



Sistema de registro de señales fotopletimográficas para la medición de la presión arterial y la frecuencia cardíaca

Photoplethysmographic signal recording system for blood pressure and heart rate measurement

Sistema de registro de sinais fotopletimográficas para a medição da pressão arterial e frequência cardíaca

Eduardo Martínez Duque¹

Genaro Daza Santacoloma²

Recibido: 29 de octubre de 2024

Aceptado: 09 de febrero de 2026

Para citar este artículo: Martínez-Duque, E., Daza-Santacoloma, G. (2025). Sistema de registro de señales fotopletimográficas para la medición de la presión arterial y la frecuencia cardíaca. *Revista Científica*, 52(3), 40-61. <https://doi.org/10.14483/23448350.22826>

Resumen

Este artículo describe el diseño de un sistema de registro de señales fotopletimográficas que permite medir la frecuencia cardíaca y la presión arterial utilizando espectroscopía de infrarrojo cercano. Esta técnica utiliza la emisión de luz infrarroja que es absorbida por los tejidos para modelar los cambios de volumen sanguíneo durante el ciclo cardíaco. La metodología comprende la construcción de un circuito electrónico de registro, el preprocesamiento de señales fotopletimográficas (PPG – Photoplethysmography por su sigla en inglés) y la aplicación de algoritmos de estimación. El circuito de registro consta de etapas de filtrado y amplificación; el preprocesamiento atenúa las interferencias de la línea de potencia y corrige el desplazamiento de la línea base para mejorar la precisión de las estimaciones. Para la estimación de la frecuencia cardíaca, el algoritmo *automatic multiscale-based peak detection* obtuvo un error porcentual absoluto medio (EAM) de 5.22 y un error porcentual absoluto medio (EPAM) de 7.02 %. En la presión arterial se obtuvieron errores promedio bajos, especialmente en la presión diastólica (EAM = 2.56, EPAM = 3.56 % y RECM = 6.53). El análisis gráfico evidenció regresión hacia la media y variabilidad según el rango fisiológico. Se concluye que el sistema presenta un desempeño adecuado para el seguimiento de tendencias a nivel poblacional, aunque no sustituye la medición clínica individual.

Palabras clave: electrónica biomédica, espectroscopía de infrarrojo cercano, fotopletimografía, frecuencia cardíaca, presión arterial, procesamiento de señales.

1. Estudiante de Maestría en Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira. (Risaralda, Colombia). Correo electrónico: eduardo.martinez@utp.edu.co
2. Docente Facultad de Ingenierías, Universidad Tecnológica de Pereira. (Risaralda, Colombia). Correo electrónico: genaro.santacoloma@utp.edu.co

Abstract

This article describes the design of a photoplethysmographic signal recording system that allows measuring heart rate and blood pressure using near-infrared spectroscopy. This technique relies on the emission of infrared light, which is absorbed by human body tissues to model changes in blood volume during the cardiac cycle. The methodology includes the construction of an electronic recording circuit, the preprocessing of photoplethysmographic signals (PPG - Photoplethysmography), and the implementation of estimation algorithms. The recording circuit consists of filtering and amplification stages, while preprocessing attenuates power line interference and corrects baseline drift to improve estimation accuracy. For heart rate estimation, the algorithm *automatic multiscale-based peak detection* achieved a mean absolute error (MAE) of 5.22 and a mean absolute percentage error (MAPE) of 7.02%. For blood pressure estimation, low average errors were obtained, particularly for diastolic pressure (ME = 2.56, MAPE = 3.56%, and RMSE = 6.53). Graphical analysis revealed regression toward the mean and variability depending on the physiological range. It is concluded that the system demonstrates adequate performance for population level trend monitoring, although it does not replace individual clinical measurement.

Keywords: biomedical electronics, near-infrared spectroscopy, photoplethysmography, heart rate, blood pressure, signal processing.

Resumo

Este artigo descreve o design de um sistema de registro de sinais fotopleletismográficos que permite medir a frequência cardíaca e a pressão arterial utilizando espectroscopia de infravermelho próximo. Esta técnica utiliza a emissão de luz infravermelha que é absorvida pelos tecidos para modelar as mudanças no volume sanguíneo durante o ciclo cardíaco. A metodologia compreende a construção de um circuito eletrônico de registro, o pré-processamento de sinais fotopleletismográficos (PPG - Photoplethysmography, na sigla em inglês) e a aplicação de algoritmos de estimativa. O circuito de registro é composto por estágios de filtragem e amplificação; o pré-processamento atenua as interferências da linha de potência e corrige o deslocamento da linha de base para melhorar a precisão das estimativas. Para a estimativa da frequência cardíaca, o algoritmo *automatic multiscale-based peak detection* obteve um erro absoluto médio (EAM) de 5,22 e um erro percentual absoluto médio (EPAM) de 7,02%. Para a pressão arterial, foram obtidos baixos erros médios, especialmente para a pressão diastólica (EM = 2,56, MAPE = 3,56% e RMSE = 6,53). A análise gráfica evidenciou regressão à média e variabilidade de acordo com a faixa fisiológica. Conclui-se que o sistema apresenta desempenho adequado para o monitoramento de tendências em nível populacional, embora não substitua a medição clínica individual.

Palavras-chaves: eletrônica biomédica, espectroscopia no infravermelho próximo fotopleletismografia, frequência cardíaca, pressão arterial, processamento de sinais.

INTRODUCCIÓN

Las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte en las Américas, con una pérdida estimada de 2 millones de vidas cada año (OPS, 2021). En particular, la hipertensión arterial constituye más del 50 % de estos casos; en esta región, más del 25 % de las mujeres adultas y el 40 % de los hombres adultos padecen esta condición (OPS, 2023). La hipertensión es una enfermedad prevalente en América Latina y el Caribe que contribuye significativamente al desarrollo de patologías cardíacas y accidentes cerebrovasculares. Adicionalmente, según la red NCD Risk Factor Collaboration (NCD-RisC, 2021), el 28 % de las mujeres y el 43 % de los hombres desconocen que padecen esta enfermedad.

Aunque estas cifras son preocupantes, la monitorización diaria de la presión arterial (PA) puede reducir significativamente el riesgo cardiovascular. Se ha reportado que cada reducción de 10 mmHg en la presión arterial sistólica disminuye en un 20 % la probabilidad de eventos cardiovasculares mayores y en un 13 % la mortalidad por todas las causas (Ettehad *et al.*, 2016; Liu *et al.*, 2022). Aunque existen diversos dispositivos para el monitoreo de la frecuencia cardíaca y la presión arterial, la presión ejercida por el brazalete y su colocación incorrecta pueden generar incomodidad y resultados inexactos (Peter *et al.*, 2014; López, 2022). Esta problemática ha impulsado la búsqueda de métodos de medición cómodos, precisos y accesibles para la monitorización continua. En este contexto, han surgido técnicas basadas en el procesamiento digital de señales fisiológicas, como la fotopleletismografía (PPG), que utilizan principios ópticos y algoritmos de análisis para estimar parámetros cardiovasculares de manera no invasiva.

La PPG es un método que permite medir cambios en el volumen sanguíneo de los microvasos de la piel a partir de propiedades ópticas como la absorción, reflexión, dispersión y transmisión de la luz a través del cuerpo humano (Park *et al.*, 2022). La forma de onda de la señal está estrechamente relacionada con el ciclo cardíaco; de hecho, el volumen sanguíneo, el diámetro arterial y la concentración de la hemoglobina afectan la intensidad de luz transmitida. En la Figura 1 se muestra el principio de generación de la señal PPG y sus puntos característicos relacionados con el ciclo cardíaco.

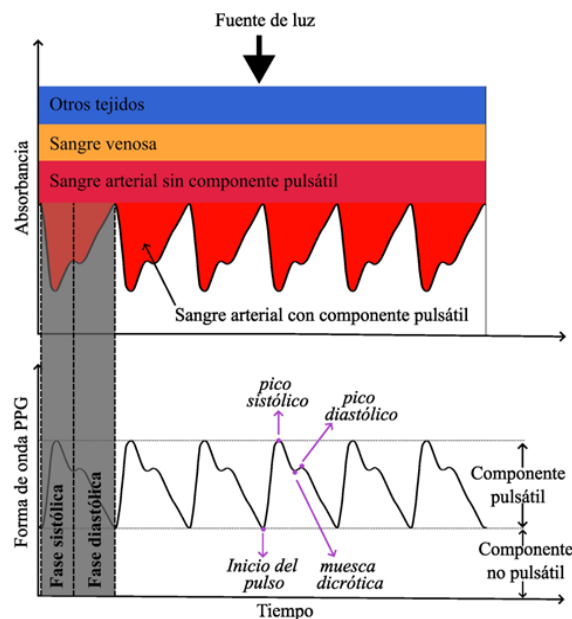


Figura 1. Forma de onda de la señal PPG.

Fuente: adaptado de Park *et al.*, 2022.

