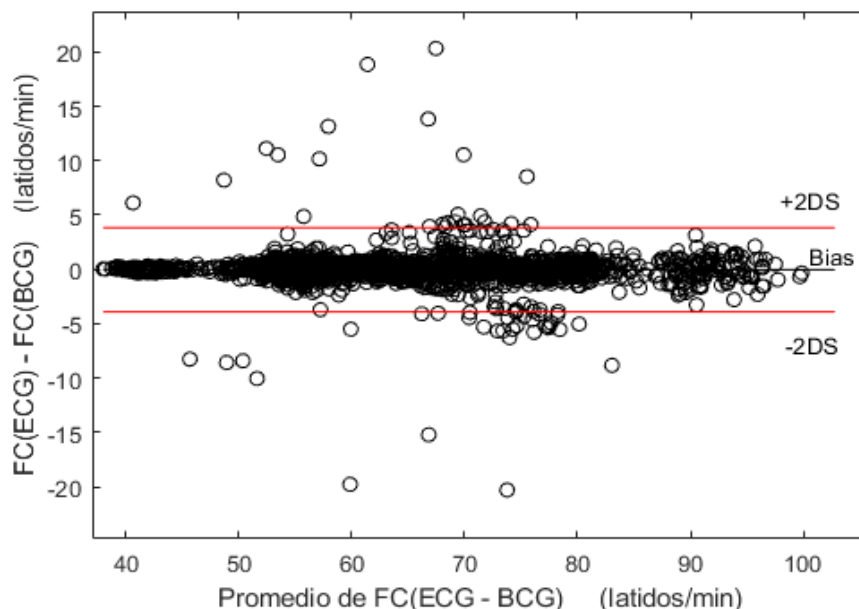


Fig. 17. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos *J-J* del BCG transversal y los intervalos *R-R* del ECG.

4.2. Detección onda I y onda K

Para evaluar los resultados de la detección de la onda I y la onda K se obtuvieron los resultados del método de Bland-Altman considerando las mismas condiciones que para la onda J, en donde se tomó en cuenta un CI del 95% correspondiente a ± 2 DS. Se utilizó como referencia la FC de los intervalos *R-R* del ECG, de modo que se pudieran comparar con las frecuencias cardíacas obtenidas con los intervalos *I-I* y *K-K* del BCG para evaluar su concordancia.

El resultado de la onda I para el BCG longitudinal obtuvo un error medio de -0.12 lat/min con un CI de ± 7.18 lat/min, rebasando los límites de precisión como observa en la Fig. 18. En cuanto a la onda K se obtuvo un error medio de -0.06 lat/min y un CI de ± 4.48 lat/min, cumpliendo con los límites de precisión (Fig.19). Los resultados obtenidos de manera individual para cada registro se muestran en la tabla 9.

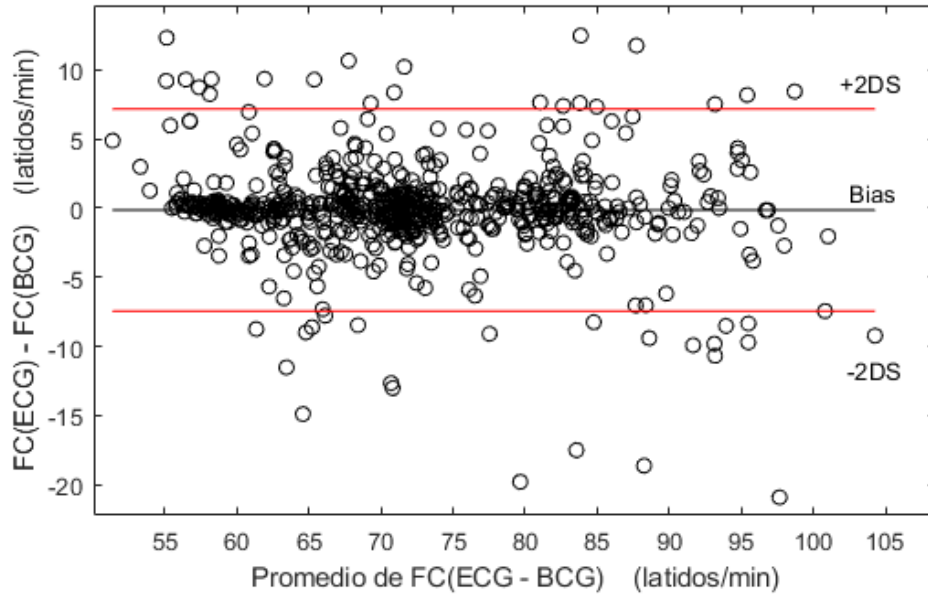


Fig. 18. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos *I-I* del BCG longitudinal y los intervalos *R-R* del ECG.

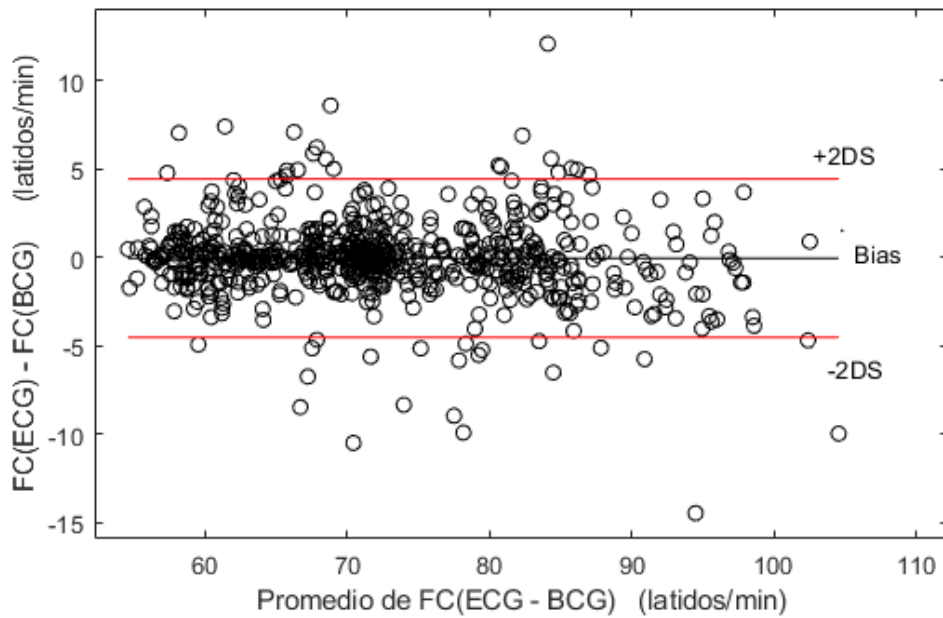


Fig. 19. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos *K-K* del BCG longitudinal y los intervalos *R-R* del ECG.

Tabla 9. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de las ondas I y K del BCG longitudinal.

ID	ONDA I		ONDA K	
	CI (lat/min)	Bias (lat/min)	CI (lat/min)	Bias (lat/min)
1	±3.82	-0.04	±4.86	-0.11
2	±8.5	-0.21	±11.4	-0.44
3	±2.45	-0.01	±2.66	-0.01
4	±7.21	-0.13	±5.06	-0.07
5	±0.59	-0.01	±2.17	0.02
6	±11.76	-0.52	±4.55	-0.030
7	±9.09	-0.16	±5.83	-0.19

En cuanto al BCG transversal los resultados para la onda I, fueron un error medio de 0.002 lat/min y un CI de ± 5.37 lat/min y los de la onda K obtuvieron un error medio de -0.001 lat/min con un CI de ± 5.12 lat/min. El resultado para la onda I se muestra en la Fig. 20 y el resultado de la onda K en la Fig. 21, donde se observa que en ambos casos los valores son cercanos a cumplir con los límites de precisión de la AAMI. Por último, en la tabla 10 se encuentran los resultados individuales para la onda I y la onda K de los registros analizados.

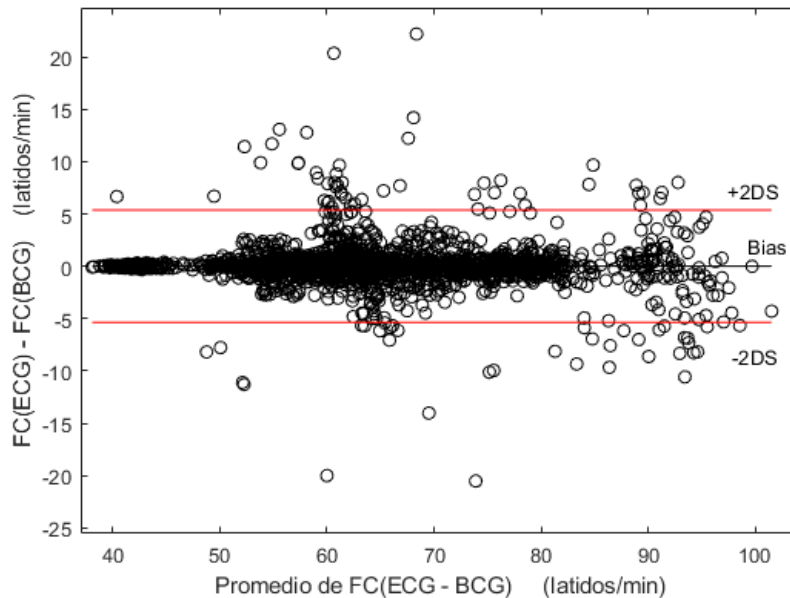


Fig. 20. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos I-I del BCG transversal y los intervalos R-R del ECG.

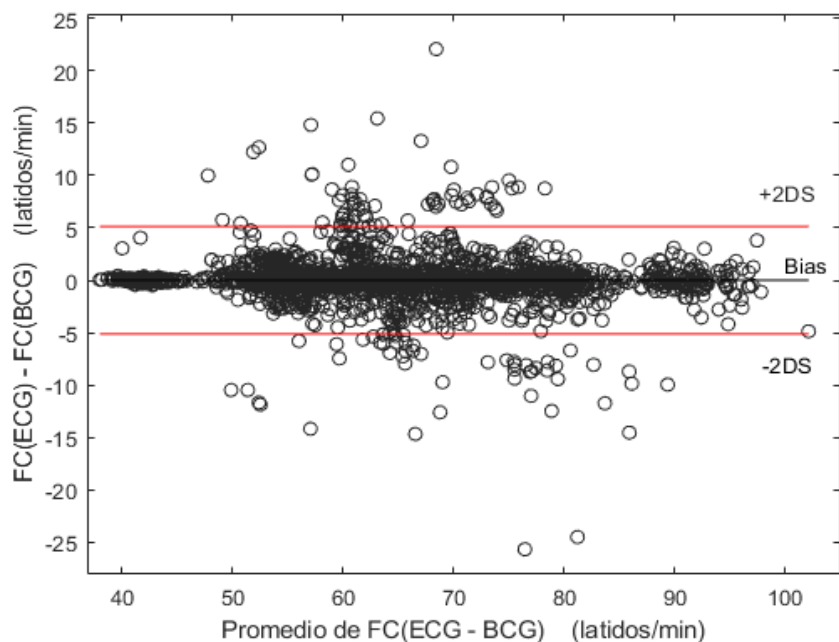


Fig. 21. Gráfico Bland-Altman obtenido de la diferencia de las frecuencias cardíacas calculadas de los intervalos K-K del BCG transversal y los intervalos R-R del ECG.

Tabla 10. Resultados del método de Bland-Altman para la detección de las ondas I y K del BCG transversal.

ID	ONDA I		ONDA K	
	CI (lat/min)	Bias (lat/min)	CI (lat/min)	Bias (lat/min)
X1001	±1.789	0.021	±1.768	0.025
X1004	±1.725	0.017	±1.841	-0.013
X1005	±10.26	-0.27	±8.86	-0.22
X1006	±3.6	0.002	±4.31	-0.011
X1007	±4.73	-0.06	±1.88	-0.033
X1008	±3.29	-0.03	±4.7	-0.09
X1009	±6.14	-0.11	±5.7	-0.15
X1022	±4.14	-0.003	±6.19	-0.12
X1023	±0.25	-0.001	±1.89	-0.01
X1027	±3.09	-0.17	±3.86	-0.21
X1031	±6.30	-0.04	±4.01	-0.01
X1032	±4.76	-0.05	±5.02	-0.04
X1040	±7.05	0.15	±5.85	0.18
X1044	±2.18	-0.015	±8.02	-0.22
X1046	±2.28	-0.015	±3.11	-0.007

4.3. Intervalos del BCG y su relación con el ECG

Una vez detectadas las ondas IJK del BCG se obtuvieron los intervalos correspondientes y también su relación temporal con la onda R del ECG para cada una de las bases de datos. De manera general se obtuvo el promedio de los intervalos temporales, se calculó su desviación estándar y se identificó el valor mínimo y máximo, los resultados para la base de datos del BCG longitudinal se muestran en la tabla 11 y los resultados para el BCG transversal se muestran en la tabla 12.

