

<https://dx.doi.org/10.17488/RMIB.46.1.1490>

LOCATION ID: e1490

## Algoritmo de Delineación Especifico basado en el EWMA de dos Etapas para la Estimación de la Presión Arterial no Invasiva

### Specific Delineation Algorithm Based on Two-Stage EWMA for Noninvasive Estimation of Blood Pressure

Maria Laura Nuñez Ccallo<sup>1</sup> , Ronny Vilavila Contreras<sup>1</sup> , Jorge Eusebio Rendulich Talavera<sup>1</sup> ,  
Erasmio Sullá Espinoza<sup>1</sup>  

<sup>1</sup>Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa - Perú

<sup>2</sup>Institute of Electrical and Electronics Engineers - Perú

#### RESUMEN

El ruido dinámico fuerte, debido a su variabilidad e intensidad, impide que los métodos convencionales de detección de picos en señales ECG y PPG basados en umbrales fijos funcionen correctamente en dispositivos portátiles. La inflexibilidad de estos umbrales fijos resulta en una baja sensibilidad y valor predictivo positivo. Por lo tanto, en este trabajo se propone un algoritmo de delineación específico con umbral adaptativo basado en el Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas, enfocándose en la flexibilidad, precisión, robustez frente al ruido dinámico fuerte y baja carga computacional. El algoritmo propuesto demostró un desempeño robusto en condiciones de alto SNR (24 dB y 18 dB), alcanzando una sensibilidad y un valor predictivo positivo del 100 %. En condiciones de ruido moderado (12 dB), el algoritmo mantuvo una alta sensibilidad del 99.39 % y un valor predictivo positivo del 98.18 %, con una tasa de error de delineación (DER) del 2.43 %. Incluso en condiciones de bajo SNR (6 dB), el algoritmo superó significativamente a los enfoques basados en umbrales fijos, en comparación con más del 50 % en métodos convencionales. Además, se validó el algoritmo utilizando un modelo matemático para estimar la presión arterial basado en el tiempo de tránsito del pulso, con señales provenientes de la base de datos MIMIC. Los resultados mostraron un error medio de -1.422 mmHg para la presión arterial sistólica (SBP) y 0.577 mmHg para la presión arterial diastólica (DBP), con desviaciones estándar de 4.668 mmHg y 2.888 mmHg, respectivamente, cumpliendo con los estándares de la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI).

**PALABRAS CLAVE:** algoritmo, ABP, ECG, EWMA, PPG

## ABSTRACT

Dynamic noise, due to its variability and intensity, prevents conventional peak detection methods in ECG and PPG signals based on fixed thresholds from performing effectively in wearable devices. The inflexibility of these fixed thresholds results in low sensitivity and positive predictive value. Therefore, this study proposes a specific delineation algorithm with an adaptive threshold based on the Two-Stage Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) model, focusing on flexibility, precision, robustness against strong dynamic noise, and low computational load. The proposed algorithm demonstrated robust performance under high SNR conditions (24 dB and 18 dB), achieving 100 % sensitivity and positive predictive value. Under moderate noise conditions (12 dB), the algorithm maintained a high sensitivity of 99.39 % and a positive predictive value of 98.18 %, with a delineation error rate (DER) of 2.43 %. Even under low SNR conditions (6 dB), the algorithm significantly outperformed fixed-threshold-based approaches, which exhibited error rates exceeding 50 %. Furthermore, the algorithm was validated using a mathematical model to estimate blood pressure based on pulse transit time, with signals from the MIMIC database. The results showed a mean error of -1.422 mmHg for systolic blood pressure (SBP) and 0.577 mmHg for diastolic blood pressure (DBP), with standard deviations of 4.668 mmHg and 2.888 mmHg, respectively, meeting the standards of the Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI).

**KEYWORDS:** algorithm, ABP, ECG, EWMA, PPG

### Autor de correspondencia

DESTINATARIO: ERASMO SULLA ESPINOZA

INSTITUCIÓN: UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTÍN DE  
AREQUIPA

DOMICILIO: SANTA CATALINA NRO. 117. AREQUIPA C.P. 04000,  
PERÚ.

CORREO ELECTRÓNICO: esullae@unsa.edu.pe

### Recibido:

06 Noviembre 2024

### Aceptado:

03 Febrero 2025

### Publicado:

16 Abril 2025

## INTRODUCCIÓN

Las enfermedades cardiovasculares abarcan diversos trastornos que afectan al corazón y a los vasos sanguíneos, siendo reconocidas como una de las principales causas de mortalidad global, según la Organización Mundial de la Salud (OMS)<sup>[1]</sup>. Estas enfermedades requieren una monitorización continua, constante y de manera no invasiva de la presión arterial para facilitar una evaluación precisa de la salud cardiovascular. La medición no invasiva es esencial para identificar tempranamente posibles problemas de salud, reduciendo la incomodidad y los riesgos asociados a los métodos invasivos, lo cual contribuye a que el cuidado médico sea más seguro y orientado al bienestar del paciente<sup>[2][3][4]</sup>. Los avances en tecnología y la miniaturización de dispositivos electrónicos han hecho posible integrar sensores sofisticados en dispositivos portátiles, como relojes inteligentes, el *OMRON Heart-Guide* inteligente, utiliza un manguito inflable integrado en la correa para realizar mediciones precisas de la presión arterial de forma no invasiva; el *Galaxy Watch 3* y *Active 2*, el brazalete *Aktiia*, utiliza la fotopletismografía (PPG) combinada con algoritmos avanzados para estimar la presión arterial de manera continua, el *Huawei Watch D*, equipado con un mini manguito inflable que permite medir la presión arterial con alta precisión y el *Heartisans Watch*, que utiliza tecnología de fotopletismografía (PPG)<sup>[5]</sup>. Estos dispositivos ilustran cómo la tecnología en dispositivos portátiles está evolucionando para proporcionar soluciones prácticas y precisas para la monitorización de la presión arterial<sup>[5]</sup>. Para que la monitorización continua de la presión arterial (PA) en dispositivos portátiles sea viable, es esencial que se realice de manera no invasiva<sup>[6]</sup>. La estimación no invasiva de la presión arterial a través de dispositivos portátiles representa un avance significativo en la monitorización de la salud cardiovascular, ofreciendo de una manera más cómoda, continua y precisa de medir la presión arterial, lo que puede llevar a una mejor gestión de las enfermedades cardiovasculares, incrementar la calidad de vida de los pacientes y reducir los costos de atención médica<sup>[6]</sup>. Además, es fundamental que estos dispositivos portátiles, debido a sus componentes miniaturizados y limitaciones de energía, utilicen algoritmos de baja carga computacional que sean simples y eficientes. Esto no solo optimiza el consumo de energía y los costos, sino que también extiende la duración de la batería y mejora la experiencia del usuario al mantener la precisión y funcionalidad de los dispositivos. Por lo tanto, la implementación de algoritmos de baja carga computacional, que logren un balance entre simplicidad y eficiencia, es crucial para el éxito y adopción de estos dispositivos portátiles en la monitorización de la salud.

En la actualidad, uno de los métodos más usados para estimar la presión arterial no invasiva, es el tiempo de llegada del pulso sanguíneo (PAT), basándose en los picos del ECG y PPG<sup>[7][8][9]</sup>. En este contexto, el pico R en el ECG y el punto de inflexión máximo en el PPG son especialmente útiles debido a su prominencia y facilidad de localización, permitiendo estimaciones confiables de la presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP)<sup>[10][11][12]</sup>. Uno de los puntos más importantes para elaborar un correcto algoritmo de detección del PAT es la delineación. La delineación es la identificación precisa de puntos específicos en las señales cardíacas, como los picos del ECG, PPG, entre otras<sup>[13][14]</sup>. En los últimos años, la delineación de picos del ECG y PPG ha adquirido una importancia significativa para el análisis del ritmo cardíaco y el diagnóstico de arritmias<sup>[11][14]</sup>. Estos algoritmos generalmente se dividen en dos etapas: “Preprocesamiento de la señal” y “Detección de picos”<sup>[15][16]</sup>. En la primera etapa, se optimizan los picos R del ECG y los máximos del PPG mediante técnicas como el filtrado digital y las transformadas wavelets<sup>[17][18][19][20][21][22]</sup>. El filtrado digital es particularmente beneficioso, ya que mitiga ruidos de alta intensidad, como artefactos musculares, interferencias eléctricas y desplazamientos de la línea base, los cuales pueden causar detecciones erróneas de los picos de ECG y PPG<sup>[14]</sup>. Además, el filtrado digital es eficaz para reducir el ruido de baja frecuencia sin comprometer la información útil de la señal, lo que mejora significativamente la calidad de las señales ECG y PPG y facilita una

detección más precisa de los picos R en el ECG y picos máximos en el PPG<sup>[16][23]</sup>. Sin embargo, este tipo de filtrado no es suficiente para eliminar por completo el ruido dinámico fuerte que ocurre en personas en movimiento. En la segunda etapa, se utilizan comúnmente métodos como el método de detección por umbrales, la desviación estándar móvil, la derivada de la señal y redes neuronales<sup>[24][25][26][27][28][29]</sup>. El método de detección por umbrales compara la amplitud de la señal con un valor límite, lo que lo hace fácil de entender e implementar, ya que no requiere cálculos computacionalmente intensivos, por lo que resulta ideal para aplicaciones con recursos limitados. Aunque es sensible al ruido, su efectividad aumenta al ajustar adecuadamente el umbral y aplicar técnicas de preprocesamiento<sup>[24]</sup><sup>[25]</sup>. El método de la desviación estándar móvil es útil para adaptarse a cambios abruptos y variaciones en el ruido, lo que lo hace más sensible de detectar picos nítidos. Sin embargo, puede presentar un retraso en la detección del pico real debido al uso de una ventana móvil. A pesar de esta limitación, es efectivo para mejorar la detección en condiciones de señales variables<sup>[26]</sup>. La derivada de la señal también se adapta bien a cambios abruptos y variaciones en el ruido, haciéndola capaz de detectar picos nítidos. No obstante, este método puede ser susceptible al ruido de alta frecuencia, lo que puede afectar su precisión. A pesar de esta limitación, sigue siendo una técnica eficaz para la detección de picos en señales con alta variabilidad<sup>[27]</sup>. Las redes neuronales han demostrado un alto rendimiento, incluso en señales con ruido e interferencia, pero en su entrenamiento requieren una gran cantidad de datos con mayor poder de carga computacional<sup>[28][29]</sup>.

Por lo tanto, para cumplir nuestras expectativas y objetivos, el método de detección por umbrales es el más adecuado ya que brinda cierto grado de flexibilidad, simplicidad y robustez e ideal para aplicaciones con recursos limitados. Los principales tipos de métodos de detección por umbrales que se utilizan en la detección de picos R del ECG y picos máximos del PPG son los umbrales fijos, los umbrales móviles y los umbrales adaptativos. Los umbrales fijos, en la detección de picos en señales de ECG y PPG son susceptibles a falsas detecciones debido al ruido dinámico fuerte en la señal, lo cual requiere ajustes manuales para su corrección. Por otro lado, los umbrales móviles pueden presentar un desfase entre el pico real y el pico detectado debido al uso de la ventana móvil. La falta de adaptabilidad compromete la precisión en diferentes segmentos de la señal, destacando la necesidad de utilizar umbrales adaptativos para mejorar la precisión en condiciones de ruido de línea base<sup>[30]</sup>. Los umbrales adaptativos utilizados en la detección de picos en señales ECG y PPG muestran una capacidad para ajustarse dinámicamente a las variaciones de la señal, lo que mejora la precisión de la detección y disminuye la incidencia de resultados falsos positivos y negativos, también pueden ajustarse automáticamente para compensar las fluctuaciones de la señal<sup>[24][31][32]</sup>. En síntesis, la delineación específica de señales ECG y PPG es desafiante debido al ruido dinámico fuerte y la inflexibilidad de los umbrales fijos, resaltando la importancia de los umbrales adaptativos para mejorar la fiabilidad de los resultados en entornos ambulatorios con recursos limitados para dispositivos portátiles.

Para desarrollar un algoritmo de delineación específico con umbral adaptativo que sea flexible, preciso, robusto y no requiera de una recalibración constante, se considera varios métodos de predicción de series temporales<sup>[31][33][34]</sup><sup>[35][36][37][38][39][40][41]</sup>. En diversas investigaciones se han empleado métodos reconocidos de series temporales como: El Promedio Móvil Integrado Autorregresivo (ARIMA) es flexible para el análisis de series temporales, pero requiere que los datos sean estacionarios, lo que implica transformaciones previas en muchos casos y su demanda computacional es relativamente alta<sup>[34][37]</sup>. Los métodos Autorregresivos Condicionalmente Heterocedásticos Generalizados (GARCH) son excelentes para modelar series con varianza cambiante, pero son complejos, computacionalmente intensivos y no se enfocan directamente en la detección de picos, siendo más adecuados para series financieras y predicción de volatilidad<sup>[38]</sup>. La Autorregresión Vectorial (VAR) captura la dinámica de múltiples series, pero es com-

plejo y requiere que los datos sean estacionarios<sup>[39]</sup>. Las Redes Neuronales pueden manejar relaciones no lineales complejas y múltiples series, pero son computacionalmente intensivas y difíciles de ajustar<sup>[40]</sup>. Finalmente, el promedio móvil ponderado exponencial (EWMA), es simple, flexible, computacionalmente ligero a comparación de otros métodos y permite ajustar el factor de suavización<sup>[35]</sup>. Este modelo es una generalización del suavizado exponencial de *Brown*, que permite el ajuste de múltiples parámetros. Como *Zi Hao*<sup>[15]</sup> que emplea un algoritmo de umbral adaptativo basado en el modelo de suavizado exponencial de *Brown*, que incorpora la selección de características morfológicas y un método de corrección de errores, logrando una alta precisión en ambientes con ruido dinámico fuerte. Este enfoque destaca por su sensibilidad, flexibilidad, robustez y baja carga computacional, lo que lo hace ideal para condiciones de ruido. La elección del modelo EWMA se debe a su simplicidad y capacidad para ajustar el factor de suavización, equilibrando así la sensibilidad y flexibilidad en la detección de picos en dispositivos portátiles<sup>[34][35]</sup>.

