

Comparación de técnicas de reconstrucción de señales fonendoscópicas para el análisis de patrones acústicos cardíacos

Comparison of phonendoscopic signal reconstruction techniques for pattern analysis cardiac acoustics

Gabriel Felipe Rojas Arango¹, PhD. Andrea Carolina Corredor Bedoya¹

¹ Universidad Militar Nueva Granada, Ingeniería Biomédica, Cajicá, Cundinamarca, Colombia.

Correspondencia: est.gabriel.f.rojas@unimilitar.edu.co

Recibido: 19 julio 2024. Aceptado: 26 diciembre 2024. Publicado: 01 enero 2025.

Cómo citar: G. F. Rojas Arango y A. C. Corredor Bedoya, « Comparación de técnicas de reconstrucción de señales fonendoscópicas para el análisis de patrones acústicos cardíacos », RCTA, vol. 1, n.º 45, pp. 112–124, ene. 2025.
Recuperado de <https://ojs.unipamplona.edu.co/index.php/rcta/article/view/3257>

Esta obra está bajo una licencia internacional
Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0.



Resumen: Este estudio evalúa la efectividad de diferentes técnicas de reconstrucción estadística de señales fonocardiográfica en comparación con técnicas clásicas de procesamiento. Se presenta el planteamiento del problema abordando las limitaciones actuales y las posibles ventajas de las técnicas de reconstrucción estadística de señales. El objetivo principal es determinar la precisión y utilidad clínica de estas técnicas en cuanto a la claridad de la señal a través del SNR y CF, así como explorar su potencial para una integración más amplia en la práctica clínica. La metodología empleada incluye un análisis comparativo de datos reconstruidos mediante técnicas estadísticas y procesados mediante técnicas de procesamiento relevantes, enfocándose en la claridad de la señal y la viabilidad de su implementación. Los resultados indican que ciertas técnicas de reconstrucción estadística pueden ofrecer mejoras en la claridad de la señal, con un SNR medio en PCA 17.41 dB comparado con el SNR medio en técnicas tradicionales 0.575 dB & un CF medio en PCA 10.948 mV comparado con el CF medio en técnicas tradicionales 10.880 mV. Las conclusiones sugieren que, a pesar de sus limitaciones, las técnicas de reconstrucción estadística tienen el potencial de mejorar la calidad de la señal cuando se utilizan junto con otras técnicas de procesamiento. Este estudio aporta una evaluación crítica sobre la aplicabilidad de las técnicas de reconstrucción estadística de señales fono cardiográficas y su papel en la mejora de la atención cardiovascular.

Palabras clave: PCA (Análisis de Componentes Principales), Transformada de Fourier, Ruidos Cardíacos, Señales Fonocardiográficas, Procesamiento Digital de señales.

Abstract: This study evaluates the effectiveness of different techniques of statistical reconstruction of phonocardiographic signals in comparison with classical processing techniques. The problem statement addresses the statistical signal reconstruction limitations and the advantages of statistical signal reconstruction techniques. The aim is to determine the precision and classic usefulness of these techniques in term of the signal

clarity using the SNR and CF, as well as how to explore its potential for broader integration into clinical practice. The methodology includes a comparative analysis of the reconstructed data using statistical techniques and processed using relevant processing techniques, focusing on signal clarity of the signal and the feasibility of its implementation. The results show a SNR in PCA 17.41 dB compared to the mean SNR in traditional techniques 0.575 dB & a mean CF in PCA 10.948 mV compared to CF average in traditional techniques 10,880 mV, can offer improvements in signal clarity, with advantages in term of cost and accessibility. The conclusions suggest that, the statistical reconstruction techniques have the potential to improve signal quality when combined with other processing techniques. This study provides a critical on the applicability of statistical reconstruction techniques of phonocardiographic signals and their role in improving cardiovascular care.

Keywords: PCA (Principal Component Analysis), Fourier Transform, Heart Sounds, Phonocardiographic Signals, Digital signal processing.

1. INTRODUCCIÓN

Las enfermedades cardiovasculares siguen siendo una de las principales preocupaciones en salud a nivel mundial, ya que conllevan una alta incidencia de morbilidad y mortalidad. Ante este reto, se han desarrollado diversas tecnologías destinadas a mejorar tanto la evaluación como el tratamiento de dichas afecciones. Entre estas innovaciones, el fono cardiograma ha destacado como una herramienta clave para captar los sonidos del corazón. No obstante, la correcta interpretación de los fono cardiogramas puede verse afectada por la presencia de ruido y la variabilidad inherente en las señales [18].

Para enfrentar estos problemas, se han desarrollado aplicaciones avanzadas que utilizan tecnologías sofisticadas para procesar fono cardiogramas con mayor precisión. Estas aplicaciones permiten ajustar y limpiar las señales mediante filtros de frecuencia, facilitando así la combinación de señales eléctricas del corazón con los sonidos del ciclo cardíaco en diferentes puntos de auscultación.

Herramientas como Matlab han sido cruciales en este contexto, ya que permiten manejar grandes volúmenes de datos y aplicar técnicas complejas de procesamiento digital. Como resultado, el uso de estas tecnologías ha mejorado significativamente la interpretación y clasificación de las anomalías cardíacas, lo que permite un diagnóstico más efectivo y oportuno [6]. A pesar de estos avances, persisten desafíos significativos relacionados con la calidad y la interpretación de las señales fonendoscópicas. Las técnicas actuales enfrentan problemas como el ruido en las señales y la dificultad para identificar patrones relevantes con

precisión. En este sentido, la presente investigación propone un enfoque innovador centrado en la comparación entre técnicas de reconstrucción estadística de señales fonocardiográficas y técnicas de procesamiento. Mientras que las técnicas actuales se enfocan en el procesamiento digital para mejorar la resolución de la señal, el estudio busca evaluar cómo las técnicas de reconstrucción estadística pueden ofrecer mejoras en la claridad de las señales fonocardiográficas en comparación con las técnicas de procesamiento convencionales [31].

El enfoque propuesto incluye la implementación de técnicas de reconstrucción estadística, como el Análisis de Componentes Principales (PCA), para reducir la dimensionalidad de las señales y resaltar patrones significativos. Además, se aplicará un tratamiento digital para eliminar el ruido y mejorar la claridad de las señales, asegurando que se conserven sus características fundamentales. Por otro lado, la transformada de Fourier se utilizará para analizar la composición frecuencial de las señales, ajustando la reconstrucción y corrigiendo distorsiones de manera precisa [6].

La necesidad de mejorar el diagnóstico de enfermedades cardiovasculares es, sin duda, una prioridad global. La reciente publicación del Compendio de Herramientas Clínicas Esenciales 2023 de HEARTS en las Américas, promovida por la OPS, subraya la importancia de perfeccionar el manejo del riesgo cardiovascular y la hipertensión en la atención primaria de salud [51]. Este compendio presenta herramientas diseñadas para una medición precisa de la presión arterial, el diagnóstico de la hipertensión y el ajuste del tratamiento, proporcionando así una oportunidad significativa para reducir las muertes asociadas con

enfermedades cardiovasculares mediante un enfoque más eficaz en la prevención y tratamiento.