La variable t_{R-R} refiere el intervalo de tiempo R-R del ECG (referencia estándar de cada ciclo cardiaco), el t_{J-J} corresponde al intervalo J-J del BCG, el t_{I-I} al intervalo I-I y el t_{K-K} al intervalo K-K del BCG, tal como se muestra en la Fig. 22. Por último, las variables que refieren la combinación de las ondas IJK con la onda R, corresponden a la relación temporal existente entre las ondas encontradas del BCG y la R del ECG, los cuales pueden ser utilizados como indicadores del funcionamiento cardiaco y evaluar el estado del sistema cardiovascular [57].

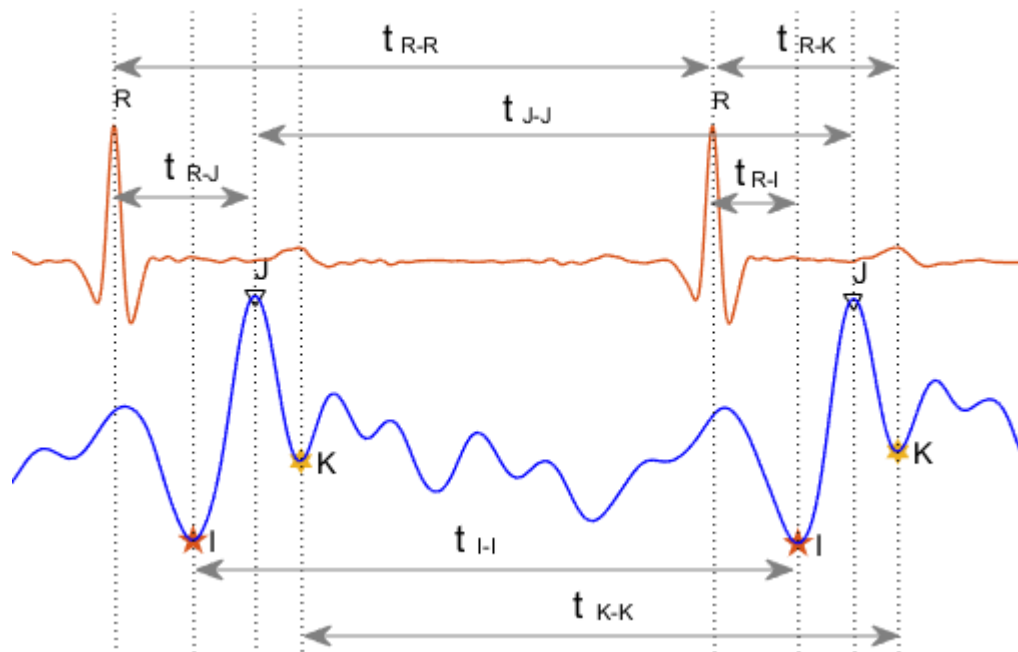


Fig. 22. Definición de intervalos temporales existentes entre la onda R del ECG (parte superior) y las ondas I-J-K del BCG (parte inferior).

Tabla 11. Valores de intervalos entre las ondas IJK del BCG longitudinal y su relación temporal con la onda R del ECG.

	t_{R-R} (ms)	t_{J-J} (ms)	t_{I-I} (ms)	t_{K-K} (ms)	t_{R-J} (ms)	t_{R-I} (ms)	t_{R-K} (ms)
Promedio	840	840	840	840	231	135	389
Desviación estándar	108	111	114	113	28	30	53
Min	583	581	530	513	70	4	149
Max	1115	1118	1225	1105	304	190	503

Tabla 12. Valores de intervalos entre las ondas IJK del BCG transversal y su relación temporal con la onda R del ECG.

	t_{R-R} (ms)	t_{J-J} (ms)	t_{I-I} (ms)	t_{K-K} (ms)	t_{R-J} (ms)	t_{R-I} (ms)	t_{R-K} (ms)
Promedio	929	929	929	929	226	137	372
Desviación estándar	171	172	172	173	29	32	56
Min	602	436	433	442	0	25	22
Max	1604	1951	1938	1859	607	558	654

Conjuntamente para mostrar de manera gráfica los resultados obtenidos de las tablas 11 y 12, y observar la distribución de los datos, se obtuvieron los gráficos de caja y bigotes correspondientes a los intervalos $R-J$ (Fig. 23), $R-I$ (Fig. 24) y $R-K$ (Fig. 25).

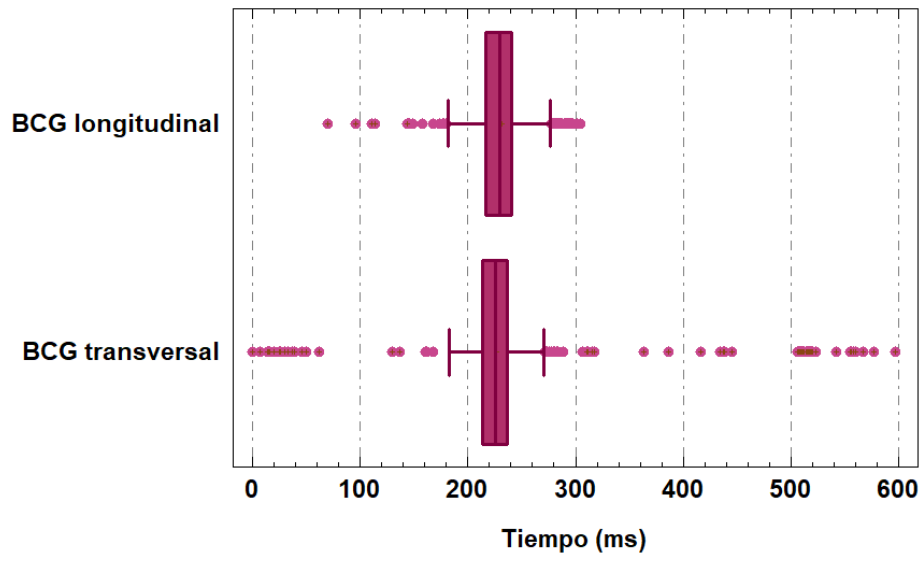


Fig. 23. Gráfico de caja del intervalo temporal *R-J*.

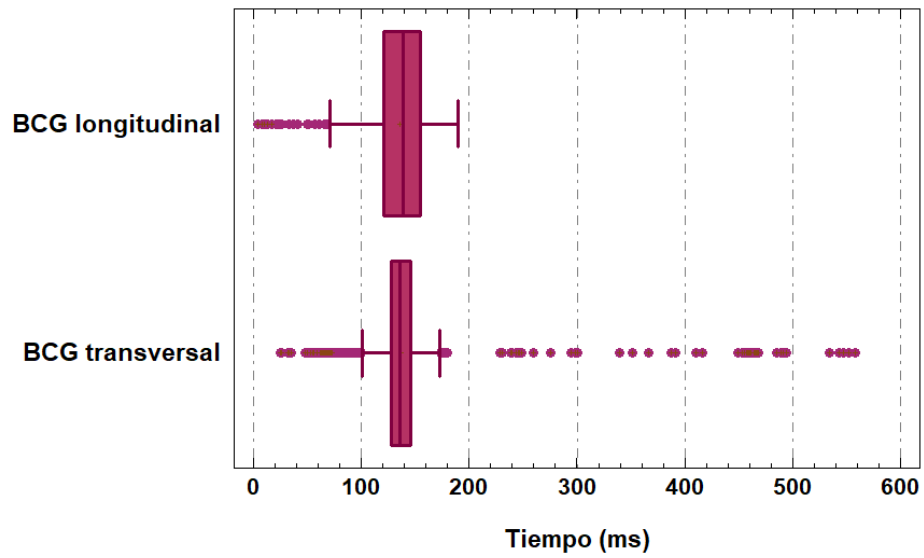


Fig. 24. Gráfico de caja del intervalo temporal *R-I*.

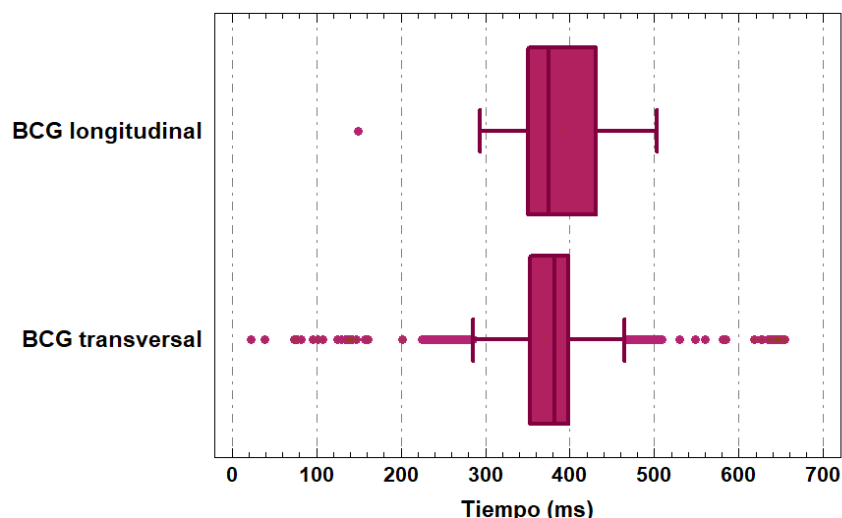


Fig. 25. Gráfico de caja del intervalo temporal R-K.

Debido a que los intervalos temporales cambian latido a latido por la regulación del sistema nervioso autónomo (SNA), no es factible medir la diferencia temporal entre los mismos, sin embargo, los intervalos de tiempo de diástole a sístole en un mismo ciclo cardiaco siempre permanecen constantes [18]. En consideración, es posible observar todos los eventos sistólicos y diastólicos presentes en las señales de ECG o de BCG al graficar el ensamble de varios ciclos cardiacos que se encuentren alineados temporalmente con una onda específica, que usualmente es la onda R para el ECG y la onda J para el BCG, este método analítico propuesto por [77] permite evidenciar la recurrencia de ondas y evaluar su origen.

Las figuras 26 y 27 muestran el resultado de ensamblar 5 ciclos cardiacos aleatorios de cada uno de los registros analizados, los cuales se encuentran alineados temporalmente a través de la onda J. Del lado izquierdo se muestra la ubicación temporal de la onda I y del lado derecho la de la onda K, reflejando discrepancias temporales en ambos casos.

En este trabajo, el método analítico descrito fue utilizado para observar la aparición y la recurrencia temporal de las ondas I-J-K presentes en las bases de datos analizadas, además de que permite observar la variada morfología que se presenta entre los distintos sujetos y el eje de medición.

