

ANÁLISIS DEL FILTRADO DE SEÑALES ECG MEDIANTE FILTRO UFIR CON PONDERACIÓN DE PESOS

ANALYSIS OF ECHOCARDIOGRAPHIC SIGNAL FILTERING USING UFIR FILTERING WITH WEIGHT WEIGHTING

Victor Manuel Jiménez Ramos¹, Floriberto Canseco de la Rosa², Roberto Tamar Castellanos Baltazar³, César Hernández Sanchez⁴, Carlos Mauricio Lastre Domínguez⁵

<https://doi.org/10.61117/ipsumtec.v7i2.325>

¹Maestría en Ingeniería. Tecnológico nacional de México / Instituto Tecnológico de Oaxaca, Departamento de Ingeniería Electrónica, victor.jimenezr@itoaxaca.edu.mx, 9511959974, C.P. 68000, <https://orcid.org/0000-0001-8185-5139>

²Ingeniería. Tecnológico nacional de México / Instituto Tecnológico de Oaxaca, Departamento de Ingeniería Electrónica, floriberto.canseco@itoaxaca.edu.mx, 9511959974, C.P. 68000, <https://orcid.org/0009-0001-3968-4839>

³Maestría en Ciencias. Tecnológico nacional de México / Instituto Tecnológico de Oaxaca, Departamento de Ingeniería Electrónica, roberto.castellanos@itoaxaca.edu.mx, 9511959974, C.P. 68000, <https://orcid.org/0000-0002-3733-0711>

⁴Maestría en Ciencias. Tecnológico nacional de México / Instituto Tecnológico de Oaxaca, Departamento de Ingeniería Electrónica, cesar.hernandez@itoaxaca.edu.mx, 9511959974, C.P. 68000, <https://orcid.org/0009-0002-2890-8099>

⁵Doctorado en Ingeniería. Tecnológico nacional de México / Instituto Tecnológico de Oaxaca, Departamento de Ingeniería Electrónica, carlos.lastre@itoaxaca.edu.mx, 9511959974, C.P. 68000, <https://orcid.org/0000-0003-2737-7644>

Resumen – El electrocardiograma (ECG) desempeña un papel fundamental en el diagnóstico de enfermedades cardíacas, siendo estas una de las principales causas de mortalidad a nivel mundial. En las últimas décadas, se han desarrollado diversas técnicas para el procesamiento de señales de ECG, destacando la eliminación de ruido como un factor crucial para mejorar la extracción de características. Sin embargo, alcanzar una precisión aún mayor sigue siendo un desafío persistente. En este estudio, presentamos un enfoque innovador que utiliza un filtro de respuesta a impulsos finitos (UFIR) ponderado e insesgado. Bajo condiciones de ruido y evaluando el error cuadrático medio (RMSE) y la relación señal-ruido (SNR), nuestro método propuesto muestra un rendimiento notable en comparación con el filtro Savitzky-Golay (SG) ponderado. Este trabajo contribuye al avance continuo en el procesamiento de señales de ECG, brindando el potencial para una detección más precisa y confiable de enfermedades cardíacas.

Palabras Clave: ECG, Estimación de señales, Filtro Savitzky-Golay, Filtro suavizador, RMSE, UFIR

Abstract -- Electrocardiogram (ECG) is of paramount importance in the diagnosis of heart disease and because it persists, is the leading cause of death worldwide. Various techniques have emerged in recent decades to process ECG signals, and noise removal has played a prominent role in improving feature extraction. However, achieving greater accuracy remains an enduring challenge. This study presents an innovative approach that applies a weighted and unbiased finite impulse response (UFIR) filter. Under the same noise conditions and in terms of mean square error (RMSE) and signal-to-noise ratio (SNR), our proposed method shows decent performance compared to the weighted Savitzky-Golay

(SG) filter. This research contributes to the progressive evolution of ECG signal processing, offering the potential for more accurate and reliable detection of heart disease.