Jaehong Yu<sup>[33]</sup>, compara diferentes métodos de Promedio Móvil Ponderado Exponencial (EWMA) para evaluar su eficacia en procesos de pronóstico autoiniciales, una técnica útil cuando hay pocas observaciones históricas. Jaehong Yu, examina cómo cada método (modelo EWMA simple (ES), modelo EWMA de doble suavizado (ES doble), modelo EWMA de triple suavizado (ES triple) y modelo EWMA de dos etapas) se desempeña en la predicción de series temporales con datos insuficientes y patrones cambiantes. Encuentra que el modelo de EWMA de dos etapas supera a los otros en términos de manejo de datos complejos y ruidosos, gracias a su capacidad para ajustar dinámicamente el sesgo y la deriva en las series temporales. Jaehong Yu, sugiere que este modelo es el más adecuado para pronósticos autoiniciales y recomienda futuras investigaciones sobre los parámetros de suavizado óptimos. Sin embargo, no se ha considerado su uso para la detección de picos en señales ECG y PPG para una monitorización de presión arterial. Jaehong Yu, tiene un enfoque más general en el pronóstico de series temporales, comparando varios métodos EWMA, mientras que este trabajo se enfoca en un modelo específico de EWMA de dos etapas para adaptarse a las necesidades de un algoritmo de delineación en entornos ruidosos, aplicado específicamente a la monitorización de presión arterial en dispositivos portátiles. Este trabajo propone un algoritmo de delineación específico de picos R del ECG y los puntos de inflexión máximos del PPG, utilizando un método de umbral adaptativo basado en un Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas. Los resultados del estudio demuestran que el modelo EWMA de dos etapas mantiene una alta sensibilidad y valor predictivo positivo, incluso en condiciones de alto ruido dinámico fuerte, superando de manera notable tanto al modelo EWMA simple (Es) como al método de umbral fijo. La validación del algoritmo se realizó utilizando las bases de datos QT y MIMIC, en combinación con un modelo matemático de estimación de la presión arterial basado en el tiempo de llegada del pulso. Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo es eficaz para una monitorización precisa y continua de la presión arterial, destacándolo como una solución confiable para aplicaciones en dispositivos portátiles. En la Tabla 1, podemos observar donde se sintetizan las ventajas, limitaciones y contribuciones específicas de los métodos existentes y del modelo propuesto. Este trabajo es parte del desarrollo de investigación en el área de ingeniería biomédica de la Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa<sup>[42][43][44][45]</sup> que busca mejorar el proceso de asistencia médica.

TABLA 1. Comparación de Métodos para la Detección de Picos en Señales Biomédicas.

Método/Modelo	Ventajas	Limitaciones	Referencias
<b>Umbral fijo</b>	Fácil implementación; baja carga computacional.	Sensible al ruido dinámico fuerte; requiere ajustes manuales.	[24][25]
<b>Umbral móvil</b>	Se adapta a cambios locales en la señal; mejora la detección en segmentos variables.	Puede presentar desfase debido al uso de ventanas móviles; limitado en condiciones de alto ruido.	[26][27]
<b>Umbral adaptativo</b>	Ajuste dinámico a variaciones de la señal; reduce falsos positivos y negativos.	Mayor carga computacional que los métodos anteriores.	[24][30][32]
<b>Redes neuronales</b>	Alta precisión incluso con señales ruidosas; capacidad de manejar relaciones no lineales complejas.	Requiere grandes cantidades de datos para entrenamiento; alta carga computacional.	[28][29]
<b>Modelo EWMA simple (ES)</b>	Computacionalmente ligero; adecuado para datos estacionarios.	Menor capacidad de adaptación en condiciones de ruido dinámico fuerte.	[34][35]
<b>Modelo EWMA de dos etapas</b>	Alta sensibilidad y precisión en condiciones de alto ruido dinámico; computacionalmente eficiente.	Requiere ajustes iniciales en los parámetros de suavizado.	[31][33][34][35]

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Algoritmo de delineación específico

En esta sección, se describe la delineación específica de las señales necesarias para el estudio, con el objetivo de realizar un análisis estadístico posterior sobre la estimación de la presión arterial. Se delinearon dos señales fisiológicas ECG, PPG con el fin de analizar la relación entre distintas definiciones del tiempo de tránsito del pulso (PAT), presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP)<sup>[46]</sup>. La Figura 1 muestra las señales utilizadas, sus puntos fiduciales y las diferencias de tiempo consideradas<sup>[46]</sup>, en este trabajo se utilizará solo un punto: “*R-peak*”, el cual representa el pico más destacado de la señal ECG. Este pico, que puede ser positivo o negativo según la derivación del ECG, es el más utilizado debido a la facilidad de su delineación<sup>[12]</sup>. Para la señal PPG se ve cinco puntos, aunque los tres primeros son los más frecuentemente utilizados en la literatura, en este trabajo solo se utilizara un punto, el “Máximo” que es la parte superior del pulso. La señal ABP permite determinar los valores máximos y mínimos de la presión arterial en cada latido: el valor máximo corresponde a la presión arterial sistólica (SBP) y el mínimo a la presión arterial diastólica (DBP) de cada pulso. En la Tabla 2 se presentan las principales variables temporales no invasivas obtenidas de las señales ECG y PPG<sup>[46]</sup>. Este trabajo se centra específicamente en el punto de referencia “*Rm*”, derivado del pico R en la señal ECG y del pico máximo en la señal PPG.

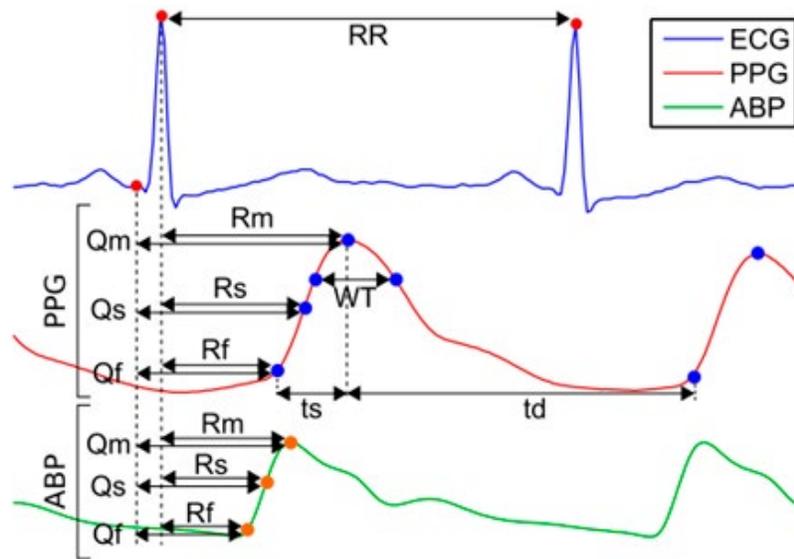


FIGURA 1. Punto de referencia Rm, pico R del ECG y Máximo del PPG para el algoritmo de delineación específico <sup>[46]</sup>.

TABLA 2. Variables temporales no invasivas definidas a partir de las señales de ECG y PPG <sup>[46]</sup>.

Variable	Puntos de referencia	Origen
Qf	Inicio Q - Pie	ECG-PPG
Qs	Inicio Q - Pendiente	ECG-PPG
Qm	Inicio Q - Máximo	ECG-PPG
Rf	Pico R - Pie	ECG-PPG
Rs	Pico R - Pendiente	ECG-PPG
Rm	Pico R - Máximo	ECG-PPG
WT	Inicio WT - Final WT	PPG
ts	Pie - Máximo	PPG
td	Máximo - Pie	PPG

Durante la adquisición de datos, se seleccionaron señales sin procesar provenientes de la base de datos MIMIC<sup>[47]</sup>. Esta base de datos es una recopilación de múltiples parámetros fisiológicos de pacientes en unidades de cuidados intensivos (UCI), que incluye 72 registros completos de pacientes con grabaciones de al menos 20 horas, muchas de ellas con más de 40 horas de duración. Las señales de ECG, PPG y ABP han sido muestreadas a una frecuencia de 125 Hz, lo que garantiza una resolución adecuada para su análisis<sup>[14]</sup>. El desarrollo del algoritmo se llevó a cabo utilizando el software MATLAB R2021b<sup>[48]</sup>. El algoritmo propuesto se divide en dos etapas: “Preprocesamiento de la señal” y “Detección de picos”, como se observa en la Figura 2. En la primera etapa “Preprocesamiento de la señal”, se emplea un filtro FIR que elimina la interferencia de la línea de base y ajusta la señal para optimizar la detección de picos. En la segunda etapa “Detección de picos”, se aplican técnicas de umbral adaptativo basadas en un modelo de promedio móvil ponderado exponencial (EWMA) de dos etapas, permitiendo así identificar los picos de presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP) correspondientes a un ciclo cardíaco válido.

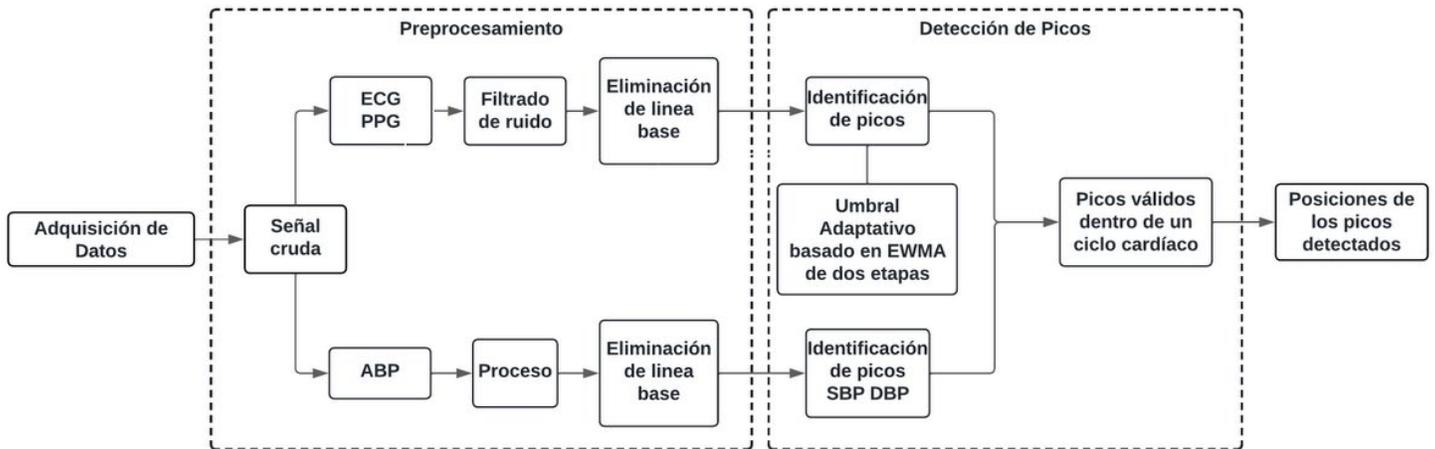


FIGURA 2. Diagrama de bloques del algoritmo de delineación específico.

### Preprocesamiento de la señal

El preprocesamiento de las señales de ECG, PPG y ABP incluye técnicas de filtrado digital diseñadas para mejorar la identificación de los picos R y minimizar el ruido. Las señales se obtienen directamente de la base de datos MIMIC, la cual proporciona datos con una frecuencia de muestreo de 125 Hz, eliminando la necesidad de realizar un proceso adicional de submuestreo o diezmado. Cabe destacar que, en configuraciones de adquisición diferentes, las señales originales pueden registrarse a frecuencias más altas (por ejemplo, 1 kHz) y luego reducirse a 125 Hz mediante un filtro *antialiasing* seguido de un proceso de diezmado adecuado. Aunque este procedimiento no se realiza en este trabajo, entendemos la importancia de mencionarlo como contexto adicional, ya que explica cómo podrían generarse señales con frecuencia de muestreo de 125 Hz a partir de datos iniciales en 1 kHz en otros estudios.

El filtrado digital consta de dos etapas secuenciales: primero, se aplica un filtro FIR de paso alto con ventana de *Hamming* y una frecuencia de corte de 0.016 Hz, con una longitud de 101 coeficientes. Este filtro elimina las fluctuaciones de baja frecuencia asociadas con movimientos, respiración y cambios en la línea base. Luego, se utiliza un filtro FIR de paso bajo, también con ventana de *Hamming*, con una frecuencia de corte de 40 Hz, con una longitud de 251 coeficientes para suprimir el ruido de alta frecuencia, como interferencias electromagnéticas y ruido muscular. La selección de 40 Hz se basa en los estándares establecidos por la *Society for Cardiological Science & Technology* (SCST), que indican que la información relevante en estas señales se encuentra por debajo de este límite.