Sin embargo, el desarrollo de técnicas cuantitativas y métodos avanzados para el análisis de los sonidos cardiacos tiene el potencial de mejorar significativamente la precisión y fiabilidad de este método diagnóstico. Por ende, la implementación de un sistema de procesamiento digital que utilice algoritmos avanzados, como el análisis de Componentes Principales (PCA) y la Transformada de Fourier, puede superar estas limitaciones y ofrecer una herramienta más precisa y efectiva para la detección de anomalías cardíacas. Este enfoque no solo aborda las complicaciones relacionadas con la interpretación subjetiva de la señal fonocardiográfica, sino que también proporciona una solución viable en situaciones donde otras modalidades diagnosticas, como el electrocardiograma, no son prácticas, por ejemplo, en pacientes con quemaduras o amputaciones [4].

Donde el uso de la fonocardiografía (PCG) como técnica fundamental en el análisis de señales cardíacas, permite registrar de manera gráfica y cuantitativa los sonidos producidos por el corazón. Estos sonidos, generados durante los movimientos mecánicos y eventos eléctricos del ciclo cardíaco, proporcionan información clave para la detección de anomalías [4]. La PCG, en combinación con otros métodos de diagnóstico, facilita la evaluación precisa de los ruidos y soplos cardiacos, lo que es crucial para obtener un diagnóstico fiable en el ámbito clínico. Su capacidad para captar y analizar los sonidos cardiacos en relación con los eventos del ciclo, como la contracción y relajación de las cavidades cardiacas, la convierte en una herramienta esencial para la mejora del diagnóstico cardiovascular.

Dentro de las señales captadas por la PCG, los ruidos cardiacos juegan un papel clave en la identificación de problemas cardiacos. Estos sonidos se dividen en dos categorías: ruidos sistólico y diastólico. El primer ruido cardíaco (S1), asociado al cierre de las válvulas mitral y tricúspide, y el segundo ruido (S2), producido por el cierre de las válvulas aortica y pulmonar, son los principales sonidos que reflejan las fases de contracción y relajación del corazón. Además, los ruidos diastólicos, como el tercer ruido (S3) y el cuarto ruido (S4), proporcionan información sobre el llenado ventricular, siendo útiles para detectar anomalías que afectan la función cardíaca [5]. La identificación precisa de estos sonidos, junto con el análisis de su frecuencia y duración [Tabla 1], es

esencial para mejorar la interpretación de las señales fonocardiográficas y aumentar la eficacia en la detección de patologías cardiacas.

Tabla 1: Ruidos cardiacos - duración & frecuencia [3]

Ruido	Duración [s]	Frecuencias [Hz]
S1	0.1 - 0.12	20 - 150
S2	0.08 - 0.14	50 - 60
S3	0.04 - 0.05	20 - 50
S4	0.04 - 0.05	< 25

Lo que lleva a que el proceso de análisis de señales fonocardiográficas, la reducción de la dimensionalidad y la extracción de información relevante sean aspectos clave para mejorar la claridad y precisión de las señales. El Análisis de Componentes Principales (PCA) desempeña un papel fundamental en este contexto, permitiendo transformar un conjunto de variables correlacionadas en un conjunto más pequeño de variables no correlacionadas, llamadas componentes principales, que conservan la mayor parte de la información original. El proceso comienza restando las medias de las señales para centrar los datos en torno a cero, eliminando posibles sesgos que puedan interferir en el análisis [20]. Luego, se calcula la matriz de covarianza, la cual mide como varían conjuntamente las diferentes características de la señal.

A partir de la matriz de covarianza, se obtienen los auto vectores y autovalores, que permiten identificar los componentes principales. Los autovalores más grandes indican los componentes que retienen la mayor cantidad de información relevante. Al seleccionar estos componentes principales, es posible reducir significativamente la cantidad de datos a procesar sin perder información importante [14]. Esto facilita la mejora de la claridad de las señales fonocardiográfica, reduciendo el ruido presente y asegurando que las características más importantes se mantengan intactas, lo que a su vez contribuye a un análisis más preciso y efectivo de las señales cardiacas.

2. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema de caracterización de señales fonoscópicas mediante métodos de procesamiento digital y análisis de componentes principales sujetos a indicadores de rendimiento.

2.1. Objetivos Específicos

- Buscar y recopilar información de bases de datos reconocidas sobre señales fonocardiográficas de

las cuatro válvulas del corazón: válvula pulmonar, válvula tricúspide, válvula aórtica y válvula mitral.

- Realizar el procesamiento de las señales, incluyendo la normalización y la evaluación de indicadores de rendimiento como la Relación Señal-Ruido (SNR) y el Factor De Cresta (CF).
- Evaluar los resultados obtenidos mediante el test T-pareado, analizando las diferencias estadísticas en las métricas SNR y CF antes y después del preprocesamiento de las señales fono cardiográficas.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Filtrado Inicial

El proceso para caracterizar la señal fonocardiográfica (PCG) comienza con la aplicación del filtro de promedio o de media móvil. Este filtro es esencial para suavizar la señal y reducir el ruido de alta frecuencia. Al promediar estadísticamente los valores de la señal en un intervalo de tiempo determinado, el filtro de promedio ayuda a eliminar variaciones abruptas y artefactos no deseados mediante la toma de la media de cada N muestras consecutivas de la forma de onda. [19].

$$y_s(i) = \frac{1}{2N + 1} \left(y(i + N) + \sum_{k=1}^N y(i - k) \right) \quad (1)$$

La ecuación (1) define: $y_s(i)$ como la señal suavizada; $y(i+N)$ como el valor de la señal original en $i + N$; $y(i - k)$ como los N valores anteriores de la señal; y N como el número de muestras utilizadas para el suavizado.

Una vez aplicado el filtro de promedio, se obtiene la envolvente de la señal. Este paso es fundamental, ya que resalta las variaciones de amplitud a lo largo del tiempo, facilitando la identificación de los componentes relevantes en la PCG. La envolvente actúa como una guía para identificar momentos clave en los sonidos cardíacos [10].

$$s(t) = \frac{1}{\pi} \int \frac{s(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2)$$

La ecuación (2) define: $s(t)$ como la función resultante; $s(\tau)$ como la función original; t como el tiempo actual; y τ como la variable de integración en el intervalo de tiempo.

Posteriormente, se aplica una ventana de Hanning para la válvula aortica y pulmonar de 10 muestras, mientras que para la tricúspide y mitral de 110 que optimiza el filtrado de la señal y mejora el suavizado de las transiciones para los primeros 7000 datos de la señal. Este tipo de filtrado minimiza el efecto de fuga espectral, lo que es vital para obtener un análisis más limpio de las características de la señal [10].

$$\omega(n) = 0,5 \left(1 - \cos \left(2\pi \frac{n}{N} \right) \right), 0 \leq n \leq N \quad (3)$$

La ecuación (3) define: $w(n)$ como el valor de la ventana; N como el tamaño total de la ventana; y n como el índice de la ventana.