Key words – ECG, Signal Estimation, Filtro Savitzky-Golay, Softener Filter, RMSE, UFIR

INTRODUCCIÓN

Un electrocardiograma (ECG) constituye un registro que refleja la actividad eléctrica del corazón, siendo una herramienta diagnóstica crucial para la detección de patologías cardíacas, [1]. Las ondas P-QRS-T presentes en la señal del ECG ofrecen información valiosa, siendo el complejo QRS especialmente relevante en la identificación de arritmias cardíacas, [2]. La detección temprana de arritmias resulta vital para prevenir y pronosticar ataques cardíacos, destacando así la importancia del ECG como instrumento fundamental para salvar vidas, [3]. No obstante, la precisión en la detección de arritmias puede verse afectada por ruido y artefactos, generando diagnósticos erróneos, [4]. Para contrarrestar este problema, resulta esencial aplicar un paso de preprocesamiento. El preprocesamiento, un procedimiento ampliamente empleado e imprescindible en el análisis de señales de ECG, busca reducir el ruido y mejorar la calidad de la señal, garantizando una extracción y diagnóstico preciso de las características cardíacas, [5]. Por lo tanto, se requiere un monitoreo continuo de las señales de ECG a lo largo de períodos prolongados, empleando dispositivos electrónicos analógicos y digitales para la adquisición y procesamiento de datos ECG.

En la actualidad, diversas técnicas se han propuesto para eliminar el ruido y artefactos en señales de ECG, destacando especialmente los métodos de suavizado. Estudios recientes han demostrado la eficacia de filtros

digitales basados en transformada wavelet y filtros convencionales pasa baja y pasa banda en la reducción del ruido en señales biomédicas digitalizadas mediante sistemas embebidos. En uno de estos estudios, se introdujo una metodología única que combina técnicas de transformación basadas en wavelets con dispositivos IoT inalámbricos para monitorizar el comportamiento cardíaco, [6]. Otro enfoque empleó la transformada wavelet adaptativa del dominio de Fourier-Bessel para la detección automática de etapas de ansiedad, utilizando la señal de un sensor de ECG portátil de un solo canal, [7]. Además, se han evaluado diferentes tipos de filtros, como los de pasas bajas tipo Butterworth con cuarto y octavo orden, en comparación con filtros como el tipo Chebyshev, [8]. En otros estudios, se propuso el uso de técnicas de inteligencia artificial (IA) basadas en aprendizaje profundo para clasificar y reducir el ruido asociado con las señales de ECG [9],[10],[11]. Asimismo, se ha sugerido la aplicación de redes neuronales generativas adversarias (GAN) para la restauración ciega de las señales de ECG, otras aplicaciones asociadas a la clasificación y detección de patrones,[12],[13],[14],[15],[16]. Sin embargo, estas técnicas están comenzando a emerger y realmente su costo computacional es alto. Por lo tanto, es necesario optimizar los parámetros empleados en IA para la reducción de ruido asociado en señales ECG.

Es importante señalar que, debido a las dificultades inherentes a las técnicas mencionadas para el procesamiento de señales de ECG, una alternativa viable radica en la implementación de filtros polinomiales. Estos son fáciles de aplicar y proporcionan una estimación mejorada de las señales biomédicas. El filtro de suavizado Savitzky-Golay (SG) es comúnmente utilizado en el análisis de ECG, aunque presenta limitaciones en sus parámetros, como la necesidad de una longitud impar para el parámetro de horizonte [17],[18]. A pesar de estas limitaciones, sigue siendo un método estándar para eliminar el ruido en las señales de ECG. Otro filtro basado en modelo polinomial es el filtro UFIR (*Unbiased Finite Impulse Response*) p -shift el cual se ha utilizado ampliamente para eliminar el ruido en ECG, destacando su adaptabilidad para comportamientos lentos y rápidos. Se ha empleado para estimar características temporales morfológicas del ECG, [19],[20],[21],[22]. Por lo tanto, el filtro UFIR presenta propiedades importantes que pueden resultar una mejora en la estimación de señales ECG. El objetivo de este trabajo es desarrollar un análisis comparativo entre los filtros polinomiales de Savitzky-Golay (SG) y UFIR con pesos a sus factores de ganancia. Por lo tanto, esta investigación se centra el desarrollo de un filtro robusto UFIR iterativo ponderado diseñado para mejorar las señales de ECG y lo comparamos con el filtro SG ponderado obteniendo resultados preliminares interesantes. Este trabajo está organizado en las siguientes secciones: En la sección II se describen los diferentes métodos utilizados en este estudio. En la Sección III, profundizamos en los hallazgos clave, evaluados a través de métricas RMSE y SNR, con un

