

Calibración de sensor biomédico "Fonosomatógrafo"

Calibration of Biomedical Sensor "Phonosomatograph"

Teodoro Cordova Fraga*, Huetzin Aaron Perez Olivas**, Adán Ulises Orlando Alcalá Mejía¹, Aldo Paul Barrientos Velázquez¹, Oscar Quijada Baltazar¹

- ¹ División de Ciencias e Ingenierías, Campus León, Universidad de Guanajuato. Loma del Bosque 103, Lomas del Campestre, León, GTO., Mexico.
- *theo@fisica.ugto.mx, **ha.perez@ugto.mx, auo.alcalamejia@ugto.mx, ap.barrientosvelazquez@ugto.mx, o.quijadabaltazar@ugto.mx

Resumen

La caracterización del sensor biomédico fonosomatógrafo es presentada, es un dispositivo biomédico diseñado para la detección de sonidos cardíacos mediante sensores acústicos y procesamiento digital de señales, es portátil y fue ensamblado con material disponible en mercado, de fácil acceso. El sistema integra un microcontrolador, un micrófono digital MEMS y una ventosa médica como interfaz física. Se realizaron pruebas con señales senoidales específicas en un rango de 98 Hz a 987.77 Hz y se complementó con un análisis espectral en Python mediante transformada rápida de Fourier (FFT), además fue validanda la fidelidad del dispositivo con un margen mínimo de error. Los resultados demuestran que el fonosomatógrafo es preciso y potencialmente útil para aplicaciones clínicas, académicas y de telemedicina.

Palabras clave: Fonosomatógrafo, sonidos cardíacos, procesamiento digital de señales, frecuencias.

Introducción

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) constituyen la principal causa de mortalidad a nivel mundial y representan un desafío crítico para los sistemas de salud. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), las ECV fueron responsables del 32.1 % de todas las muertes en 2015, con un incremento desde el 25.8 % en 1990, un fenómeno especialmente pronunciado en países de ingresos bajos y medios (Wang H, 2016). Entre ellas, la cardiopatía isquémica y el accidente cerebrovascular generan aproximadamente el 80 % de las defunciones por ECV en hombres y el 75 % en mujeres (Mendis, Puska, & Norrving, 2011)

En el contexto mexicano, las estadísticas son alarmantes. En 2021 se registraron 189716 muertes por ECV, situando a México entre los países con mayores tasas de mortalidad estandarizada por edad (World Heart Observatory, 2023). Asimismo, desde 1998 hasta 2022, la tasa de mortalidad ajustada al estándar poblacional por enfermedades cardiometabólicas aumentó un 14.9 %, evidenciando un progresivo deterioro en la salud cardiovascular nacional (Boter & Cervantes, 2025). Las enfermedades del corazón representan ya la segunda causa de muerte en el país, y se prevé que para 2024 superen los 50 % de las defunciones anuales, junto con la diabetes como principales contribuyentes (World Heart Observatory, 2023).

Así, la detección oportuna y el monitoreo continuo de signos cardíacos se vuelven esenciales para la prevención, diagnóstico y manejo de patologías cardiovasculares. Tradicionalmente, la auscultación mediante estetoscopio ha sido una técnica fundamental desde su invención por René Laënnec en 1816, pero depende considerablemente de la pericia clínica y la interpretación subjetiva del profesional de salud. Esto limita su eficacia como herramienta de diagnóstico estandarizada, especialmente en zonas rurales o entornos remotos donde el acceso a especialistas es limitado.



ISSN 2395-9797

www. jovenesenlaciencia.ugto.mx

Para abordar esta limitación, surgieron técnicas como la fonocardiografía (FCG), que permiten registrar y analizar gráficamente los sonidos cardíacos, facilitando la identificación objetiva de anomalías como soplos y murmullos (Koning & Lock, 2021). En los últimos años, la aparición de estetoscopios digitales y dispositivos fonocardiográficos portátiles ha permitido la digitalización, amplificación y procesamiento avanzado de señales acústicas, integrando funciones como conectividad inalámbrica o análisis basado en inteligencia artificial.

Estudios recientes han demostrado un buen rendimiento de los estetoscopios digitales en la detección de patologías cardíacas comparado con la auscultación tradicional. Por ejemplo, un dispositivo digital evaluado en pequeños animales reportó una concordancia sustancial con la ecocardiografía ($\kappa\approx0.7-0.8$), superando en algunos casos al estetoscopio convencional (Vezzosi *et al.*, 2023). Los estudios también mostraron que dichos dispositivos permiten registrar simultáneamente fonocardiogramas y electrocardiogramas, ampliando su potencial diagnóstico y su aplicación en telemedicina para monitoreo remoto, lo que resulta particularmente útil en contextos de aislamiento sanitario.

En ese sentido, el dispositivo estudiado en este trabajo, denominado fonosomatógrafo (ver Figura 1), busca ser una alternativa efectiva y accesible. Se trata de un equipo construido con componentes electrónicos disponibles en el mercado (microcontrolador ESP32S3 y micrófono digital MEMS INMP441) y materiales médicos simples (una ventosa) que permiten registrar sonidos cardíacos en tiempo real, con procesamiento digital autónomo. La propuesta se enmarca en la tendencia de "hardware abierto" y "tecnología frugal" que prioriza soluciones de salud efectivas en contextos de bajos recursos.



Figura 1. Diseño del fonosomatógrafo.