Dado que la presión arterial se define como la fuerza ejercida perpendicularmente por la sangre sobre las paredes de los vasos sanguíneos, y considerando que esta presión depende de la densidad y el volumen del fluido, así como del área transversal de los vasos, existe una relación técnica entre la morfología de la señal PPG y la presión arterial. Esta relación proporciona una base técnica para plantear la estimación de la presión arterial utilizando señales PPG. Diversos autores han propuesto métodos para la estimación de la presión arterial utilizando estas señales ([Chowdhury et al., 2020](#); [Liu et al., 2019](#); [Mousavi et al., 2019](#)). En la [Tabla 1](#) se presenta una comparativa de estudios que emplean este enfoque.

Tabla 1. Comparativa de métodos para estimación de presión arterial a partir de señales PPG.

Estudios	Contribución y metodología	Enfoque distintivo
Chowdhury et al. (2020)	Propusieron un sistema continuo y no invasivo para estimar PA usando 107 características de señales (tiempo, frecuencia, tiempo-frecuencia) y datos demográficos, con selección mediante ReliefF y regresión con procesos gaussianos.	Integración de múltiples dominios y uso de variables demográficas como predictores.
Liu et al. (2017)	Proponen un estimador de PA basado en 35 características combinadas de PPG y su segunda derivada, aplicando un cribado de ciclos PPG para mejorar la calidad de la señal. El modelo, entrenado Support Vector Regression (SVR) y datos del conjunto MIMIC II.	Se utiliza la segunda derivada de la señal para capturar información sobre la elasticidad y rigidez aórtica. La estimación es continua y no invasiva, usando solo una señal PPG y reduciendo el sobreajuste con SVR.
Mousavi et al. (2019)	Desarrollaron un modelo sin calibración que estima PA usando valores crudos de PPG con AdaBoostR, sin depender de extracción precisa de características.	Utiliza los valores crudos de la señal, lo que lo hace robusto frente a señales PPG con deformaciones en su morfología característica (presentes en el 80% de su base de datos).

Específicamente, el enfoque de [Mousavi et al., \(2019\)](#) se basa en la aplicación de un algoritmo de regresión AdaBoostR para predecir las presiones sistólica y diastólica. Este método incluye etapas de preprocesamiento para la eliminación de ruido y extracción de características mediante el análisis de componentes principales (PCA). Este enfoque permite múltiples estimaciones a partir de una sola señal PPG, utilizando un periodo de la señal, obteniendo resultados de error medio de -0.05 para la presión sistólica y 0.19 para la presión diastólica con desviación estándar de 8.9 y 4.17, respectivamente. Según el estándar de la Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI), un dispositivo es clínicamente aceptable si presenta un error medio ≤ 5 mmHg y una desviación estándar ≤ 8 mmHg. Los resultados reportados por [Mousavi et al.](#) se aproximan a estos criterios, lo que sugiere un desempeño adecuado para aplicaciones clínicas. No obstante, los métodos descritos por [Chowdhury et al., \(2020\)](#) y [Liu et al., \(2019\)](#) dependen de señales PPG con una morfología bien definida, (pico sistólico y la muesca dicrótica) (Figura 1), las cuales pueden distorsionarse por factores como la rigidez arterial, presiones arteriales muy elevadas o variaciones fisiológicas individuales, esto reduce la utilidad y aplicabilidad de dichos métodos.

La finalidad de este artículo es presentar el diseño y construcción de un dispositivo cómodo y de fácil uso que permita estimar, a partir de señales PPG, la frecuencia cardíaca y las presiones arteriales sistólica y diastólica. En las secciones siguientes se detalla la metodología del hardware, el preprocesamiento realizado para atenuar la interferencia electromagnética de la línea de potencia y remover el desplazamiento de la línea base de la señal. Así mismo, se describe un método de detección de frecuencias cardíacas y el procedimiento para estimar la PA a partir de una señal PPG. Finalmente, se presentan los resultados del circuito y el desempeño de los estimadores de frecuencia cardíaca y PA.

METODOLOGÍA

En este trabajo se diseñó e implementó un circuito electrónico para el registro de señales PPG, basado en los esquemas propuestos por Hina *et al.*, (2019). Un circuito de acondicionamiento para señales PPG, generalmente incluye un amplificador de transimpedancia (TIA) para convertir la señal de corriente en una señal de voltaje, un filtro paso alto para eliminar la componente no pulsátil de la señal y etapas de amplificación. Además, se emplea un filtro paso banda o paso bajo para suprimir el ruido de alta frecuencia por interferencias electromagnéticas. Finalmente, la última etapa amplifica y añade una componente constante a la señal, lo que permite su conversión analógica a digital mediante tensiones positivas.

Respecto al diseño original, en esta propuesta se modificaron la frecuencia y la ganancia en el filtro activo paso banda para ajustar la señal a los rangos de voltaje aceptables (0 a 5 V) del dispositivo de adquisición de datos. Asimismo, se sustituyó el amplificador de ganancia programable inversor por uno de amplificación de ganancia programable no inversora para asegurar una morfología de onda de la señal PPG convencional.

Antes de la estimación de la presión arterial (PA) y la frecuencia cardíaca (FC) se realizó un preprocesamiento digital. Las señales PPG suelen estar contaminadas por las interferencias electromagnéticas de línea de potencia (*power line interference*, PLI) y desviaciones de la línea base. El PLI (50 o 60 Hz) se produce por el acoplamiento eléctrico en los cables, que transportan la señal, mientras que la desviación en la línea base es causada por factores como la respiración, las actividades del sistema nervioso simpático y la termorregulación.

Después de haber realizado la etapa de preprocesamiento sobre las señales PPG, se procede a estimar la frecuencia cardíaca y la presión arterial, con base en la información que dispone la señal PPG.

Diseño del circuito electrónico

El circuito consta de tres secciones principales: el dispositivo sensor, acondicionamiento de señal y conversión analógica a digital. En primer lugar, el sensor se compone de un LED infrarrojo TSAL6200 (940 nm), encargado de emitir la radiación de luz infrarroja para que el fotodiodo KPDE150-H45 (900 nm - 1700 nm), la transforme en corriente eléctrica. La etapa de acondicionamiento de la señal fotopleletismográfica se compone de un amplificador de transimpedancia, un filtro pasivo RC de paso alto, un amplificador no inversor, un filtro activo paso banda, un segundo filtro pasivo RC de paso bajo y finalmente un amplificador de ganancia programable (ver [Figura 2](#)).

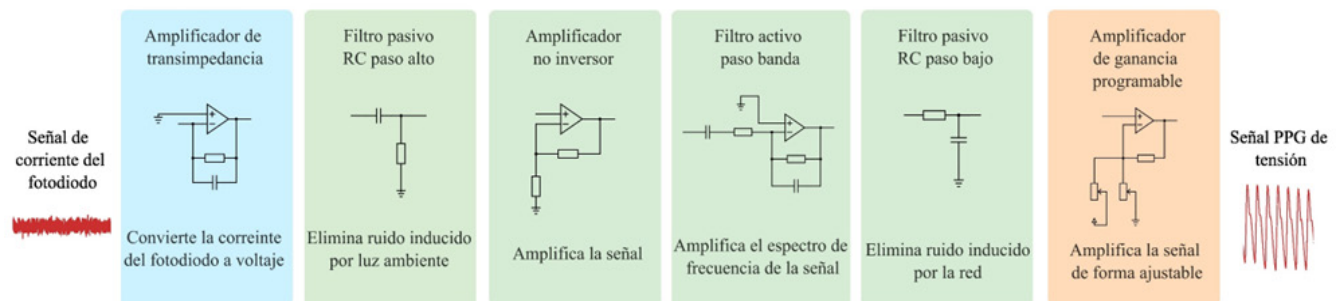


Figura 2. Sistema de acondicionamiento de señal PPG.

Fuente: elaboración propia.

El TIA (ver [Figura 3](#)) convierte la corriente del fotodiodo a una tensión proporcional con una ganancia de 1×10^6 . La ganancia se establece de manera experimental para llevar la corriente promedio de 9 nA en una tensión de salida de 9 mV.

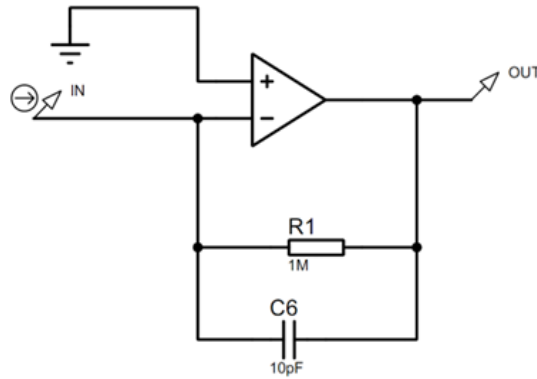


Figura 3. Amplificador de Transimpedancia (TIA).

Fuente: elaboración propia.