Este filtrado asegura que las ondas QRS del ECG, esenciales para detectar los picos R y fundamentales en la estimación del tiempo de tránsito del pulso y presión arterial, se conserven mientras se eliminan los ruidos<sup>[49]</sup>. El resultado obtenido tras este proceso de filtrado, como se muestra en la Figura 3, proporciona una señal más limpia y lista para la siguiente etapa del análisis. Este enfoque garantiza que se mantenga la integridad de las señales esenciales mientras se minimiza el impacto del ruido y las interferencias.

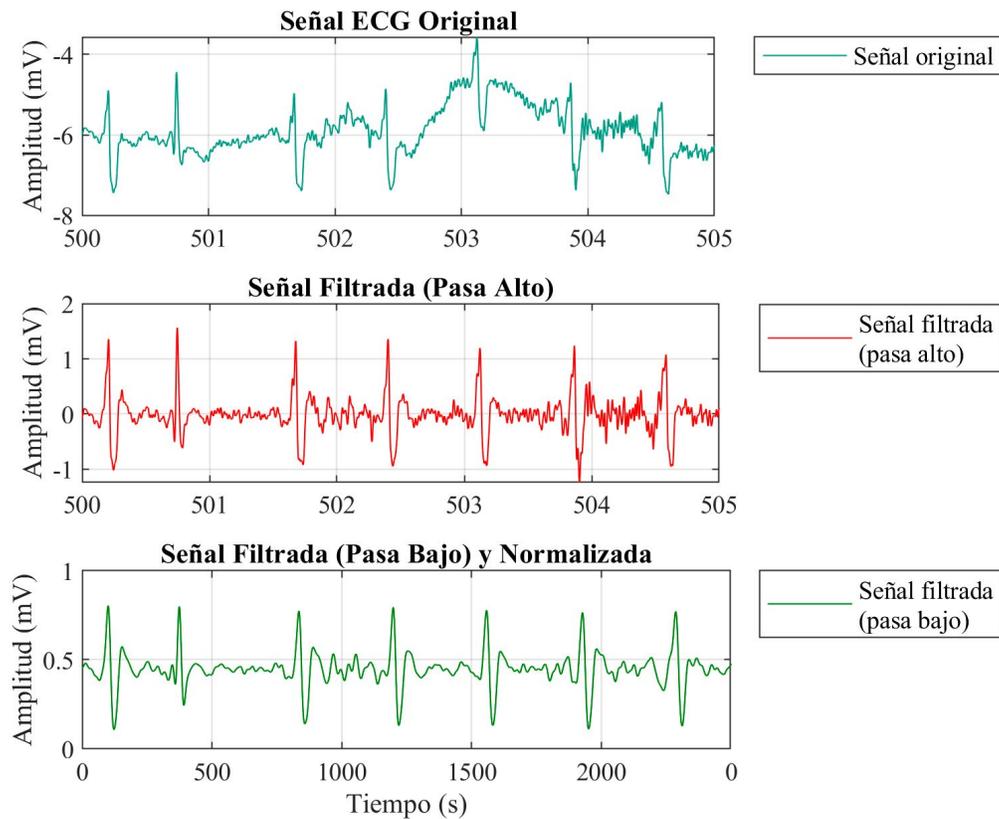
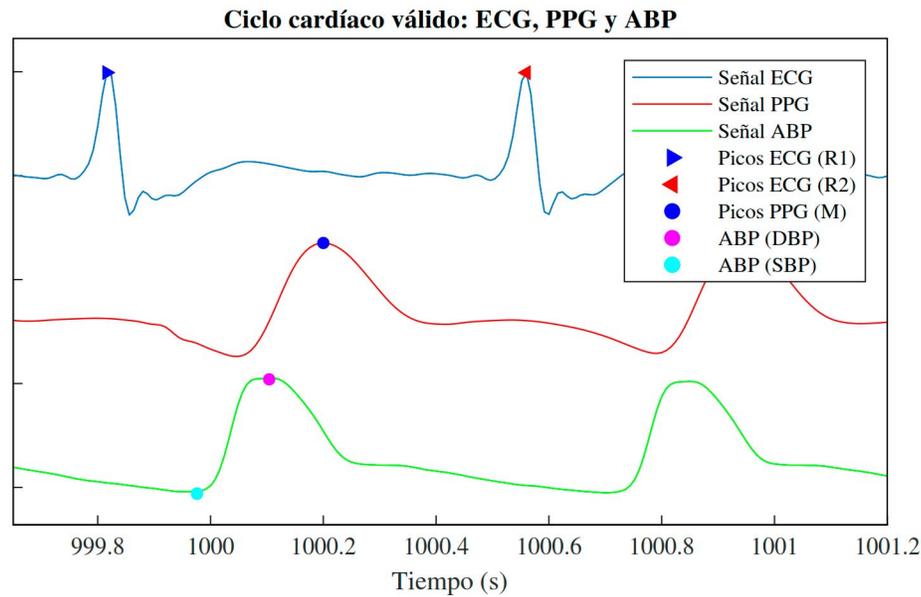


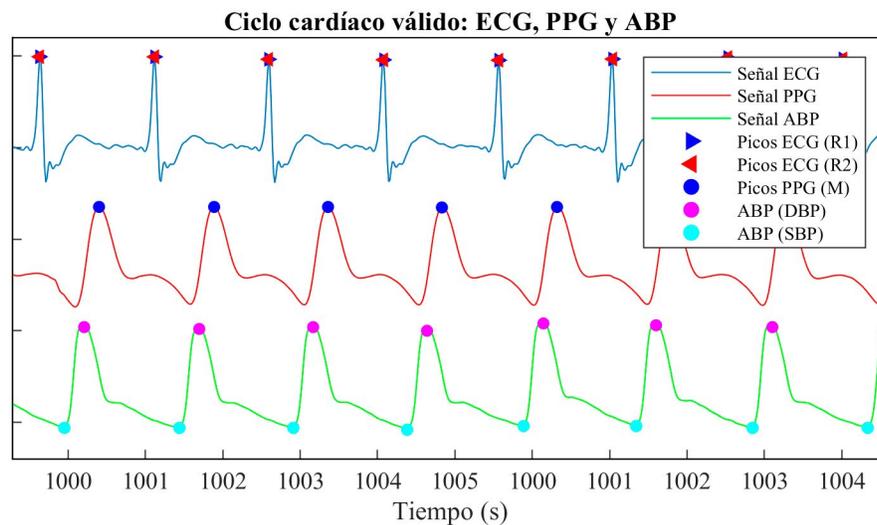
FIGURA 3. Señal ECG original y señal ECG procesada usando filtros FIR.

### Detección de picos

En esta etapa, se realiza un ajuste de rango y normalización de las señales de ECG y PPG, transformándolas a un rango estándar predefinido entre 0 y 1. Este ajuste homogeniza la escala de amplitud de las señales, reduciendo el impacto de variaciones entre registros individuales, como las causadas por diferencias en los dispositivos de adquisición o las características fisiológicas de cada paciente. Este proceso mejora la precisión en la detección de los picos R en el ECG y los puntos máximos en el PPG al facilitar la aplicación de umbrales adaptativos, los cuales se ajustan dinámicamente a las características locales de cada señal. Esto permite reducir la probabilidad de errores, como falsos positivos causados por fluctuaciones que superan un umbral absoluto y falsos negativos causados cuando un pico real no alcanza el umbral predefinido. Tras la normalización, se aplica un método de umbrales adaptativos para identificar los picos R en el ECG y los puntos de inflexión máximos en el PPG, que corresponden a momentos clave en el ciclo cardíaco<sup>[24][30][32]</sup>. En la señal de presión arterial, se detectan los picos sistólicos y diastólicos, que representan la presión máxima y mínima, respectivamente. Estos picos se filtran si exceden los límites preestablecidos, definidos entre 90-250 mmHg para la presión sistólica (SBP) y 40-120 mmHg para la presión diastólica (DBP), asegurando que los valores sean coherentes con un ciclo cardíaco válido. Este proceso no altera el ciclo cardíaco válido, sino que garantiza que los valores utilizados para el cálculo de las características del ciclo sean consistentes con eventos fisiológicos reales, como se muestra en la Figura 4. La correcta identificación de estos picos es fundamental para calcular la presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP), como se ilustra en la Figura 5.



**FIGURA 4. Ciclo cardíaco válido ECG, PPG y ABP.**



**FIGURA 5. Señales normalizadas ECG, PPG y ABP del registro 039 m.mat.**

### **Promedio Móvil Ponderado Exponencial (EWMA)**

El Promedio Móvil Ponderado Exponencial (EWMA) es ampliamente utilizado para suavizar señales y reducir el ruido, ajustándose a características específicas de las señales procesadas. Aunque los modelos básicos de EWMA asumen ausencia de estacionalidad, este enfoque ha sido adaptado en este estudio para trabajar con señales biomédicas como ECG y PPG, que son inherentemente estacionales debido a sus ciclos fisiológicos. En este contexto, el modelo de dos etapas incorpora un término de derivada ( $d\hat{y}$ ), que ajusta el suavizado a cambios dinámicos, permitiendo capturar tanto las tendencias de largo plazo como las fluctuaciones rápidas y recurrentes. Este diseño asegura

que el modelo no solo atenúe las variaciones aleatorias, sino que también preserve los patrones cíclicos propios de las señales biomédicas, como los complejos QRS en ECG y los puntos de inflexión en PPG. Las ecuaciones (8) a (12) detallan cómo el modelo maneja estas características, integrando factores de ajuste que permiten la detección precisa de eventos incluso en señales ruidosas. Este enfoque adaptativo demuestra ser una solución efectiva para manejar tanto la estacionalidad como las variaciones rápidas en señales biomédicas.

Esto es crucial en el procesamiento de señales biomédicas, donde la precisión en la detección de patrones es esencial, como se muestra en la ecuación (1). La ecuación (1) ilustra esta propiedad, donde los pesos disminuyen exponencialmente a medida que retrocedemos en el tiempo. Esta característica es esencial en el procesamiento de señales biomédicas, donde la precisión y la capacidad de detectar patrones dinámicos son fundamentales para garantizar resultados confiables y robustos.

Disminuye exponencialmente el ponderado de  $\alpha_i$  a medida que lo devolvemos en el tiempo.

$$\alpha_{i+1} = \lambda \alpha_i = \lambda^2 \alpha_{i-1} = \dots = \lambda^{n+1} \alpha_{i-n} \quad (1)$$

Donde  $\alpha$ : Es el peso asignado a cada dato en la serie temporal.

Donde  $\lambda$ : Es el factor de suavizado exponencial, con un valor en el rango  $0 < \lambda < 1$ .

El modelo EWMA incluye todas las observaciones previas, asignando ponderaciones que decrecen exponencialmente con el tiempo. Esto permite dar mayor relevancia a los datos más recientes mientras se atenúan progresivamente las contribuciones de las observaciones más antiguas. Luego, en la ecuación (2), la sumatoria de los ponderadores se ajusta para que su valor total equivalga a la unidad, cumpliendo con la restricción de normalización:

$$\sum_{i=1}^{\infty} \alpha_i = \alpha_1 \sum_{i=1}^{\infty} \lambda^i = 1 \quad (2)$$

Para  $|\lambda| < 1$ , el valor de  $\alpha_1 = 1 - \lambda$

Ahora, conectamos esos términos de nuevo en la ecuación (3). Para el  $\sigma_{n-1}^2$  estimado:

$$\begin{aligned} \sigma_{n-1}^2 &= \sum_{i=1}^{n-1} \alpha_i r_{n-i-1}^2 = \alpha_1 r_{n-2}^2 + \lambda \alpha_1 r_{n-3}^2 + \dots + \lambda^{n-3} \alpha_1 r_1^2 \\ \sigma_{n-1}^2 &= (1 - \lambda)(r_{n-2}^2 + \lambda r_{n-3}^2 + \dots + \lambda^{n-3} r_1^2) \end{aligned} \quad (3)$$

Y el  $\sigma_n^2$  estimado de la ecuación (4) se puede expresar así:

$$\begin{aligned} \sigma_n^2 &= (1 - \lambda)r_{n-1}^2 + \lambda \sigma_{n-1}^2 \\ \sigma_n^2 &= (1 - \lambda)r_{n-1}^2 + \lambda((1 - \lambda)r_{n-2}^2 + \lambda \sigma_{n-2}^2) \\ \sigma_n^2 &= (1 - \lambda)(r_{n-1}^2 + \lambda r_{n-2}^2 + \lambda^2 r_{n-3}^2 + \dots + \lambda^{k+1} r_{n-k}^2) + \lambda^{k+2} \sigma_{n-k}^2 \end{aligned} \quad (4)$$

En nuestros experimentos utilizamos  $\lambda=0.95$  para priorizar la sensibilidad a los cambios recientes en las fluctuaciones dinámicas de la señal, lo cual resulta especialmente útil en el contexto de nuestra investigación.

### Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) Simple (Es)

En 1956, se propuso por primera vez un modelo simple (Es)<sup>[35]</sup>, diseñado para pronosticar demandas en sistemas de control de inventario. En el modelo EWMA único, los datos de series de tiempo  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t$  no tienen tendencia ni patrón estacional, y el factor de nivel en el momento  $t, \hat{\gamma}_t$  viene dada por:

$$\hat{\gamma}_t = \alpha\gamma_t + (1 - \alpha)\hat{\gamma}_{t-1}, \quad (5)$$

Donde  $\hat{\gamma}_1 = \gamma_1$  y  $\alpha$  es un parámetro de suavizado entre 0 y 1. La ecuación (5) se puede reescribir de la siguiente manera:

$$\hat{\gamma}_t = \sum_{i=0}^{t-1} \alpha(1 - \alpha)^i \gamma_{t-i} \quad (6)$$

Como se ve en la ecuación (6) puede considerarse un promedio ponderado de las observaciones actuales y pasadas. Debido a que el multiplicador de la observación pasada es  $(1-\alpha)$ , que es menor que uno para cualquier valor de  $\alpha$ , le da más peso a la observación actual que a las observaciones pasadas, el pronóstico para  $s$  tiempos por delante a partir del momento  $t$  se determina:

$$\gamma_{t+s}^* = \hat{\gamma}_t \quad (7)$$

En la Ecuación (7), el EWMA simple (ES) pronostica las observaciones futuras como un valor constante, es posible que este método no produzca un rendimiento de predicción satisfactorio en muchas situaciones reales porque los datos de la serie temporal cambian dinámicamente con el tiempo.

### Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas

Promedio Móvil Ponderado Exponencialmente (EWMA) de dos etapas, fue propuesto por Ryu y Han que se asemeja al modelo de suavización exponencial doble<sup>[33]</sup>. Este modelo es útil para pronosticar series temporales, ya que permite ajustar los niveles y tendencias de la serie con mayor precisión.

El factor de nivel  $t$ , se calcula:

$$\hat{\gamma}_t = \alpha\gamma_t + (1 - \alpha)\hat{\gamma}_{t-1}, \quad (8)$$

Dónde  $\hat{\gamma}_1 = \gamma_1$  es, el factor de ajuste en el tiempo  $t, d\hat{\gamma}_t$ . La ecuación (8) se puede reescribir de la siguiente manera:

$$d\hat{\gamma}_t = \beta d\gamma_t + (1 - \beta)d\hat{\gamma}_{t-1} \quad (9)$$

Donde  $d\gamma_t$  es una diferencia de primer orden entre el tiempo  $t$  y  $t-1$ . La ecuación (9) se puede definir de la siguiente manera:

$$d\hat{\gamma}_t = \gamma_t - \gamma_{t-1}. \quad (10)$$

Además,  $d\hat{\gamma}_2 = \gamma_2 - \gamma_1$ . Finalmente, estimamos los factores de deriva del tiempo  $t$  mediante,

$$\Delta\hat{\gamma}_t = r d\gamma_t + (1 - r)\Delta\hat{\gamma}_t - 1, \quad (11)$$

Donde  $\Delta\gamma_2 = \gamma_2 - \gamma_1$ . El pronóstico final para  $s$  tiempos posteriores a partir del tiempo actual  $t$  se puede calcular mediante la siguiente ecuación (12):

$$\gamma_{t+s}^* = \hat{\gamma}_t + d\hat{\gamma}_t + s \times \Delta\hat{\gamma}_t. \quad (12)$$

Este método implica factores ajustados para aliviar los efectos de patrones cambiantes repentinos e inesperados. Por lo tanto, el método EWMA de dos etapas supera al método simple (ES)<sup>[33]</sup>.

### Métricas de validación del algoritmo

La validación del algoritmo se realizó con la base de datos pública QT<sup>[46]</sup> y mediante un modelo matemático para estimar la presión arterial usando el tiempo de llegada de pulso con la base de datos MIMIC, como se ve en la Figura 6<sup>[8][46]</sup>.

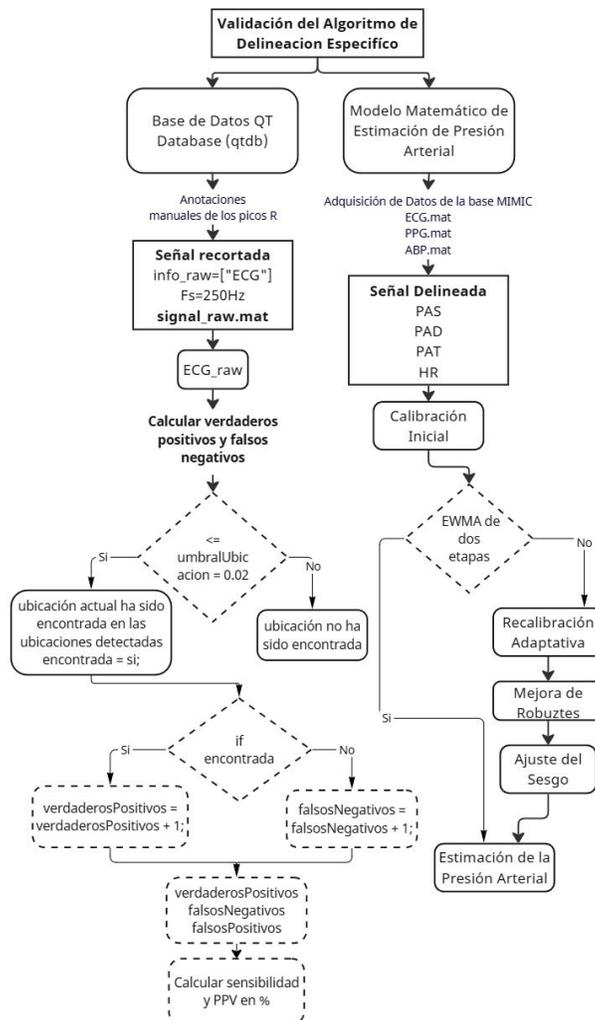


FIGURA 6. Diagrama de flujo que muestra las dos modalidades de validación del algoritmo de delineación específico EWMA de dos etapas.

### Base de datos QT Database (qtdb)

El algoritmo propuesto se validó con la base de datos QT, esta base de datos contiene 105 registros de 15 minutos, seleccionados de bases de datos como MIT-BIH y la Sociedad Europea de Cardiología ST-T<sup>[50]</sup>. Los registros, anotados manualmente por cardiólogos, incluyen entre 30 y 100 latidos, con ondas P, complejos QRS y ondas T<sup>[50]</sup>. La base de datos QT consiste en grabaciones de ECG de dos derivaciones, muestreadas a 250 Hz<sup>[14]</sup>.

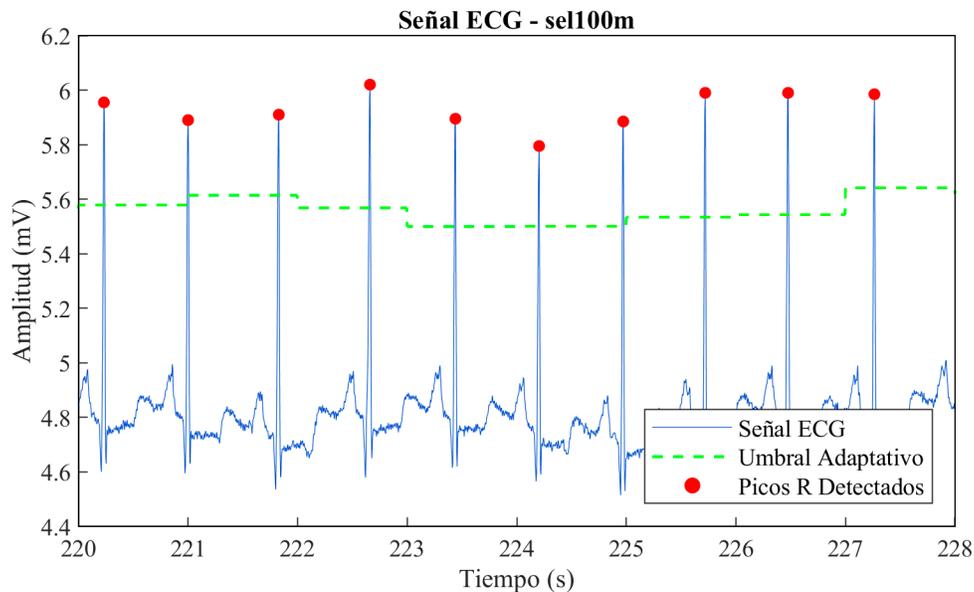


FIGURA 7. Delineación del pico R del ECG del registro sel100m de la base de datos QT.

Como se muestra en la Figura 7, el algoritmo demuestra una alta precisión en la detección de verdaderos positivos (TP), puntos registrados en la base de datos QT, sin generar falsos negativos (FN) ni falsos positivos (FP). Las métricas de evaluación indican una sensibilidad y un Valor Predictivo Positivo del 100 % (ecuaciones 13 y 14), lo que respalda la eficacia y aplicabilidad de nuestra solución.

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} = 100 \% \quad (13)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} = 100 \% \quad (14)$$

### Modelo matemático de estimación de presión arterial

Para este estudio, se seleccionaron seis registros de la base de datos MIMIC, una base de datos de acceso libre que contiene información anónima de más de 40,000 pacientes en unidades de cuidados críticos entre 2001 y 2012. Los criterios de inclusión consideraron registros con señales simultáneas de ECG, PPG y ABP, con una duración mínima de 20 minutos y calidad suficiente para la delineación precisa, evaluada mediante inspección visual. Los criterios de exclusión incluyeron registros que no contaran con las tres señales necesarias, señales con un nivel de ruido alto que comprometiera la precisión de la delineación, y registros incompletos o con interrupciones significativas. Estas señales fueron empleadas para validar el algoritmo de delineación basado en EWMA de dos etapas en la estimación de presión arterial<sup>[47][51][52]</sup>.

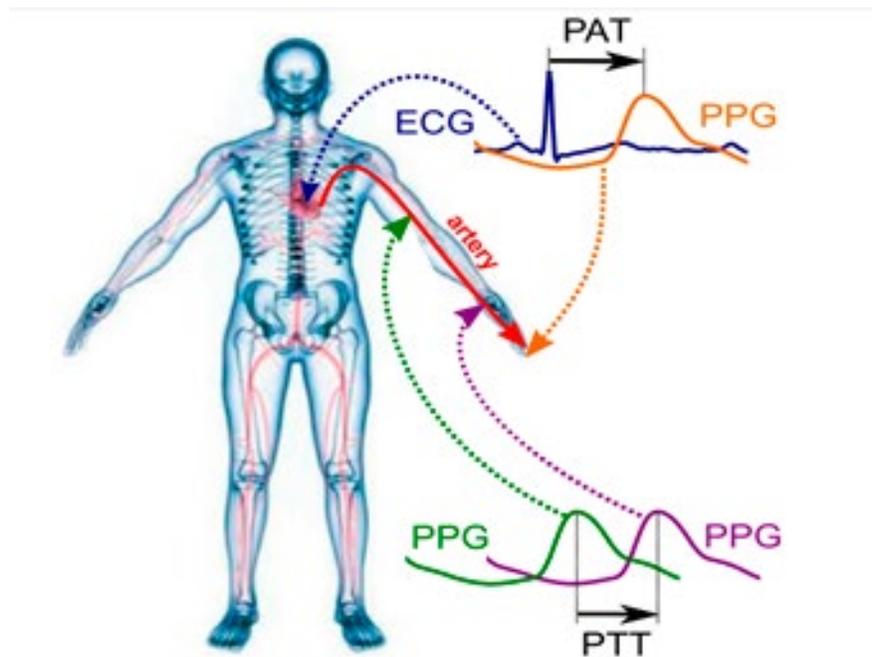
La ecuación de Moens-Korteweg describe la relación entre la velocidad de la onda del pulso (PWV) y la distensibilidad arterial, o módulo elástico incremental de la pared arterial.

$$C = \frac{L}{PTT} = \sqrt{\frac{E \cdot h}{\rho \cdot 2R}} \quad (1)$$

En la ecuación (1), “ $C$ ” representa la velocidad de la onda, “ $L$ ” es la distancia arterial recorrida por la onda de presión, “ $PTT$ ” Tiempo de Tránsito del Pulso y el aumento de volumen de la sangre en el punto periférico de medición, “ $\rho$ ” es la densidad del fluido, “ $R$ ” es el radio interno del vaso, “ $E$ ” es el módulo de elasticidad de la pared (módulo de *Young*), y “ $h$ ” es el espesor del vaso <sup>[53][54]</sup>.

La relación entre PAT y PTT se obtiene a través de esta ecuación (2). La medición indirecta del PTT se realiza generalmente a través del Tiempo de Llegada del Pulso (PAT), calculado como el retardo entre el pico R del ECG y el punto de inflexión máximo del PPG como se muestra en la Figura 8.

$$PAT = PEP + PTT \quad (2)$$



**FIGURA 8.** Medición del del Tiempo de Llegada del Pulso (PAT) entre el pico R del ECG y el punto de inflexión máximo del PPG<sup>[8]</sup>.