En línea con metodologías derivadas de la fonocardiografía convencional, se emplea para su caracterización señales senoidales controladas en el rango de 98 Hz a 1000 Hz—espectro típico de los sonidos del corazón—y técnicas de análisis digital como la Transformada Rápida de Fourier (FFT) y algoritmos automáticos de detección de picos (findpeaks) en Python, quienes permiten cuantificar el error de frecuencia entre la señal emitida y la señal captada por el dispositivo. Estudios similares han utilizado enfoques de señales senoidales para calibración y validación de instrumentos acústicos biomédicos.

Es importante resaltar que la frecuencia de muestreo se selecciona de acuerdo con el criterio de Nyquist (al menos el doble de la frecuencia máxima relevante), en este caso, una tasa de muestreo de 2756 Hz, lo cual garantiza que no existan pérdidas de información en el espectro audiblemente significativo ($\beta \leq 1000$ Hz). Con base en lo anterior, esta investigación presenta una evaluación sistemática del *fonosomatógrafo*, desde su implementación técnica hasta su desempeño en condiciones controladas.



www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Marco teórico

Auscultación y fonocardiografía

La auscultación es una técnica fundamental para el diagnóstico clínico desde la invención del estetoscopio en 1816 por René Laënnec, permitiendo escuchar directamente los sonidos cardíacos, como los ruidos S_1 y S_2 producidos por el cierre de válvulas (Silverman $et\ al.,\ 2011$) Sin embargo, su eficacia depende en gran medida de la habilidad del clínico y carece de registro objetivo. La fonocardiografía (FCG) supera estas limitaciones mediante la grabación gráfica de los sonidos cardíacos, facilitando su análisis cuantitativo y la detección de anomalías como murmuro o soplos cardíacos (Jaros, 2023). Estos registros digitales permiten frecuentemente una mejora en la precisión diagnóstica comparada con la auscultación acústica tradicional, especialmente en entornos clínicos y de investigación (Lai, 2016).

Sistemas modernos de auscultación digital

Los estetoscopios digitales electrónicos incorporan micrófonos, amplificación, filtros y conectividad inalámbrica, lo que permite grabación, filtrado de ruido, visualización en tiempo real y capacidad de compartir datos para telemedicina (Alibrandi, 2024). En algunos casos, integran inteligencia artificial para clasificaciones automáticas de patologías cardíacas, mejorando el acceso clínico en zonas rurales y facilitando la formación médica (Tang, 2016). La auscultación asistida por computadora (Computer-Aided Auscultation, CAA) estructura el audio en etapas: captura digital, segmentación de fases cardíacas, extracción de características (como FFT, wavelets o MFCC) y clasificación por algoritmos de aprendizaje automático (Ríos-Prado, 2019).

Propiedades acústicas de los sonidos cardíacos

Los sonidos dominantes del corazón (S_1 y S_2) suelen tener frecuencias entre 20 Hz y 600 Hz, mientras que los soplos patológicos pueden extenderse hasta 1000 Hz o más (Hall, 2020). La caracterización precisa de estos sonidos requiere análisis en dominio tanto temporal como frecuencial. La Transformada Rápida de Fourier (FFT) permite identificar picos dominantes que corresponden a fenómenos cardíacos específicos, mientras que la Transformada Wavelet (CWT y DWT) ofrece una mejor resolución temporal para analizar eventos transitorios (Cherif $et\ al.$, 2010). Por ejemplo, estudios han empleado FFT y CWT para detectar componentes de alta frecuencia y caracterizar murmullos, logrando relaciones señal/ruidos superiores a 30 dB en registros clínicos (Tang, 2016).

Tecnologías MEMS para captura de sonido

Los micrófonos MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems) han revolucionado la captura de audio al integrar sensores, conversores analógico-digitales (ADC), filtros antialiasing y amplificación en encapsulados compactos y de bajo consumo. El INMP441, por ejemplo, es un micrófono MEMS digital omnidireccional con interfaz I²S, que ofrece una relación señal/ruido (SNR) de 61 dBA y una respuesta en frecuencia de 60 Hz a 15 kHz (InvenSense, 2015) Su salida digital de 24 bits elimina la necesidad de un códec externo, facilitando la integración directa en sistemas embebidos como el ESP32S3 y garantizando captura de audio de alta fidelidad (Torabi, 2024).

Procesamiento embebido y frecuencia de muestreo

De acuerdo con el teorema de Nyquist, para evitar aliasing en señales de hasta 1000 Hz, es necesaria una frecuencia de muestreo de al menos 2000 Hz. En este trabajo se seleccionó una frecuencia de 2756 Hz, suficiente para cubrir el espectro cardíaco relevante y permitir el análisis de posibles soplos. El microcontrolador ESP32S3, gracias a su compatibilidad nativa con el protocolo l²S y sus capacidades de cómputo, permite realizar en tiempo real transformadas FFT, así como algoritmos de análisis como findpeaks en entornos como Python. Esto permite el procesamiento autónomo sin necesidad de enviar constantemente los datos a una computadora, optimizando el consumo energético y haciendo viable su implementación en campo (Torabi, 2024).



www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Dispositivos frugales y hardware abierto

La tendencia hacia el hardware frugal busca democratizar la tecnología de salud mediante dispositivos accesibles, eficientes y replicables. Ejemplos incluyen estetoscopios de bajo costo basados en micrófonos MEMS, plataformas Arduino o ESP32, y software libre para adquisición y análisis de señales biomédicas. Estas tecnologías permiten el desarrollo de soluciones asequibles para diagnóstico temprano en regiones de escasos recursos, como el fonosomatógrafo que se analiza en este estudio (Ríos-Prado, 2019).