El capacitor de compensación (C6, [Figura 3](#)) aporta estabilidad al circuito ya que el fotodiodo posee una pequeña capacitancia y esta tarda tiempo en cargarse cuando se expone a la luz, lo que puede ocasionar que el amplificador sea inestable. Para solucionar este inconveniente usualmente se establece capacitancias de baja magnitud en paralelo con la resistencia de retroalimentación, en este caso se seleccionó un capacitor de 10 pF, lo que se analiza como un filtro paso bajo donde la frecuencia de corte viene dada por la ecuación [\(1\)](#).

$$f_c = \frac{1}{2\pi RC} \quad (1)$$

Al amplificador de transimpedancia se acopla un filtro paso alto con una frecuencia de corte de 0.041 Hz (ver [Figura 4](#)), para eliminar el desplazamiento de nivel de la señal debido a la luz ambiente y la corriente de oscuridad. La función de transferencia del filtro se encuentra en la ecuación [\(2\)](#) y a partir de la misma se halla la frecuencia de corte, en la [Figura 5](#) se observa la respuesta en frecuencia del filtro.

$$H(s) = \frac{s}{s + \frac{1}{RC}} \quad (2)$$

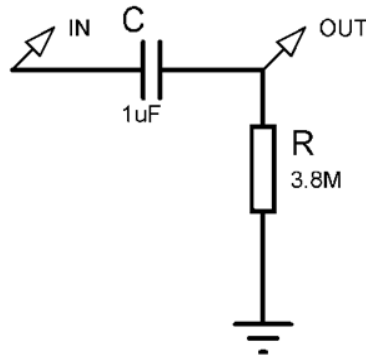


Figura 4. Filtro paso alto con consideraciones de diseño.

Fuente: elaboración propia.

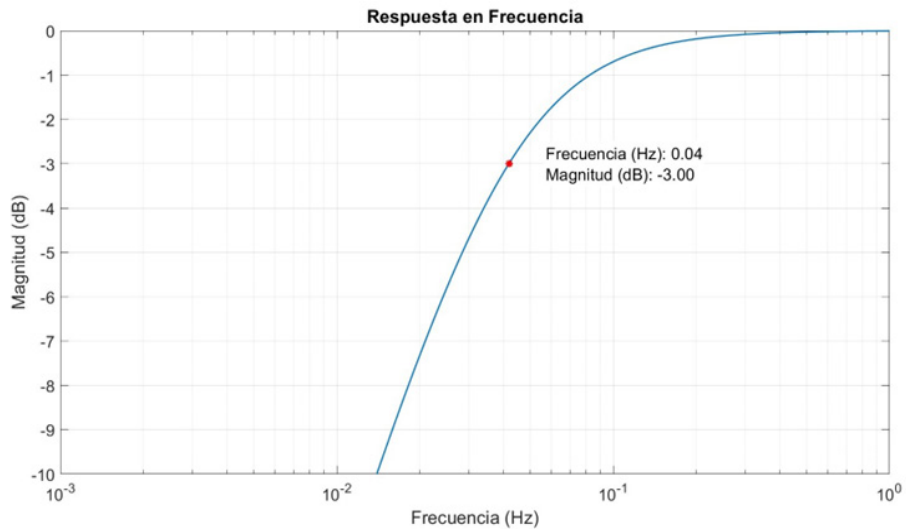


Figura 5. Respuesta en frecuencia del filtro paso alto.

Fuente: elaboración propia.

Posteriormente, se integró un amplificador no inversor con ganancia de 20 dB (ver [Figura 6](#)), cuya amplificación se rige por la ecuación (3).

$$V_{out} = V_{in} \left(1 + \frac{R_2}{R_1} \right) \quad (3)$$

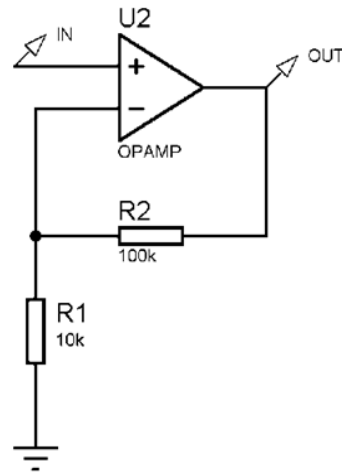


Figura 6. Amplificador no inversor con ganancia de 20dB.

Fuente: elaboración propia.

Luego, se implementa un filtro activo inversor paso banda con una amplificación de 3.5 dB y frecuencias de 0.07 Hz – 4.8 Hz (ver [Figura 7](#)) para atenuar las frecuencias que no se encuentren en el ancho de banda típico de una señal PPG. La ecuación (4) muestra la función de transferencia del filtro y la [Figura 8](#) muestra la respuesta en frecuencia de este filtro.

$$H(s) = \frac{-R_2 C_1 s}{(R_1 C_1 s + 1)(R_2 C_2 s + 1)} \quad (4)$$

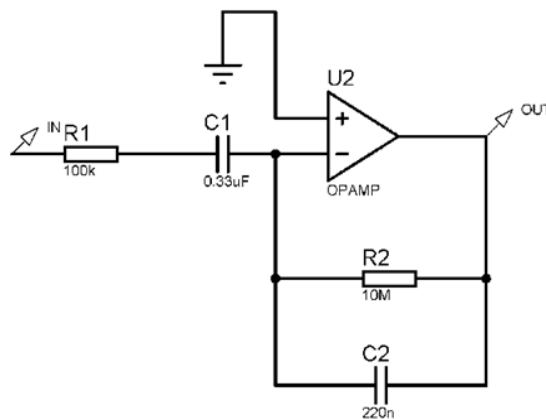


Figura 7. Filtro paso banda con ganancia de 40dB.

Fuente: elaboración propia.

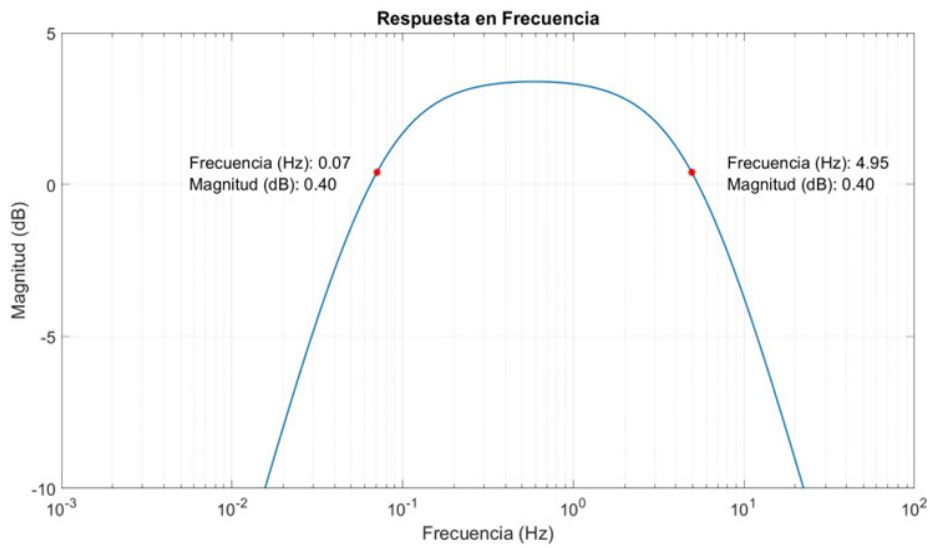


Figura 8. Respuesta en frecuencia del filtro paso banda activo: Autoría propia.

Fuente: elaboración propia.

Posteriormente, se añade un filtro adicional paso bajo, con una frecuencia de corte de 16 Hz para remover los ruidos de alta frecuencia (ver [Figura 9](#)). La ecuación (5) muestra la función de transferencia del filtro y en la [Figura 10](#) se observa la respuesta en frecuencia del filtro.

$$H(s) = \frac{1}{SRC + 1} \quad (5)$$

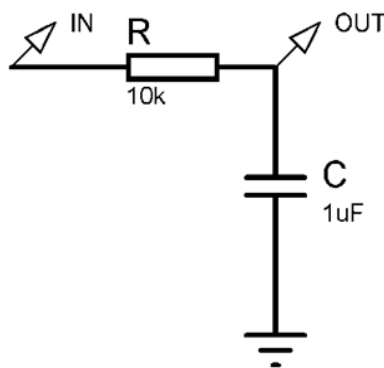


Figura 9. Filtro paso bajo.

Fuente: elaboración propia.