Se implementa luego un filtro pasa banda de 5 orden para aislar las frecuencias de interés dentro de la PCG (20 Hz - 20.000 Hz). Este filtro permite que solo las frecuencias específicas asociadas a los sonidos cardiacos pasen, eliminando componentes que no son relevantes para el análisis [11].

$$H(z) = k \frac{\frac{1}{Q} \frac{s}{\omega_0}}{\left(\frac{s}{\omega_0} \right)^2 + \frac{1}{Q} \frac{s}{\omega_0} + 1} \quad (4)$$

La ecuación (4) define: $H(z)$ como la función de transferencia; k como la constante de ganancia; s como la variable compleja; ω_0 como la frecuencia de resonancia; y Q como el factor de calidad.

Para eliminar interferencias externas, se utiliza un filtro Notch que se especializa en eliminar el ruido de frecuencia de la red eléctrica (60 Hz). Este paso busca mejorar la calidad de la señal y asegurar que los sonidos cardiacos sean analizados sin distracciones externas [40].

$$H(s) = k \frac{\left(\frac{s}{\omega_0} \right)^2 + 1}{\left(\frac{s}{\omega_0} \right)^2 + \frac{1}{Q} \frac{s}{\omega_0} + 1} \quad (5)$$

La ecuación (5) describe lo siguiente: $H(s)$ es la función de transferencia; H_0 es la ganancia; s es la variable compleja; ω_0 es la frecuencia de resonancia; y Q es el factor de calidad.

3.2. Análisis de componentes principales

Para comenzar, se seleccionan 212 grabaciones de CirCor DigiScope Phonocardiogram Dataset una base de datos reconocida. Estas señales son sometidas a un tratamiento digital que incluye la

eliminación de ruido mediante filtros explicado en la sección 3.1, la normalización para asegurar la consistencia de los datos, y la segmentación en componentes relevantes para un análisis detallado [19]. Este tratamiento prepara las señales para una evaluación precisa de las técnicas de procesamiento.

A continuación, se utiliza el PCA como herramienta principal para evaluar la efectividad de las técnicas aplicadas. Esta técnica permite reducir la dimensionalidad de los datos, destacando las características más relevantes para el análisis y facilitando la comparación de técnicas en términos de su capacidad para reducir el ruido y mejorar la calidad de las señales [2]. En paralelo, se realiza una comparación sistemática de las metodologías actuales, considerando su capacidad para enfrentar los desafíos técnicos y prácticos asociados con la interpretación de señales fono cardiográficas. Para ello, se utilizan métricas cuantitativas y cualitativas que permiten evaluar el rendimiento de estas técnicas y formular propuestas para superar las limitaciones identificadas [48].

Finalmente, para evaluar la efectividad de las técnicas, se utilizan indicadores como la Relación Señal-Ruido (SNR) y El factor de Cresta (CF). La SNR mide la claridad de la señal en comparación con el ruido de fondo, mientras que El factor de cresta evalúa la fluctuación en los datos [42]. Estos indicadores son esenciales para garantizar la validez estadística y la calidad del procesamiento de señales, reflejando cómo las técnicas avanzadas pueden mejorar la claridad de las señales fono cardiográficas y facilitar un análisis más preciso.

3.3. Indicadores

3.3.1. Relación Señal-Ruido (SNR)

$$\text{SNR} = 10 \log \left(\frac{\text{Potencia De La Señal}}{\text{Potencia Del Ruido}} \right) \quad (6)$$

El primer indicador, la Relación Señal-Ruido (SNR), es una medida fundamental que nos permite entender cuánto de la señal de interés está presente en comparación con el ruido que la acompaña. En esencia, nos ayuda a discernir cuán claro es el mensaje que queremos extraer de nuestros datos en medio del “ruido “indeseado. Una alta SNR indica que la señal es claramente distinguible del ruido, mientras que una baja SNR sugiere que el ruido puede estar dominando la señal, dificultando su interpretación precisa [9]:

3.3.2. Factor de cresta en el dominio de la frecuencia

El factor de cresta en el dominio de la frecuencia busca evaluar cómo se distribuye la potencia de una señal a lo largo del espectro de frecuencias. Específicamente, mide la relación entre el valor máximo de la densidad espectral de potencia (PSD) y el RMS. Este indicador permite identificar la presencia de picos significativos en la señal en comparación con el nivel promedio, proporcionando información sobre la intensidad de componentes de alta frecuencia o transitorios presentes en la señal. [13]:

$$\text{CF} = 10 \log \left(\frac{\text{Maximo Valor Absoluto}}{\text{Valor RMS}} \right) \quad (7)$$

3.3.3. Prueba t-Pareado

La prueba t pareada, también llamada dependiente, compara la media de un grupo en dos momentos diferentes o bajo dos condiciones similares para verificar si hay variaciones significativas que no se deban al azar. Por ejemplo, si se analizan dos conjuntos de datos relacionados, esta prueba evalúa si las diferencias observadas entre ambos son suficientemente grandes como para ser consideradas importantes. Las suposiciones de esta prueba incluyen la normalidad de la variable dependiente, la independencia de las observaciones y que los grupos estén emparejados de manera coherente [1].

$$t = \frac{\sum d}{\sqrt{\frac{n(\sum d^2) - (\sum d)^2}{n-1}}} \quad (8)$$

3.4. Descripción de la muestra

En este estudio, se tomaron datos existentes en una base de datos donde la población estuvo conformada por sujetos pediátricos, es decir, niños y adolescentes con edades entre 0 y 21 años. Los participantes fueron seleccionados en campañas de revisión médica general realizadas en el noreste de Brasil, una región específica que brinda un contexto sociodemográfico particular a la muestra. La edad promedio de los participantes fue de 6.1 años, con una desviación estándar de 4.3 años, lo que indica una mayoría de niños pequeños, aunque el rango abarcó desde recién nacidos hasta jóvenes adultos. Este conjunto de datos fono cardiográficos fue obtenido del CirCor DigiScope Phonocardiogram Dataset, una base de datos reconocida utilizada para el análisis de señales cardíacas mediante técnicas de procesamiento [52].

Siguiendo esta línea, la investigación actual se centra en la capacidad de dos métodos específicos: el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el filtrado digital [20]. El objetivo principal es comparar cómo cada uno de estos enfoques aborda la reconstrucción de señales fonocardiográficas, analizando no solo la estructura de las señales, sino también los patrones que pueden revelarse a través de cada técnica.

Para llevar a cabo esta comparación, se diseñó una metodología sistemática. Se seleccionó una muestra de 212 grabaciones de un total de 5272, para un nivel de confianza del 95% y un margen de error del 6.61%, lo que permitió un análisis representativo de la actividad cardíaca en la población estudiada [52].

4. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados del análisis de las señales fonocardiográficas correspondientes a las cuatro válvulas cardíacas: aórtica, mitral, pulmonar y tricúspide. Estos resultados se obtuvieron mediante la aplicación de técnicas avanzadas de procesamiento digital y el Análisis de Componentes Principales (PCA).

Se comenzará con comparaciones de las señales fonocardiográficas originales, con filtrado, y las señales tratadas mediante PCA y filtrado. Estas visualizaciones ilustran las mejoras en la claridad y estabilidad de las señales, resaltando la efectividad de los métodos aplicados en la optimización del análisis acústico de cada válvula.

Posteriormente, se presentarán tablas que resumen los indicadores estadísticos, como la relación señal ruido (SNR) y el Factor de Cresta (CF), obtenidos de las señales de cada válvula, tanto antes como después de la aplicación de PCA. Estos indicadores cuantifican las mejoras observadas y son esenciales para validar la efectividad de las metodologías empleadas en el estudio. Además, se incluirán los resultados de la prueba T pareada, que evalúa la significancia estadística de las diferencias en los indicadores, proporcionando un respaldo sólido a los hallazgos.

4.1. Válvula Aortica

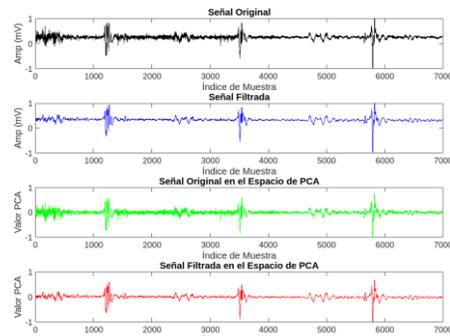


Fig. 1. Válvula Aórtica - Análisis De Componentes Principales

La [Fig 1] muestra el análisis de componentes principales de las señales fonocardiográficas de la válvula aortica. La señal original presenta ruido y componente DC, dificultando la evaluación de la función valvular. La señal filtrada mejora la claridad al eliminar frecuencias no deseadas, mientras que la señal procesada mediante PCA permite una mejor representación del flujo sanguíneo, esencial para la salud cardiovascular.

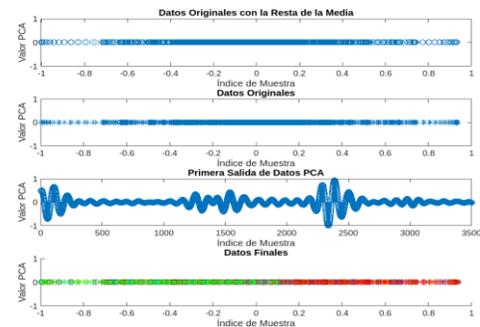


Fig. 2. Válvula Aortica Con Procesamiento - Análisis De Componentes Principales

La [Figura 2] presenta la señal fonocardiográfica de la válvula aórtica tras el filtrado y PCA. La señal procesada muestra una forma regular y centrada en cero, eliminando la componente DC. Esto mejora la claridad de la señal y facilita la identificación de eventos acústicos clave, para evaluar la función hemodinámica y detectar patologías.

Tabla 2: Válvula aortica - Efectividad Factor de Cresta

Señal Válvula Aortica			
	Factor De Cresta Sin PCA	Factor De Cresta Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	13.83 mV	13.89 mV	0.07 mV
Desviación estándar	6.26 mV	6.22 mV	0.12 mV

Prueba T-Pareada Señal Válvula Aortica (CF)	
Valor de H	Valor p
1	0.0817 %

En la tabla 2 muestra los valores del Factor de Cresta para las señales de la válvula aortica, comparando los resultados antes y después de aplicar PCA. Demuestran que hay mejoras en el CF, donde el valor p de 0.0817 % indica que estas diferencias son estadísticamente significativas, sugiriendo un impacto notable del procesamiento en la calidad de la señal.

Tabla 3: Válvula aortica - Efectividad Relación Señal – Ruido

Señal Válvula Aortica			
	Relación Señal Ruido Sin PCA	Relación Señal Ruido Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	1.69 dB	15.58 dB	13.89 dB
Desviación estándar	3.85 dB	4.29 dB	4.81 dB

Prueba T-Pareada Señal Válvula Aortica (CF)	
Valor de H	Valor p
1	0%

La Tabla 3 presenta los valores de la Relación Señal-Ruido (SNR) de las señales fonocardiográficas de la válvula aortica. Se observa una mejora notable en la SNR, con un valor p de 0 % en la prueba T pareada, lo que confirma que estas mejoras son estadísticamente significativas y evidencian la efectividad del procesamiento aplicado.

4.2. Válvula Mitral

La [Figura 3] muestra el análisis de componentes principales de las señales fonocardiográficas de la válvula mitral. La señal original presenta ruido y componente DC, dificultando la evaluación de la función valvular. La señal filtrada mejora la claridad al eliminar frecuencias no deseadas, mientras que la señal procesada mediante PCA permite una mejor representación del flujo sanguíneo, esencial para la salud cardiovascular.

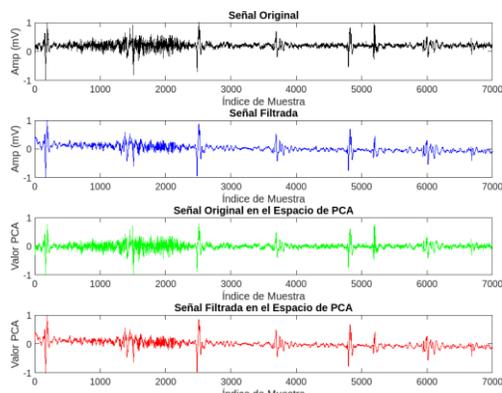


Fig. 3. Válvula Mitral - Análisis De Componentes Principales

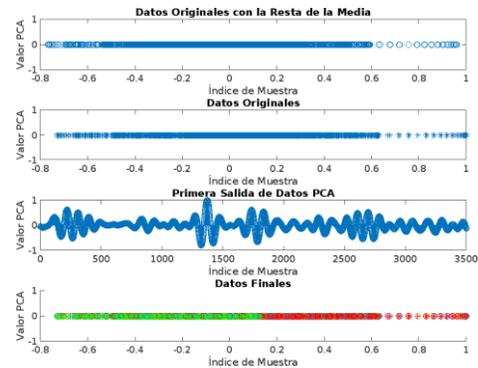


Fig. 4. Válvula Mitral Con Procesamiento - Análisis De Componentes Principales

La [Figura 4] presenta la señal fonocardiográfica de la válvula mitral tras el filtrado y PCA. La señal procesada muestra una forma regular y centrada en cero, eliminando la componente DC. Esto mejora la claridad de la señal y facilita la identificación de eventos acústicos clave, crucial para evaluar la función hemodinámica y detectar patologías. diferencias son estadísticamente significativas, sugiriendo un impacto notable del procesamiento en la calidad de la señal.