Objetivo

Caracterizar experimentalmente un fonosomatógrafo portátil, ensamblado con material de fácil acceso, diseñado para la auscultación digital de sonidos cardíacos, mediante el análisis de su fidelidad espectral, sensibilidad y respuesta en frecuencia ante señales acústicas de control enfocadas en:

- Diseñar e integrar un sistema biomédico portátil que utilice un micrófono MEMS y un microcontrolador ESP32S3 para capturar señales acústicas del cuerpo humano.
- Validar la respuesta del dispositivo mediante su caracterización con el análisis de señales senoidales controladas en el rango aceptable para la auscultación cardiaca.
- Implementar un algoritmo de análisis espectral (FFT) y detección de picos para comparar la señal generada con la registrada.

Métodos y Materiales

Diseño del dispositivo

El sistema fonosomatográfico fue diseñado como un dispositivo biomédica portátil capaz de registrar y analizar señales acústicas generadas por la actividad cardíaca. Se utilizó un enfoque de diseño modular basado en componentes de fácil acceso y código abierto.

El núcleo de procesamiento del sistema fue el microcontrolador Seeed Studio XIAO ESP32S3, el cual incorpora conectividad WiFi/Bluetooth y es compatible con interfaces l²S (Inter-IC Sound). Este microcontrolador se conectó a un micrófono digital MEMS modelo INMP441 de InvenSense, el cual posee salida l²S y una respuesta en frecuencia de 60 Hz a 15 kHz, con una relación señal/ruido de 61 dBA.

Como interfaz física entre el sensor y el cuerpo humano, se utilizó una ventosa médica reutilizable presentada en la figura 1, modificada manualmente con una herramienta tipo Dremel para insertar el micrófono. Este fue fijado con resina epóxica dentro de la ventosa, garantizando una correcta sujeción a la piel y aislamiento del micrófono de ruidos ambientales. El diseño buscó mantener un contacto estable entre la piel y el sensor sin causar incomodidad al paciente.

Caracterización

Para la evaluación del dispositivo, se utilizaron señales senoidales puras como estímulos acústicos controlados, generadas mediante un generador de funciones conectado a un altavoz. Las frecuencias seleccionadas empleadas fueron:

- 98 Hz
- 261.63 Hz
- 440 Hz
- 659.25 Hz
- 830.61 Hz
- 987.77 Hz



www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Estas frecuencias corresponden a notas musicales bien establecidas y definidas dentro del rango espectral típico de los sonidos cardíacos normales y patológicos (20 Hz – 1000 Hz). Cada señal fue emitida durante 10 segundos, y el micrófono registró el audio que fue procesado en tiempo real por el microcontrolador y almacenado para su análisis posterior.

La frecuencia de muestreo seleccionada fue de 2756 Hz, cumpliendo con el criterio de Nyquist para evitar aliasing y permitir una representación fiel del espectro cardíaco. Esta frecuencia fue programada directamente en el firmware del ESP32S3, utilizando una librería compatible con la interfaz I2S.

Adquisición y procesamiento de datos

Las señales captadas por el *fonosomatógrafo* fueron almacenadas en formato digital CSV, exportadas a una computadora y analizadas utilizando el lenguaje de programación Python. Se utilizó la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para obtener el espectro de frecuencia de cada señal grabada que permite observar de que señales es la estructura de nuestra señal.

Además, se aplicó la función findpeaks de la librería SciPy para detectar máximos y mínimos locales. Esto permitió calcular el error relativo de frecuencia para cada medición.

El análisis espectral también permitió visualizar el comportamiento del dispositivo ante diferentes frecuencias, evaluar su linealidad y estimar su fidelidad de registro. Finalmente, se realizaron comparaciones cualitativas entre señales reales captadas del corazón humano y las señales de control, empleando espectrogramas y conteo de picos para estimar la frecuencia cardíaca.

Condiciones de caracterización

Para caracterizar el rendimiento del fonosomatógrafo, se realizaron registros sobre 3 sujetos sanos en condiciones de reposo, midiendo 3 a 5 minutos por sujeto y se seleccionaron segmentos representativos de 10, 30 y 60 segundos para el análisis detallado. Finalmente, se generaron espectrogramas de 10 segundos (frecuencia vs. tiempo), con las detecciones automáticas de eventos cardíacos marcadas sobre la señal acústica. Esta representación permitió visualizar la energía de cada latido y verificar que los eventos S_1 y S_2 aparecieran como pulsos dobles bien definidos. Los registros se realizaron en posición supina, colocando el fonosomatógrafo sobre el tórax, a nivel del ápex cardíaco, donde se concentran los sonidos S_1 y S_2 . La señal fue adquirida por el ESP32S3 y almacenada para su posterior análisis en software de escritorio.

Resultados

Respuesta del fonosomatógrafo a señales de control

Se evaluó la capacidad del *fonosomatógrafo* para registrar con precisión señales senoidales puras emitidas en seis frecuencias predeterminadas dentro del rango cardíaco (98 Hz a 987.77 Hz). La frecuencia dominante registrada fue extraída mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT) y comparada con la frecuencia real emitida. **Señal emitida a 98 Hz (G₂ = Sol) y su análisis espectral.**

Para validar la capacidad del fonosomatógrafo de detectar frecuencias bajas típicas del espectro cardíaco, se emitió una señal senoidal de 98 Hz, correspondiente a la nota musical Sol (G₂), ver Figuras 2 y 3.