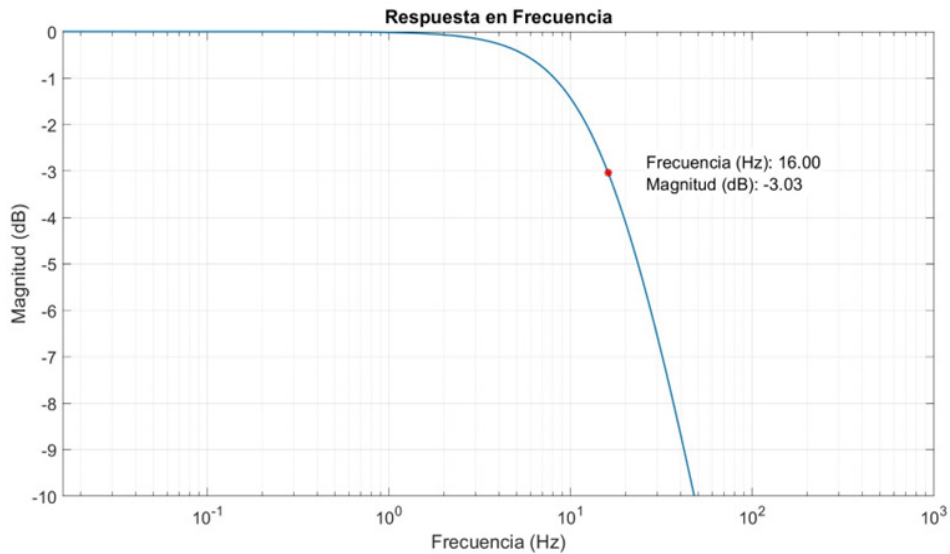


Figura 10. Respuesta en frecuencia del filtro paso bajo.
Fuente: elaboración propia.

Finalmente, se implementa el amplificador de ganancia programable que facilita el ajuste de desplazamiento de nivel (*offset*) antes de ingresar la señal a la etapa de conversión analógico-digital. En la [Figura 11](#) se presenta el amplificador de ganancia programable, que cuenta con dos resistencias encargadas de regular el *offset* y la ganancia. La resistencia variable RV1 se encarga de añadir el *offset* a la señal por medio de una fuente de tensión, en este caso la misma fuente de tensión con la que se alimenta el amplificador, mientras que la resistencia variable RV2 se encarga de regular la amplificación de esta última etapa.

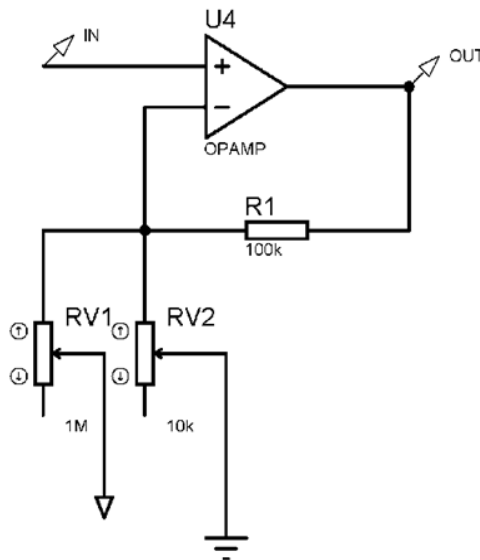


Figura 11. Amplificador de ganancia programable.

Preprocesamiento de la señal PPG

Antes de estimar los signos vitales (FC y PA) es necesario realizar el preprocesamiento de las señales de PPG, de manera que las estimaciones puedan ser más precisas. La primera etapa del preprocesamiento consiste en remover la desviación de la línea base, en este trabajo se emplea el método propuesto por [Vega et al., \(2011\)](#), el cual elimina la desviación aplicando la transformada discreta *wavelet*. Se aplica la transformada con la *wavelet* madre Daubechies 4 (db4) para encontrar pseudofrecuencias en cada nivel de descomposición.

La transformada *wavelet* es un método de descomposición de señales que utiliza un banco de filtros paso alto y paso bajo para descomponer la señal original en sus componentes frecuenciales, los componentes de baja frecuencia son conocidos como coeficientes de aproximación, y los de alta frecuencia son denominados coeficientes de detalle, estos coeficientes son obtenidos en cada etapa del proceso. Esta descomposición se realiza en niveles, donde para alcanzar un segundo nivel se aplica el mismo procedimiento sobre las aproximaciones obtenidas en el nivel anterior, la [Figura 12](#) muestra un diagrama del proceso.

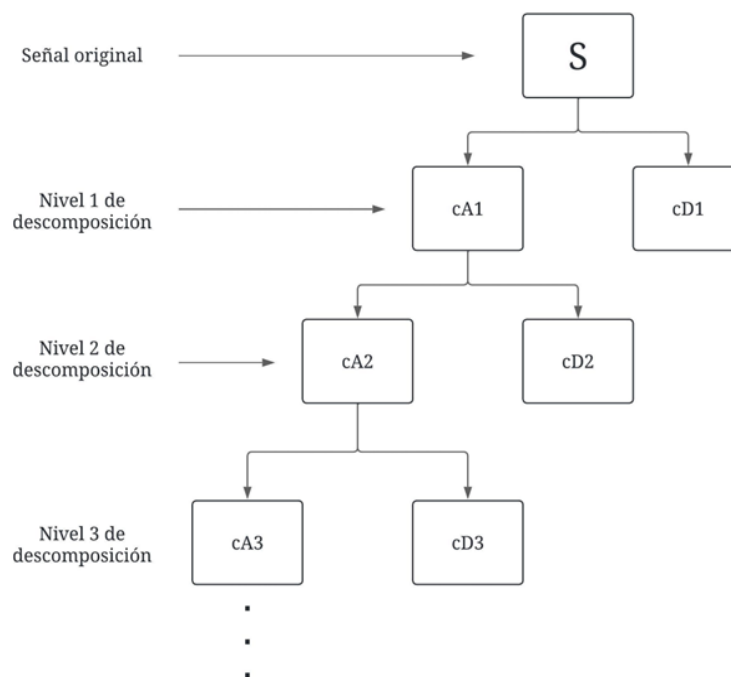


Figura 12. Descomposición de una señal con la transformada wavelet. Donde cAx son los coeficientes de aproximación y cDx son los coeficientes de detalle.

Fuente: elaboración propia.

Las componentes de la línea base se encuentran en los niveles de descomposición con una pseudofrecuencia aproximada a 0.5 Hz o por debajo de 1 Hz [Vega et al., \(2011\)](#). De este modo, se reconstruye la señal considerando solo los coeficientes de aproximación de estos niveles, se identifica la

desviación de la línea base en la señal; al restarla de la señal reconstruida de la señal original, se obtiene la señal PPG sin la desviación de su línea base.

En una segunda etapa, se elimina el ruido generado por la línea de potencia (PLI) mediante filtros digitales. Algunos autores han utilizado filtros IIR Butterworth paso banda con rangos de [0.5-5] Hz y [0.2-10] Hz (Sukor *et al.*, 2011; Liu *et al.*, 2020), mientras que otros autores han optado por filtros FIR paso banda con un rango de [0.1-10] Hz (Selvaraj *et al.*, 2011). Aunque los filtros paso banda permiten remover simultáneamente la desviación en la línea base, sin embargo, esto no es lo ideal puesto que las componentes de frecuencia de la línea base pueden estar en el rango de las componentes de frecuencias bajas de la señal PPG, lo que alteraría la información clínica contenida en la señal. Por esta razón, se opta por la remoción de la desviación de la línea base utilizando la transformada *wavelet*. Para remover el PLI se diseñó un filtro FIR paso con el método de la ventana, específicamente la ventana Blackman. El método de la ventana consiste en una versión truncada de un filtro ideal, para un filtro paso bajo la respuesta al impulso ideal $h[n]$ viene dado por la ecuación (6), donde F_C es la frecuencia de corte, y esta respuesta ideal se trunca al multiplicarla por una ventana rectangular $w[n]$ de longitud N . El espectro resultante de la respuesta al impulso con ventana (ecuación 7) se obtiene mediante la convolución periódica de $H(F)$ y $W(F)$. Si se utiliza una ventana rectangular, el proceso puede generar sobre impulso y ondulaciones, conocidas como efecto Gibbs. Para mitigar estas ondulaciones, se emplean ventanas con forma cónica (Ambardar, 2007). El filtro fue diseñado con una frecuencia de paso de 5 Hz y una frecuencia de parada de 25 Hz, la frecuencia de corte dio como resultado 15 Hz, y el filtro diseñado tiene un orden de 44, la respuesta en frecuencia del filtro se muestra en la Figura 13.

$$h[n] = 2F_C \text{sinc}(2nF_C) \quad (6)$$

$$h_w[n] = h[n]w[n] \quad (7)$$

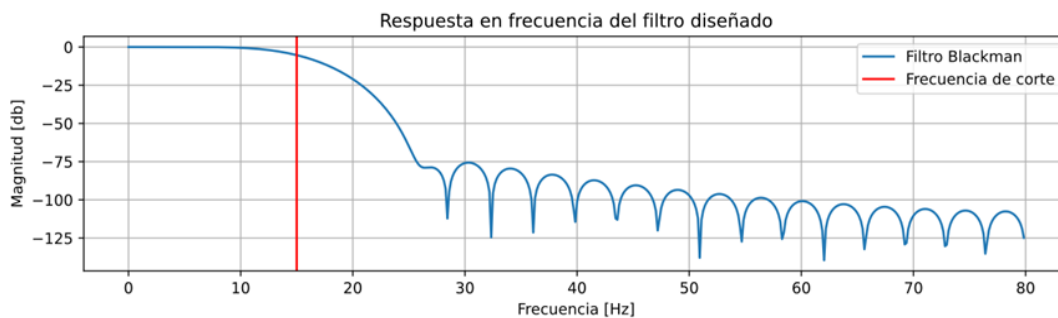


Figura 13. Respuesta en frecuencia del filtro FIR: Autoría propia.