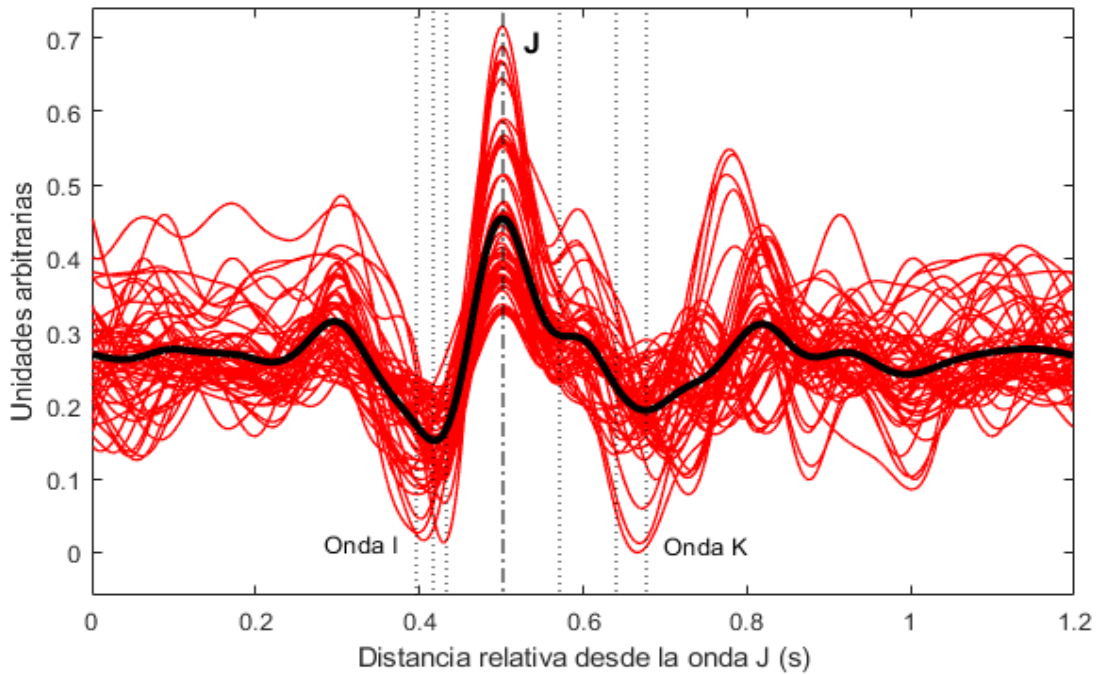


Fig. 26. Ensamble de 5 ciclos cardiacos aleatorios de todos los registros analizados de BCG transversal, con amplitudes normalizadas y alineados en tiempo utilizando la onda J. Se demarca la ubicación temporal de la onda I y la onda K, así como el promedio (línea negra) de los latidos.

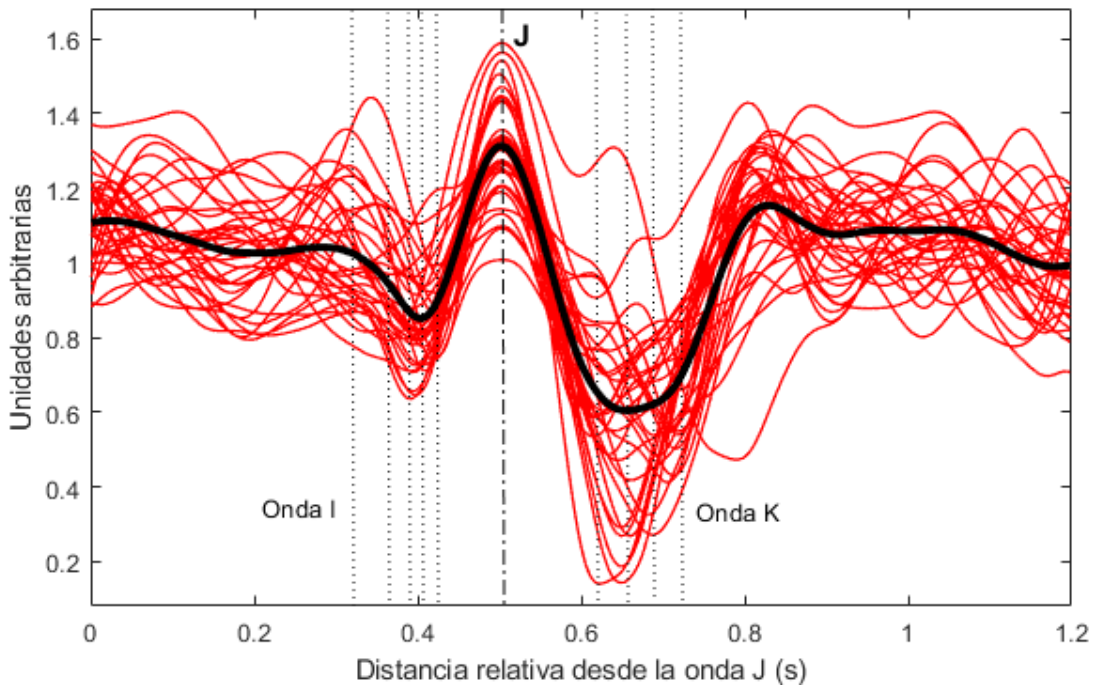


Fig. 27. Ensamble de 5 ciclos cardiacos aleatorios de todos los registros analizados de BCG longitudinal, con amplitudes normalizadas y alineados en tiempo utilizando la onda J. Se demarca la ubicación temporal de la onda I y la onda K, así como el promedio (línea negra) de los latidos.

4.4. Discusión

Se han desarrollado algoritmos de detección de las ondas I, J y K del BCG basados en la TWC con *splines* implementando mejoras y modificaciones al algoritmo de detección de J_p propuesto en [6], para el análisis de registros de dos bases de datos de BCG de silla y cama con características diferentes como la amplitud, la morfología y el eje de medición. La consideración de este algoritmo como base se debe a sus dos etapas principales de reconocimiento y búsqueda que se encargan de establecer las condiciones iniciales y el perfeccionamiento en el tiempo de la detección, la cual es altamente modificable, factor que era crucial para lograr la suficiente generalidad y lograr el objetivo de este trabajo.

Para evaluar el desempeño del algoritmo de detección de J_p se utilizaron 22 registros de BCG (7 de silla y 15 de cama). Se obtuvieron valores altos de la sensibilidad ($Se=99.93\%$) y de la predicción positiva ($P+=99.01\%$) considerando los valores altos de un detector del complejo QRS del ECG, que son de $Se=99.7\%$ y $P+=99.8\%$ [78]. Con respecto a los registros de BCG de cama: 'X1005', X1009' y 'X1040' se muestra en la tabla 6 un mayor número de FP debido a la ausencia de la onda J en varias ocasiones. En la Fig. 28 se pueden observar algunos ejemplos de estos segmentos.

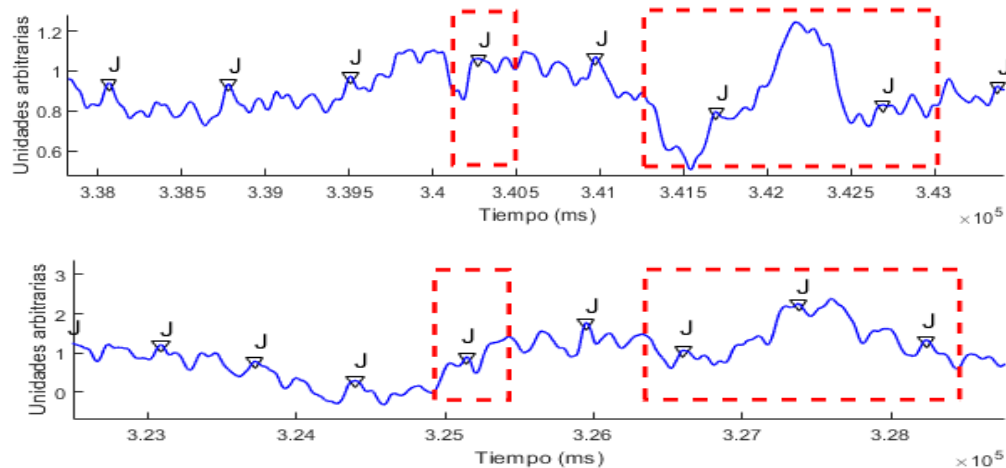


Fig. 28. Registro del sujeto 'X1005'. Se demarca la ubicación de la onda J y con línea punteada se demarcan los segmentos con ruido y la ausencia de la onda J.

Además, debido a que el algoritmo almacena variables que posteriormente utiliza para la detección, en varias ocasiones se presentó la dificultad del aumento del error al existir varios FP. Sin embargo, el hecho de utilizar estas variables también permite de cierta forma predecir donde se encontrará la siguiente onda J y disminuir los FN mejorando la detección en segmentos con variaciones por artefactos o ausencia de la onda J, como se muestra en la Fig. 29. Dada esta consideración el número total de FN obtenidos fue de 8 para un total de 7429 latidos.

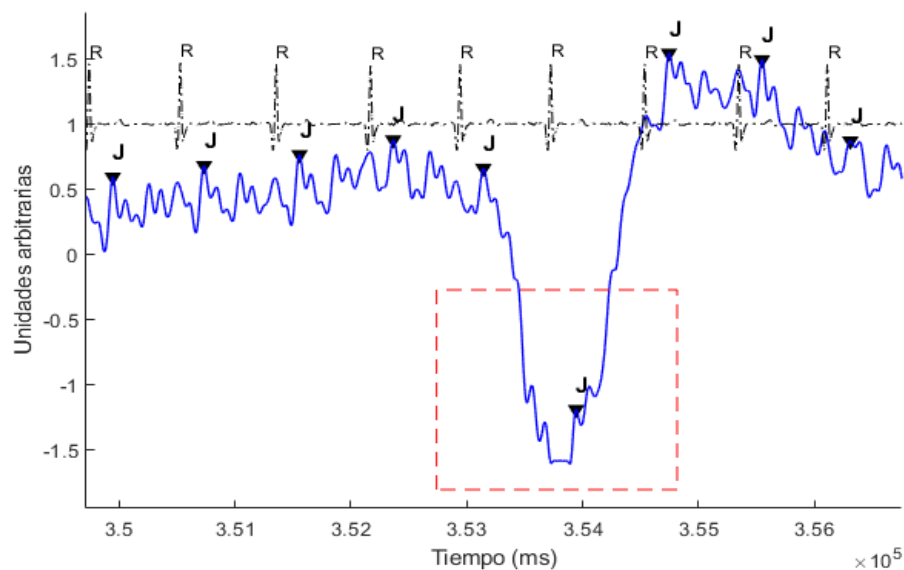


Fig. 29. Registro del sujeto 'X1032'. Se demarca la ubicación de la onda J y con línea punteada se demarca el segmento con ruido y la detección correcta de la onda J.

En comparación con otros trabajos realizados en registros de BCG, los resultados generales para la detección de J_p en cuanto a la sensibilidad obtenida fue mayor ($Se=99.93\%$), con respecto a los reportados en la literatura [79]–[83], teniendo como mejor resultado al 98.9% reportado en [81]. Los valores de predicción positiva también fueron mayores ($P+=99.01\%$), que los reportados en [79]–[82] y son comparables con el obtenido en [83] cuyo valor fue de 99.07%.

En cuanto al porcentaje de detección individual de los registros analizados también fueron mayores (superior al 94.4%) respecto a los reportados en [60] y comparables con los obtenidos en [55], los cuales se obtuvieron a través del análisis de escalogramas con TWC requiriendo mayores recursos computacionales.

Los resultados de los CI obtenidos de los gráficos Bland-Altman a partir del cálculo de la frecuencia cardíaca de los intervalos $J-J$, están dentro del límite de los ± 5 lat/min establecidos por la AAMI para ambas bases de datos. En comparación con los obtenidos para la misma base de datos de BCG longitudinal (± 2.7 lat/min), el valor obtenido en este trabajo fue de ± 3.48 lat/min, indicando menor nivel de concordancia con la frecuencia cardíaca del ECG. El motivo de este ligero incremento puede deberse a que, al lograr generalidad en la detección del Jp del algoritmo se perdió cierta especificidad que se contaba en [6]; sin embargo, al no rebasar los límites estándar de medición se considera que la detección fue adecuada.

De acuerdo con los valores de CI reportados en [84], los obtenidos con el algoritmo propuesto resultaron ser comparables al reportar un valor mínimo de ± 2.95 lat/min y un valor máximo de ± 5.59 lat/min en distintos escenarios, considerando que en el trabajo reportado se excluyeron segmentos con dificultad de detección y en este se conservaron. De manera adicional las detecciones de Jp que se encontraron fuera de los límites de aceptación en las Figs. 16 y 17, se encontraron distribuidos de manera aleatoria, resultados que pueden atribuirse a interferencias mecánicas y a la consideración de que los eventos mecánicos y eléctricos tienden a diferir por distintas causas.

Los resultados para la detección de la onda I y la onda K no pudieron verificarse totalmente, debido a que hasta ahora no existe ningún parámetro de referencia que pueda determinar su correcta ubicación, como el estándar establecido de que la onda R antecede a la onda J y que su ubicación se encuentra cerca de la onda T, por lo que se optó por obtener la frecuencia cardíaca de los intervalos $I-I$ y los intervalos $K-K$ y compararlos con los intervalos $R-R$ como referencia, cuyos resultados se esperaba

fueran similares debido a la correspondencia de las ondas. Aunque como se puede observar en las Figs. 26 y 27, su ubicación suele no corresponder totalmente a un punto si no que suelen tener discrepancias de tiempo debido a los sujetos, el método de adquisición o a las interferencias mecánicas que se presentan en las señales.