Tabla 4: Válvula Mitral - Efectividad Factor de Cresta

Señal Válvula Aortica			
	Factor De Cresta Sin PCA	Factor De Cresta Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	13.83 mV	13.89 mV	0.07 mV
Desviación estándar	6.26 mV	6.22 mV	0.12 mV

Prueba T-Pareada Señal Válvula Aortica (CF)	
Valor de H	Valor p
1	0.0817 %

En la tabla 4 muestra los valores del Factor de Cresta para las señales de la válvula mitral, comparando los resultados antes y después de aplicar PCA. Demuestran que hay mejoras en el CF, donde el valor p de 0.38671 % indica que estas diferencias son estadísticamente significativas, sugiriendo un impacto notable del procesamiento en la calidad de la señal.

Tabla 5: Válvula Mitral - Efectividad Relación Señal Ruido

Señal Válvula Mitral			
	Relación Señal Ruido Sin PCA	Relación Señal Ruido Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	-0.58 dB	18.98 dB	19.56 dB
Desviación estándar	2.29 dB	5.89 dB	5.43 dB

Prueba T-Pareada Señal Válvula Mitral (SNR)	
Valor de H	Valor p
1	0 %

La Tabla 5 presenta los valores de la Relación Señal-Ruido (SNR) de las señales fonocardiográficas de la válvula mitral. Se observa una mejora notable en la SNR, con un valor p de 0 % en la prueba T pareada, lo que confirma que estas mejoras son estadísticamente significativas y evidencian la efectividad del procesamiento aplicado.

4.3. Válvula Pulmonar

La [Figura 5] muestra el análisis de componentes principales de las señales fonocardiográficas de la válvula pulmonar. La señal original presenta ruido y componente DC, dificultando la evaluación de la función valvular. La señal filtrada mejora la claridad al eliminar frecuencias no deseadas, mientras que la señal procesada mediante PCA permite una mejor representación del flujo sanguíneo, esencial para la salud cardiovascular

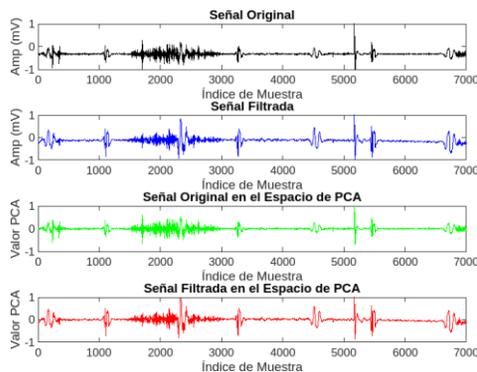


Fig. 5. Válvula Pulmonar - Análisis De Componentes Principales

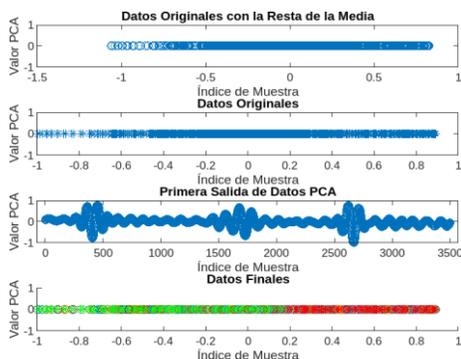


Fig. 6. Válvula Pulmonar Con Procesamiento - Análisis De Componentes Principales

La [Figura 6] presenta la señal fonocardiográfica de la válvula pulmonar tras el filtrado y PCA. La señal procesada muestra una forma regular y centrada en cero, eliminando la componente DC.

Esto mejora la claridad de la señal y facilita la identificación de eventos acústicos clave, crucial para evaluar la función hemodinámica y detectar patologías.

Tabla 6: Válvula Pulmonar - Efectividad Factor de Cresta

Señal Válvula Pulmonar			
	Factor De Cresta Sin PCA	Factor De Cresta Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	12.03 mV	12.07 mV	0.05 mV
Desviación estándar	5.04 mV	5.04 mV	0.13 mV

Prueba T-Pareada Señal Válvula Pulmonar (CF)	
Valor de H	Valor p
1	2.5276 %

En la tabla VI muestra los valores del Factor de Cresta para las señales de la válvula pulmonar, comparando los resultados antes y después de aplicar PCA. Demuestran que hay mejoras en el CF, donde el valor p de 2.5276 % indica que estas diferencias son estadísticamente significativas, sugiriendo un impacto notable del procesamiento en la calidad de la señal.

Tabla 7: Válvula Pulmonar - Efectividad Relación Señal Ruido

Señal Válvula Pulmonar			
	Relación Señal Ruido Sin PCA	Relación Señal Ruido Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	2.01 dB	15.78 dB	13.58 dB
Desviación estándar	3.93 dB	4.52 dB	5.25 dB

Prueba T-Pareada Señal Válvula Pulmonar (SNR)	
Valor de H	Valor p
1	0 %

La Tabla 7 presenta los valores de la Relación Señal- Ruido (SNR) de las señales fonocardiográficas de la válvula Pulmonar. Se observa una mejora notable en la SNR, con un valor p de 0 % en la prueba T pareada, lo que confirma que estas mejoras son estadísticamente significativas y evidencian la efectividad del procesamiento aplicado.

4.4. Válvula Tricúspide

La [Figura 7] muestra el análisis de componentes principales de las señales fonocardiográficas de la válvula tricúspide. La señal original presenta ruido y componente DC, dificultando la evaluación de la función valvular. La señal filtrada mejora la claridad

al eliminar frecuencias no deseadas, mientras que la señal procesada mediante PCA permite una mejor representación del flujo sanguíneo, esencial para la salud cardiovascular.

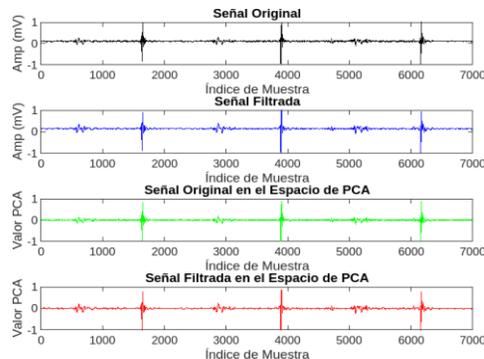


Fig. 7. Válvula Tricúspide - Análisis De Componentes Principales

La [Figura 8] presenta la señal fonocardiográfica de la válvula tricúspide tras el filtrado y PCA. La señal procesada muestra una forma regular y centrada en cero, eliminando la componente DC. Esto mejora la claridad de la señal y facilita la identificación de eventos acústicos clave, crucial para evaluar la función hemodinámica y detectar patologías.