El modelo matemático de estimación de presión arterial se basa en estudios preliminares que utilizan la ecuación de Moens-Korteweg y se fundamenta en investigaciones previas ampliamente reconocidas, como las de S. Cattivelli<sup>[10]</sup> <sup>[55]</sup> y otros autores como J. M. Bote<sup>[11][14]</sup>. Este modelo permite estimar la presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP) a partir del tiempo de llegada del pulso sanguíneo (PAT) y la frecuencia cardíaca instantánea (HR), ajustando

Las ecuaciones (3) y (4) representan el mismo modelo matemático, aunque están expresadas con notaciones diferentes según las investigaciones de referencia. La ecuación (3) describe el modelo en términos de  $PAT$  y  $HR$ , como propuesto originalmente por Cattivelli:

$$\begin{aligned} SBP &= \alpha_1 \cdot PAT + \beta_1 \cdot HR + \delta_1 \\ DBP &= \alpha_2 \cdot PAT + \beta_2 \cdot HR + \delta_2 \end{aligned} \quad (3)$$

Por otro lado, la ecuación (4) utiliza una notación compacta adoptada por otros investigadores<sup>[11]</sup>, donde las variables se agrupan de manera más general:

$$\alpha \cdot R_m + \beta \cdot HR + \delta \quad (4)$$

En este caso,  $R_m$  equivale al tiempo de llegada del pulso  $PAT$  descrito en la ecuación (3). La correspondencia entre estas variables se presenta claramente en la Tabla 3, la cual justifica esta equivalencia y destaca cómo el modelo ha sido adaptado en distintos contextos.

Donde:

- Pico  $R$  del  $ECG$  y el punto de inflexión máximo del  $PPG=PAT=R_m$ .
- Frecuencia cardiaca =  $HR$
- Parámetros fisiológicos desconocidos =  $\alpha, \beta, \delta$

**TABLA 3. Variable temporal definida a partir de los puntos de referencia delineados en las señales ECG, PPG Y ABP. La primera columna recoge la variable que es definida mediante los puntos de referencia de la segunda columna<sup>[12]</sup>.**

Variable	Puntos de Referencia	Origen
Rm	Pico R - Máximo	ECG-PPG

La calibración inicial se realiza la primera vez que el sistema es utilizado, mediante un procedimiento de mínimos cuadrados descrito en la ecuación (5). Los parámetros se agrupan en la matriz  $\theta$  tal que:

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ b_1 & b_2 \\ c_1 & c_2 \end{bmatrix}$$

Los valores observados de SBP y DBP ( $\gamma_{1:N}$ ) y  $PAT$  ( $X_{1:N}$ ) se organizan:

$$\begin{aligned} \gamma_{1:N} &= \begin{bmatrix} SBP_{i1} & DBP_{i1} \\ \vdots & \vdots \\ SBP_{iN} & DBP_{iN} \end{bmatrix} \\ X_{1:N} &= \begin{bmatrix} PAT_{i1} & HR_{i1} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ PAT_{iN} & HR_{iN} & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

La calibración minimiza la siguiente ecuación para determinar:

$$\theta_N = [X_{1:N}^T X_{1:N}]^{-1} X_{1:N}^* \gamma_{1:N} \quad (6)$$

Inversa de la matriz:

$$P_N = [X_{1:N}^* \gamma_{1:N}]^{-1} \quad (7)$$

Este proceso asegura que el modelo se ajuste a las características.

La recalibración suele requerir que el usuario mida su presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP) con dispositivos oscilométricos. Estudios previos<sup>[7][10][54][55][56][57][58][59]</sup> muestran que la recalibración puede mejorar la precisión, pero su frecuencia debe balancearse: recalibraciones frecuentes aumentan la exactitud, pero son incómodas, mientras que intervalos largos reducen la precisión<sup>[14]</sup>. Nuestro algoritmo de delineación específico, basado en un Promedio Móvil Ponderado Exponencial (EWMA) de dos etapas, reduce significativamente la dependencia de recalibraciones manuales frecuentes, al adaptarse automáticamente a variaciones fisiológicas en entornos ambulatorios. Sin embargo, este modelo no elimina completamente la necesidad de recalibración a largo plazo, lo que será objeto de estudios futuros enfocados en estrategias de recalibración automática para mantener una alta precisión sostenida en el tiempo.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### Evaluación frente al ruido

La base de datos MIT-BIH *Noise Stress Test Database* (nstdb) se utiliza para evaluar el rendimiento del algoritmo en condiciones de ruido, con diferentes tipos e intensidades, contiene 12 registros de ECG y 3 registros de ruido, cada uno con una duración de media hora, que son representativos de registros de ECG ambulatorios. Para crear estos registros, se tomaron dos grabaciones limpias, 118 y 119, de la base de datos de arritmias del MIT-BIH, a las cuales se les añadieron cantidades calibradas de ruido. Por lo tanto, aunque la base MIT-BIH forma parte del origen de los registros de la base QT, en este caso se utiliza específicamente para pruebas de ruido dinámico debido a las alteraciones calibradas de los registros 118 y 119, con sus respectivas versiones modificadas. “118 em” y “119 em”<sup>[46]</sup>.

Para nuestras pruebas, nos enfocaremos en el registro “118 em”, ya que este registro presenta un nivel de ruido significativamente mayor en comparación con el registro “119 em”. Podremos evaluar la capacidad de nuestro algoritmo de delineación específico de umbral adaptativo basado en el Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas para la monitorización continua de presión arterial no invasiva en entornos con niveles elevados de ruido dinámico. Esto nos permitirá asegurar la flexibilidad, precisión, exactitud y robustez de nuestro algoritmo frente a condiciones de ruido. Las relaciones señal/ruido (SNR), nos indica el nivel de la señal en comparación con el ruido de fondo y a mayor SNR, menor es el ruido relativo, durante los segmentos ruidosos de 24dB, 18dB y 12dB. Las métricas de evaluación como la sensibilidad S (%), el valor predictivo positivo PPV (%), la tasa de error DER (%) y la exactitud AC (%), nos detallarán los resultados obtenidos sin el algoritmo EWMA (umbral fijo), con el algoritmo EWMA simple (Es) y con el EWMA de dos etapas en los diferentes niveles de SNR.

### Señal / ruido (SNR) para 12dB

La Figura 9 ilustra el desempeño del algoritmo de delineación específico basado en el Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas aplicado al registro "118 em" con un nivel de ruido de 12 dB. En esta figura, se observa cómo el algoritmo detecta los picos R con alta precisión, incluso en presencia de ruido, destacando su eficacia frente a métodos comparativos. Los resultados cuantitativos presentados en la Tabla 4 respaldan visualmente estas observaciones. El algoritmo de EWMA de dos etapas logra una sensibilidad del 99,39 %, superando al EWMA simple (88,54 %) y al enfoque sin EWMA con umbral fijo (43,24 %). Su valor predictivo positivo (PPV) alcanza el 98,18 %, en comparación con el 84,96 % del EWMA simple y el 79,56 % del umbral fijo. Además, su exactitud general (AC) es del 97,59 %, frente al 76,55 % del EWMA simple y al 38,92 % del enfoque sin EWMA. En términos de error, el EWMA de dos etapas registra la menor tasa de error (2,43 %), destacándose frente al 26,03 % del EWMA simple y al 124,88 % sin EWMA. Estos resultados confirman las ventajas del algoritmo EWMA de dos etapas, no solo por su capacidad de mantener un desempeño robusto en condiciones de ruido moderado, sino también por su precisión y eficiencia en comparación con métodos alternativos. La figura también resalta el impacto visual de los picos detectados en el contexto de una señal ruidosa, proporcionando evidencia visual del rendimiento del algoritmo.

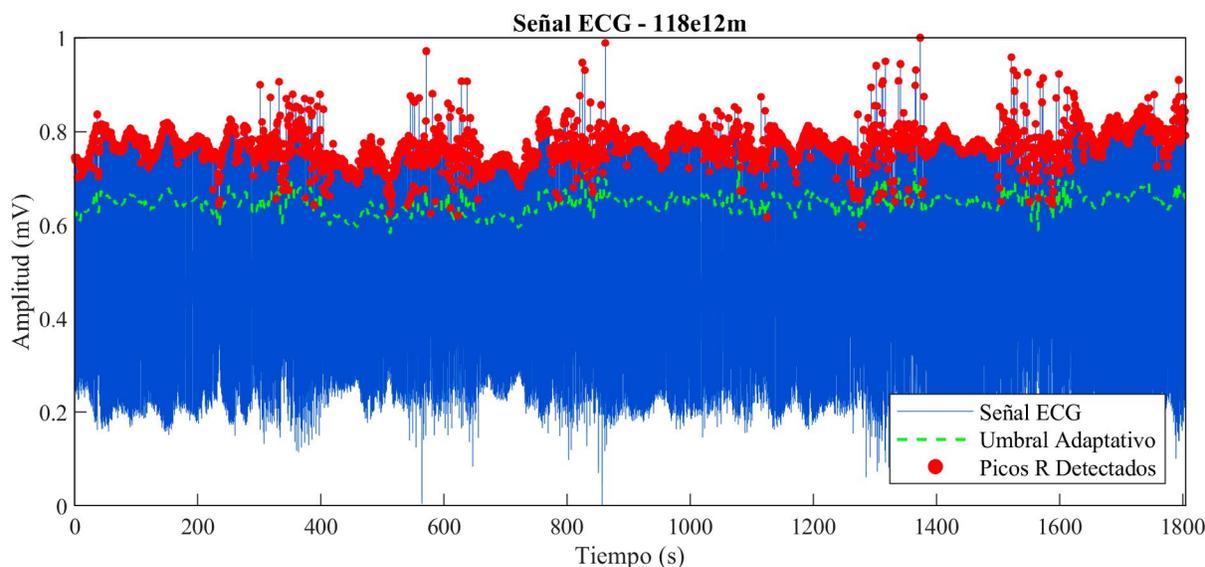


FIGURA 9. Rendimiento del Algoritmo de Delineación Basado en EWMA de Dos Etapas con SNR de 12 dB.

TABLA 4. Evaluación de la relación señal/ruido (SNR) en el registro "118 em" con 12dB, comparando el uso del algoritmo de delineación específico EWMA simple (Es), EWMA de dos Etapas y sin EWMA (umbral fijo).

118em 12dB			
SNR	Sin EWMA	Con EWMA Simple (ES)	Con EWMA de dos Etapas
S (%)	43.240	88.543	99.385
PPV (%)	79.564	84.962	98.179
DER (%)	124.880	26.032	2.4284
AC (%)	38.917	76.546	97.586

### Señal / ruido (SNR) para 18dB

La Figura 10 muestra cómo el algoritmo de delineación basado en el Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas mantiene un desempeño óptimo en condiciones de ruido moderado, con un SNR de 18 dB. En este entorno, el algoritmo alcanza una sensibilidad perfecta del 100 %, superando al EWMA simple (98,86 %) y al enfoque sin EWMA (92,98 %). En términos de valor predictivo positivo (PPV), el algoritmo de dos etapas también alcanza un 100 %, mientras que el EWMA simple y el enfoque sin EWMA logran un 95,18 % y un 96,98 %, respectivamente. Asimismo, su tasa de error (DER) es del 0 %, significativamente mejor que el 5,92 % del EWMA simple y el 10,35 % del método con umbral fijo. Finalmente, la exactitud global (AC) del algoritmo es también del 100 %, en comparación con el 94,15 % del EWMA simple y el 90,36 % del enfoque sin EWMA.

Estos resultados, presentados en la Tabla 5, destacan las ventajas del algoritmo de EWMA de dos etapas no solo en términos de precisión y sensibilidad, sino también en su capacidad de manejar ruido moderado sin comprometer su desempeño. La Figura 10 refuerza visualmente la capacidad del algoritmo para delinear picos R en una señal ECG bajo estas condiciones, demostrando su robustez frente al ruido.

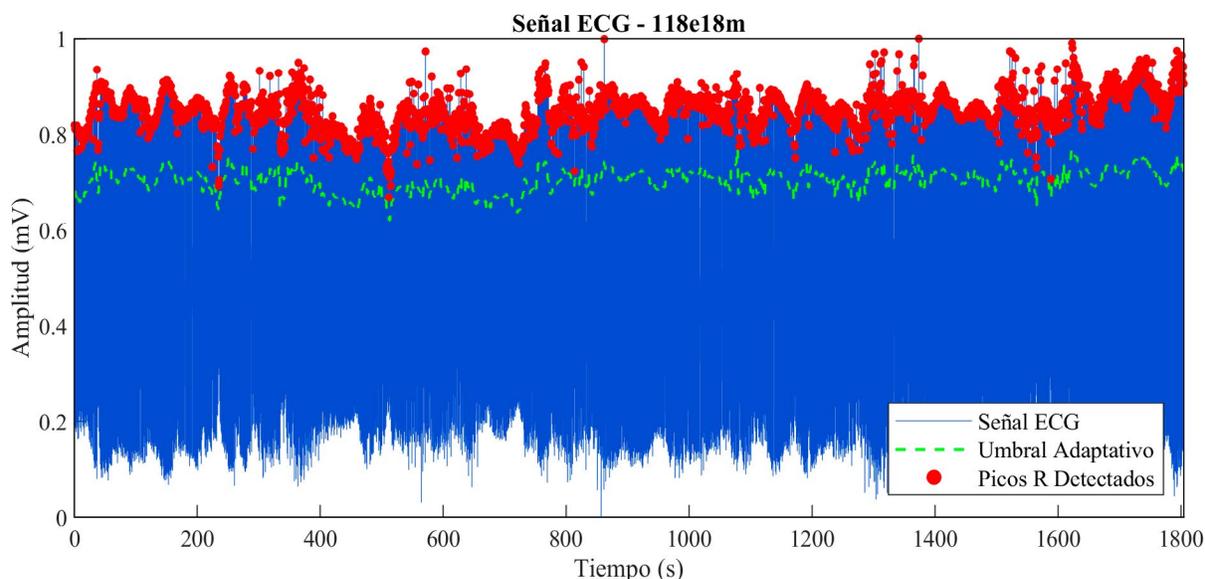


FIGURA 10. Rendimiento del Algoritmo de Delineación Basado en EWMA de Dos Etapas con SNR de 18 dB.