ISSN 2395-9797

www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

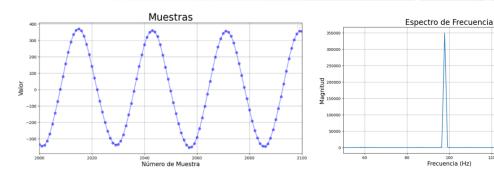


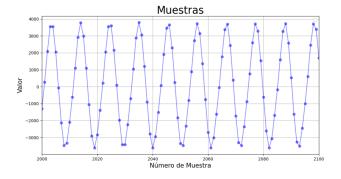
Figura 2. Señal registrada de la señal emitida a 98 Hz.

Figura 3. Espectro de frecuencia a 97.84 Hz.

Teniendo como resultado un pico en su respectivo FFT de 97.84 Hz, se calcula un error absoluto de 0.16 Hz y un error relativo de 0.16 %, lo cual demuestra una alta fidelidad de registro por parte del dispositivo.

Señal emitida a 261.63 Hz (C₄ = Do) y su análisis espectral

Se emitió una señal senoidal correspondiente a la nota musical Do (C₄) con una frecuencia de 261.63 Hz. El fonosomatógrafo registró una señal limpia y periódica, la cual se muestra en la Figura 4. La oscilación fue capturada sin distorsión aparente, manteniéndose estable durante toda la duración del estímulo.



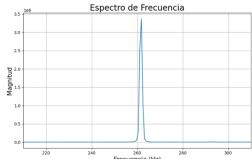


Figura 4. Señal registrada de la señal emitida a 261.63 Hz.

Figura 5. Espectro de frecuencia a 261.82 Hz.

El análisis de frecuencia realizado mediante FFT, presentado en la Figura 5, reveló un pico dominante en 261.82 Hz. Esta pequeña diferencia con respecto a la señal original representa un error absoluto de 0.19 Hz y un error relativo de apenas 0.07 %, lo cual confirma la capacidad del dispositivo para reproducir con precisión señales de media frecuencia, dentro del rango característico de sonidos cardíacos como S_1 y S_2 .

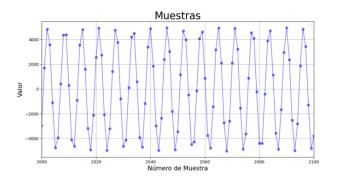
Señal emitida a 440 Hz (A₄ = La) y su análisis espectral

La tercera frecuencia de prueba correspondió a la nota La (A_4) con 440 Hz, ampliamente usada como referencia estándar en música. La señal acústica fue registrada por el fonosomatógrafo con gran estabilidad y nitidez, como se aprecia en la Figura 6. La amplitud de la señal fue homogénea y sin presencia de saturación.



ISSN 2395-9797

www. jovenesenlaciencia.ugto.mx



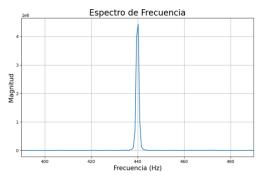


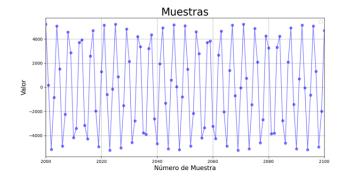
Figura 6. Señal registrada de la señal emitida a 440 Hz.

Figura 7. Señal registrada de la señal emitida a 440 Hz.

El espectro obtenido mediante FFT (ver Figura 7) identificó un pico claro en 440.27 Hz, implicando un error absoluto de 0.27 Hz y un error relativo de 0.06 %. Esta precisión es especialmente destacable considerando que el punto de medición se encuentra en una frecuencia media, donde los dispositivos de bajo costo suelen presentar mayor variabilidad. El resultado demuestra que el fonosomatógrafo mantiene su rendimiento incluso en frecuencias de referencia auditiva.

Señal emitida a 659.25 Hz (E₅ = Mi) y su análisis espectral

Para explorar la respuesta del sistema en el límite superior del rango cardíaco, se utilizó una señal de $659.25 \, \text{Hz}$, correspondiente a la nota Mi (E₅). La señal registrada por el dispositivo se observa en la Figura 8, mostrando una forma de onda coherente con el patrón senoidal original.



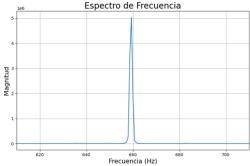


Figura 8. Señal registrada de la señal emitida a 659.25 Hz.

Figura 9. Espectro de frecuencia a 659.37 Hz.

En el análisis espectral (ver Figura 9), se identificó un pico en 659.37 Hz, resultando en un error absoluto de 0.12 Hz y un error relativo de 0.02 %, el más bajo de toda la serie de pruebas. Esta respuesta precisa en frecuencias cercanas a los 700 Hz refleja la eficiencia del sistema y la adecuada selección de su frecuencia de muestreo, superior al doble del contenido espectral, como lo exige el teorema de Nyquist.

Señal emitida a 830.61 Hz (G#5 = Sol sostenido) y su análisis espectral

A continuación, se emitió una señal de 830.61 Hz, representando la nota Sol sostenido ($G\#_5$). La respuesta del fonosomatógrafo se mantuvo constante y sin artefactos visibles, como se muestra en la Figura 10. La señal fue capturada en su totalidad y conservó su integridad armónica.