Fuente: elaboración propia.

Estimación de la frecuencia cardíaca

Para estimar la frecuencia cardíaca a partir de las señales PPG se utiliza el algoritmo *Automatic multiscale-based peak detection* (AMPD), propuesto por Scholkmann *et al.* (2012). Este algoritmo está diseñado para

calcular los picos en señales periódicas y cuasiperiódicas, se basa en el cálculo y análisis del escalograma de máximos locales (LMS), una matriz que representa la aparición de máximos locales en función de la escala. A partir de los picos sistólicos detectados en la señal, es posible determinar la frecuencia cardíaca mediante el cálculo de la periodicidad entre cada par de picos sistólicos y en promedio de dichos intervalos en la señal.

El primer paso del algoritmo AMPD consiste en calcular el LMS. Se asume una señal $x_N[n]$ que contiene componentes periódicas o cuasiperiódicas, siendo N la longitud. Luego, se determinan los máximos locales de la señal usando un enfoque de ventana móvil en el que la longitud de la ventana w_k varía según $\{w_k = 2k \mid k = 1, 2, \dots, L\}$, siendo k la escala de la señal y $L = \lfloor \frac{N}{2} \rfloor - 1$, donde $\lfloor \cdot \rfloor$ representa la función piso, que redondea hacia el entero más cercano por debajo de un número decimal. Este proceso se realiza para todas las escalas y para $i = k + 2, k + 3, \dots, N - k + 1$, la ecuación (8) determina los elementos de la matriz LMS

$$m_{k,i} = \begin{cases} 0, & x_{i-1} > x_{i-k-1} \wedge x_{i-1} > x_{i+k-1} \\ r + 1, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (8)$$

donde r es un número aleatorio en el rango de 0 a 1. Para $i = 1, \dots, k + 1$ y para $i = N - k + 2, \dots, N$ el valor de $m_{k,i}$ es $r + 1$. El segundo paso del algoritmo consiste en sumar por filas la matriz LMS como se muestra en la ecuación (9).

$$\gamma_k = \sum_{i=1}^N m_{k,i}, \text{ para } k \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (9)$$

El vector γ_k contiene la información sobre la distribución de los ceros en función de la escala (y, por tanto, de los máximos locales). El mínimo global de γ , $\lambda = \arg \min_{k \in \{1, \dots, L\}} \gamma_k$ representa la escala con la mayor cantidad de máximos locales. El valor λ es usado para truncar la matriz LMS eliminando todos los elementos $m_{k,i}$ para los cuales $k > \lambda$, dejando una matriz reducida de dimensiones $\lambda \times N$.

El último paso del algoritmo consiste en detectar los picos encontrando los índices i para los cuales la desviación estándar por columnas es igual a cero.

Estimación de la presión arterial

Para la estimación de la presión arterial se utiliza el método propuesto por [Mousavi et al. \(2019\)](#), el cual se fundamenta en la aplicación de un algoritmo de regresión AdaBoostR para predecir las presiones arteriales sistólica y diastólica. El entrenamiento se requiere un conjunto de señales de PPG junto con sus correspondientes valores de presión arterial, el método incluye etapas de preprocesamiento para eliminar el ruido, así como la extracción y reducción de características mediante análisis de componentes principales (PCA, por su sigla en inglés). Este método permite mantener un rendimiento aceptable incluso ante el deterioro de la muesca dicrótica (*dicrotic notch*, en inglés) debido al envejecimiento o la hipertensión. El proceso de estimación consta de los siguientes pasos:

- Preprocesamiento de la señal para eliminar el ruido.
- Extracción de vectores de características de la señal.
- Reducción de la dimensión de los vectores de características.
- Aplicación de algoritmos de regresión no lineal.

El preprocesamiento implica aplicar la transformada rápida de Fourier (FFT) a la señal para eliminar las componentes de frecuencia por debajo de 0.4 Hz y por encima de 8 Hz; luego, se utiliza la transformada inversa (IFFT) para retornar al dominio del tiempo y, finalmente, se normaliza la señal mediante la ecuación (10), donde PPG_n es la señal normalizada y PPG_0 es la señal original.

$$PPG_n = \frac{PPG_0 - \min(PPG_0)}{\max(PPG_0) - \min(PPG_0)} \quad (10)$$

Los valores de la señal PPG entre dos picos sistólicos consecutivos se emplean como características de entrada para el algoritmo de aprendizaje de máquina. El procedimiento de extracción de características es el siguiente:

- Se crea un vector con una dimensión de $4 \times f_s$, donde f_s es la frecuencia de muestreo. Esto asegura que el vector sea lo suficientemente largo para capturar todos los puntos entre dos picos sistólicos consecutivos en todas las señales PPG.
- Después del preprocesamiento, se detectan los picos sistólicos de la señal PPG utilizando el algoritmo AMPD.
- Los valores entre los picos sistólicos consecutivos se almacenan en los primeros espacios del vector creado previamente, pudiendo quedar los últimos espacios del vector con valor cero.
- Finalmente, se remuestra el vector de características mediante interpolación para que la dimensión final sea de $5 \times f_s$.

Debido a la longitud excesiva y alta correlación de los vectores de características, se realiza una reducción de la dimensión mediante el análisis de componentes principales (PCA) para retener el 98 % de la varianza explicada en los datos.

Finalmente, con las características extraídas y reducidas se entrena el algoritmo de regresión por aumento adaptativo (AdaBoostR) con 500 regresores de árboles de decisión. Este modelo se entrena tanto para predecir la presión arterial sistólica (PAS) como la presión arterial diastólica (PAD).

Es relevante precisar que el método propuesto por [Mousavi et al. \(2019\)](#) permite obtener múltiples estimaciones de presión arterial de una misma señal PPG; esto se debe a que los vectores de características utilizados para alimentar el modelo de regresión no lineal se extraen de los segmentos comprendidos entre cada par de picos de una señal.

RESULTADOS

Para la recolección de los datos, se contó con la colaboración de profesionales de la salud de la Unidad Vasculard Cardiológica y Neurológica SAS. Antes de iniciar el proceso, se obtuvo el consentimiento informado de los pacientes, en el cual se explicaron los riesgos de la participación en la investigación y se brindó la información detallada del estudio. Mediante un monitor de signos vitales y bajo supervisión de personal especializado, se registraron la frecuencia cardíaca y la presión arterial (sistólica y diastólica) de los pacientes. Posteriormente, se capturó la señal PPG de los participantes empleando el dispositivo de medición, con una frecuencia de muestreo de 160 Hz durante un período de 30 segundos. En total, se registraron 110 pacientes; su información demográfica y de salud se sintetiza en la [Tabla 2](#).

Tabla 2. Información demográfica y de salud de los pacientes

Variable	Valor	Unidad
Sexo biológico		
Masculino	42	%
Femenino	58	%
Edad		
Media	63.23	años
Desviación estándar	17.31	años
Mínima	21	años
Máxima	90	años
Mediana	67	años
Rango intercuartil (IQR)	24	años
Uso de medicamentos para HTA		
Sí	78	%
No	22	%

Se realizó la simulación del circuito completo mediante una señal de prueba contaminada con ruido de alta frecuencia; en la [Figura 14](#) se observa el resultado después de cada etapa de acondicionamiento. En la primera fase, se observa como la señal de corriente se convierte en una de voltaje amplificada en un orden de 1×10^6 tras pasar por el TIA. Después, se aprecia la remoción del desplazamiento (*offset*) mediante el filtro paso alto RC. Seguidamente, se presenta el efecto de amplificador no inversor, que incrementa la señal en 20 dB para su posterior filtrado en las etapas paso banda y paso bajo. Finalmente, se obtiene la señal de salida amplificada y con un desplazamiento regulado por el amplificador de ganancia programable. En la [Figura 15](#) se muestra el dispositivo de acondicionamiento construido y en la [Figura 16](#) se observa la señal de salida medida con una tarjeta NI-myDAQ. Es importante destacar que, a pesar de las múltiples etapas de filtrado, la señal adquirida aún presenta ruido de alta frecuencia, debido al acoplamiento electromagnético en los conductores que transmiten la señal.