enfoque adicional en la implementación práctica de señales reales de ECG. Finalmente, en la última sección se describen las conclusiones del trabajo.

DESARROLLO

Metodología

La metodología implementada para el desarrollo de este trabajo está plasmada en la figura 1. Inicialmente, se considera una señal ECG sintética, la cual se le suma un ruido aleatorio (AWGN, *additive White Gaussian noise*) a un nivel decibel determinado. Dicha señal ECG con ruido es la entrada de los filtros UFIR y SG con pesos para ser evaluadas por medio del RMSE y análisis SNR. El proceso de evaluación se realiza varias veces con el objetivo de encontrar el mejor filtro analizando la respuesta del filtro y su estabilidad. En las siguientes secciones, se explica los conceptos y resultados asociados al modelo matemático del filtro UFIR y su algoritmo.

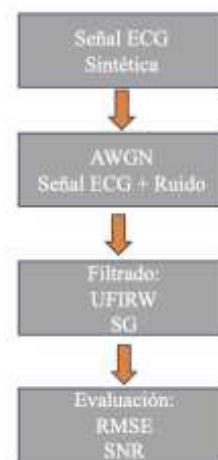


Figura 1. Metodología para encontrar el mejor filtro.

Modelo de espacio de estados de la señal de ECG

El modelo de tiempo discreto para representar las señales de ECG se da en [5], donde la señal se representa en un horizonte de intervalo $[m, n]$ de longitud N , donde $m = n - N + 1$. El grado polinomial utilizado en la representación se determina en estado espacial, proporcionando una representación precisa de la señal de ECG dentro del marco de tiempo especificado. La señal de ECG es invariante en el tiempo y determinista. Se supone que la medición de la señal de ECG está corrompida por el ruido medio cero con una desviación estándar desconocida y una distribución gaussiana no necesaria. En tales condiciones, una señal de ECG se puede representar de la siguiente manera:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k+1} \quad \text{Ec. (1)}$$

$$y_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_{k+1} + v_n \quad \text{Ec. (2)}$$

Donde \mathbf{x}_k es el vector de proceso de la señal de ECG, y_k es la observación de medición de la señal de ECG, v_k es

el ruido de medición medio cero con distribución desconocida, es la matriz de observación definida como $C = [10 \dots 0]$ y la matriz definida A es la matriz del sistema representada de la siguiente manera:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \tau & \frac{(\tau)^2}{2} & \dots & \frac{(\tau)^{K-1}}{(K-1)!} \\ 0 & 1 & \tau & \dots & \frac{(\tau)^{K-2}}{(K-2)!} \\ 0 & 0 & 1 & \dots & \frac{(\tau)^{K-3}}{(K-3)!} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Ec. (3)}$$

Conocidas las anteriores variables, sobre un horizonte $[m,n]$ de una serie de puntos del ECG, el filtro UFIR se puede representar como:

$$x_k = (W_{m,n}^T W_{m,n})^{-1} Y_{m,n} \quad \text{Ec. (4)}$$

Donde $Y_{m,n}$ es el vector de medición extendido de la señal ECG y la matrix W_{mn} se conoce como la matriz aumentada, ambas matrices se pueden representar de la siguiente forma, respectivamente:

$$Y_{m,n} = [y_m^T \ y_{m+1}^T \ \dots \ y_n^T]^T \quad \text{Ec. (5)}$$

$$W_{m,n} = \begin{bmatrix} C(A^{n-m})^{-1} \\ \vdots \\ CA^{-1} \\ C \end{bmatrix} \quad \text{Ec. (6)}$$