TABLA 5. Evaluación de la relación señal/ruido (SNR) en el registro "118 em" con 18dB, comparando el uso del algoritmo de delineación específico EWMA simple (Es), EWMA de dos Etapas y sin EWMA (umbral fijo).

118em 18dB			
SNR	Sin EWMA	Con EWMA Simple (ES)	Con EWMA de dos Etapas
S (%)	92.976	98.859	100
PPV (%)	96.978	95.182	100
DER (%)	10.348	5.917	0
AC (%)	90.358	94.147	100

### Señal / ruido (SNR) para 24dB

La Figura 11 ilustra el desempeño del algoritmo de delineación específico basado en el Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas en condiciones de ruido bajo, con un SNR de 24 dB. En este entorno, el algoritmo alcanza una sensibilidad perfecta del 100 %, destacándose frente al EWMA simple (99,74 %) y al enfoque sin EWMA (99,69 %). En términos de valor predictivo positivo (PPV), el algoritmo de dos etapas también logra un 100 %, superando al EWMA simple (97,55 %) y al enfoque sin EWMA (99,47 %). Asimismo, su tasa de error (DER) es del 0 %, siendo significativamente mejor que el 2,71 % del EWMA simple y el 0,83 % del método con umbral fijo. Finalmente, en cuanto a exactitud global (AC), el algoritmo de EWMA de dos etapas alcanza el 100 %, en comparación con el 97,30 % del EWMA simple y el 99,17 % del enfoque sin EWMA. Estos resultados, resumidos en la Tabla 6, evidencian las mejoras significativas del algoritmo EWMA de dos etapas en entornos con bajo ruido. La Figura 11 refuerza visualmente la capacidad del algoritmo para delinear picos R en una señal ECG con alta precisión, destacando su robustez y exactitud en estas condiciones ideales.

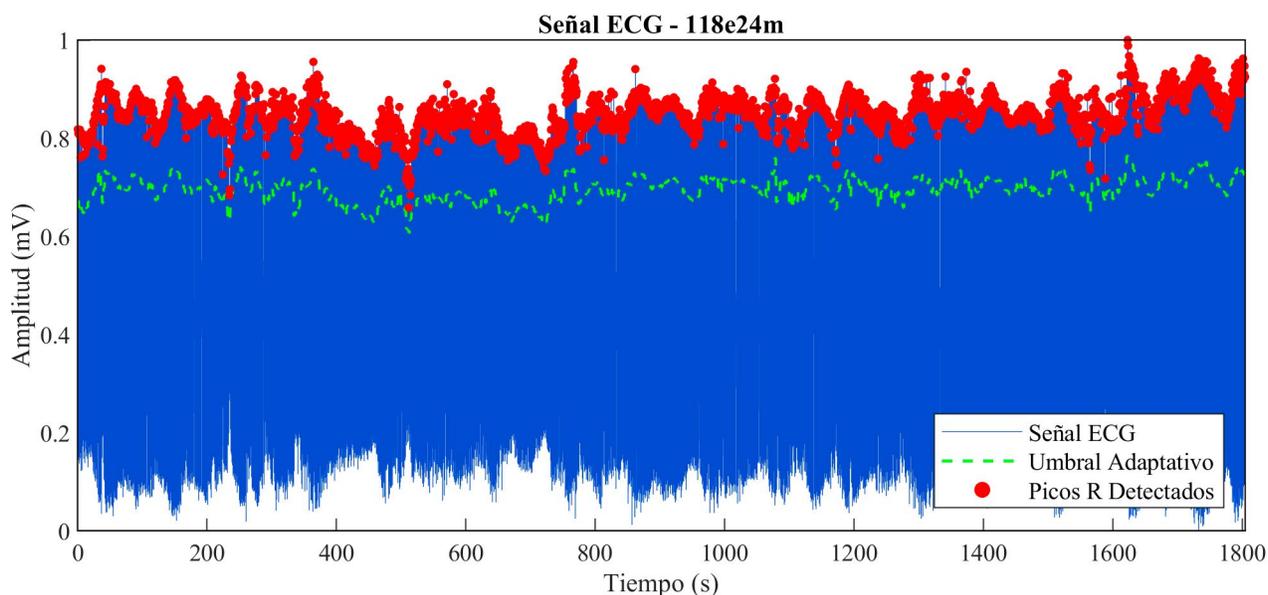


FIGURA 11. Rendimiento del Algoritmo de Delineación Basado en EWMA de Dos Etapas con SNR de 24 dB.

TABLA 6. Evaluación de la relación señal/ruido (SNR) en el registro "118 em" con 24dB, comparando el uso del algoritmo de delineación específico EWMA simple (Es), EWMA de dos Etapas y sin EWMA (umbral fijo).

118em 24dB			
SNR	Sin EWMA	Con EWMA Simple (ES)	Con EWMA de dos Etapas
S (%)	99.693	99.737	100
PPV (%)	99.474	97.553	100
DER (%)	0.832	2.705	0
AC (%)	99.170	97.302	100

### Evaluación mediante el Modelo de Estimación de la presión arterial

El modelo matemático de estimación de presión arterial fue aplicado al registro 221m de la base de datos MIMIC<sup>[46]</sup>, como se muestra en la Figura 12. Esta figura presenta una comparación entre las presiones arteriales sistólica (SBP) y diastólica (DBP) reales y estimadas, obtenidas mediante nuestro algoritmo de delineación específico basado en un modelo EWMA de dos etapas. Los puntos representados corresponden a los valores de SBP y DBP delineados en el tiempo, mostrando la precisión del modelo al aproximar los valores reales. Los resultados cuantitativos derivados de este análisis se resumen en la Tabla 7. El error medio (ME) para la SBP fue de 1.318 mmHg y para la DBP de 0.150 mmHg, lo cual indica una alta precisión en las estimaciones. Asimismo, la desviación estándar (S.D.) fue de 5.930 mmHg para la SBP y de 3.279 mmHg para la DBP, mientras que el error cuadrático medio (RMSE) fue de 6.074 mmHg para la SBP y de 3.283 mmHg para la DBP.

Estos resultados destacan la robustez del algoritmo de EWMA de dos etapas en la estimación no invasiva de la presión arterial, cumpliendo con los estándares establecidos por la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI). La precisión observada en las estimaciones de SBP y DBP refuerza la aplicabilidad de este enfoque en contextos clínicos y ambulatorios.

Para facilitar la interpretación de la Figura 12, hemos optimizado su presentación incrementando la resolución, ajustando el tamaño de las etiquetas, garantizando una visualización más clara de los datos y su análisis.

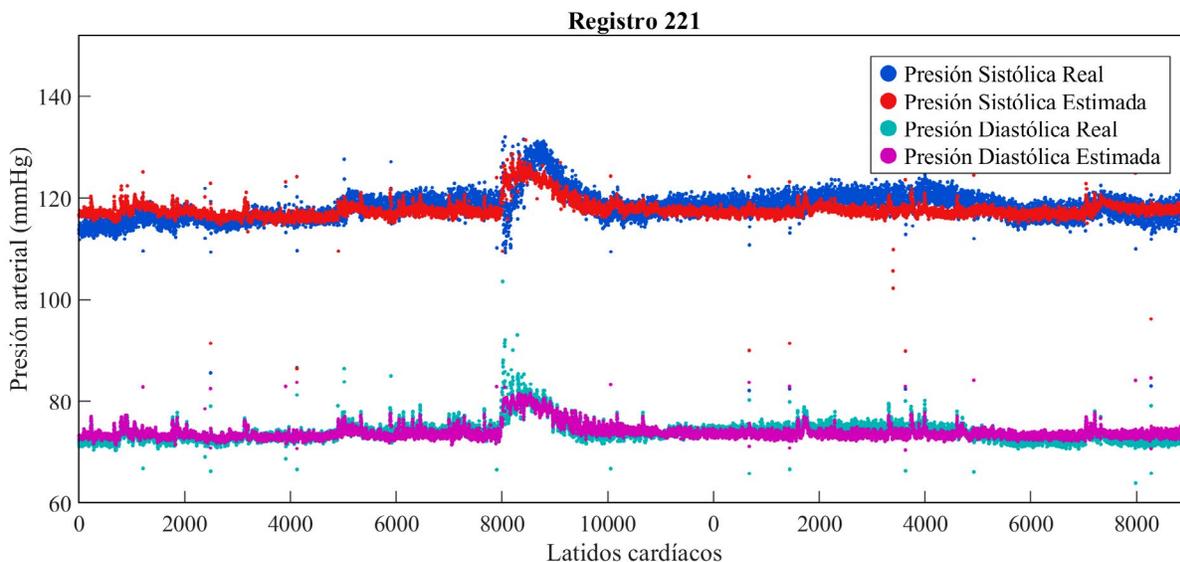


FIGURA 12. SBP y DBP Delineadas y Estimadas Utilizando EWMA de Dos Etapas para el Registro 221m.

TABLA 7. Error medio (ME), desviación estándar (S.D) y error medio cuadrático (RMSE) usando el algoritmo de delineación específico EWMA de dos etapas para el registro 221m.

Registro 221m			
PA	ME	S. D	RMSE
SBP	1.318	5.930	6.074
DBP	0.150	3.279	3.283

En este estudio, se analizaron 6 registros provenientes de la base de datos MIMIC, cada uno compuesto por tres señales biomédicas: ECG, PPG y ABP. Estas señales fueron utilizadas para la delineación de los picos R en el ECG, los puntos de inflexión máximos en el PPG y los picos sistólicos y diastólicos en el ABP, respectivamente. Los resultados obtenidos para estos registros se presentan en la Tabla 8, destacando el desempeño del algoritmo de delineación específico en diferentes condiciones de señal. Estos resultados permiten analizar el rendimiento del modelo en cada registro, mostrando variaciones en precisión y consistencia según el caso.

**TABLA 8. Error medio (ME), desviación estándar (S.D) y error medio cuadrático (RMSE) usando el algoritmo de delineación específico EWMA de dos etapas para cada uno de los registros.**

Registro	SBP			DBP		
	ME	S. D	RMSE	ME	S. D	RMSE
212m	-0.561	4.108	4.146	-0.906	3.287	3.409
216m	-2.305	3.290	4.017	0.492	2.089	2.146
221m	1.318	5.930	6.074	0.150	3.279	3.283
225m	-1.123	5.429	5.543	0.455	4.262	4.286
444m	-3.589	6.135	7.107	1.317	1.995	2.391
3109737m	0.469	4.378	4.402	1.527	2.809	3.197

En la Tabla 9, se presentan los valores promedio del error medio (ME), desviación estándar (SD) y error medio cuadrático (RMSE) obtenidos en los seis registros analizados utilizando el algoritmo de delineación específico EWMA de dos etapas. Para la presión arterial sistólica (SBP), se observó un (ME) promedio de -0.9651 mmHg, con una (SD) de 4.8783 mmHg y un (RMSE) de 5.2149 mmHg. Para la presión arterial diastólica (DBP), los valores promedios fueron un (ME) de 0.5058 mmHg, una (SD) de 2.9536 mmHg y un (RMSE) de 3.1186 mmHg. Estos resultados cumplen con los estándares de la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI), que establece un límite máximo de 5 mmHg para el ME y de 8 mmHg para la S.D.

**TABLA 9. Promedio del error medio (ME), desviación estándar (S.D) y error medio cuadrático (RMSE) usando el algoritmo de delineación específico EWMA de dos etapas para los 6 registros.**

Promedio					
SBP			DBP		
ME	S. D	RMSE	ME	S. D	RMSE
-0.9651	4.8783	5.2149	0.5058	2.9536	3.1186

### Justificación del uso del algoritmo EWMA de dos etapas

La elección del algoritmo EWMA de dos etapas frente a otras técnicas más avanzadas, como redes neuronales o métodos híbridos, se fundamenta en varias razones específicas al contexto de este estudio y la aplicación en dispositivos portátiles. Una de las principales razones es su baja carga computacional. Los dispositivos portátiles, como relojes inteligentes y pulseras de monitoreo, están limitados en términos de capacidad de procesamiento y consumo energético. El modelo EWMA de dos etapas es computacionalmente ligero, lo que lo hace adecuado para estos entornos. En contraste, técnicas avanzadas como las redes neuronales requieren un procesamiento intensivo y grandes conjuntos de datos para el entrenamiento, lo que puede ser impráctico para aplicaciones con recursos limitados. Otra

ventaja clave del modelo EWMA de dos etapas es su robustez frente al ruido dinámico fuerte.