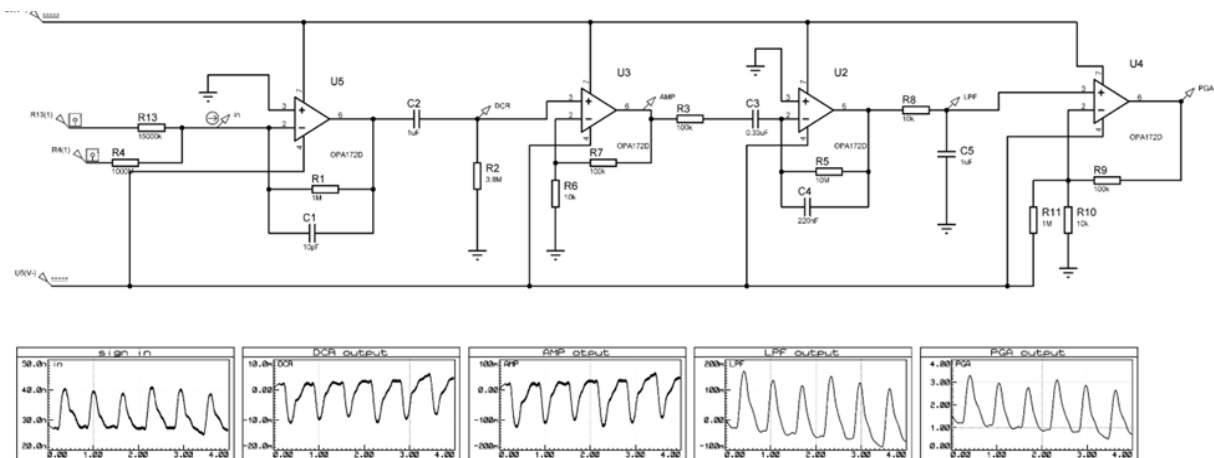


Figura 14. Simulación del circuito de acondicionamiento.
 Fuente: elaboración propia.

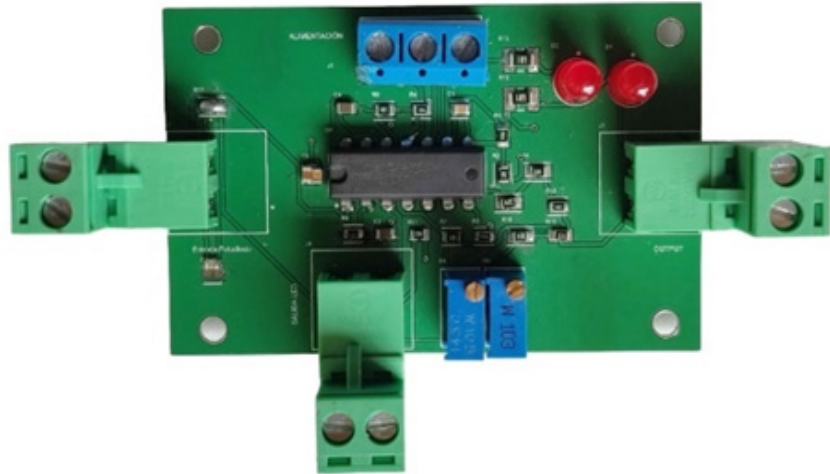


Figura 15. *Dispositivo de acondicionamiento.*

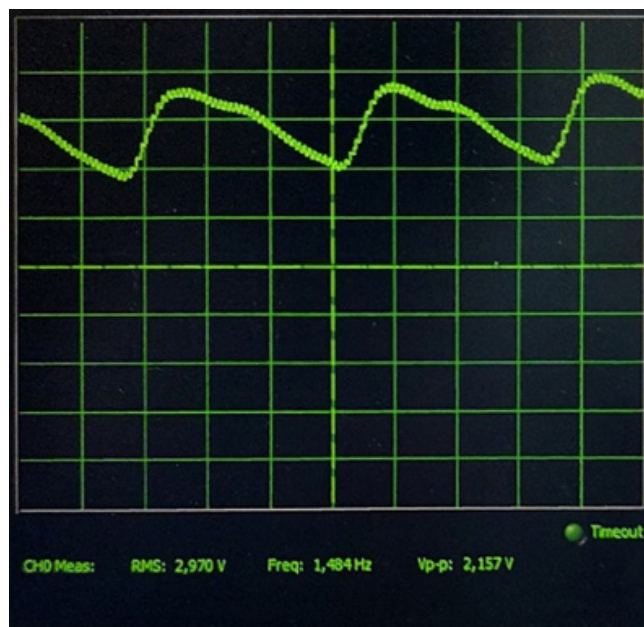


Figura 16. *Señal adquirida por la DAQ después de pasar por el circuito de acondicionamiento: Autoría propia.*
Fuente: *elaboración propia.*

Una vez confirmada la correcta adquisición de la señal, se procede al preprocesamiento, donde se eliminan tanto la ondulación en la línea base como la PLI utilizando los métodos previamente descritos. En la [Figura 17](#), se evidencia el resultado de la remoción de la línea base, además, en la [Figura 18](#) se muestra la mejora en la señal tras la aplicación del filtro diseñado para la remoción de PLI.

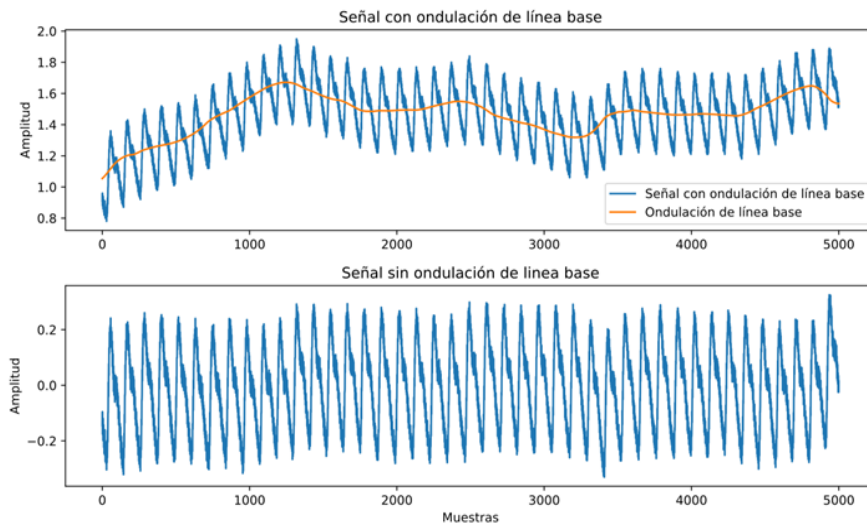


Figura 17. Remoción de la desviación de la línea base.

Fuente: elaboración propia.

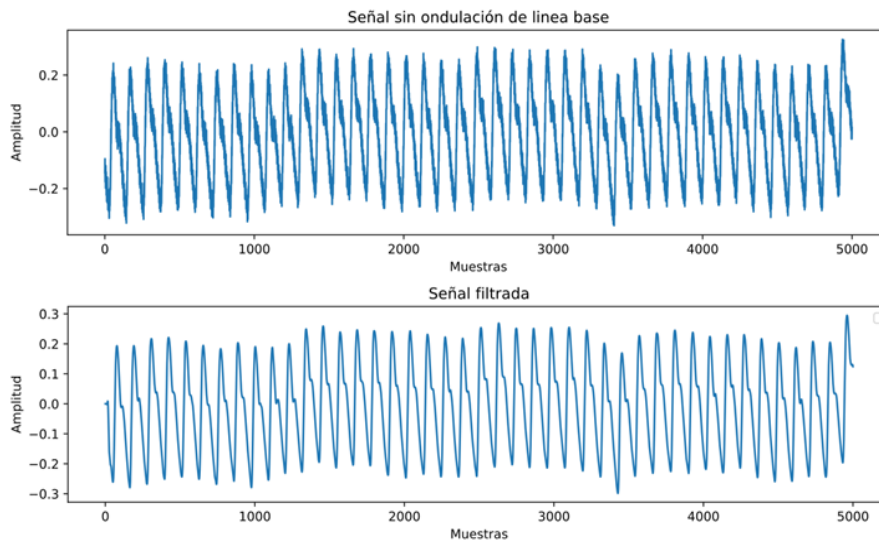


Figura 18. Remoción de PLI.

Fuente: elaboración propia.

La [Figura 19](#) ilustra la comparación entre las predicciones de la frecuencia cardíaca y los valores reales, segmentada por sexo biológico del paciente y el uso de medicación para la hipertensión. En términos generales, se observa que las predicciones son precisas, dada la proximidad de la mayoría de los puntos a la línea de predicción ideal. Este ajuste se mantiene independientemente del sexo o la condición farmacológica del paciente.