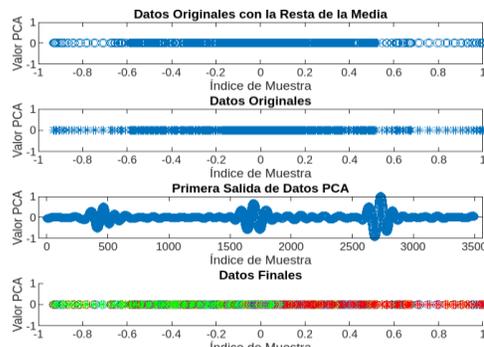


Fig. 8. Válvula Tricúspide Con Procesamiento - Análisis De Componentes Principales

Tabla 8: Válvula Tricúspide - Efectividad Factor de Cresta

Señal válvula Tricúspide			
	Factor De Cresta Sin PCA	Factor De Cresta Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	8.07 mV	8.15 mV	0.10 mV
Desviación estándar	2.70 mV	2.78 mV	0.16 mV

Prueba T-Pareada Señal válvula Tricúspide (CF)	
Valor de H	Valor p
1	0.1181 %

En la tabla 8 muestra los valores del Factor de Cresta para las señales de la válvula pulmonar, comparando

los resultados antes y después de aplicar PCA. Demuestran que hay mejoras en el CF, donde el valor p de 0.1779 % indica que estas diferencias son estadísticamente significativas, sugiriendo un impacto notable del procesamiento en la calidad de la señal.

Tabla 9: Válvula Tricúspide - Efectividad Relación Señal Ruido

Señal válvula Tricúspide			
	Relación Señal Ruido Sin PCA	Relación Señal Ruido Con PCA	Diferencia en el incremento PCA
Media	-0.82 dB	19.30 dB	19.78 dB
Desviación estándar	1.62 dB	5.25 dB	4.91 dB

Prueba T-Pareada Señal válvula Tricúspide (SNR)	
Valor de H	Valor p
1	0 %

La Tabla IX presenta los valores de la Relación Señal- Ruido (SNR) de las señales fonocardiográficas de la válvula tricúspide. Se observa una mejora notable en la SNR, con un valor p de 0 % en la prueba T pareada, lo que confirma que estas mejoras son estadísticamente significativas y evidencian la efectividad del procesamiento aplicado.

5. CONCLUSIONES

En este estudio, se realizó un análisis de señales fonocardiográficas con el objetivo de evaluar la efectividad de técnicas de procesamiento digital y el Análisis de Componentes Principales (PCA). A lo largo de la investigación, se logró mejorar significativamente la relación señal-ruido (SNR) y el Factor de Cresta (CF) al eliminar componentes indeseadas. La proyección de los datos en el primer componente principal a través de PCA es fundamental porque este componente captura la mayor parte de la variabilidad de los datos, lo que significa que representa las características más significativas de la señal. En contraste, las siguientes componentes principales, aunque pueden contener información útil, generalmente representan variaciones menores y pueden estar más influenciadas por el ruido. Esta capacidad de enfocarse en la variabilidad más importante no solo mejora la precisión en el cálculo de indicadores de calidad de la señal, sino que también simplifica el análisis, facilitando la identificación de patrones en la fonocardiografía. Estas metodologías tienen un alto potencial para su aplicación en la práctica clínica, donde la precisión en la interpretación de datos cardíacos es esencial.

Las señales utilizadas en el análisis fueron extraídas de la base de datos CirCor DigiScope Phonocardiogram Dataset, que contiene grabaciones de fono cardiogramas de pacientes con diversas condiciones cardíacas. La muestra utilizada en este estudio consistió en un subconjunto representativo de estas grabaciones, seleccionadas para garantizar que las señales abarcaran un rango amplio de frecuencias y variaciones en el comportamiento cardíaco. Durante la fase de preprocesamiento, se ajustaron parámetros como el tamaño de la ventana de suavizado, el cual fue incrementado en algunas señales para estabilizarlas y mejorar su calidad antes del procesamiento.

El procesamiento de las señales incluyó la implementación de filtros pasa banda ajustados para capturar las frecuencias cardíacas relevantes, entre 20 Hz y 20 kHz. Se eligió un filtro Butterworth debido a su respuesta en frecuencia suave y sin ondulación, lo que permite una transición gradual entre las frecuencias permitidas y las atenuadas. Este tipo de filtro es especialmente efectivo en aplicaciones donde la preservación de la forma de onda de la señal es crítica, como en el caso de las señales fonocardiográficas. El orden del filtro Butterworth se ajustó para optimizar la eliminación de frecuencias indeseadas; un mayor orden del filtro proporciona una respuesta más aguda en el corte de frecuencias no deseadas, lo que permite una separación más efectiva de las componentes útiles de la señal. Sin embargo, un orden demasiado alto puede causar distorsiones y artefactos en la señal, afectando negativamente su calidad. Por tanto, es crucial seleccionar el orden del filtro de manera que se mantenga la integridad de la señal mientras se mejora su claridad.

La aplicación del PCA fue fundamental en este proceso, ya que destacó las características más relevantes de las señales cardíacas y permitió proyectar los datos de manera efectiva para calcular indicadores como la SNR y el CF. Para validar los resultados obtenidos, se utilizó la prueba T pareada, que es una herramienta estadística que permite comparar dos conjuntos de datos relacionados para determinar si hay diferencias significativas entre ellos. Esta prueba es particularmente adecuada en el análisis de señales porque tiene en cuenta la variabilidad dentro de las mismas, eliminando el efecto de la variabilidad entre sujetos o condiciones. Al comparar las señales antes y después de aplicar técnicas de filtrado y PCA, la prueba T pareada proporciona una manera robusta de evaluar si las mejoras en la SNR y el CF son estadísticamente

significativas, lo que respalda la efectividad de los métodos utilizados.

REFERENCIAS

- [1] Z. Yadira and M. Hurtado, "UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA MAESTRIA Y DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA Captura y Despliegue de Electrocardiograma y Fonocardiograma Multi-sitio T E S I S que presenta para obtener el grado de MAESTRO EN INGENIERÍA." [Online]. Available: <https://repositorioinstitucional.uabc.mx/bitstream/20.500.12930/2922/1/MXL098918.pdf>
- [2] Estefanía, "Análisis y procesamiento de la señal auscultada del corazón para el diagnóstico presuntivo de soplos cardíacos y arritmia cardíaca," Ups.edu.ec, 2017, doi: <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/14152>.
- [3] Julian David Echeverry, Andres Felipe López, and Juan Fernando López, "Reconocimiento de valvulopatías cardíacas en señales de fonocardiografía empleando la transformada Gabor," Scientia Et Technica, vol. XIII, no. 34, pp. 139–144, 2023. [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84934024>
- [4] C. Exiga, "Dispositivo para auscultación de ruidos cardiacos.," Tesis.ipn.mx, 2017, doi: <http://tesis.ipn.mx/handle/123456789/21503>.
- [5] Luis, "Patrones de correlación estadística entre señales electrocardiográficas y fonocardiográficas," Unal.edu.co, 2014, doi: <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/318>.
- [6] None Liang Huiying, L. Sakari, and H. Iiro, "A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction," Nov. 2002, doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.1997.757028>.
- [7] "Vista de Análisis de componentes principales e independientes aplicados a reducción de ruido en señales electrocardiográficas," Utp.edu.co, 2024. <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/3147/1909>.
- [8] Pedro Mayorga Cordero, J. A. Valdez, C. Druzgalski, Vesna Zeljkovic, Gilberto Chávez Gris, and M. Perez, "Expanded VAD Guided Subdivision of Cardiopulmonary Sounds," Revista Ingeniería Biomedica, vol. 13, no. 25, pp. 25–34, 2019, doi: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/7430878.pdf>.