Un fenómeno que se presentó repetidamente y que no fue correspondiente a lo descrito en la literatura [24], fue la amplitud negativa de la onda K y la onda I, ya que la de mayor amplitud negativa en muchos fue la onda I y no la onda K como se tiene establecido. Este fenómeno se presentó en mayor medida para la base de BCG transversal y algunos ejemplos se muestran en las figuras 30 y 31.

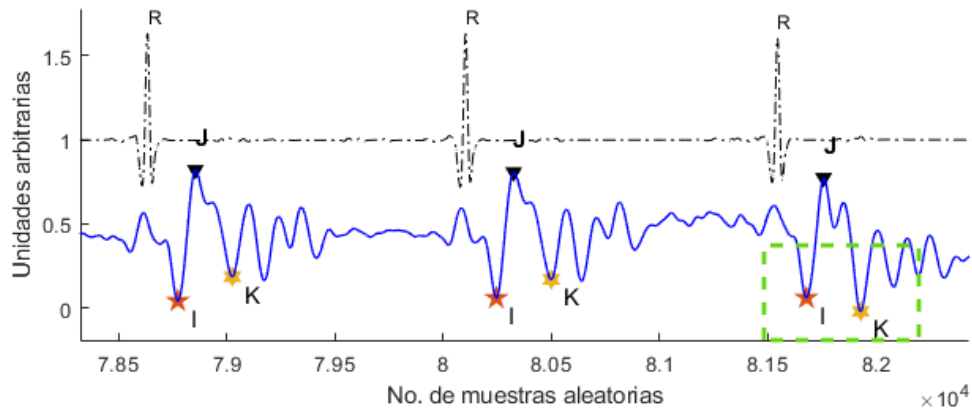


Fig. 30. Registro del sujeto 'X1001'. Se demarca con línea punteada lo correspondiente a la literatura donde la onda K es la más negativa, junto con otros ciclos donde se detecta lo contrario.

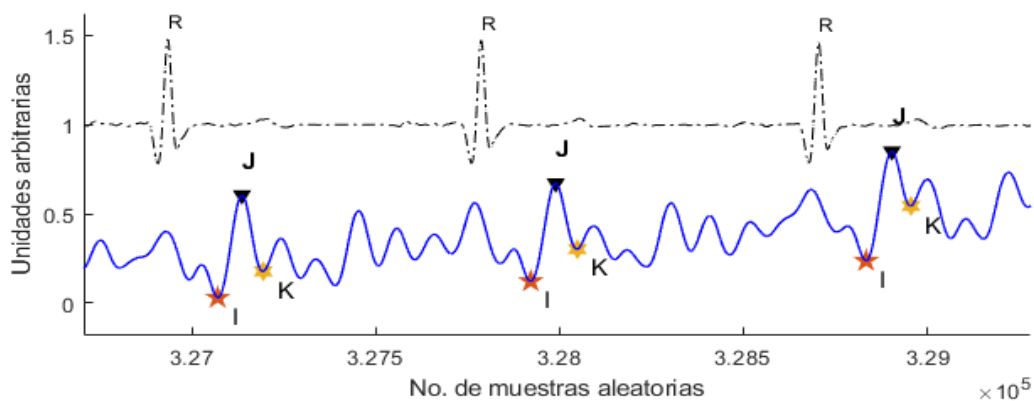


Fig. 31. Registro del sujeto 'X1032'. Se muestra claramente que la onda K no es la de mayor amplitud negativa, contrario a lo descrito en la literatura.

A pesar de las dificultades en la detección de estas ondas los resultados mostrados en las figuras 18-21 muestran una distribución donde la mayoría de los datos de frecuencia cardiaca se encuentran por dentro de los límites de precisión de la AAMI. Esto demuestra que los errores en su detección pueden atribuirse a los sujetos o a la presentación excesiva de oscilaciones que ponían en duda su correcta ubicación (Figs. 10,11, 26 y 27).

El CI obtenido para la onda I fue mayor para ambas bases de datos respecto a la onda K, con mayor error de detección en la base de datos BCG longitudinal. Sin embargo, el CI para la base de datos de BCG transversal está cerca de los límites de aceptación al tener un valor de solo ± 5.37 lat/min.

Para la onda K el CI obtenido en el BCG longitudinal cumplió con el estándar al obtener ± 4.48 lat/min y para el BCG transversal obtuvo el valor de ± 5.12 lat/min. Ambos resultados considerando las variaciones en su ubicación (Figs. 26 y 27) pueden ser adecuados ya que se espera que sus valores sean aproximados.

Otra forma de corroborar las detecciones de las ondas I-J-K fue al calcular sus intervalos temporales entre cada ciclo cardiaco considerando a los intervalos *R-R* (ms) del ECG como referencia. Para ambas bases de datos el valor promedio entre los intervalos *I-I*, *J-J* y *K-K* fue igual al de referencia, obteniendo 840 ms para la el BCG longitudinal y 929 ms para el BCG transversal, con ligeras variaciones en la desviación estándar tal como se observa en las tablas 11 y 12. Estos valores reflejan una vez más que la detección se realizó de manera correcta respecto al ECG.

La relación temporal entre las ondas I-J-K detectadas y la onda R también fue calculada, para el caso del intervalo *R-J* el valor obtenido fue similar para ambas bases de datos, teniendo 231 ms \pm 28 ms para el BCG longitudinal y 226 ms \pm 29 ms para el BCG transversal, además de ser comparables con otros valores reportados en la literatura, como se observa en la tabla 13.

Tabla 13. Recopilación de valores del intervalo *R-J* en otros estudios.

Autores	Intervalo <i>R-J</i> (ms)
Inan et al. (2009) [3]	211 ± 20
Etemadi et al. (2011) [57]	245 ± 20
Zhang et al. (2016) [85]	230.23 ± 46.62
Luna-Lozano – Alvarado-Serrano (2012) [18]	244 ± 20

Para el intervalo temporal *R-I* el valor promedio encontrado fue de 135 ms ± 30 ms para el BCG longitudinal y de 137 ms ± 32 ms para el BCG transversal, valores que se encontraron similares y que son comparables a el valor de 154 ms ± 41.34 ms reportado en [85] y al valor de 134 ms ± 30 ms en [18].

El último intervalo temporal evaluado fue el *R-K*, en este caso también se encontraron valores promedio semejantes para ambas bases de datos, con 389 ± 53 ms para el BCG longitudinal y 372 ± 32 ms para el BCG transversal. Los cuales resultaron ser similares a los 390 ms reportados en [11] y a los reportados en [16], cuyos valores temporales para registros de silla se encuentran entre los 300-440 ms y para los registros de cama entre 260-440 ms.

Los gráficos de caja correspondientes a los intervalos *R-J*, *R-I* y *R-K* de ambas bases de datos (Figs. 23, 24 y 25) muestran que a pesar de que no existe una distribución normal de los datos debido a la diferencia de registros, si existe una predominancia alrededor de la media para cada uno de los casos. Por lo que no se encontraron resultados que indiquen la existencia de diferencias temporales al cambiar el eje de medición, concordando con lo reportado en [16].

Las diferencias encontradas entre ambas bases de datos se manifiestan en ciertas características morfológicas de las señales, en las cuales se necesitaría mayor investigación para corroborar su causa. En la Fig. 26 la señal promedio de BCG transversal (línea negra) muestra mayor definición de ondas I-J-K, con una onda I más negativa respecto a la onda K y mayor presencia de oscilaciones antes y después de la onda J.

En el caso del BCG longitudinal (Fig. 27) el promedio muestra una onda K con mayor amplitud negativa respecto a la onda I y menor presencia de oscilaciones, su patrón de comportamiento de manera general muestra mayor concordancia con el BCG convencional descrito en la literatura [23] en comparación con el BCG transversal, al menos al considerar los registros analizados.

5. Conclusiones

En este trabajo se desarrollaron algoritmos de detección automática basados en la TWC con *splines*, que permiten utilizar cualquier valor de escala entero para la detección de las principales ondas I-J-K del BCG.

Su capacidad de adaptación se comprobó a través de la utilización de 22 registros de dos bases de datos de BCG, la primera referida al eje longitudinal (sujetos en posición sedente) y la segunda al eje transversal (sujetos en posición decúbito supino).

La evaluación cuantitativa de la detección de las ondas se llevó a cabo utilizando el método estadístico de Bland-Altman, teniendo como referencia la FC calculada del intervalo R-R del ECG. En el caso de *Jp* los resultados en ambos ejes (± 3.48 lat/min longitudinal y ± 3.87 lat/min transversal) se encontraron dentro de los límites de precisión establecidos por la AAMI (± 5 lat/min). Los resultados para la onda I (± 7.18 lat/min longitudinal y ± 5.37 lat/min transversal) y la onda K (± 4.48 lat/min longitudinal y ± 5.12 lat/min transversal) se encontraron próximos a los límites de precisión, obteniendo mayor precisión en la detección de la onda K.

Al obtener los intervalos de tiempo entre cada una de las ondas y su relación con la onda R del ECG, no se encontraron diferencias temporales entre ambas bases de datos. Las diferencias encontradas refieren cambios morfológicos en la presentación de las ondas respecto al eje de medición, cuyas causas necesitan mayor investigación para ser verificadas.

Como trabajo futuro se sugiere la incorporación de una base de datos de otro sistema o eje de medición del BCG con el objetivo de tener mayores elementos de comparación que permitan validar totalmente la adaptabilidad de detección del algoritmo. La detección automática de las ondas del BCG sin importar el sistema o eje de medición permitiría incrementar la implementación de sistemas autónomos para la vigilancia y el monitoreo remoto de la salud cardiovascular.

Referencias

- [1] “Enfermedades cardiovasculares”
<https://www.who.int/es/healthtopics/cardiovascular-diseases> (accessed Nov. 09, 2021).
- [2] I. Sadek and J. Biswas, “Nonintrusive heart rate measurement using ballistocardiogram signals: a comparative study,” *Signal Image Video Process.*, vol. 13, Apr. 2019.
- [3] O. T. Inan, M. Etemadi, R. M. Wiard, L. Giovangrandi, and G. T. A. Kovacs, “Robust ballistocardiogram acquisition for home monitoring,” *Physiol. Meas.*, vol. 30, no. 2, pp. 169–185, Feb. 2009.
- [4] I. Starr and H. A. Schroeder, “Ballistocardiogram. II. Normal standards, abnormalities commonly found in diseases of the heart and circulation, and their significance,” *J. Clin. Invest.*, vol. 19, no. 3, pp. 437–450, 1940.
- [5] E. Vogt, D. MacQuarrie, and J. P. Neary, “Using ballistocardiography to measure cardiac performance: a brief review of its history and future significance,” *Clin. Physiol. Funct. Imaging*, vol. 32, no. 6, pp. 415–420, Nov. 2012.
- [6] C. Alvarado-Serrano, P. S. Luna-Lozano, and R. Pallàs-Areny, “An algorithm for beat-to-beat heart rate detection from the BCG based on the continuous spline wavelet transform,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 27, pp. 96–102, May 2016.
- [7] K. Niizeki, I. Nishidate, K. Uchida, and M. Kuwahara, “Unconstrained cardiorespiratory and body movement monitoring system for home care,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 43, no. 6, pp. 716–724, Nov. 2005.
- [8] J. H. Shin and K. S. Park, “HRV analysis and blood pressure monitoring on weighing scale using BCG,” *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2012, pp. 3789–3792, 2012.
- [9] E. Pinheiro, O. Postolache, and P. Girão, “Theory and Developments in an Unobtrusive Cardiovascular System Representation: Ballistocardiography,” *Open Biomed. Eng. J.*, vol. 4, pp. 201–216, Oct. 2010.
- [10] D. Cimr and F. Studnička, “Automatic detection of breathing disorder from ballistocardiography signals,” *Knowl-Based Syst.*, vol. 188, p. undefined-undefined, 2020.
- [11] J. Alametsä, J. Viik, and A. Palomäki, “Arterial Elasticity Measurements with Ankle Pulse Width Velocity and Ballistocardiography,” in *4th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering*, Berlin, Heidelberg, 2009, vol. 22, pp. 1636–1641.
- [12] N. Surantha, C. Adiwiputra, O. K. Utomo, S. M. Isa, and B. Soewito, “IoT system for sleep quality monitoring using ballistocardiography sensor,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 11, no. 1, Art. no. 1, 2020.
- [13] H. Ni, T. Zhao, X. Zhou, Z. Wang, L. Chen, and J. Yang, “Analyzing sleep stages in home environment based on ballistocardiography,” *Lect. Notes Comput. Sci. Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinforma.*, vol. 9085, pp. 56–68, 2015.
- [14] S. Gilaberte, J. Gómez-Clapers, R. Casanella, and R. Pallas-Areny, “Heart and respiratory rate detection on a bathroom scale based on the ballistocardiogram