No obstante, se identifican tres puntos con una desviación significativa respecto a la predicción ideal, lo cual sugiere la presencia de datos atípicos o anomalías en las mediciones. Este comportamiento podría atribuirse a la interferencia de ruido o artefactos causados por movimientos del paciente durante la

medición, factores que afectan la calidad de los datos y la precisión de las estimaciones de la frecuencia cardíaca. Se calcularon el error absoluto medio (EAM), el error cuadrático medio (ECM), la raíz del error cuadrático medio (RECM) y el error porcentual absoluto medio (EPAM), los cuales se consignan en la [Tabla 3](#) y se comparan con trabajos del estado del arte. A partir de estos indicadores y del análisis gráfico, se concluye que el error es reducido. Si bien el ECM y la RECM se ven influenciados por los tres valores atípicos mencionados, la alta densidad de puntos alrededor del valor ideal confirma un desempeño satisfactorio del sistema.

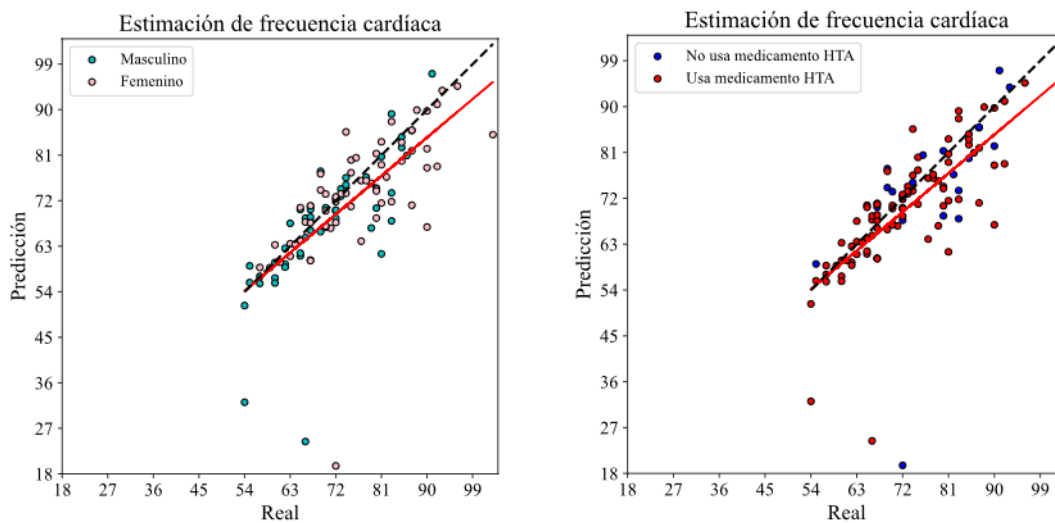


Figura 19. Estimación de la frecuencia cardíaca comparada con los valores reales, segmentada por género (izquierda) y por uso de medicación para hipertensión (derecha).

Fuente: elaboración propia.

Las [Figuras 20](#) y [21](#) ilustran la relación entre los valores predichos contra los valores reales de las presiones arteriales sistólica (PAS) y diastólica (PAD) respectivamente. En estos gráficos la línea punteada representa la estimación ideal, mientras que la línea roja indica la tendencia real de los datos. Debido a que es posible obtener múltiples estimaciones a partir de una misma señal, estas gráficas presentan una mayor densidad de puntos en comparación con la [Figura 19](#). En ambos casos ([Figuras 20](#) y [21](#)), se observa un comportamiento de regresión hacia la media; el modelo tiende a sobreestimar los valores bajos de presión arterial y a subestimar los valores altos, fenómeno particularmente evidente en la PAS. Aunque no se detecta una gran proporción de valores atípicos, la dispersión respecto a la línea de identidad sugiere que la exactitud de la estimación depende del rango fisiológico evaluado y no es uniforme en todo el conjunto de datos.

Adicionalmente, las [Figuras 22](#) y [23](#) se presentan los gráficos de residuos para la predicción de la PAS y la PAD. La concentración de la mayoría de los puntos cerca de la línea de error medio indica que, en promedio, las predicciones se ajustan a los valores reales. No obstante, la dispersión considerable alrededor de dicha línea sugiere la presencia de errores sistemáticos en rangos específicos de presión arterial. Este comportamiento se acentúa en los extremos de las gráficas, donde algunos residuos se alejan

significativamente del error medio, posiblemente debido a valores atípicos o limitaciones en la capacidad predictiva del modelo.

En particular, se evidencia la presencia de heterocedasticidad, manifestada por sobreestimaciones en rangos bajos de presión arterial y subestimaciones en rangos altos. Si bien la concentración de los datos alrededor de un error medio cercano a cero indica un bajo sesgo global, la amplitud creciente de los residuos confirma que la precisión del modelo varía según el nivel de presión arterial. A pesar de que el desempeño general es aceptable, la variabilidad en ciertos rangos sugiere la exploración de enfoques adicionales, como la incorporación de nuevas características o la adopción de modelos alternativos para optimizar el desempeño en casos de mayor complejidad.

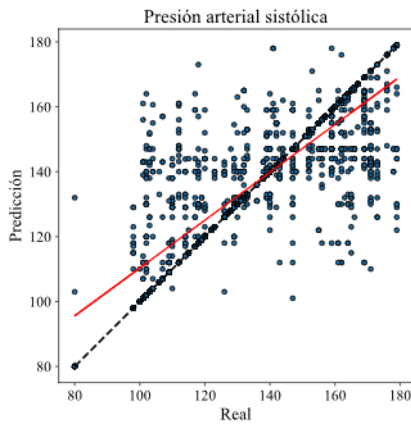


Figura 20. Valores predichos vs reales de PAS: Autoría propia.

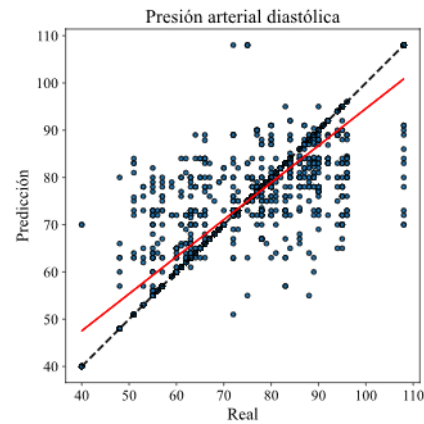


Figura 21. Valores predichos vs reales de PAD: Autoría propia.

Fuente: elaboración propia.

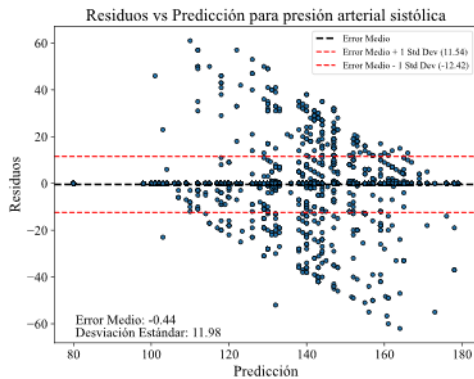


Figura 22. Valores de los residuos vs predicción de PAS: Autoría propia.

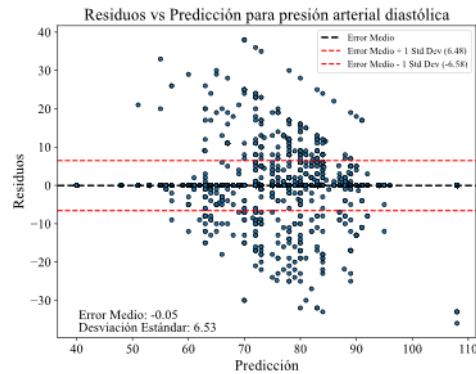


Figura 23. Valores de los residuos vs predicción de PAD: Autoría propia.

Fuente: elaboración propia.

En la [Tabla 3](#) se presentan las métricas de error obtenidos para la estimación de las presiones arteriales sistólica y diastólica, mientras que en la [Tabla 4](#) se incluye la comparativa con otros métodos reportados en la literatura. Estos resultados evidencian un menor error promedio en la estimación de la presión diastólica

en comparación con la sistólica. Sin embargo, al considerar el comportamiento observado en los gráficos de dispersión y de residuos, se infiere que estas métricas reflejan un desempeño promedio del modelo y no garantizan exactitud uniforme en todo el rango fisiológico. Por lo tanto, el sistema es adecuado para la estimación aproximada y el seguimiento de tendencias, mas no para la determinación clínica puntual de la presión arterial.

Tabla 3. *Desempeño de las estimaciones.*

Métrica	Frecuencia Cardíaca	Presión Arterial Sistólica	Presión Arterial Diastólica
EM	-2.95	-0.44	-0.05
SD	8.59	11.98	6.53
EAM	5.22	4.92	2.56
ECM	82.56	144.28	42.75
RECM	9.09	12.00	6.53
EPAM	7.02	3.75	3.56

Tabla 4. *Comparación con otros métodos reportados en la literatura.*

Estudio	EAM (FC)	EAM (PAS)	EAM (PAD)	RECM (PAS)	RECM (PAD)
Sistema propuesto	5.22	4.92	2.56	12.00	6.53
Song et al., (2021)	6.02	-	-	-	-
Reiss et al., (2019)	7.65	-	-	-	-
Liu et al., (2017)	-	8.54	4.34	10.9	5.8

CONCLUSIONES

En el presente estudio se desarrolló un dispositivo de bajo costo basado en la medición de señales PPG para medir la estimación de la frecuencia cardíaca y la presión arterial. La metodología integró el diseño y la construcción del circuito de registro, el preprocesamiento de las señales y la implementación de algoritmos de estimación.