ISSN 2395-9797

www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

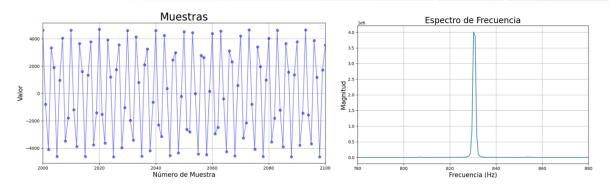


Figura 10. Señal registrada de la señal emitida a 830.61 Hz.

Figura 11. Espectro de frecuencia a 830.25 Hz.

La Figura 11, correspondiente al análisis FFT, muestra un pico en 830.25 Hz, con un error absoluto de 0.36 Hz y un error relativo de 0.04 %. Aunque esta fue la desviación más alta entre las seis frecuencias medidas, el margen de error continúa siendo sumamente bajo y dentro de los límites aceptables para dispositivos clínicos de auscultación digital.

Señal emitida a 987.77 Hz (B₅ = Si) y su análisis espectral

Finalmente, se evaluó la respuesta del dispositivo a una señal de 987.77 Hz, nota Si (B₅), ubicada en el extremo superior del rango de interés clínico. La Figura 12 presenta la señal registrada, que mantiene un patrón oscilatorio limpio y sin alteraciones. La estabilidad temporal de la onda fue comparable con las pruebas previas.

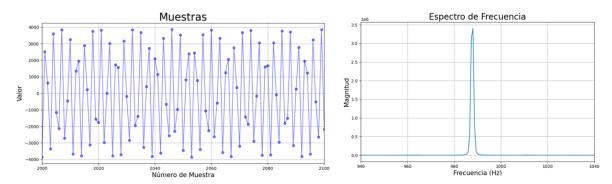


Figura 12. Señal registrada de la señal emitida a 987.77 Hz.

Figura 13. Espectro de frecuencia a 988.03 Hz.

El espectro en frecuencia, ilustrado en la Figura 13, muestra un pico principal en 988.03 Hz, lo que representa un error absoluto de 0.26 Hz y un error relativo de 0.03 %. Esto confirma que el fonosomatógrafo es capaz de registrar señales cercanas a los 1000 Hz con una precisión notable, sin pérdida de contenido espectral. La Tabla 1 incluye el resume los resultados obtenidos:



Tabla 1. Frecuencias de señal emitida vs. Registrada.

Frecuencia emitida (Hz)	Frecuencia registrada (Hz)	Error absoluto (Hz)	Error relativo (%)
98.00	97.84	0.16	0.16 %
261.63	261.82	0.19	0.07 %
440.00	440.27	0.27	0.06 %
659.25	659.37	0.12	0.02 %
830.61	830.25	0.36	0.04 %
987.77	988.03	0.26	0.03 %

Los resultados muestran un margen de error menor al 0.2 % en todos los casos, lo que valida la alta fidelidad espectral del dispositivo.

Resultados preliminares después de la caracterización

Para evaluar el desempeño del fonosomatógrafo en condiciones preliminares, se realizaron mediciones en tres sujetos sanos en estado de reposo. Las señales fueron analizadas mediante transformada rápida de Fourier (FFT) y detección de picos (findpeaks), considerando ventanas de tiempo de 10, 30 y 60 segundos. Se estimaron las frecuencias dominantes y la frecuencia cardíaca en latidos por minuto (BPM), comparando los resultados con los valores teóricos esperados.

Medición 1

Como resultado preliminar de las distintas mediciones, en la Figura 14 se presenta la señal en crudo tomada de la medición 1. Al igual que en la Figura 15, gráfica superior, se puede apreciar cómo el código realizado detecta los picos en donde se presenta un latido del corazón, en la gráfica inferior, se muestra el FFT de la señal filtrada como pasa bajas a 1.5 Hz para detectar los picos más importantes en frecuencia para su posterior análisis.

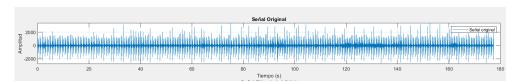


Figura 14. Señal original de la medición 1.

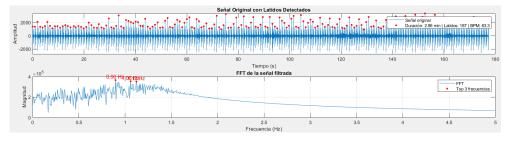


Figura 15. Arriba; Señal de la medición 1. Abajo: FFT de la señal filtrada a 1.5 Hz.

Después de analizar la Figura 15, el pico más importante es a 0.89 Hz con una frecuencia de BPM = 53.7, por lo que se estima que la frecuencia debería ser de 1.055 Hz según los latidos encontrados en la medición general en crudo. Al momento de realizar el espectro de frecuencia (FFT) de la señal filtrada menor a 1.5 Hz se determinó que los picos más importantes son:

Top 3 frecuencias más relevantes (Hz y magnitud):

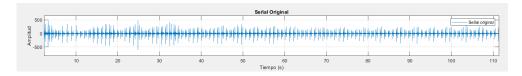
• Frecuencia: 0.896 Hz | Magnitud: 3.67 × 10⁵

www. jovenesenlaciencia.ugto.mx

Frecuencia: 1.060 Hz | Magnitud: 3.55 × 10⁵
 Frecuencia: 1.122 Hz | Magnitud: 3.52 × 10⁵

Medición 2

Como resultado preliminar de las distintas mediciones, en la Figura 16 se presenta la señal en crudo tomada de la medición 2. Al igual que en la Figura 17, gráfica superior, se puede apreciar cómo el código realizado detecta los picos en donde se presenta un latido del corazón, en la gráfica inferior, se muestra el FFT de la señal filtrada como pasa bajas a 1.5 Hz para detectar los picos más importantes en frecuencia para su posterior análisis.