Filtro iterativo UFIR con pesos

A continuación, presentamos un algoritmo (ver algoritmo 1) basado en el filtro iterativo con pesos donde Y_{ms} es la señal ECG con ruido (medición de la señal ECG), donde la variable $N = N_{opt}$ es el horizonte o ventana de puntos representada por medio de la siguiente ecuación:

$$q_{opt} = \frac{N_{opt} - 1}{2} - \frac{1}{2} \sqrt{\frac{N_{opt}^2 + 1}{5}} \quad \text{Ec. (7)}$$

```

5:  $\hat{x}_s = G_s(W_{m,s}^T)(Y_{m,s});$ 
6: for  $i = s + 1: k$  do
7:    $\tilde{x}_i = A_i \tilde{x}_{i-1};$ 
8:    $G_i = [C_i^T C_i + (A_i G_{i-1} A_i^T)^{-1}]^{-1};$ 
9:    $K_i = G_i C_i^T$ 
10:   $\tilde{x}_i = \tilde{x}_i + K_i (y_i - H_i \tilde{x}_i)$ 
11: end for
12:  $\hat{x}_n = \tilde{x}_n$ 
13:  $\hat{x}_{n-q} = A^{-q} \hat{x}_n$ 
14: end for
15: Resultado:  $\hat{x}_k$ 

```

Además, este algoritmo iterativo de suavizado UFIR similar al filtro de Kalman se presenta en [23] de forma recursiva en dos fases distintas: predicción y actualización. Este algoritmo recalibra la ganancia de potencia de ruido generalizada (GNPG), y su ajuste depende de una ganancia derivada del procesamiento por lotes. A diferencia del filtro de Kalman, el algoritmo UFIR descrito en el algoritmo 1 presenta una ventaja significativa en el sentido de que no requiere ningún conocimiento previo sobre el ruido de medición. Esta característica dota al algoritmo UFIR de un nivel superior de robustez y fiabilidad. En [24], [25], se demostró una mejora de la robustez del filtro UFIR con el peso γ , definido por

$$\gamma = \frac{1}{\lfloor N/2 \rfloor} \sum_{i=k_0}^k \sqrt{\eta_i / \eta_{i-1}} \quad \text{Ec. (8)}$$

Donde $k_0 = k - \lfloor N/2 \rfloor + 1$, el término $\lfloor N/2 \rfloor$ es la parte entera de N el número de estados. La desviación cuadrática media (RMS) de la estimación se calcula utilizando el residuo de innovación como:

$$\eta_k = \sqrt{\frac{1}{K_m} (y_k - C_k \hat{x}_k)^T (y_k - C_k \hat{x}_k)} \quad \text{Ec. (9)}$$

Donde K_m es la dimensión del movimiento objetivo, y_k es la medición de la señal ECG, C_k es el vector de estado y \hat{x}_k es la estimación de la señal ECG.

Algoritmo 1: Algoritmo del filtro iterativo UFIR

Datos: $Y, N = N_{opt}, A, C, W$

Result:

1: Inicio

2: for $k = N - 1, N \dots$ **do**

3: $m = k - N + 1, s = k - N + K;$

4: $G_s = (W_{m,s}^T W_{m,s})(Y_{m,s});$

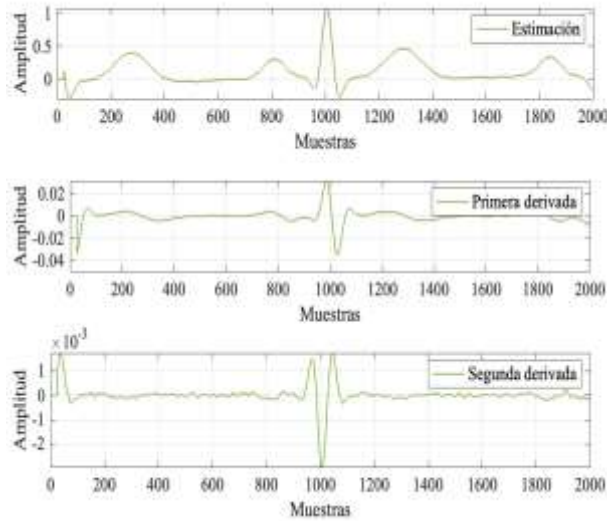


Figura 2. Estimación de estados producidas por el filtro UFIR iterativo UFIR.