- [9] M. Cesarelli, M. Ruffo, M. Romano, and P. Bifulco, "Simulation of foetal phonocardiographic recordings for testing of FHR extraction algorithms," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 107, no. 3, pp. 513–523, Sep. 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2011.11.008>.
- [10] P. Mayorga, G. Chavez, V. Arguelles, C. Druzgalski, and V. Zeljkovic, "Detección y extracción automática de eventos S1, S2, S3 y S4 en sonidos del corazón," *Research in Computing Science*, vol. 142, no. 1, pp. 9–20, Dec. 2017, doi: <https://doi.org/10.13053/rcs-142-1-1>.
- [11] Rubio Tardío, Javier, Diseño de una aplicación en Matlab para el procesado de señales de fonocardiograma — *Archivo Digital UPM*, Oa.upm.es, Oct. 2020, doi: <https://oa.upm.es/67519/>.
- [12] L. Orozco-Reyes, M. ángel, Elóisa García-Canseco, and R. F. Ibarra-Hernández, "Clasificación de la señal de audio cardiaco mediante la transformada de Fourier de tiempo corto y aprendizaje profundo," *Research in Computing Science*, 2022. <https://www.semanticscholar.org/paper/Clasificaci%C3%B3n-de-la-se%C3%B1al-de-audio-cardiaco-la-de-y-Orozco-Reyes-Ar%C3%A9valo/ad188bb65c65ac3ff436f53f7020592156f5d8e1>
- [13] Alvaro Joaquin Gaona and Pedro David Arini, "Aprendizaje profundo y recurrente para la segmentación de sonidos cardíacos basado en características de frecuencia instantánea," *Elektron*, vol. 4, no. 2, pp. 52–57, 2020, Accessed: Feb. 13, 2024. [Online]. Available: <http://elektron.fi.uba.ar/index.php/elektron/article/view/101/198>
- [14] P. Mayorga-Ortiz, J. A. Valdez-Gonzalez, C. Druzgalski, and V. Zeljkovic, "Detección Automática y Clasificación de Eventos en Sonidos Cardiopulmonares de Sujetos Saludables," *Redalyc (Universidad Autónoma del Estado de Mexico)*, Jan. 2018, doi: <https://doi.org/10.17488/rmib.39.1.6>.
- [15] F. Gómez, Juan Sebastian Osorio-Valencia, and Luisa Fernanda Cuesta-López, "Diseño y construcción de un fonocardiógrafo digital con visualización en LabVIEW," *ResearchGate*, Jan. 07, 2007. https://www.researchgate.net/publication/306011663_Diseño_y_construcción_de_un_fonocardiógrafo_digital_con_visualización_en_LabVIEW.
- [16] Jaime Jalomo Cuevas, I. Palomares, O. Cortez, J. de, and E. Molinar, "ESTUDIO COMPARATIVO DE Te CNICAS PARA FILTRADO DE SEñALES EN FONOCARDIOGRAFÍA," *Pistas Educativas*, vol. 39, no. 125, 2017, Accessed: Feb. 14, 2024. [Online]. Available: <https://pistaseducativas.celaya.tecnm.mx/index.php/pistas/article/view/922/779>
- [17] E. Alexander, "Caracterización de estados funcionales en fonocardiografía empleando análisis acústico y técnicas de dinámica no lineal," *Unal.edu.co*, 2014, doi: <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/2484>.
- [18] P. Daniel, "Prototipo de aplicación móvil para tratamiento de señales del fonendoscopio electrónico FonoDX," *Unimilitar.edu.co*, 2019, doi: <http://hdl.handle.net/10654/32246>.
- [19] J. Martinez-Alajarin and J. Ruiz, "Estructura jerárquica de un sistema de diagnóstico basado en la señal fonocardiográfica," *ResearchGate*, Nov. 2004. https://www.researchgate.net/publication/47515415_Estructura_jerarquica_de_un_sistema_de_diagnóstico_basado_en_la_senal_fonocardiografica.
- [20] P. Argibay, "Estadística avanzada en medicina: el análisis de componentes principales." Available: https://www1.hospitalitaliano.org.ar/multimedia/archivos/noticias/attachs/47/documentos/11019_PAG%20107-112_HI%203-9%20ICBME.pdf.
- [21] L.D. Avendano-Valencia, J. M. Ferrero, and G. Castellanos-Dominguez, "Improved parametric estimation of time frequency representations for cardiac murmur discrimination," Sep. 2008, doi: <https://doi.org/10.1109/cic.2008.4749001>.
- [22] M. Rouhani and R. Abdoli, "A comparison of different feature extraction methods for diagnosis of valvular heart diseases using PCG signals," *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 36, no. 1, pp. 42–49, Dec. 2011, doi: <https://doi.org/10.3109/03091902.2011.634946>.
- [23] Pegah Derakhshan Mehr, Nader Jafarnia Dabanloo, Gholamreza Attarodi, Keivan Maghooli, and N. Hemmati, "Diagnosis of Aortic Valve Stenosis Based on PCG Signal Using Wavelet Packet Decomposition (WPD) and Parametric Models," *Computing in cardiology*, Sep. 2017, doi: <https://doi.org/10.22489/cinc.2017.084-296>.