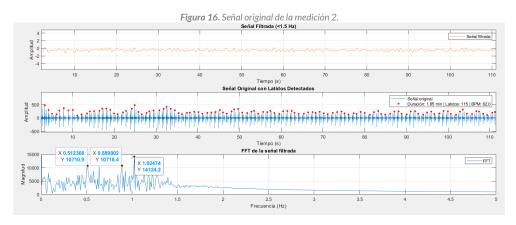


Figura 17. Arriba; Señal de la medición 2. Abajo: FFT de la señal filtrada a 1.5 Hz.

Después de analizar la Figura 17, el pico más importante es a 1.025 Hz con una frecuencia de BPM = 61.5, por lo que se estima que la frecuencia debería ser de 1.033 Hz según los latidos encontrados en la medición general en crudo. Al momento de realizar el espectro de frecuencia (FFT) de la señal filtrada menor a 1.5 Hz se determinó que los picos más importantes son:

Top 3 frecuencias más relevantes (Hz y magnitud):

Frecuencia: 0.512 Hz | Magnitud: 10³
 Frecuencia: 0.889 Hz | Magnitud: 10⁵
 Frecuencia: 1.025 Hz | Magnitud: 14 × 10⁵



Medición 3

Como resultado preliminar de las distintas mediciones, en la Figura 18 se presenta la señal en crudo tomada de la medición 3. Al igual que en la Figura 19, gráfica superior, se puede apreciar cómo el código realizado detecta los picos en donde se presenta un latido del corazón, en la gráfica inferior, se muestra el FFT de la señal filtrada como pasa bajas a 1.5 Hz para detectar los picos más importantes en frecuencia para su posterior análisis.

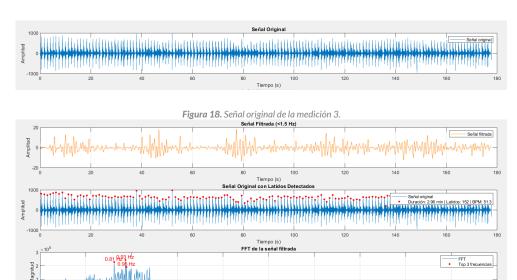


Figura 19. Arriba; Señal de la medición 3. Abajo: FFT de la señal filtrada a 1.5 Hz.

Después de analizar la Figura 19, el pico más importante es a 0.93 Hz con una frecuencia de BPM = 60, por lo que se estima que la frecuencia debería ser de 0.855 Hz según los latidos encontrados en la medición general en crudo. Al momento de realizar el espectro de frecuencia (FFT) de la señal filtrada menor a 1.5 Hz se determinó que los picos más importantes son:

Top 3 frecuencias más relevantes (Hz y magnitud):

Frecuencia: 0.810 Hz | Magnitud: 22 × 10⁴

Frecuencia: 0.934 Hz | Magnitud: 24 × 10⁴

• Frecuencia: 0.945 Hz | Magnitud: 19 × 10⁴

Espectro de frecuencia y estimación de BPM

Se realizó el análisis de la señal filtrada con un paso bajo de 5 Hz, obteniendo los picos dominantes en frecuencia. A partir del pico más relevante en la FFT se estimó la frecuencia cardíaca, con los resultados que se muestran en la siguiente tabla:



Tabla 2. Resultados espectrales preliminares.

Medición	Frecuencia estimada (Hz)	Frecuencia detectada (Hz)	BPM estimado	Rango esperado
Medición 1	1.055	1.060	63.3	(60.1–66.4)
Medición 2	1.033	1.025	62.0	(58.9–65.1)
Medición 3	0.855	0.810	51.3	(48.7–53.9)

En los tres casos, la frecuencia principal detectada mediante FFT se encontró dentro del intervalo teórico esperado (± 0.95 %), lo que confirma la precisión del dispositivo en la estimación espectral de latidos cardíacos.

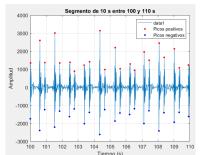
Detección de picos en segmentos de tiempo

Además del análisis en frecuencia, se cuantificaron los picos positivos (s1) y negativos (s2) en intervalos de 10, 30 y 60 segundos. Al dividir el número total de picos entre 4 (considerando que un ciclo cardíaco completo incluye s1 y s2), se obtuvo una estimación de BPM a partir del conteo temporal.

Segmento de 10 segundos

En las figuras 20 – 22 se muestran las secciones de 10 segundos de las mediciones realizadas donde se muestra la identificación de los picos positivos y negativos para la identificación de sonidos cardiacos (S1 y S2), ver la tabla 3.

Los valores estimados fueron coherentes con los obtenidos en la FFT, mostrando la utilidad del conteo de picos como método alternativo de análisis.



400
200
100
200
-400
-400
-500
10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
Tiempo (s)

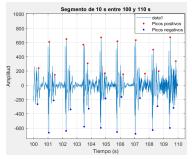


Figura 20. Sección de 10 s de la señal de la medición 1 con sonidos identificados.

Figura 21. Sección de 10 s de la señal de la medición 2 con sonidos identificados.

Figura 22. Sección de 10 s de la señal de la medición 3 con sonidos identificados.