Filtro Savitzky-Golay para señales de ECG

El filtro SG se puede considerar como un caso especial del filtro de suavizado UFIR, como se muestra en []. La estimación suavizada basada en convolución con un desfase en la mitad del horizonte viene dada por $p = \frac{N-1}{2}$

$$\hat{s}_{k|k-\frac{N-1}{2}} = \sum_{n=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \varphi_n y_{k-n} \quad \text{Ec. (10)}$$

Donde $\varphi_n(-p)$ representa los coeficientes de convolución determinados por el método de mínimos cuadrados lineales (LS) para configurar con sistemas de polinomios de bajo grado comúnmente. Los coeficientes h_n^i se pueden extraer de la función FIR explicada en []. Es importante mencionar que el filtro SG tiene las siguientes restricciones para garantizar cálculos precisos, la longitud del horizonte N siempre debe ser un número impar. Si se utiliza un número par, los límites de suma incluirían valores fraccionarios, lo cual no es deseable. Si bien el retraso fijo generalmente se establece como, es importante tener en cuenta que diferentes aplicaciones pueden requerir valores de retraso alternativos. Es posible que el retraso óptimo no sea

Implementación de los filtros UFIR y SG

Considerando una matriz de proceso A de 3X3 representada como:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0.5 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Ec. (11)}$$

un vector de observación $C=[1 \ 0 \ 0]$, un horizonte $N_{opt} = 41$ y un q_{opt} , calculado por la ecuación (7), siguiendo el algoritmo 1, podemos estimar la señal ECG, para tres estados. El primer estado es la estimación de la señal ECG, el segundo estado es la primera derivada de la señal ECG y el tercer estado es la segunda derivada de la señal ECG (Ver figura 2).

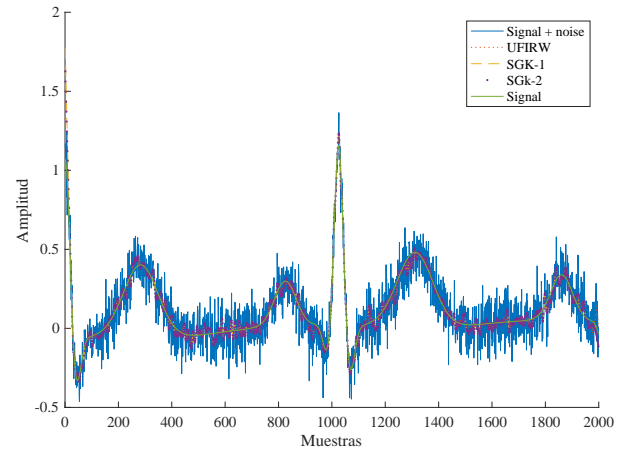


Figura 3. Estimaciones obtenidas por los filtros estudiados.

Para el filtro de SG se consideraron los siguientes parámetros, $N=41$, ventanas Kaiser de pesos con un valor de 38 y 48, a continuación, en la figura 3, se puede visualizar la estimación de los filtros estudiados considerando una señal ECG sintética.

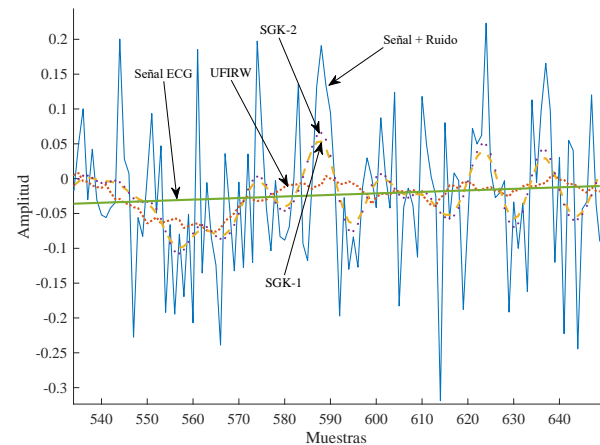


Figura 4. Estimación obtenida para una parte específica de la señal ECG por los filtros estudiados.