- and the continuous wavelet transform," *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2010, pp. 2557–2560, 2010.
- [15] I. Sadek, J. Biswas, and B. Abdulrazak, "Ballistocardiogram signal processing: a review," *Health Inf. Sci. Syst.*, vol. 7, no. 1, p. 10, Dec. 2019.
- [16] J. Alametsä, J. Viik, J. Alakare, A. Värri, and A. Palomäki, "Ballistocardiography in sitting and horizontal positions," *Physiol. Meas.*, vol. 29, no. 9, pp. 1071–1087, Sep. 2008.
- [17] R. W. Soames and J. Atha, "Three-dimensional ballistocardiographic responses to changes of posture," *Clin. Phys. Physiol. Meas.*, vol. 3, no. 3, pp. 169–177, Aug. 1982.
- [18] P. S. Luna-Lozano and C. Alvarado-Serrano, "Time and amplitude relationships of the ballistocardiogram in vertical and horizontal direction," in *2012 9th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, Mexico City, Mexico, Sep. 2012, pp. 1–6.
- [19] A. Suliman, C. Carlson, C. J. Ade, S. Warren, and D. E. Thompson, "Performance Comparison for Ballistocardiogram Peak Detection Methods," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 53945–53955, 2019.
- [20] S. A. Talbot, "Biophysical aspects of ballistocardiography," *Am. J. Cardiol.*, vol. 2, no. 4, pp. 395–403, Oct. 1958.
- [21] J. W. Gordon, "Certain Molar Movements of the Human Body produced by the Circulation of the Blood," *J. Anat. Physiol.*, vol. 11, no. Pt 3, pp. 533–536, Apr. 1877.
- [22] Y. Henderson, "The mass-movements of the circulation as shown by a recoil curve," *Am. J. Physiol.-Leg. Content*, vol. 14, no. 3, pp. 287–298, Sep. 1905.
- [23] W. R. Scarborough *et al.*, "Proposals for Ballistocardiographic Nomenclature and Conventions: Revised and Extended: Report of Committee on Ballistocardiographic Terminology," *Circulation*, vol. 14, no. 3, pp. 435–450, Sep. 1956.
- [24] A. Weissler, *Noninvasive cardiology*. New York: Grune & Stratton, 1973.
- [25] H. W. March, "Three-plane ballistocardiography: the effect of age on the longitudinal, lateral, and dorsoventral ballistocardiograms.," *Circulation*, vol. 12, no. 5, Art. no. 5, 1955.
- [26] R. S. Gubner, M. Rodstein, and H. E. Ungerleider, "Ballistocardiography; an appraisal of technic, physiologic principles, and clinical value," *Circulation*, vol. 7, no. 2, pp. 268–286, Feb. 1953.
- [27] W. Hamilton and P. Down, "Cardiac and aortic contributions to the human ballistocardiogram," *Am J Physiol*, vol. 133, no. 313, pp. 16–18, 1941.
- [28] M. B. Rappaport and H. B. Sprague, "The graphic registration of the normal heart sounds," *Am. Heart J.*, vol. 23, no. 5, pp. 591–623, 1942.
- [29] C.-S. Kim *et al.*, "Ballistocardiogram: Mechanism and Potential for Unobtrusive Cardiovascular Health Monitoring," *Sci. Rep.*, vol. 6, no. 1, p. 31297, Nov. 2016.
- [30] G. Guidoboni *et al.*, "Cardiovascular Function and Ballistocardiogram: A Relationship Interpreted via Mathematical Modeling," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 66, no. 10, pp. 2906–2917, Oct. 2019.
- [31] L. Giovangrandi, O. T. Inan, R. M. Wiard, M. Etemadi, and G. T. A. Kovacs, "Ballistocardiography-A method worth revisiting," *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2011, pp. 4279–4282, 2011.

- [32] I. Starr, A. J. Rawson, H. A. Schroeder, and N. R. Joseph, "Studies on the estimation of cardiac output in man, and of abnormalities in cardiac function, from the heart's recoil and the blood's impacts; the ballistocardiogram," *Am. J. Physiol.-Leg. Content*, vol. 127, no. 1, pp. 1–28, Jul. 1939.
- [33] P. Pollock, "Ballistocardiography: A Clinical Review," *Can. Med. Assoc. J.*, vol. 76, no. 9, pp. 778–783, May 1957.
- [34] P. T. Kuo, T. G. Schnabel, and C. F. Kay, "On Certain Abnormal Ballistic Complexes: Their Relationships to Other Mechanical and Electrical Events of the Cardiac Cycle," *Circulation*, vol. 6, no. 1, pp. 74–81, Jul. 1952.
- [35] O. Tannenbaum, J. A. Schack, and H. Vesell, "Relationship between Ballistocardiographic Forces and Certain Events in the Cardiac Cycle," *Circulation*, vol. 6, no. 4, pp. 586–592, 1952.
- [36] R. M. Paine and N. W. Shock, "The Variability of Cardiac Output Estimations Made with the High-Frequency Undamped Ballistocardiograph," *Circulation*, vol. 1, no. 4, pp. 1026–1031, Apr. 1950.
- [37] W. B. Thompson, M. B. Rappaport, and H. B. Sprague, "Ballistocardiography. II. The normal ballistocardiogram," *Circulation*, vol. 7, no. 3, pp. 321–328, Mar. 1953.
- [38] W. R. Scarborough, R. E. Mason, F. W. Davis, M. L. Singewald, B. M. Baker, and S. A. Lore, "A ballistocardiographic and electrocardiographic study of 328 patients with coronary artery disease; Comparison with results from a similar study of apparently normal persons," *Am. Heart J.*, vol. 44, no. 5, pp. 645–670, Nov. 1952.
- [39] W. Dock, H. Mandelbaum, and R. A. Mandelbaum, "Ballistocardiography in medical practice," *J. Am. Med. Assoc.*, vol. 146, no. 14, pp. 1284–1288, Aug. 1951.
- [40] O. P. Tandon and B. C. Katiyar, "Ballistocardiographic Study in Severe Anemia," *Circulation*, vol. 23, no. 2, pp. 195–199, Feb. 1961.
- [41] W. Król and W. Piwowarska, "The ballistocardiogram in myocardial infarction," *Bibl. Cardiol.*, no. 33, pp. 91–96, 1975.
- [42] I. Starr and F. C. Wood, "Studies with the ballistocardiograph in acute cardiac infarction and chronic angina pectoris," *Am. Heart J.*, vol. 25, no. 1, pp. 81–101, Jan. 1943.
- [43] I. Starr and F. C. Wood, "Twenty-Year Studies with the Ballistocardiograph: The Relation between the Amplitude of the First Record of 'Healthy' Adults and Eventual Mortality and Morbidity from Heart Disease," *Circulation*, vol. 23, no. 5, pp. 714–732, May 1961.
- [44] H. R. Brown, M. J. Hoffman, and V. DeLALLA, "Ballistocardiograms in coarctation of the aorta; observations before and after operation," *N. Engl. J. Med.*, vol. 240, no. 18, pp. 715–718, May 1949.
- [45] C. B. Henderson, "The ballistocardiogram in congenital heart disease," *Am. J. Cardiol.*, vol. 3, no. 6, pp. 799–810, Jun. 1959.
- [46] E. Pinheiro, O. Postolache, and P. Girao, "Pulse arrival time and ballistocardiogram application to blood pressure variability estimation," in *2009 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications*, Cetraro, Italy, May 2009, pp. 132–136.
- [47] C. H. Antink *et al.*, "Ballistocardiography can estimate beat-to-beat heart rate accurately at night in patients after vascular intervention," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 24, no. 8, Art. no. 8, 2020.

- [48] J. Liu, F. Miao, L. Yin, Z. Pang, and Y. Li, "A Noncontact Ballistocardiography-based IoMT System for Cardiopulmonary Health Monitoring of Discharged COVID-19 Patients," *IEEE Internet Things J.*, vol. 8, no. 21, pp. 15807–15817, 2021.
- [49] M. C. Wolf, N. Jähne-Raden, H. Gütschleg, U. Kulau, M. Kallenbach, and K. H. Wolf, "First feasibility analysis of ballistocardiography on a passenger flight," *Stud. Health Technol. Inform.*, vol. 264, pp. 1648–1649, 2019.
- [50] O. T. Inan *et al.*, "Ballistocardiography and Seismocardiography: A Review of Recent Advances," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 19, no. 4, pp. 1414–1427, Jul. 2015.
- [51] F. Wang, M. Tanaka, and S. Chonan, "Development of a PVDF Piezopolymer Sensor for Unconstrained In-Sleep Cardiorespiratory Monitoring," *J. Intell. Mater. Syst. Struct.*, vol. 14, no. 3, pp. 185–190, Mar. 2003.
- [52] N. J. Winer, "High-frequency (acceleration) direct body ballistocardiography. Representation of the carotid pulse, phono- and apex-cardiogram in the Bcg," *Bibl. Cardiol.*, no. 33, pp. 37–43, 1975.
- [53] A. C. Guyton and J. E. Hall, *Tratado de fisiología médica*, 13th ed. Barcelona: Elsevier, 2016.
- [54] N. López, M. Cañizares, R. González, and M. Rivero, "Un algoritmo para la clasificación del ritmo cardiaco," *IFMBE Proc.*, vol. 5, pp. 1359–1362, Jan. 2004.
- [55] A. R. Malik and J. Boger, "Zero-Effort Ambient Heart Rate Monitoring Using Ballistocardiography Detected Through a Seat Cushion: Prototype Development and Preliminary Study," *JMIR Rehabil. Assist. Technol.*, vol. 8, no. 2, p. e25996, May 2021.
- [56] A. Martin-Yebra *et al.*, "Studying heart rate variability from ballistocardiography acquired by force platform: Comparison with conventional ECG," in *2015 Computing in Cardiology Conference (CinC)*, Nice, Sep. 2015, pp. 929–932.
- [57] M. Etemadi, O. T. Inan, L. Giovangrandi, and G. T. A. Kovacs, "Rapid Assessment of Cardiac Contractility on a Home Bathroom Scale," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 15, no. 6, pp. 864–869, Nov. 2011.
- [58] S. He, H. R. Dajani, R. D. Meade, G. P. Kenny, and M. Bolic, "Continuous Tracking of Changes in Systolic Blood Pressure using BCG and ECG," in *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany, Jul. 2019, pp. 6826–6829.
- [59] G. K. Rajini, "A comprehensive review on wavelet transform and its applications," *ARPN J. Eng. Appl. Sci.*, vol. 11, no. 19, p. 11, 2016.
- [60] A. Albukhari, F. Lima, and U. Mescheder, "Bed-embedded heart and respiration rates detection by longitudinal ballistocardiography and pattern recognition," *Sens. Switz.*, vol. 19, no. 6, Art. no. 6, 2019.
- [61] C. Alvarado Serrano, "Análisis de la variabilidad de intervalos de tiempo del ECG," Ph.D. Thesis, Universitat Politècnica de Catalunya, 2001. Accessed: Jan. 14, 2022. [Online]. Available: <http://www.tdx.cat/handle/10803/6321>
- [62] I. Sadek, J. Biswas, B. Abdulrazak, Z. Haihong, and M. Mokhtari, "Continuous and unconstrained vital signs monitoring with ballistocardiogram sensors in headrest position," in *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics (BHI)*, Feb. 2017, pp. 289–292.