- [24] Mawloud Guermoui, Mohamed Lamine Mekhalfi, and Karim Ferroudji, “Heart sounds analysis using wavelets responses and support vector machines,” May 2013, doi: <https://doi.org/10.1109/wosspa.2013.6602368>
- [25] O. El Badlaoui, A. Benba, and A. Hammouch, “Novel PCG Analysis Method for Discriminating Between Abnormal and Normal Heart Sounds,” IRBM, vol. 41, no. 4, pp. 223–228, Aug. 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2019.12.003>.
- [26] M. Imani and H. Ghassemian, “Curve fitting, filter bank and wavelet feature fusion for classification of PCG signals,” May 2016, doi: <https://doi.org/10.1109/iraniancee.2016.7585518>.
- [27] Omid Dehghan Manshadi and S. mihandoost, “Murmur identification and outcome prediction in phonocardiograms using deep features based on Stockwell transform,” Scientific Reports, vol. 14, no. 1, Mar. 2024, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-58274-6>.
- [28] W. Yang et al., “Diagnosis of cardiac abnormalities based on phonocardiogram using a novel fuzzy matching feature extraction method,” BMC Medical Informatics and Decision Making, vol. 22, no. 1, Sep. 2022, doi: <https://doi.org/10.1186/s12911-022-01976-6>.
- [29] Y. Chen, B. Su, W. Zeng, C. Yuan, and B. Ji, “Abnormal heart sound detection from unsegmented phonocardiogram using deep features and shallow classifiers,” Multimedia Tools and Applications, vol. 82, no. 17, pp. 26859–26883, Jan. 2023, doi: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-14315-8>.
- [30] “Precision Diagnosis: An Automated Method for Detecting Congenital Heart Diseases in Children From Phonocardiogram Signals Employing Deep Neural Network,” Umng.edu.co, 2014, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3395389>.
- [31] S. Li, F. Li, S. Tang, and W. Xiong, “A Review of Computer-Aided Heart Sound Detection Techniques,” BioMed Research International, vol. 2020, pp. 1–10, Jan. 2020, doi: <https://doi.org/10.1155/2020/5846191>.
- [32] T. H. Chowdhury, K. N. Poudel and Y. Hu, “Time-Frequency Analysis, Denoising, Compression, Segmentation, and Classification of PCG Signals,” in IEEE Access, vol. 8, pp. 160882–160890, 2020, doi: [10.1109/ACCESS.2020.3020806](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3020806).
- [33] E.-S. A. El-Dahshan, M. M. Bassiouni, S. Sharvia, and A.-B. M. Salem, “PCG signals for biometric authentication systems: An in-depth review,” vol. 41, p. 100420, 2021, doi: [10.1016/j.cosrev.2021.100420](https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100420).
- [34] [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574013721000605>
- [35] S. Shukla, S. K. Singh, and D. Mitra, “An efficient heart sound segmentation approach using kurtosis and zero frequency filter features,” vol. 57, p. 101762, 2020, doi: [10.1016/j.bspc.2019.101762](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101762). [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S174680941930343X>
- [36] Castro, T. T. V. Vinhoza, S. S. Mattos, and M. T. Coimbra, “Heart sound segmentation of pediatric auscultations using wavelet analysis,” presented at the 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013, pp. 3909–3912, doi: [10.1109/EMBC.2013.6610399](https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6610399).
- [37] F. Beritelli and S. Serrano, “Biometric Identification Based on Frequency Analysis of Cardiac Sounds,” IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 2, no. 3, pp. 596–604, Sep. 2007, doi: <https://doi.org/10.1109/tifs.2007.902922>.
- [38] S. M. Debbal and F. Berekcsi-Reguig, “Computerized heart sounds analysis,” Computers in Biology and Medicine, vol. 38, no. 2, pp. 263–280, Feb. 2008, doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2007.09.006>.
- [39] Sumeth Yuenyong, A. Nishihara, Waree Kongprawechnon, and Kanokvate Tungpimolrut, “A framework for automatic heart sound analysis without segmentation,” BioMedical Engineering OnLine, vol. 10, no. 1, pp. 13–13, Jan. 2011, doi: <https://doi.org/10.1186/1475-925x-10-13>.
- [40] Piskorowski, Jacek. (2010). Digital -Varying Notch IIR Filter With Transient Suppression. Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on. 59. 866 - 872. [10.1109/TIM.2009.2026605](https://doi.org/10.1109/TIM.2009.2026605).
- [41] Mondal, P. Bhattacharya, and G. Saha, “An automated tool for localization of heart sound components S1, S2, S3 and S4 in pulmonary sounds using Hilbert transform and Heron’s formula,” SpringerPlus, vol. 2, no. 1, Oct.

- 2013, doi: <https://doi.org/10.1186/2193-1801-2-512>.
- [42] Ukil and U. K. Roy, "Smart cardiac health management in IoT through heart sound signal analytics and robust noise filtering," presented at the 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/PIMRC.2017.8292659.
- [43] F. Mokeddem and S. M. Debbal, "Comparative study between linear filter and discrete wavelet transform for denoising heart sounds signals," presented at the 2018 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 2018, pp. 1–5, doi: 10.1109/CISTEM.2018.8613448.
- [44] S. K. Ghosh, R. K. Tripathy, and P. R. N, "Evaluation of Performance Metrics and Denoising of PCG Signal using Wavelet Based Decomposition," presented at the 2020 IEEE 17th India Council International Conference (INDICON), 2020, pp. 1–6, doi: 10.1109/INDICON49873.2020.9342464.
- [45] B. Kambhampati and B. Ramkumar, "Automatic Detection and Classification of Systolic and Diastolic Profiles of PCG Corrupted Due to Limitations of Electronic Stethoscope Recording," vol. 21, no. 4, pp. 5292–5302, 2021, doi: 10.1109/JSEN.2020.3028373.
- [46] "Noise/spike detection in phonocardiogram signal as a cyclic random process with non-stationary period interval," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 43, no. 9, pp. 1205–1213, Sep. 2013, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2013.05.020>.
- [47] M. K. Zia, B. Griffel, and J. L. Semmlow, "Robust detection of background noise in phonocardiograms," presented at the 2011 1st Middle East Conference on Biomedical Engineering, 2011, pp. 130–133, doi: 10.1109/MECBME.2011.5752082.
- [48] H. Naseri and M. R. Homaeinezhad, "Detection and Boundary Identification of Phonocardiogram Sounds Using an Expert Frequency-Energy Based Metric," *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 41, no. 2, pp. 279–292, Sep. 2012, doi: <https://doi.org/10.1007/s10439-012-0645-x>.
- [49] J. P. Ramos, P. Carvalho, and M. Coimbra, "Towards a time-feature independent phonocardiogram segmentation," presented at the 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013, pp.2116–2119, doi: 10.1109/EMBC.2013.6609951.
- [50] S. Daliman and A. Z. Sha'ameri, "Time-frequency analysis of heart sounds using windowed and smooth windowed Wigner-ville distribution," *Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, 2003. Proceedings., Paris, France, 2003, pp. 625-626 vol.2, doi: 10.1109/ISSPA.2003.1224958.
- [51] P. Ordunez et al., "HEARTS en las Americas: innovaciones para mejorar el manejo de la hipertensión y del riesgo cardiovascular en la atención primaria," *Revista Panamericana de Salud Pública*, vol. 46, p. 1, Oct. 2022, doi: <https://doi.org/10.26633/rpsp.2022.197>.
- [52] Oliveira, J., Renna, F., Costa, P., Nogueira, M., Oliveira, A. C., Elola, A., Ferreira, C., Jorge, A., Bahrami Rad, A., Reyna, M., Sameni, R., Clifford, G., & Coimbra, M. (2022). The CirCor DigiScope Phonocardiogram Dataset (version 1.0.3). PhysioNet. <https://doi.org/10.13026/tshs-mw03>