Esta implementación se desarrolló bajo la plataforma de Matlab version 2023 con Procesador MAC M2. En la figura 4, detalladamente, se puede visualizar el comportamiento de las estimaciones en cada uno de los filtros. El filtro UFIR ponderado con pesos (UFIRW) y

los filtros basados en Savitzky-Golay con las ventanas Kaiser de pesos mencionadas anteriormente, SGK-1 y SGK-2 estiman una parte de la señal ECG.

DISCUSIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Análisis RMSE

La estimación de la señal de ECG por los filtros estudiados se compara en términos de RMSE. El error cuadrático medio se determina mediante la ecuación 6.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=0}^L (\tilde{x}_i - y_i)^2} \quad \text{Ec. (12)}$$

donde \tilde{x}_i es la muestra de señal de ECG estimada por los filtros, y_i es la muestra de señal de referencia de ECG y L es el tamaño de las muestras. Bajo 1000 iteraciones y un ruido aleatorio de -20dB en la figura 5 se puede visualizar el desempeño del RMSE de cada uno de los filtros, donde el filtro basado en UFIR obtuvo un desempeño superior con valor promedio de 0.01, ante el desempeño de los filtros basados en SG obteniendo un valores mínimos y máximos entre de 0.015 y 0.035 respectivamente.

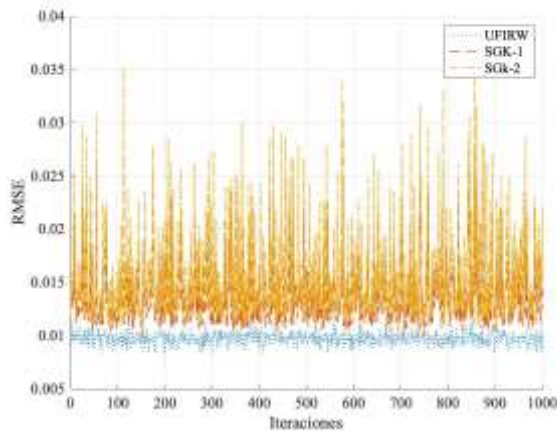


Figura 5. RMSE de los diferentes filtros utilizados.

Adicionalmente, se realiza un estudio adicional sobre las estadísticas del desempeño de los filtros por medio de su RMSE. En la figura 6, se pueden visualizar por medio de diagramas de cajas las concentraciones y dispersiones del RMSE en cada filtro. Los cuartiles 25%, 50% y 75% presentados en la Tabla 1 reflejan la concentración de RMSE de los filtros analizados. Según este estudio, se observa que los filtros basados en SG generan más valores atípicos que aquellos basados en UFIR.

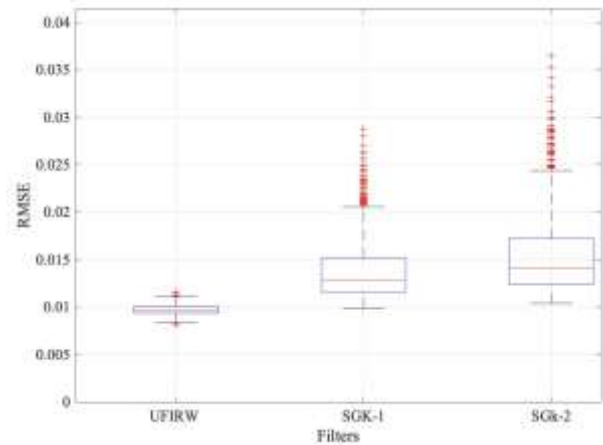


Figura 6. Visualización de las diferentes concentraciones del RMSE para cada filtro utilizado.

Tabla 1. de asociada a la concentración de los filtros estudiados.