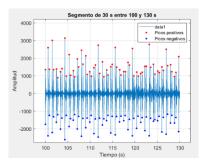
Segmento de 30 segundos

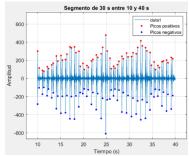
En las Figuras 23-25 se muestran las secciones de 30 segundos de las mediciones realizadas donde se muestra la identificación de los picos positivos y negativos para la identificación de sonidos cardiacos (S_1 y S_2), ver la tabla 4.



Tabla 3. Segmento de 10 segundos.

Medición	Picos positivos	Picos negativos	Total	BPM estimado
Medición 1	22	22	44	66.0
Medición 2	21	21	42	63.0
Medición 3	16	17	33	49.5





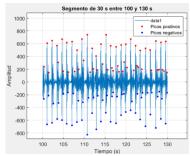


Figura 23. Sección de 20 s de la señal de la medición 1 con sonidos identificados.

Figura 24. Sección de 20 s de la señal de la medición 2 con sonidos identificados.

Figura 25. Sección de 30 s de la señal de la medición 3 con sonidos identificados.

Tabla 4. Segmento de 30 segundos.

Medición	Picos positivos	Picos negativos	Total	BPM estimado
Medición 1	64	64	128	64.0
Medición 2	62	62	124	62.0
Medición 3	55	54	109	54.5

Aumentar la ventana de análisis a 30 segundos permitió reducir la variabilidad de la estimación, observándose una correspondencia cercana con la frecuencia cardíaca reportada por el sujeto en reposo.

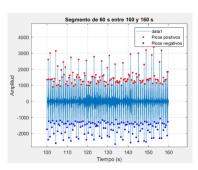
• Segmento de 60 segundos

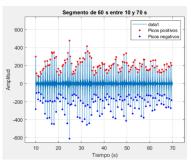
En las Figuras 26 - 28 se muestran las secciones de 60 segundos de las mediciones realizadas donde se muestra la identificación de los picos positivos y negativos para la identificación de sonidos cardiacos (S_1 y S_2).



ISSN 2395-9797

www.jovenesenlaciencia.ugto.mx





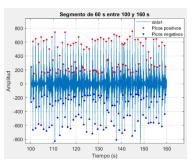


Figura 26. Sección de 60 s de la señal de la medición 1 con sonidos identificados.

Figura 27. Sección de 60 s de la señal de la medición 2 con sonidos identificados.

Figura 28. Sección de 60 s de la señal de la medición 3 con sonidos identificados.

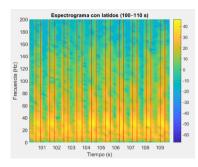
Tabla 5. Segmento de 60 segundos.

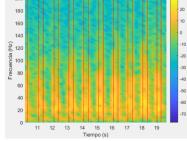
Medición	Picos positivos	Picos negativos	Total	BPM estimado
Medición 1	127	127	254	63.5
Medición 2	124	124	248	62.0
Medición 3	105	107	212	53.0

La estimación en un minuto mostró una buena concordancia con los resultados de espectro y reforzó la capacidad del fonosomatógrafo para realizar registros prolongados con estabilidad en la detección de eventos cardíacos.

Visualización mediante espectrogramas

Se generaron espectrogramas de segmentos de 10 segundos de cada medición, visibles en las Figuras 29 - 31, donde se observaron líneas verticales dobles correspondientes a los eventos S₁ y S₂. Los picos detectados automáticamente mediante el algoritmo fueron marcados en rojo sobre la señal, permitiendo asociar la energía espectral con los eventos mecánicos del corazón.





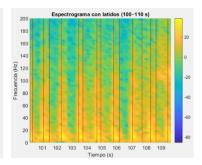


Figura 29. Espectrograma de sección de 10 s de la señal de la medición 1 con sonidos identificados con líneas rojas.

Figura 30. Espectrograma de sección de 10 s de la señal de la medición 2 con sonidos identificados con líneas rojas.

Figura 31. Espectrograma de sección de 10 s de la señal de la medición 3 con sonidos identificados con líneas rojas.

Esta representación permitió corroborar la naturaleza cíclica del sonido cardíaco y la separación entre eventos, lo que refuerza la precisión del dispositivo no solo para cuantificación, sino también para visualización clínica o docente.



www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Discusión

Los resultados obtenidos demuestran que el fonosomatógrafo es capaz de registrar y representar con alta precisión señales acústicas en el rango cardíaco. La caracterización mediante señales senoidales mostró una desviación mínima (< 0.2 %), validando su fidelidad espectral. Este resultado es comparable al rendimiento reportado en estudios con dispositivos comerciales más costosos (Jaros *et al.*, 2023; Alibrandi *et al.*, 2024).

La detección de frecuencia cardíaca en sujetos sanos mediante análisis acústico coincidió con los rangos esperados, lo cual respalda la utilidad clínica preliminar del dispositivo para evaluar el ritmo cardíaco. La coherencia entre el número de picos detectados y la periodicidad observada en los espectrogramas evidencia que el sistema puede discriminar eventos acústicos cíclicos, clave para el monitoreo de la actividad mecánica cardíaca, así tanto en el dominio del espacio con la función findpeaks como en el dominio de la frecuencia con el espectrograma podemos seleccionar información importante relacionada con las características más importantes en S_1 y S_2 .

Uno de los aspectos más relevantes es que todo el sistema fue construido con componentes de bajo costo y ampliamente disponibles. Esto hace al dispositivo viable para su implementación en zonas de bajos recursos, atención domiciliaria y contextos de telemedicina.

Asimismo, el uso de señales musicales bien definidas para la caracterización (por ejemplo, notas como La₄ = 440 Hz) aportó una forma estandarizada y replicable de validar dispositivos acústicos, tal como lo sugieren otros autores en fonocardiografía experimental (Tang, 2016).