- [63] O. A. Postolache, P. M. B. S. Girao, J. Mendes, E. C. Pinheiro, and G. Postolache, "Physiological Parameters Measurement Based on Wheelchair Embedded Sensors and Advanced Signal Processing," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 59, no. 10, pp. 2564–2574, Oct. 2010.
- [64] B. Yu, B. Zhang, L. Xu, P. Fang, and J. Hu, "Automatic Detection of Atrial Fibrillation from Ballistocardiogram (BCG) Using Wavelet Features and Machine Learning," in *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany, Jul. 2019, pp. 4322–4325.
- [65] I. Sadek, B. Abdulrazak, T. T. S. Heng, and E. Seet, "Heart Rate Detection using a Contactless Bed Sensor: A Comparative Study of Wavelet Methods," in *2021 IEEE 17th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, Athens, Greece, Jul. 2021, pp. 1–4.
- [66] I. Sadek and B. Abdulrazak, "A comparison of three heart rate detection algorithms over ballistocardiogram signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 70, p. 103017, Sep. 2021.
- [67] American National Standards Institute and Association for the Advancement of Medical Instrumentation, *Cardiac monitors, heart rate meters, and alarms*. ANSI Standard, 2002.
- [68] J. S. Rajput, M. Sharma, T. S. Kumar, and U. R. Acharya, "Automated Detection of Hypertension Using Continuous Wavelet Transform and a Deep Neural Network with Ballistocardiography Signals," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 7, p. 4014, Mar. 2022.
- [69] P. S. Addison, "Wavelet transforms and the ECG: a review," *Physiol. Meas.*, vol. 26, no. 5, pp. R155–R199, Oct. 2005.
- [70] S. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, Jul. 1989.
- [71] M. Unser, A. Aldroubi, and S. J. Schiff, "Fast implementation of the continuous wavelet transform with integer scales," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 42, no. 12, pp. 3519–3523, Dec. 1994.
- [72] C. Alvarado, J. Arregui, J. Ramos, and R. Pallas-Areny, "Automatic Detection of ECG Ventricular Activity Waves using Continuous Spline Wavelet Transform," in *2005 2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering*, Mexico City, Mexico, 2005, pp. 189–192.
- [73] C. Carlson, "Bed-Based Ballistocardiography Dataset." IEEE, Dec. 18, 2020. Accessed: Nov. 11, 2021. [Online]. Available: <https://ieee-dataport.org/open-access/bed-based-ballistocardiography-dataset>
- [74] C. Carlson, V.-R. Turpin, A. Suliman, C. Ade, S. Warren, and D. E. Thompson, "Bed-Based Ballistocardiography: Dataset and Ability to Track Cardiovascular Parameters," *Sensors*, vol. 21, no. 1, p. 156, Dec. 2020.
- [75] AAMI Association for the advancement of Medical Instrumentation, "ANSI/AAMI/ISO EC57:1998 (R2008) - Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms," American National Standards Institute, Inc., Arlington, VA., 2008.

- [76] J. M. Bland and D. G. Altman, "Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement," *Lancet Lond. Engl.*, vol. 1, no. 8476, pp. 307–310, Feb. 1986.
- [77] O. T. Inan and N. Zhang, "Novel Technologies for Cardiovascular Monitoring Using Ballistocardiography and Electrocardiography," Stanford University, 2010.
- [78] Hamilton Patrick S., Tompkins Willis J., "Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database |," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-33, no. 12, pp. 1157–1165, 1986.
- [79] J. H. Shin, B. H. Choi, Y. G. Lim, D. U. Jeong, and K. S. Park, "Automatic ballistocardiogram (BCG) beat detection using a template matching approach," in *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vancouver, BC, Aug. 2008, pp. 1144–1146.
- [80] P. S. Luna-Lozano, "Medida oculta de parámetros cardiorrespiratorios en personas sentadas," Universidad politécnica de Catalunya, 2011.
- [81] N. Mora, F. Cocconcelli, G. Matrella, and P. Ciampolini, "A Unified Methodology for Heartbeats Detection in Seismocardiogram and Ballistocardiogram Signals," *Computers*, vol. 9, no. 2, p. 41, May 2020.
- [82] N. Mora, F. Cocconcelli, G. Matrella, and P. Ciampolini, "Accurate Heartbeat Detection on Ballistocardiogram Accelerometric Traces," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 69, no. 11, pp. 9000–9009, Nov. 2020.
- [83] W. Lee, H. Yoon, C. Han, K. Joo, and K. Park, "Physiological Signal Monitoring Bed for Infants Based on Load-Cell Sensors," *Sensors*, vol. 16, no. 3, p. 409, Mar. 2016.
- [84] E. J. Pino, J. A. P. Chavez, and P. Aqueveque, "Noninvasive ambulatory measurement system of cardiac activity," in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Milan, Aug. 2015, pp. 7622–7625.
- [85] X. Zhang, L. Zhang, K. Wang, C. Yu, T. Zhu, and J. Tang, "A rapid approach to assess cardiac contractility by ballistocardiogram and electrocardiogram," *Biomed. Eng. Biomed. Tech.*, vol. 63, no. 2, pp. 113–122, Mar. 2018.

ANEXO

Artículo publicado en la *19th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE 2022)*.

J Wave Detection Algorithm of the BCG in Chair and Bed using Continuous Spline Wavelet Transform

Laura Ivonne Flores-Nuñez
Bioelectronics Section
Electrical Engineering Department,
CINVESTAV
Mexico City, Mexico
laura.florezn@cinvestav.mx

José Alberto García-Limón
Bioelectronics Section
Electrical Engineering Department,
CINVESTAV
Mexico City, Mexico
josea.garcial@cinvestav.mx

Frank Martínez-Suárez
Bioelectronics Section
Electrical Engineering Department,
CINVESTAV
Mexico City, Mexico
frank.martinez@cinvestav.mx

Ramon Casanella
Universitat Politècnica de Catalunya
BarcelonaTech, Castelldefels School
of Telecommunications and Aerospace
Engineering, Spain
ramon.casanella@upc.edu

Carlos Alvarado-Serrano
Bioelectronics Section
Electrical Engineering Department,
CINVESTAV
Mexico City, Mexico
calvarad@cinvestav.mx

Abstract- This study presents an algorithm for unsupervised beat-to-beat detection of the J-wave of the ballistocardiogram (BCG) in records of both lying (bed) and seated (chair) persons. The algorithm is based on the continuous wavelet transform (CWT) with splines, which offers the advantage of using a wide range of scales and the reduction of noise and mechanical interference. For J-wave detection, the most prominent negative modulus of the CWT is detected using adaptive time windows (the negative modulus provides more information about the location of the J-wave), and then a confirmation is performed from temporal and amplitude parameters. Seven records from a chair database and fifteen records from a bed database were used to evaluate the algorithm. To assess the J-wave detection, the Bland Altman test was used, measuring the heart rate (HR) from the ECG as a reference and considering a 95% confidence interval (± 2 SD). For the bed database the mean error was -0.03 beats/min with a confidence interval of ± 3.87 and for the chair database the mean error was -0.05 beats/min with a confidence interval of ± 3.48 beats/min. Results satisfied the standards for HR meters recommended by the Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI).

Keywords- BCG, Wavelet Transform, Heart Rate.

I. INTRODUCTION

There is a growing demand for monitoring technologies in non-hospital environments (home monitoring) for vital parameters such as heart rate (HR), blood pressure, respiratory rate, etc. This trend is an important step towards the prevention, prediction and treatment of cardiovascular diseases [1]. Advances in sensor technology in terms of cost and size have renewed the interest and prominence of the ballistocardiogram (BCG), different continuous monitoring systems have been proposed by embedding sensors of

different types in everyday objects such as office chairs [2], [3], wheelchairs [4], beds [5] and weighing scales [6].

The BCG is a record of the micromovements of the body produced by the recoil forces generated in each heartbeat due to changes in the center of mass by the rapid acceleration of the blood as it is ejected through the vascular tree. These forces can be measured as displacement, velocity, or acceleration in three different geometric axes: head-to-foot (longitudinal or vertical), dorsoventral (transverse or antero-posterior) and lateral (left-right) [7]. Fig. 1 shows the typical BCG with letters identifying each of its parts [8]. The J-wave is the highest amplitude positive wave after the cardiac cycle, which is frequently used as a reference.

A major challenge in the development of algorithms for automatic detection of BCG waves is that the morphology varies between subjects, measurement device and the measurement axis [9]. Therefore, several automatic algorithms for J-wave and thus HR detection have been proposed, most of them focusing on single-position, single-axis BCG recordings, also because few public databases exist.

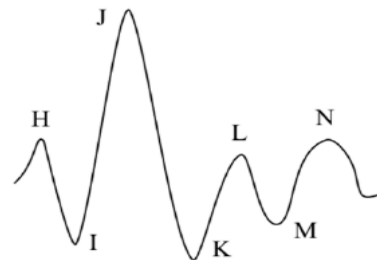


Fig.1. Typical form of the normal ballistocardiogram [8].

This work has been funded by a scholarship from the CONACYT (México) to Laura Ivonne Flores Nuñez

Techniques vary from algorithms based on the signal envelope [10], filters [11], Continuous Wavelet Transform (CWT) [12], [13], Discrete Wavelet Transform (DWT) [14], Multiresolution Analysis of the Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform (MODWT-MRA) [15] and adaptive beat shape modeling [16]. Methods based on wavelet analysis have proven to be successful regardless of the type of sensors or experimental setups [17], in addition to being effective for processing nonlinear and non-stationary physiological signals [18], [19].

In this work we propose an algorithm based on CWT with splines for the J-wave detection of the BCG regardless of the type of sensor or the measurement axis. To assess its performance, two databases consisting in 7 records of chair-based BCG [9] and 15 records of bed-based BCG [20] were used. This algorithm is based on a previous algorithm presented in [12] with important improvements in the detection methodology, to obtain the necessary generality for its operation in either BCG database.

II. MATERIALS AND METHODS

A. BCG and ECG Datasets

The first database (Chair) used was acquired by a piezoelectric sensor attached to the bottom side of the seat of a chair, the BCG was measured over the longitudinal axis, the ECG (lead 1) was acquired simultaneously and both signals were digitized at a sampling rate of 1 kHz and band limited between 0.5–20 Hz and 0.16–100 Hz respectively, as referred in [9]. General subjects information is summarized in Table 1.

TABLE I
DATABASE CHARACTERISTICS

Database	Subjects	Sex	Age	Weight [Kg]	Height [m]
Chair	7	5 M & 2 F	33±6	67 to 87	1.65 to 1.75
Bed	15	8 M & 7 F	27±5	48 to 94	1.53 to 1.97

In the second database used (Bed) published in 2020 [20], the BCG was acquired on the transverse axis through a set of 4 EMFi sensors placed centrally on the base of a bed and 4 load cells positioned under the bedposts. The signals obtained from each sensor were visually analyzed determining greater correspondence of the BCG with the EMFi sensor “Film 0”. From this database of 40 subjects, 15 subjects were chosen, having similar age, weight, and height ranges to those of the first database. Each of the signals was band limited between 0.3–24 Hz, simultaneously obtaining the ECG (lead 3) band limited between 0.5–40 Hz with the same sampling rate of 1 kHz.

B. Signal preprocessing

The two datasets were analyzed using Matlab® R2021b, and prior to detection BCG databases were digital bandpass filtered with a FIR zero-phase filter between 0.5–25 Hz of 150th order using Hamming window, to reduce artifacts and

to ensure that both databases had the same bandwidth. In addition, the bed database was inverted due to the positioning of the sensor with respect to the subjects’ bodies.

C. J-wave detection using CWT with splines

The processing tool used for the development of the algorithm was the continuous wavelet transform (CWT) [21] which is defined by the equation (1).

$$CWT_x(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

The CWT consists of a convolution integral between a signal $x(t)$ and a wavelet function, which contains two parameters: the translation parameter b and the scale parameter a . Its behavior is to act as a bandpass filter, whose cutoff frequencies are related to the scaling factor a , restricted to discrete values over the sequence 2^j ($j=1, 2, \dots$), which sometimes can limit the analysis. In this work, we use the B-splines functions to evaluate the CWT at any integer scale [22], where its representation is equivalent to a polynomial spline function expressed as

$$CWT(x(t), m, k) = \sum_{k \in Z} ([p] \uparrow_m * u_m^{n_2} * b^{n_1+n_2+1} * c)(k) \quad (2)$$

where $[p] \uparrow_m(k)$ represents the upsampling of the B-spline coefficients of the wavelet function expanded by a factor of m , $u_m^{n_2}$ refers to a cascade of $(n_2 - 1)$ moving sum filters with the order $(m-1)$ and with a k_0 offset ensuring its symmetry, $b^{n_1+n_2+1}$ is the representation of the B-spline convolution of degree (n_1+n_2+1) between the analyzed function and the wavelet function, and $c(k)$'s are the B-splines coefficients of the analyzed function.