Aunque las técnicas avanzadas, como los métodos híbridos o las redes neuronales, pueden manejar ruido extremo, el modelo EWMA de dos etapas ha demostrado un desempeño altamente competitivo. Su capacidad para ofrecer una detección precisa de los picos R en el ECG y los puntos máximos en el PPG, incluso en entornos de ruido dinámico fuerte, lo convierte en una solución robusta para escenarios de monitorización ambulatoria. Además, el algoritmo EWMA destaca por su simplicidad y flexibilidad. Es sencillo de implementar y ajustar, lo que facilita su integración en dispositivos portátiles con recursos limitados. Esta simplicidad no solo optimiza el diseño del sistema, sino que también mejora la reproducibilidad de los resultados en diferentes escenarios y bases de datos, una característica crucial en el desarrollo de algoritmos aplicados.

Por último, el algoritmo EWMA de dos etapas ofrece un balance entre precisión y practicidad. Aunque métodos más avanzados, como las redes neuronales, pueden ofrecer una mayor precisión, su alta carga computacional y las necesidades de entrenamiento dificultan su implementación en dispositivos con restricciones de recursos. En contraste, el modelo EWMA de dos etapas logra un equilibrio óptimo entre precisión, robustez y eficiencia computacional, adaptándose perfectamente a los requisitos de la monitorización continua en tiempo real. Este balance entre simplicidad, eficiencia computacional y robustez respalda la elección del modelo EWMA de dos etapas como la solución más adecuada para este trabajo. Los resultados y las validaciones obtenidos en las bases de datos QT y MIMIC refuerzan esta decisión, mostrando un desempeño competitivo incluso en condiciones de ruido dinámico fuerte.

### Comparación del desempeño del algoritmo EWMA de dos etapas frente a Métodos Alternativos bajo Diferentes Niveles de SNR

En este estudio, se compararon los resultados obtenidos con tres enfoques: el algoritmo de EWMA de dos etapas (Tabla 10), el EWMA simple (Es) (Tabla 11) y el enfoque sin EWMA (umbral fijo) (Tabla 12), bajo distintos niveles de SNR (24 dB, 18 dB, 12 dB, 6 dB, 0 dB y -6 dB). Los resultados revelan diferencias significativas en la robustez de cada método frente al ruido. El algoritmo de EWMA de dos etapas mostró un rendimiento sobresaliente, manteniendo una sensibilidad perfecta (100 %) en condiciones de bajo ruido (24 dB y 18 dB). Su desempeño comenzó a deteriorarse a partir de un SNR de 12 dB, alcanzando una sensibilidad del 62,64 % en condiciones extremas de ruido (-6 dB).

**TABLA 10.** Evaluación de la relación señal/ruido (SNR) en el registro "118 em" con 24dB, 18dB, 12dB, 06dB, 00dB y -06Db con el algoritmo de delineación específico EWMA de dos Etapas.

EWMA DE DOS ETAPAS						
	118em 24dB	118em 18dB	118em 12dB	118em 06dB	118em 00dB	118em -06dB
S (%)	100	100	99.385	87.05	71.115	62.643
PPV (%)	100	100	98.179	85.401	74.723	67.375
DER (%)	0	0	2.4284	27.304	55.627	72.805
AC (%)	100	100	97.586	75.774	57.325	48.063
TP	2278	2278	2264	1983	1620	1427
FN	0	0	14	295	658	851
FP	0	0	42	339	548	691

**TABLA 11. Evaluación de la relación señal/ruido (SNR) en el registro "118 em" con 24dB, 18dB, 12dB, 06dB, 00dB y -06Db con el algoritmo de delineación específico EWMA simple (Es).**

EWMA SIMPLE (Es)						
	118em 24dB	118em 18dB	118em 12dB	118em 06dB	118em 00dB	118em -06dB
S (%)	99.693	99.693	98.200	72.256	4.302	2.502
PPV (%)	100.000	100.000	98.982	86.769	19.444	10.795
DER (%)	0.308	0.308	2.832	46.547	513.095	509.848
AC (%)	99.693	99.693	97.219	65.085	3.651	2.073
TP	2271	2271	2237	1646	98	57
FN	7	7	41	632	2180	2221
FP	0	0	23	251	406	471

**TABLA 12. Evaluación de la relación señal/ruido (SNR) en el registro "118 em" con 24dB, 18dB, 12dB, 06dB, 00dB y -06dB sin EWMA (umbral fijo).**

SIN EWMA (UMBRAL FIJO=0.62)						
	118em 24dB	118em 18dB	118em 12dB	118em 06dB	118em 00dB	118em -06dB
S (%)	99.254	89.947	34.987	12.687	2.678	1.536
PPV (%)	99.735	97.386	78.445	50.000	16.095	10.386
DER (%)	1.015	13.498	167.323	394.118	668.865	755.193
AC (%)	98.993	87.827	31.918	11.258	2.350	1.357
TP	2261	2049	797	289	61	35
FN	17	229	1481	1989	2217	2243
FP	6	55	219	289	318	302

En comparación, el EWMA simple (Es) presentó un rendimiento aceptable en niveles bajos de ruido, con una sensibilidad del 99,69 % en 24 dB y 18 dB, pero su rendimiento disminuyó drásticamente en entornos ruidosos, llegando a una sensibilidad del 4,30 % a 0 dB y 2,51 % a -6 dB. El enfoque sin EWMA (umbral fijo) mostró aún menos resiliencia, con una caída de la sensibilidad a 12,69 % en 6 dB y 1,54 % en -6 dB. El valor predictivo positivo (PPV) siguió una tendencia similar. El EWMA de dos etapas alcanzó un PPV perfecto del 100 % en condiciones de bajo ruido, pero descendió progresivamente a 67,38 % en -6 dB. El EWMA simple también mantuvo un alto PPV en entornos de bajo ruido, pero experimentó una fuerte disminución en ruido severo, con solo 10,80 % en -6 dB.

El umbral fijo mostró una caída considerable en el PPV, alcanzando 10,39 % a -6 dB. En cuanto a la tasa de error (DER %), el EWMA de dos etapas mostró una tasa de error del 0 % en condiciones de bajo ruido, pero aumentó a 47,94 % a -6 dB. El EWMA simple presentó un incremento aún más pronunciado, pasando de 0,31 % en 24 dB y 18 dB a 509,85 % en -6 dB, mientras que el umbral fijo mostró el peor desempeño, con una tasa de error de hasta 755,19 % en -6 dB. La exactitud (AC %) mostró que el EWMA de dos etapas mantuvo una excelente exactitud en condiciones de bajo ruido (100 %), pero disminuyó a 48,21 % en -6 dB. Tanto el EWMA simple como el umbral fijo experimentaron una mayor degradación, con solo 2,07 % y 1,36 %, respectivamente, en -6 dB.

Finalmente, al observar las tasas de verdaderos positivos (TP), falsos negativos (FN) y falsos positivos (FP), el EWMA de dos etapas mostró un rendimiento destacado, sin falsos negativos hasta un SNR de 12 dB. Sin embargo, a medida que aumentó el ruido, también lo hicieron los falsos positivos, alcanzando 691 a -6 dB. Tanto el EWMA sim-

ple como el umbral fijo experimentaron problemas más severos con los FN y FP en niveles altos de ruido, con hasta 2221 FN y 2243 FN, y 302 FP y 471 FP, respectivamente, en -6 dB. En conclusión, el algoritmo EWMA de dos etapas muestra una mejor resistencia al ruido que el EWMA simple y el umbral fijo, manteniendo un rendimiento superior en términos de sensibilidad, PPV y tasa de error en niveles de ruido moderados a altos, demostrando su efectividad para la delineación en diversas condiciones, como se muestra en la Tabla 10.

## CONCLUSIONES

En esta investigación, se ha diseñado un algoritmo de delineación específico con umbral adaptativo basado en el Modelo de Suavizado Exponencial Ponderado (EWMA) de dos etapas. Las ventajas de este algoritmo incluyen su simplicidad, ya que no requiere recalibraciones constantes para mejorar la precisión de la presión arterial, su baja carga computacional, robustez y la capacidad de ajustar el factor de suavización. Esto permite equilibrar la sensibilidad y flexibilidad de los umbrales fijos, mejorando la detección de picos, lo cual es crucial para identificar picos en señales ECG y PPG en dispositivos portátiles.

El algoritmo EWMA de dos etapas ha demostrado un buen desempeño y robustez en presencia de ruido, siendo efectivo en condiciones de SNR como 24 dB, 18 dB, 12 dB, 6 dB, 0 dB y -6 dB. En comparación con el algoritmo EWMA simple (Es) y el enfoque sin EWMA (umbral fijo), el EWMA de dos etapas muestra un rendimiento mucho más sólido y consistente en diferentes niveles de SNR, especialmente en entornos con alto ruido, como en 6 dB, donde los otros enfoques enfrentan grandes dificultades. Esto convierte al EWMA de dos etapas en la mejor opción para aplicaciones que requieren alta fiabilidad en condiciones de salud. Los resultados preliminares respaldan la eficacia de nuestro algoritmo, con una sensibilidad del 100 % y un Valor Predictivo Positivo del 100 % en alto SNR, lo que sugiere su aplicabilidad para la estimación precisa de la presión arterial no invasiva. Además, se obtuvieron resultados satisfactorios utilizando un modelo matemático de estimación evaluado en 5 registros de la base de datos MIMIC, que incluyen señales ECG, PPG y mediciones de presión arterial. Los resultados mostraron un error medio de -1.422 mmHg para la presión arterial sistólica (SBP) y 0.577 mmHg para la presión arterial diastólica (DBP), con una desviación estándar (s.d.) de 4.668 mmHg para la SBP y 2.888 mmHg para la DBP. Estos valores cumplen con los estándares de la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI), que establece límites de 5 mmHg para el error medio (MAE) y 8 mmHg para la desviación estándar (S.D.).

El algoritmo de delineación específico EWMA de dos etapas es una opción prometedora para estimar la presión arterial de manera no invasiva con alta precisión, adaptándose bien a los cambios rápidos en entornos de monitorización ambulatoria para dispositivos portátiles. Continuamos trabajando en superar las limitaciones actuales de medición y hacer que estas mediciones sean más accesibles tanto en entornos clínicos como ambulatorios.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores desean expresar su más profundo y sincero agradecimiento a la Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa por el invaluable apoyo brindado a lo largo de esta investigación. Su compromiso y dedicación han sido fundamentales para el desarrollo y éxito de este proyecto. Este trabajo forma parte del proyecto de investigación “Plataforma de monitoreo integral e inalámbrico para la detección y seguimiento efectivo de enfermedades cardiovasculares en pacientes geriátricos mediante sensores ópticos no invasivos”, el cual ha sido financiado por la

Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa bajo el contrato número IBA-IB-63-2020-UNSA.

## CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

L. N. conceptualización, curación de datos, análisis formal, *software*, visualización, investigación, metodología, administración de proyectos, redacción y validación; R. V. curación de datos, análisis formal, investigación, *software*, visualización y redacción; E. S. supervisión, revisión, adquisición de financiación y provisión de recursos; J. R. supervisión, revisión, adquisición de financiación y provisión de recursos.

## CONFLICTO DE INTERÉS

Los autores declaran que no existe ningún conflicto de intereses en relación con este trabajo de investigación.

## REFERENCIAS

- [1] M. Kachuee, M. M. Kiani, H. Mohammadzade, M. Shabany, "Cuffless blood pressure estimation algorithms for continuous health-care monitoring," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 64, no. 4, pp. 859-869, 2017, doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2580904>
- [2] W. H. Lin et al., "Towards accurate estimation of cuffless and continuous blood pressure using multi-order derivative and multivariate photoplethysmogram features," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 63, 2021, art. no. 102198, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102198>
- [3] O. Litvinova et al., "Patent landscape review of non-invasive medical sensors for continuous monitoring of blood pressure and their validation in critical care practice," *Front. Med.*, vol. 10, 2023, art. no. 1138051, doi: <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1138051>
- [4] M. Salem et al., "Non-invasive data acquisition and IoT solution for human vital signs monitoring: Applications, limitations and future prospects," *Sensors*, vol. 22, no. 17, 2022, art. No. 6625, doi: <https://doi.org/10.3390/s22176625>
- [5] Y. Wang et al., "Recent advancements in flexible and wearable sensors for biomedical and healthcare applications," *J. Phys. D: Appl. Phys.*, vol. 55, no. 13, 2022, art. no. 103002, doi: <https://doi.org/10.1088/1361-6463/ac3c73>
- [6] A. Medina et al., "Continuous blood pressure estimation in wearable devices using photoplethysmography: A review," *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.*, vol. 12, no. 10, pp. 104-113, 2022, doi: [https://doi.org/10.46338/ijetae1022\\_12](https://doi.org/10.46338/ijetae1022_12)
- [7] M. Y. M. Wong, E. Pickwell-MacPherson, Y. T. Zhang, J. C. Y. Cheng, "The effects of pre-ejection period on post-exercise systolic blood pressure estimation using the pulse arrival time technique," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 111, no. 1, pp. 135-144, 2011, doi: <https://doi.org/10.1007/s00421-010-1626-0>
- [8] T. Vajjanarat, A. Lek-uthai, "A comparison of cuff-less blood pressure estimation between pulse arrival time and pulse transit time using photoplethysmography," en 17th Int. Conf. Electr. Eng./Electron., Comput., Telecommun. Inf. Technol. (ECTI-CON), Phuket, Tailandia, 2020, pp. 13-16, doi: <https://doi.org/10.1109/ECTI-CON49241.2020.9158100>
- [9] J. Cano, "Desarrollo de un método de estimación de la presión arterial combinando fotoplethysmografía y electrocardiografía," Tesis de grado, Dept. Ing. Electron., Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2020. [En línea]. Disponible en: <http://hdl.handle.net/10251/150068>
- [10] F. S. Cattivelli, H. Garudadri, "Noninvasive cuffless estimation of blood pressure from pulse arrival time and heart rate with adaptive calibration," en Proc. Int. 6th Workshop Wearable Implantable Body Sensor Netw., Berkeley, CA, USA, 2009, pp. 114-119, doi: <https://doi.org/10.1109/BSN.2009.35>
- [11] J. M. Bote, J. Recas, R. Hermida, M. Díaz-Vicente, "Implementación de técnicas de estimación de la presión arterial a partir de ECG y PPG," en I Jornadas de Computación Empotrada y Reconfigurable, Jornadas SARTECO (CEDI), Salamanca, España, 2016, pp. 551-559.
- [12] J. M. Bote et al., "A modular low complexity ECG delineation algorithm for real-time embedded systems," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 22, no. 2, pp. 429-441, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2017.2671443>
- [13] S. Nurmaini et al., "Robust electrocardiogram delineation model for automatic morphological abnormality interpretation," *Sci. Rep.*, vol. 13, 2023, art. no. 13736, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-40965-1>
- [14] J. Bote, "Algoritmos de monitorización de señales biomédicas en tiempo real para dispositivos portátiles de bajo consumo," Tesis de Doctorado, Fac. Inform., Univ. Complutense de Madrid, Madrid, España, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://hdl.handle.net/20.500.14352/5570>
- [15] Z. Hao, X. Zhang, Z. Lai, "Adaptive R-peak detection algorithm based on brown exponential smoothing model," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 114355-114363, 2022, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3218308>
- [16] X. Wan et al., "Electrocardiogram baseline wander suppression based on the combination of morphological and wavelet transformation based filtering," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2019, no. 1, 2019, art. no. 196156, doi: <https://doi.org/10.1155/2019/7196156>