Cabe señalar que si bien el sistema mostró excelente respuesta frente a señales puras, su rendimiento en condiciones clínicas reales debe evaluarse con una mayor muestra de pacientes, incluyendo sujetos con anomalías cardíacas (ej. soplos, arritmias). Además, sería útil integrar filtros adaptativos o aprendizaje automático para discriminar mejor entre ruidos fisiológicos y artefactos.

Finalmente, los resultados apoyan la hipótesis de que es posible desarrollar tecnología biomédica frugal y funcional para el diagnóstico temprano de enfermedades cardiovasculares. El fonosomatógrafo representa un primer paso hacia una auscultación digital accesible, precisa y adaptable a contextos diversos.

Conclusión

El fonosomatógrafo desarrollado y caracterizado en este estudio demostró una alta fidelidad en la captura de señales acústicas dentro del rango cardíaco, con errores mínimos frente a frecuencias de referencia. Su desempeño en pruebas reales sugiere que es capaz de estimar con precisión la frecuencia cardíaca en sujetos sanos. La caracterización fue exitosa ya que se logró cumplir con los objetivos que dentro del rango de 100Hz a 1000Hz lo que se captura es fiel a la señal con la que perturbamos el sensor, lo que nos dice que detecta con fidelidad las señales que están en el rango del corazón.

Gracias a su diseño accesible y de bajo costo, este dispositivo representa una alternativa viable para la auscultación digital en contextos de atención primaria o telemedicina. Aunque se requiere validación clínica más amplia, los resultados preliminares respaldan su potencial como herramienta biomédica útil, replicable y adaptable a entornos con recursos limitados.

Agradecimientos

Se agradece al estudiante de MCA, el Ing. Luis Mauricio López Jaramillo por supervisión en los registros realizados y al proyecto VERANOS UG, por la oportunidad de participar.



www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Referencias

- Alibrandi, L. V., Vezzosi, T., Bozzolo, E., Grosso, G., Domenech, O., & Tognetti, R. (2024). Clinical evaluation of a digital stethoscope with simultaneous phonocardiography and electrocardiography in cats. 49(44). doi:10.1007/s11259-024-10600-z
- Boter, M. A., & Cervantes, O. A. (2025). Mortality and Years of Life Lost From Cardiometabolic Diseases in Mexico: National and State-Level Trends, 1998-2022. *Public Health Reports*. doi:10.1177/00333549241308166
- Hall, J. E. (2020). Pocket Companion to Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology. En J. E. Hall, *Pocket Companion to Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology* (14 ed.). doi:ISBN: 9780323640077
- InvenSense. (2015). InvenSense TDK. INMP441: https://invensense.tdk.com/wp-content/uploads/2015/02/INMP441.pdf
- Jaros, R. K., Koutny, J., Ladrova, M., & Martinek, R. (2023). Novel phonocardiography system for heartbeat detection from various locations. *Scientific Reports, 13.* doi:10.1038/s41598-023-41102-8
- Koning, C., & Lock, A. (2021). A systematic review and utilization study of digital stethoscopes for cardiopulmonary assessments. 5(2), 4-14. doi:10.25259/JMRI_2_2021
- Lai, L. K. (2016). Computerized Automatic Diagnosis of Innocent and Pathologic Murmurs in Pediatrics: A Pilot Study. Congenital Heart Disease, 11(5), 386-395. doi:10.1111/chd.12328
- Mendis, S., Puska, P., & Norrving, B. (2011). Global Atlas on Cardiovascular Disease Prevention and Control. World Health Organization in collaboration with the World Heart Federation and the World Stroke Organization. ISBN 978-92-4-156437-3.
- Ríos-Prado, R. A.-R.-C. (2019). Metodología para discernir entre sonido cardiaco no patológico de regurgitación y estenosis aórtica, empleando DTW. *Revista de la Facultad de Ciencias*, 8(1), 138-155. doi:https://revistas.unal.edu.co/index.php/rfc/article/view/74802/69322
- Silverman, M. E., Fleming, P. R., Hollman, A., Julian, D. G., & Krikler, D. M. (2011). British Cardiology in the 20th Century. En M. E. Silverman, P. R. Fleming, A. Hollman, D. G. Julian, & D. M. Krikler, *British Cardiology in the 20th Century*. Softcover Reprint of the Original 1st 2000 ed.
- Tang, H. Z. (2016). Phonocardiogram signal compression using sound repetition and vector quantization. Computers in Biology and Medicine. doi:10.1016/j.compbiomed.2016.01.017
- Torabi, Y. S. (2024). MEMS and ECM sensor technologies for cardiorespiratory sound monitoring—A comprehensive review. arXiv. https://arxiv.org/abs/2406.12432
- Vezzosi, T., Alibrandi, L., Grosso, G., & Tognetti, R. (2023). Evaluation of a new smartphone-based digital stethoscope featuring phonocardiography and electrocardiography in dogs and cats. *The Veterinary Journal*, 295. doi:10.1016/j.tvjl.2023.105987
- Wang H, N. M. (2016). Global, regional, and national life expectancy, all-cause mortality, and cause-specific mortality for 249 causes of death, 1980–2015: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2015. *Lancet*, 388(10053), 1459–1544. doi:10.1016/S0140-6736(16)31012-1
- World Heart Observatory. (2023). Mexico. World Heart Observatory: https://world-heart-federation.org/world-heart-observatory/countries/mexico/