The approach of this algorithm follows the structure reported in [12] with some important improvements. First, a mother wavelet function equivalent to the first derivative of a fourth-order cubic B-spline considering scale 5 (CWT₅) with cutoff frequencies of 46–155 Hz is used, to improve the characteristics of the waveform. Secondly, to achieve the analysis of two different databases, detection focused on finding the lowest negative peak (W_n) instead of the positive (W_p), because it was found to be the most consistent point in the CWT for the J-wave detection (Fig. 2). Finally, adaptive search windows for minimal changes in HR, point correction by performing forward and backward searches, and the addition of new validation points were implemented, to avoid false negative detection and improve J-wave detection.

The overall detection of the J-wave peak (J_p) is only accepted as true if the local minima W_n and the local maxima W_p exceed the adaptive thresholds and have a reasonable duration. The operation of the algorithm is divided into two stages: a recognition stage and decision stage, as described below.

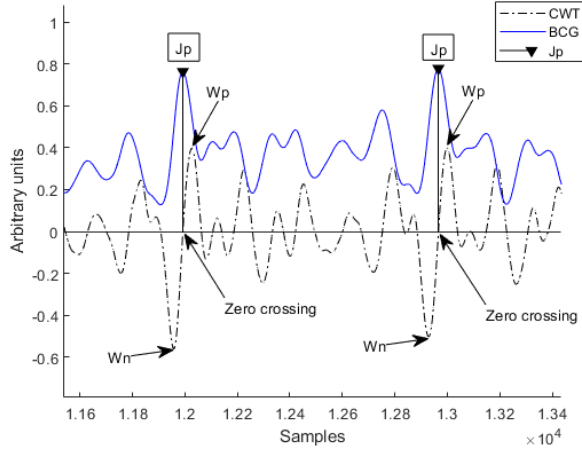


Fig. 2. Comparison of BCG wave and CWT_5 for the J-wave peak detection with W_p , W_n and zero crossing.

1) Recognition stage

This stage as described in [12], defines the first four J waves, corresponding to $J_p(1:4)$. The starting point for the search window corresponds to the refractory period ‘Start’ which can be variable for each record. Then in the next 2 s the maximum W_p and the minimum W_n are searched establishing the positive threshold ($Pt = V_1 W_p$) and the negative threshold ($Nt = V_2 W_n$) where the constants V_1 and V_2 are experimental values corresponding to 0.6 and 0.65 respectively. Once defined, a window search is initiated for the maxima W_p , minima W_n and zero-crossings that are greater than Pt and less than Nt . Finally, the interval $JJ(1:3)$ and the mean interval $JJ_{av}(1:3)$ are calculated to define the initial search point ($SP = W_{p4} + V_3 * JJ_{av}(1:3)$) for the next J_p , with an experimental value of $V_3 = 0.71$.

2) Decision stage

At this stage, we seek to find the next J_p points until the condition that the boundary ($LM = SP + V_4 * JJ_{av}(4:n)$) exceeds the length of CWT_5 , where V_4 was set to 0.75.

For a better understanding of this stage, the procedure will be divided into four steps:

- 2.1 Search window: once the previous J_p is detected, the search window is limited in order not to detect erroneous points, the initial value is updated with (3) and the final value is determined with (4).

$$SP = W_p + 0.66 * JJ_{av}(n) \quad (3)$$

$$JJ(n-1) > 1.06 * JJ_{av2} \quad (4)$$

Where $JJ(n-1)$ refers to the previous JJ interval and JJ_{av2} to the average of the two previous intervals [$JJ(n-2):JJ(n-1)$].

If the condition (4) is met, then a longer window limit ($0.52 * JJ_{av}(n)$) is considered and if it is not,

a normal window limit ($0.37 * JJ_{av}(n)$) is used. With this, an adaptive window is obtained according to the evolution of the subject’s HR.

- 2.2 Detection: To determine the J_p point, first the minimum W_n is detected in the search window, then W_p and the zero crossing between them are searched (Fig. 2). Sometimes when the signals present more than one crossing, the W_p with the highest amplitude is chosen and a short search is made to find the correct point.

- 2.3 J_p evaluation: The candidate J_{p1} is evaluated under two main criteria: amplitude and time. To make sure that it is within the average respect to the other points, we first calculate the negative interval (CNI) which corresponds to the difference between the W_n and the previous JJ interval ($W_n - J(n-1)$) and then applied the eqs. (5) and (6):

$$CNI > 1.074 * JJ(n-1) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} AW_{n2} &< 0.31 * AW_{n1} \\ AW_{p2} &> 0.4 * AW_p(n-1) \\ W_{p1} - W_{p2} &> SPR \end{aligned} \quad (6)$$

where the prefix A refers to the amplitude of the point analyzed and the SPR factor is variable with a standard value of 240. If (5) is satisfied, a backward search of J_{p1} is performed to find another possible point (J_{p2}). This new point is validated with (6) and if it is true the value of J_{p1} is updated. If this is not fulfilled, J_{p1} is evaluated through the eqs. (7) and (8).

$$\begin{aligned} CNI &< 1.07 * JJ(n-1) \\ AW_1 &> 0.85 * AW_{nav}(n-3:n) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} CNI_2 &< 1.22 * JJ_{av2} \\ A_{BCG}(J_{p2}) &> A_{BCG}(J_{p1}) \\ AW_{p2} &> 0.81 * AW_{p1} \end{aligned} \quad (8)$$

Where AW_{nav} equals the average of the amplitudes of W_n and A_{BCG} equals the amplitude of the BCG. If (7) and (8) are satisfied a new point J_{p2} beyond the candidate J_{p1} is found and its values are updated, otherwise the value of J_{p1} is retained.

The final evaluation to confirm or reject the J_{p1} position is performed with (9). The experimental value of the minimum negative threshold (umn) was considered as a variable factor with a standard of 0.76, and the maximum threshold (umx) was experimentally set to 1.32. Both factors play a very important role in determining the minimum and maximum percentage of the JJ_{av} as a decisive factor.

$$\begin{aligned} JJ(n) &> umn * INJ < umx * INJ \\ AW_p(n) &> 0.34 * Pt \end{aligned} \quad (9)$$

In (9), the interval $JJ(n)$ is obtained from the difference of the J_p found and the previous, and the INJ factor is obtained by averaging the last five JJ intervals (except for the first five, for which the last one is used).

If (9) is false, two more search windows are performed. In the first ($SP - 60$ ms: $SP + 220$ ms) we search for J_{p3} which is validated with (10). If it is rejected, we perform the last search ($SP + 70$ ms: $SP + 150$ ms) finding J_{p4} which is verified through (11).

$$\begin{aligned} JJ(n) > umn * INJ < umx * INJ \\ AW_{n3} < 0.55 * Nt \end{aligned} \quad (10)$$

$$JJ(n) > umn * INJ < umx * INJ \quad (11)$$

2.4 Update: Once the J_p point is confirmed the HR is obtained, the maximum threshold ($Pt = (0.6 * Pt) + (0.4 * Wp)$), the minimum threshold ($Nt = (0.6 * Nt) + (0.4 * Wp)$) and the different $JJ_{av}(4:n)$ used in the algorithm are updated.

The flowchart of the entire algorithm is shown in Fig. 3.

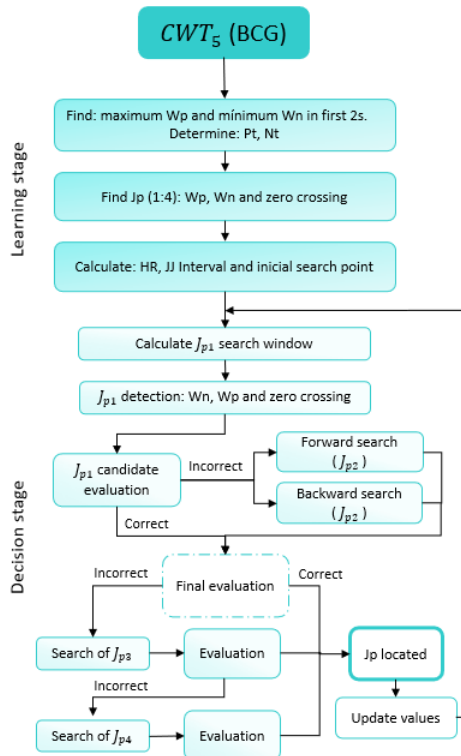


Fig. 3. Flowchart for J-wave detection.

III. RESULTS AND DISCUSSION

To test the algorithm, 22 BCG recordings were used with a duration between 60–100 s for 7 chair recordings and 5–7 min for 15 bed recordings.

The results of the detection performance are presented in tables II and III, where sensitivity (Se) and positive predictivity ($P+$) were calculated as a function of the number of TP (true positive detections), FN (false negative detections) and FP (false positive misdetections). In addition, with the aim of quantitatively validating whether the detected points truly corresponded to the J-wave, the Bland-Altman statistical test [23] was carried out in which HR from R-R intervals of the ECG (measured with Alvarado et. al. algorithm [24]) was taken as a reference for the HR obtained from J-J intervals. For the bed database, the results were obtained considering approximately 100 s to match the acquisition time of the chair database.

The algorithm's performance for both databases is shown in the Bland-Altman plots in Fig. 4. And it can be observed that most results fall within the 95% confidence interval (CI) corresponding to ± 2 SD. For chair database (Fig. 4a) the CI was ± 3.48 beats/min with a mean error of -0.05 beats/min and for bed database (Fig. 4b), the CI was ± 3.87 beats/min with a mean error of -0.03 beats/min (omitting false negatives), demonstrating compliance with the accuracy limits (± 5 beats/min) for the HR measurement standard established by the Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) [25].

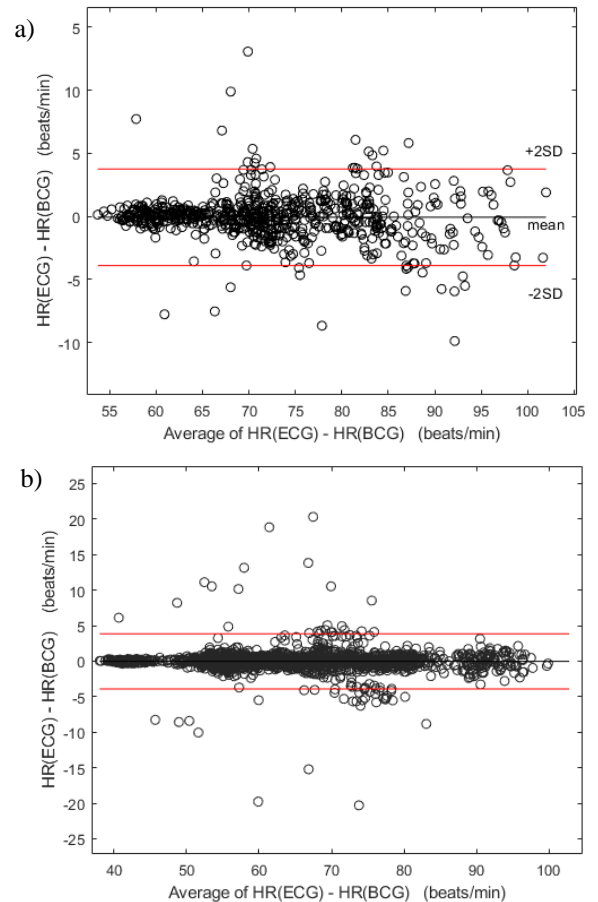


Fig. 4. Bland Altman plots of the average difference of the HR from ECG and the HR from BCG. a) Results for chair database. b) Results of 100 s of bed data base.

A. Results for J_p Detection (Bed)

In this database, 80 FP and 8 FN were detected out of a total of 6650 beats, having averages of $Se=99.89\%$, $P+=98.90\%$ and $TP=98.79\%$. As can be noted, one of the advantages of this algorithm is that by using the average of the previously detected points, the probability of early or late detection of a J-wave is reduced. The results for each record analyzed from this database are summarized in Table II.