La configuración del circuito permitió la captura y el acondicionamiento eficaz de la señal PPG. Mediante etapas sucesivas de filtrado y amplificación, se obtuvo una señal nítida y apta para el análisis. Así mismo, el preprocesamiento digital, en la atenuación de ruido y la corrección del desplazamiento de la línea base, resultó fundamental para incrementar la precisión de los resultados.

El algoritmo de detección de picos implementados para la estimación de la frecuencia cardíaca (FC) presentó un desempeño satisfactorio, con un EAM de 5.22 y un EPAM de 7.02 %. Al contrastar estos valores con hallazgos previos, como el de [Song et al. \(2021\)](#), quienes reportaron un EAM de 6.02 %, y [Reiss et al. \(2019\)](#), con un EAM de 7.65 %, los resultados obtenidos evidencian una mayor precisión en la estimación. Lo anterior valida la efectividad del dispositivo y del protocolo de procesamiento propuestos.

Los resultados de la estimación de la PA resultaron razonables, particularmente en la presión diastólica (PAD), donde se obtuvo un EAM de 2.56 y un RECM de 6.53. Estos valores son consistentes con hallazgos previos, como los de [Liu et al. \(2017\)](#), quienes reportaron un RECM de 5.8 para PAD. Aunque la estimación

de la presión sistólica (PAS) presentó un error superior (EAM de 4.92 y un RECM de 12.00), los datos son comparables a los reportados por [Liu et al. \(2017\)](#) (RECM de 10.9 para PAS). No obstante, el análisis gráfico evidenció un fenómeno de regresión hacia la media —caracterizado por la sobreestimación de valores bajos y la subestimación de valores altos— así como la presencia de heterocedasticidad en los residuos. Por consiguiente, si bien el sistema presenta desempeño adecuado a nivel poblacional, su exactitud no es uniforme en todo el espectro fisiológico; por lo tanto, su aplicación debe orientarse hacia la estimación aproximada y el seguimiento de tendencias, más no como un sustituto directo de la medición clínica individual.

En cuanto a las líneas de investigación futuras, se propone la ampliación del tamaño de la muestra y la inclusión de participantes de diversos grupos etarios para evaluar la variabilidad interindividual en la señal PPG y su correlación con la presión arterial. Además, es necesario realizar estudios clínicos en fases posteriores que validen la eficacia y la confiabilidad del sistema en contextos poblacionales más extensos. Finalmente, se prevé la optimización de los algoritmos de estimación mediante técnicas avanzadas de aprendizaje automático (*machine learning*), con el fin de mejorar la precisión y la robustez del dispositivo, considerando adicionalmente el impacto de los artefactos de movimiento en las mediciones.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se desarrolló en el marco del proyecto denominado «Sistema no invasivo de medición de niveles de glucosa en sangre empleando técnicas ópticas e inteligencia artificial» (código 8967955111058), financiado por la Unidad Vasculard Cardiológica y Neurológica SAS. Asimismo, el trabajo se desarrolló en el marco del proyecto «Metodología basada en aprendizaje por transferencia para regresión multisalida de señales fisiológicas mediante representaciones de señal a imagen» (código E6-25-3), con el apoyo de la Universidad Tecnológica de Pereira a través de la Vicerrectoría de Investigaciones, Innovación y Extensión.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Eduardo Martínez Duque: conceptualización metodológica, desarrollo de la experimentación, análisis de resultados y redacción del manuscrito.

Genaro Daza Santacoloma: la conceptualización metodológica, orientación académica del trabajo, revisión crítica del contenido y aportes conceptuales para la elaboración del manuscrito.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ambardar, A. (2007). *Digital signal processing: A modern introduction (Ed. ilustrada)*. Thomson.
- Chowdhury, M. H., Shuzan, M. N. I., Chowdhury, M. E. H., Mahbub, Z. B., Uddin, M. M., Khandakar, A., y Reaz, M. B. I. (2020). Estimating blood pressure from the photoplethysmogram signal and demographic features using machine learning techniques. *Sensors*, 20(11), 3127. <https://doi.org/10.3390/s20113127>
- Ettehad D, Emdin CA, Kiran A, et al. (2016). Blood pressure lowering for prevention of cardiovascular disease and death: a systematic review and meta-analysis. *The Lancet*, 387(10022),957-967. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(15\)01225-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(15)01225-8)
- Hina, A., Nadeem, H., y Saadeh, W. (2019). A single LED photoplethysmography-based noninvasive glucose monitoring prototype system. En *2019 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/ISCAS.2019.8702747>

- Liu, M., Po, L., y Fu, H. (2017). Cuffless blood pressure estimation based on photoplethysmography signal and its second derivative. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 9(1), 202-206. <https://doi.org/10.7763/IJCTE.2017.V9.1138>
- Liu, SH., Wang, JJ., Chen, W., Pan, K.-L., y Su, CH. (2020). Classification of photoplethysmographic signal quality with fuzzy neural network for improvement of stroke volume measurement. *Applied Sciences*, 10(4), 1476. <https://doi.org/10.3390/app10041476>
- Liu, J., Yan, BP., Zhang, YT., Ding, XR., Su, P., y Zhao, N. (2019). Multi-wavelength photoplethysmography enabling continuous blood pressure measurement with compact wearable electronics. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(6), 1514–1525. <https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2874957>
- Liu, Z., Zhou, C., Wang, H., y He, Y. (2022). Blood pressure monitoring techniques in the natural state of multi-scenes: A review. *Frontiers in medicine*, 9, 851172. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.851172>
- López, F. (2022). Monitores de muñeca para la presión arterial: ¿son exactos? *Clínica Mayo*. <https://www.mayoclinic.org/es/diseases-conditions/high-blood-pressure/expert-answers/wrist-blood-pressure-monitors/faq-20057802>
- Mousavi, S. S., Firouzmand, M., Charmi, M., Hemmati, M., Moghadam, M., y Ghorbani, Y. (2019). Blood pressure estimation from appropriate and inappropriate PPG signals using a whole-based method. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47, 196-206. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.08.022>
- NCD Risk Factor Collaboration (NCD-RisC) (2021). Worldwide trends in hypertension prevalence and progress in treatment and control from 1990 to 2019: a pooled analysis of 1201 population-representative studies with 104 million participants. *Lancet*, 398(10304), 957–980. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(21\)01330-1](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(21)01330-1)
- Organización Panamericana de la Salud. (2023). *Día Mundial de la Hipertensión 2023*. <https://www.paho.org/es/campanas/dia-mundial-hipertension-2023>
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2021). Las enfermedades del corazón siguen siendo la principal causa de muerte en las Américas. <https://www.paho.org/es/noticias/29-9-2021-enfermedades-corazon-siguen-siendo-principal-causa-muerte-americas>
- Park, J., Seok, H. S., Kim, S. S., y Shin, H. (2022). Photoplethysmogram analysis and applications: An integrative review. *Frontiers in Physiology*, 12. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.808451>
- Peter, L., Noury, N., y Cerny, M. (2014). A review of methods for non-invasive and continuous blood pressure monitoring: Pulse transit time method is promising? *IRBM*, 35(5), 271-282. <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2014.07.002>
- Reiss, A., Indlekofer, I., Schmidt, P., y Van Laerhoven, K. (2019). Deep PPG: Large-scale heart rate estimation with convolutional neural networks. *Sensors*, 19(14), 3079. <https://doi.org/10.3390/s19143079>
- Scholkmann, F., Boss, J., y Wolf, M. (2012). An efficient algorithm for automatic peak detection in noisy periodic and quasi-periodic signals. *Algorithms*, 5(4), 588-603. <https://doi.org/10.3390/a5040588>
- Selvaraj, N., Mendelson, Y., Shelley, K. H., Silverman, D. G., y Chon, K. H. (2011). Statistical approach for the detection of motion/noise artifacts in Photoplethysmogram. En *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference, 2011, 4972–4975. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091232>
- Song, S. B., Nam, J. W., y Kim, J. H. (2021). NAS-PPG: PPG-based heart rate estimation using neural architecture search. *IEEE Sensors Journal*, 21(13), 14941-14949. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3073047>
- Sukor, J. A., Redmond, S. J., y Lovell, N. H. (2011). Signal quality measures for pulse oximetry through waveform morphology analysis. *Physiological measurement*, 32(3), 369–384. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/32/3/008>
- Vega-Martínez, G., Alvarado-Serrano, C., y Leija-Salas, L. (2011). ECG baseline drift removal using discrete wavelet transform. En 2011 8th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (pp. 1-5). Mérida, Mexico. <https://doi.org/10.1109/ICEEE.2011.6106625>