- [17] F. R. Hashim et al., "Electrocardiogram noise cancellation using wavelet transform," *J. Fundam. Appl. Sci.*, vol. 9, no. 3S, pp. 131-140, 2017, doi: <https://doi.org/10.4314/jfas.v9i3s.11>
- [18] Md. A. Kabir, C. Shahnaz, "Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 7, no. 5, pp. 481-489, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2011.11.003>
- [19] Y. Hong, Y. Lian, "A Memristor-based continuous-time digital FIR filter for biomedical signal processing," *IEEE Trans. Circuits Syst. I Reg. Papers*, vol. 62, no. 5, pp. 1392-1401, 2015, doi: <https://doi.org/10.1109/TCSI.2015.2403033>
- [20] J. Pan, W. J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236, 1985, doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>
- [21] J. A. Van Alste, T. S. Schilder, "Removal of base-line wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 32, no. 12, pp. 1052-1060, 1985, doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325514>
- [22] J. Park, S. Lee, U. Park, "R peak detection method using wavelet transform and modified Shannon energy envelope," *J. Healthc. Eng.*, vol. 2017, 2017, art. no. 4901017, doi: <https://doi.org/10.1155/2017/4901017>
- [23] K. Krishnakumar, S. Latha, "Different methods to remove baseline wandering noise from the ecg signal: a research perspective," en *Proc. 3rd Int. Conf. Artif. Intell. Smart Energy (ICAIS)*, Coimbatore, India, 2023, doi: <https://doi.org/10.1109/ICAIS56108.2023.10073914>
- [24] T. N. Nguyen, T. H. Nguyen, B. V. Ngo, "R peak determination using a WDFR algorithm and adaptive threshold," *Appl. Comput. Sci.*, vol. 18, no. 3, pp. 19-30, 2022, doi: <http://dx.doi.org/10.35784/acs-2022-18>
- [25] T. Rodrigues, S. Samoutphonh, H. Silva, A. Fred, "A low-complexity R-peak detection algorithm with adaptive thresholding for wearable devices," en *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Milan, Italia, 2021, doi: <https://doi.org/10.1109/ICPR48806.2021.9413245>
- [26] M. Shahbakhti et al., "Fusion of EEG and eye blink analysis for detection of driver fatigue," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 31, pp. 2037-2046, 2023, doi: <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2023.3267114>
- [27] J. Arteaga-Falconi, H. Al Osman, A. El Saddik, "R-peak detection algorithm based on differentiation," en *Proc. 2015 IEEE 9th Int. Symp. Intell. Signal Process. (WISP)*, Siena, Italia, 2015, doi: <https://doi.org/10.1109/WISP.2015.7139147>
- [28] PCP Chao et al., "Machine learning leading cuffless PPG blood pressure sensors into the next stage," *IEEE Sens. J.*, vol. 21, no.11, pp. 12498-12510, 2021, doi: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3073850>
- [29] H. Tan et al., "Heartbeat-aware convolutional neural network for R-peak detection of wearable device ECG data," *J. South. Med. Univ.*, vol. 42, no. 3, pp. 375-383, 2022, doi: <https://doi.org/10.12122/j.issn.1673-4254.2022.03.09>
- [30] L. Khriji, A. M. Al-Busaidi, "New adaptive thresholding-based ECG R-peak detection technique," en *Proc. IEEE Middle East Conf. Biomed. Eng. (MECBME)*, Túnez, Túnez, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/MECBME.2018.8402423>
- [31] A. Hamed, S. Saeid, M. Karim, "A novel signal segmentation method based on standard deviation and variable threshold," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 34, no. 2, pp. 27-34, 2011. [En línea]. Disponible en: <https://www.ijcaonline.org/archives/volume34/number2/4073-5860/>
- [32] M. Niaz, M. Khan, "Pan-Tompkins: a robust approach to detect R-peaks in ECG signals," en *Proc. IEEE Int. Conf. Bioinf. Biomed. (BIBM)*, Las Vegas, NV, USA, 2022, pp. 2905-2912, doi: <https://doi.org/10.1109/BIBM55620.2022.9995552>
- [33] J. Yu, S. B. Kim, J. Bai, S. W. Han, "Comparative study on exponentially weighted moving average approaches for the self-starting forecasting," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 20, 2020, no. art. 7351, doi: <https://doi.org/10.3390/app10207351>
- [34] P. R. Winters, "Forecasting sales by exponentially weighted moving averages," *Manage. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 324-342, 1960. [En línea]. Disponible en: <https://www.jstor.org/stable/2627346>
- [35] T. Andrasto et al., "Method EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) as a filter to fine and remove noise on time series data," en *11th Engineering International Conference: Applied Green Technology for Environment Conservation Through Continuous Engineering (EIC 2022)*, Indonesia, 2023, art. no. 012012, doi: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1203/1/012012>
- [36] A. D. Little, R. G. Brown. (1956). Exponential smoothing for predicting demand. [En línea]. Disponible: <https://www.industrydocuments.ucsf.edu/docs/jzlc0130>
- [37] G. T. Wilson, "Book review: time series analysis: forecasting and control, 5th edition, by George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel and Greta M. Ljung, 2015. Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, pp. 712. ISBN: 978-1-118-67502-1," *J. Time Ser. Anal.*, vol. 37, pp. 709-711, 2016, doi: <https://doi.org/10.1111/jtsa.12194>
- [38] V. Akgiray, "Conditional heteroscedasticity in time series of stock returns: evidence and forecasts," *J. Bus.*, vol. 62, no. 1, pp. 55-80, 1989, doi: <http://doi.org/10.1086/296451>
- [39] M. W. Watson, "Chapter 47 Vector autoregressions and cointegration," in *Handbook of Econometrics*, 1994, pp. 2843-2915, doi: [https://doi.org/10.1016/S1573-4412\(05\)80016-9](https://doi.org/10.1016/S1573-4412(05)80016-9)
- [40] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, págs. 436-444, 2015, doi: <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [41] P. Jarrín, J. Xavier, "Comparación entre varios métodos de pronósticos basados en series de tiempo para predecir la demanda de placas digitales en empresas del sector gráfico quiteño desde el año 2009 hasta el año 2015," Tesis de maestría, Facultad de Ciencias Administrativas, Escuela Politécnica Nacional, Ecuador, 2015. [En línea]. Disponible en: <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/17016>
- [42] R. Huamani et al., "Implementation of a real-time 60 Hz interference cancelation algorithm for ECG signals based on ARM Cortex M4 and ADS1298," en

- Proc. IEEE 24th Int. Congress on Electron. Elect. Eng. Comput. (INTERCON), Cusco, Peru, 2017, doi: <https://doi.org/10.1109/INTERCON.2017.8079725>
- [43] E. Supo et al., "PRD as an indicator proposal in the evaluation of ECG signal acquisition prototypes in real patients," Technol. Innov. Andean Ind., Barranquilla, Colombia, 2022, doi: <https://doi.org/10.1109/ICAIS56108.2023.10073914>
- [44] C. Huisa et al., "PCG heart sounds quality classification using neural networks and SMOTE Tomek links for the think health project," en Proc. Data Anal. Manag. Lect. Notes Netw. Syst., A. Khanna, Z. Polkowski, O. Castillo, Eds. 2023, vol. 572, pp. 803-811, doi: [https://doi.org/10.1007/978-981-19-7615-5\\_65](https://doi.org/10.1007/978-981-19-7615-5_65)
- [45] R. Sulla, J. Talavera, E. Supo, A. Montoya, "Non-invasive glucose monitor based on electric bioimpedance using AFE4300," en Proc. IEEE 26th Int. Conf. Electron., Elect. Eng. Comput. (INTERCON), Lima, Peru, 2019, doi: <https://10.1109/INTERCON.2019.8853561>
- [46] J. M. Bote, J. Recas, R. Hermida, "Evaluation of blood pressure estimation models based on pulse arrival time," Comput. Elect. Eng., vol. 84, 2020, no. art. 106616, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2020.106616>
- [47] A. Johnson, T. Pollard, R. Mark, 2016, "MIMIC-III Clinical Database (1.4 version)," PhysioNet, doi: <https://doi.org/10.13026/C2XW26>
- [48] I. Silva, G. Moody, "An open-source toolbox for analysing and processing PhysioNet databases in MATLAB and Octave", J. Open Res. Softw., vol. 2, no. 1, 2014, no. art. e27, doi: <https://doi.org/10.5334/jors.bi>
- [49] A. H. Sayed, Fundamentals of Adaptive Filtering, Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2003.
- [50] P. Laguna, R. Mark, A. Goldberg, G. Moody, "A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG," en Conf. Comput. Cardiol. 1997, Lund, Suecia, 1997, pp. 673-676, doi: <https://doi.org/10.1109/CIC.1997.648140>
- [51] A. Johnson et al., "MIMIC-III, a freely accessible critical care database," Scientific Data, vol. 3, 2016, no. art. 60035, doi: <https://doi.org/10.1038/sdata.2016.35>
- [52] A. Goldberger et al., "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : components of a new research resource for complex physiologic signals," Circulation, vol. 101, no. 23, pp. e215-e220, 2000, doi: <https://doi.org/10.1161/01.CIR.101.23.e215>
- [53] D. J. Hughes, C. F. Babbs, L. A. Geddes, J. D. Bourland, "Measurements of Young's modulus of elasticity of the canine aorta with ultrasound," Ultrason. Imag., vol. 1, no. 4, pp. 356-367, 1979, doi: [https://doi.org/10.1016/0161-7346\(79\)90028-2](https://doi.org/10.1016/0161-7346(79)90028-2)
- [54] W. Chen et al., "Continuous estimation of systolic blood pressure using the pulse arrival time and intermittent calibration," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 38, pp. 569-574, 2000, doi: <https://doi.org/10.1007/BF02345755>
- [55] P. K. Baheti, H. Garudadri, "Heart rate and blood pressure estimation from compressively sensed photoplethysmograph," en Proc. 4th Int. ICST Conf. on Body Area Netw., Los Angeles, CA, USA, 2009, doi: <http://dx.doi.org/10.4108/ICST.BODYNETS2009.6023>
- [56] C. C. Y. Poon, Y. T. Zhang, "Cuff-less and Noninvasive Measurements of Arterial Blood Pressure by Pulse Transit Time," en Proc. 27th Annu. IEEE Eng. Med. Biol. Conf., vol. 6, Shanghai, China, 2006, pp. 5877-5880, doi: <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2005.1615827>
- [57] C. P. Chua, C. Heneghan, "Continuous Blood Pressure Monitoring using ECG and Finger Photoplethysmogram," en Proc. 2006 Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., NY, USA, 2006, pp. 5117-5120, doi: <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2006.259612>
- [58] P. Fung et al., "Continuous noninvasive blood pressure measurement by pulse transit time," en Proc. 26th Ann. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., San Francisco, CA, USA, 2004, pp. 738-741, doi: <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2004.1403264>
- [59] A. A. Awad et al., "How Does the Plethysmogram Derived from the Pulse Oximeter Relate to Arterial Blood Pressure in Coronary Artery Bypass Graft Patients?," Anesth. Analg., vol. 93, no. 6, pp. 1466-1471, 2001, doi: <https://doi.org/10.1097/0000539-200112000-00022>