TABLE II.
 J_p DETECTION PERFORMANCE FOR BED DATABASE

BED DATABASE RESULTS						
ID	TP	FP	FN	Se %	P+ %	TP%
X1001	206	2	0	100.00%	99.04%	99.04%
X1004	406	2	0	100.00%	99.51%	99.51%
X1005	536	31	1	99.81%	94.53%	94.37%
X1006	508	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
X1007	451	2	0	100.00%	99.56%	99.56%
X1008	356	1	0	100.00%	99.72%	99.72%
X1009	507	12	2	99.61%	97.69%	97.31%
X1022	377	5	1	99.74%	98.69%	98.43%
X1023	367	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
X1027	372	5	0	100.00%	98.67%	98.67%
X1031	409	4	1	99.76%	99.03%	98.79%
X1032	529	3	0	100.00%	99.44%	99.44%
X1040	613	6	2	99.67%	99.03%	98.71%
X1044	496	6	1	99.80%	98.79%	98.59%
X1046	435	1	0	100.00%	99.77%	99.77%

B. Results for J_p Detection (Chair)

The number of total beats detected for this database was 779 with 6 FP and 0 FN . In this case, the achieved averages were $Se=100\%$, $P+=99.24\%$ and $TP=99.24\%$. In comparison with [12], similar results were obtained with a total of +4 beats. For this database, no false negatives were found because the presence of the J wave in relation to others was evident, something that did not occur in the bed database, since waves with similar characteristics were detected. In addition, the subjects had a more constant HR making their detection more predictable due to the short recordings, compared to the bed database.

TABLE III.
 J_p DETECTION PERFORMANCE FOR CHAIR DATABASE

CHAIR DATABASE RESULTS						
ID	TP	FP	FN	Se %	P+ %	TP%
1	108	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
2	120	3	0	100.00%	97.56%	97.56%
3	119	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
4	137	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
5	57	0	0	100.00%	100.00%	100.00%
6	101	3	0	100.00%	97.12%	97.12%
7	131	0	0	100.00%	100.00%	100.00%

In this study, a comparison of amplitude was not possible because the sensors used in the databases were different and therefore, they had a different signal magnitude. Nevertheless, despite the variations in morphology between subjects and the measurement axis, the CTW was able to emphasize J-wave location accurately in most cases. Figure 5 graphically shows its robustness to motion artifacts for a representative chair database record (Fig. 5a), as well as for a bed database record (Fig. 5b), regardless of the differences in the measurement system.

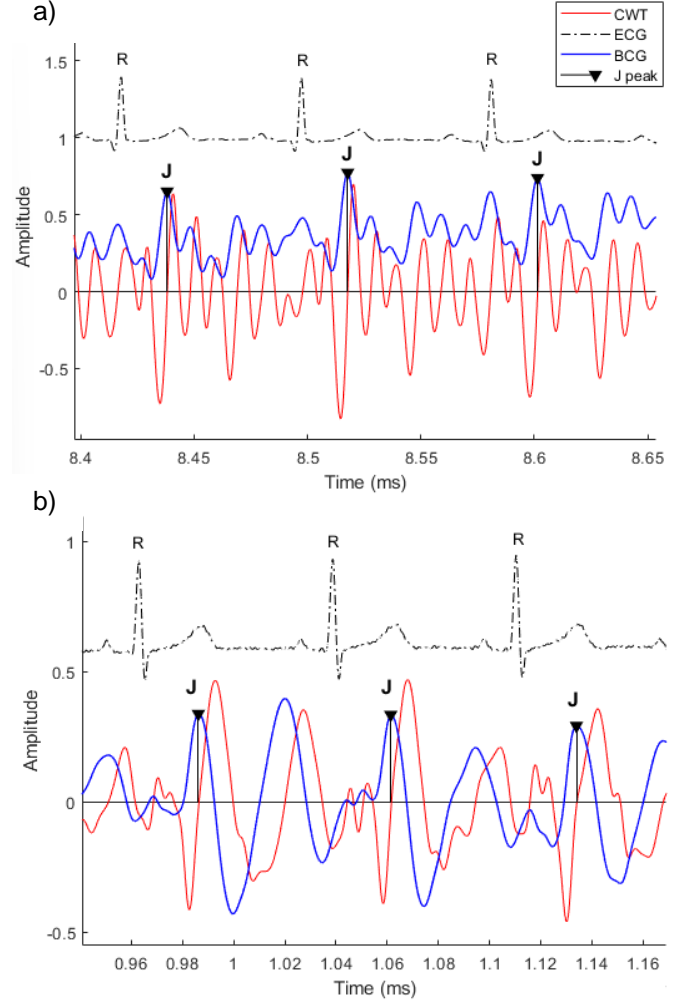


Fig. 5. Segment of a BCG signal with its CWT and ECG. a) Bed database record of subject "X1032". b) Chair database record of subject #7.

IV. CONCLUSION

The detection of BCG waves can be a complex task to perform due to their changing morphology, especially if a reference signal such as the ECG is not being used. To reduce this complexity, we propose the use of continuous wavelet transform with splines, that allow to discard high amplitude and low frequency peaks present in BCG recordings due to baseline variations and mechanical interferences.

The performance of the proposed algorithm was found to be within the accuracy limits established by the AAMI for heart rate measurement, considering that it was calculated from the detection of the J wave in different BCG databases, achieving sufficient generality without focusing on a specific morphology as is generally done.

As future aim, we will continue working on the development of a universal algorithm for automatic unsupervised detection of BCG waves, independent of sensor and measurement axis, to obtain and to analyze more data, to develop BCG technology and to generate medical devices.

REFERENCES

- [1] M. A. Konstam, "Home monitoring should be the central element in an effective program of heart failure disease management," *Circulation*, vol. 125, no. 6, pp. 820–827, Feb. 2012, doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.111.031161.
- [2] A. R. Malik and J. Boger, "Zero-Effort Ambient Heart Rate Monitoring Using Ballistocardiography Detected Through a Seat Cushion: Prototype Development and Preliminary Study," *JMIR Rehabilitation and Assistive Technologies*, vol. 8, no. 2, Apr. 2021, doi: 10.2196/25996.
- [3] P. S. Luna and R. Pallàs, "Automatic Concealed Heart Rate Detection from the BCG in Seated Position," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 3, pp. 583–588, Mar. 2015, doi: 10.1109/TLA.2015.7069078.
- [4] E. Pinheiro, O. Postolache, and P. Girão, "Study on ballistocardiogram acquisition in a moving wheelchair with embedded sensors," *Metrology and Measurement Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 739–750, 2012, doi: 10.2478/V10178-012-0065-0.
- [5] A. Albukhari, F. Lima, and U. Mescheder, "Bed-Embedded Heart and Respiration Rates Detection by Longitudinal Ballistocardiography and Pattern Recognition," *Sensors 2019*, Vol. 19, Page 1451, vol. 19, no. 6, p. 1451, Mar. 2019, doi: 10.3390/S19061451.
- [6] R. González-Landaeta, O. Casas, and R. Pallàs-Areny, "Heart rate detection from an electronic weighing scale," *Physiol Meas*, vol. 29, no. 8, pp. 979–988, Aug. 2008, doi: 10.1088/0967-3334/29/8/009.
- [7] Inan OT, Migeotte PF, Park KS, Etemadi M, Tavakolian K, Casanella R, Zanetti J, Tank J, Funtova I, Prisk GK, Di Rienzo M., "Ballistocardiography and seismocardiography: a review of recent advances," *IEEE J Biomed Health Inform*, vol. 19, no. 4, pp. 1414–1427, Jul. 2015, doi: 10.1109/JBHI.2014.2361732.
- [8] I. Starr, A. J. Rawson, H. A. Schroeder, and N. R. Joseph, "Studies on the estimation of cardiac output in man, and of abnormalities in cardiac function, from the heart's recoil and the blood's impacts; the ballistocardiogram" <https://doi.org/10.1152/ajplegacy.1939.127.1.1>, vol. 127, no. 1, pp. 1–28, Jul. 1939, doi: 10.1152/AJPLEGACY.1939.127.1.1.
- [9] P. S. Luna-Lozano and C. Alvarado-Serrano, "Time and amplitude relationships of the ballistocardiogram in vertical and horizontal direction," *CCE 2012 - 2012 9th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control*, 2012, doi: 10.1109/ICEEE.2012.6421181.
- [10] J. Gomez-Clapers, R. Casanella, and R. Pallas-Areny, "A Novel Algorithm for Fast Ballistocardiogram Cycle Extraction in Ambulatory Scenarios," *2016 computing in Cardiology Conference (CinC)*, 2016, doi: 10.22489/CINC.2016.102-371
- [11] Y. Huang, C. Sun, T. Jin, S. Yang, and Z. Zhang, "Unobtrusive Interval Estimation from Multichannel Ballistocardiogram Signal Using Kalman Filter," *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, vol. 2020-July, pp. 455–460, Jul. 2020, doi: 10.1109/EMBC44109.2020.9176247.
- [12] C. Alvarado-Serrano, P. S. Luna-Lozano, and R. Pallàs-Areny, "An algorithm for beat-to-beat heart rate detection from the BCG based on the continuous spline wavelet transform," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 27, pp. 96–102, May 2016, doi: 10.1016/J.BSPC.2016.02.002.
- [13] S. Gilaberte, J. Gómez-Clapers, R. Casanella, and R. Pallas-Areny, "Heart and respiratory rate detection on a bathroom scale based on the ballistocardiogram and the continuous wavelet transform," *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2010, pp. 2557–2560, 2010, doi: 10.1109/IEMBS.2010.5626866.
- [14] O. A. Postolache, P. M. B. S. Girao, J. Mendes, E. C. Pinheiro, and G. Postolache, "Physiological parameters measurement based on wheelchair embedded sensors and advanced signal processing," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 59, no. 10, pp. 2564–2574, Oct. 2010, doi: 10.1109/TIM.2010.2057590.
- [15] I. Sadek, J. Biswas, B. Abdulrazak, Z. Haihong, and M. Mokhtari, "Continuous and Unconstrained Vital Signs Monitoring with Ballistocardiogram Sensors in Headrest Position," *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, BHI 2017*, pp. 289–292, Feb. 2017, doi: 10.1109/BHI.2017.7897262.
- [16] J. Paalasmaa, H. Toivonen, and M. Partinen, "Adaptive heartbeat modeling for beat-to-beat heart rate measurement in ballistocardiograms," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, no. 6, pp. 1945–1952, Nov. 2015, doi: 10.1109/JBHI.2014.2314144.
- [17] I. Sadek and B. Abdulrazak, "A comparison of three heart rate detection algorithms over ballistocardiogram signals," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 70, p. 103017, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.BSPC.2021.103017.
- [18] I. Sadek and J. Biswas, "Noninvasive heart rate measurement using ballistocardiogram signals: a comparative study," *Signal, Image and Video Processing*, vol. 13, no. 3, pp. 475–482, Apr. 2019, doi: 10.1007/S11760-018-1372-Z.
- [19] A. Suliman, C. Carlson, C. J. Ade, S. Warren, and D. E. Thompson, "Performance Comparison for Ballistocardiogram Peak Detection Methods," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 53945–53955, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2912650.
- [20] C. Carlson, V. R. Turpin, A. Suliman, C. Ade, S. Warren, and D. E. Thompson, "Bed-Based Ballistocardiography: Dataset and Ability to Track Cardiovascular Parameters," *Sensors (Basel)*, vol. 21, no. 1, pp. 1–13, Jan. 2021, doi: 10.3390/S21010156.
- [21] S. G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989, doi: 10.1109/34.192463.
- [22] M. Unser, A. Aldroubi, and S. J. Schiff, "Fast Implementation of the Continuous Wavelet Transform with Integer Scales," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, no. 12, pp. 3519–3523, 1994, doi: 10.1109/78.340787.
- [23] J. Martin Bland and D. G. Altman, "Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement," *The Lancet*, vol. 327, no. 8476, pp. 307–310, Feb. 1986, doi: 10.1016/S0140-6736(86)90837-8.
- [24] C. Alvarado, J. Arregui, J. Ramos, and R. Pallàs-Areny, "Automatic detection of ECG ventricular activity waves using continuous spline wavelet transform," in *2nd International Conference on Electrical and Electronics Engineering, ICEEE and XI Conference on Electrical Engineering, CIE 2005*, 2005, vol. 2005, pp. 189–192, doi: 10.1109/ICEEE.2005.1529605.
- [25] ANSI/AAMI EC13:2002, "Cardiac monitors, heart rate meters, and alarms", ANSI Standard, 2002.