Filtro/Estadísticas	UFIRW	SG-1	SG-2
Quartil 25%	0.0093	0.011	0.012
Quartil 50%	0.0097	0.028	0.014
Quartil 75%	0.0100	0.015	0.017
Valores Atípicos	12	58	56

Análisis SNR

El análisis de relación señal a ruido (SNR) se trabajó bajo diferentes niveles de ruido en un intervalo de -50 a 50 dB con ruido blanco Gaussiano (AWGN) (Ver figura 7). A medida que el nivel de ruido va variando el filtro basado en UFIR es superior a los filtros basados en Savitzky-Golay.

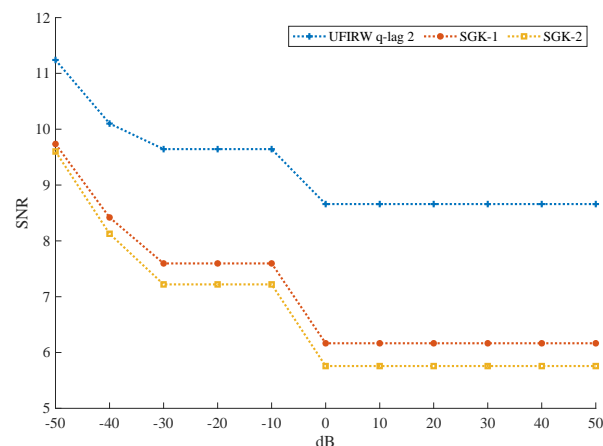


Figura 7. Análisis SNR de los filtros utilizados

Estimación de señales ECG reales

Se analizaron diversas señales ECG reales obtenidas de la base de datos MIT-BIH Arrhythmia [26],[27]. Al emplear el filtro UFIR ponderado con pesos, se lograron estimaciones precisas para una variedad de señales reales que presentaban distintas patologías cardíacas.

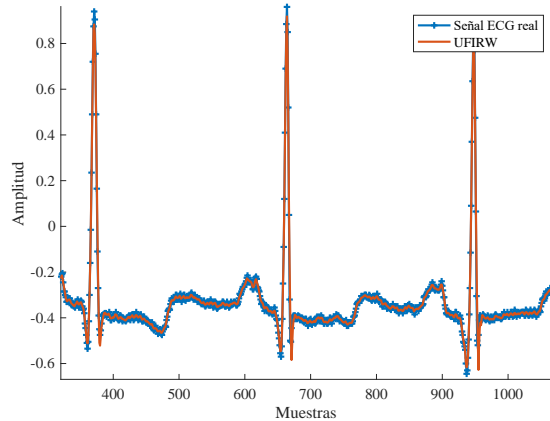


Figura 8. Estimación del filtro UFIR en señales reales con ritmo sinusal normal.

Como se puede observar en la figura 8, el filtro estima una señal ECG con ritmo sinusal normal. Aquí, podemos determinar que no ocurren alteraciones en la señal original asociadas con las características morfológicas de la señal ECG.

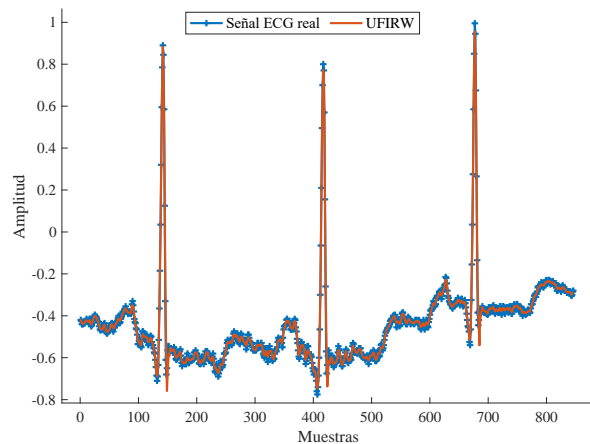


Figura 9. Estimación del filtro UFIR en señales ECG reales con alteración de su línea base

Al observar la figura 9, el filtro estima una señal ECG con ritmo sinusal normal con alteraciones en su línea base. Podemos visualizar que no ocurren alteraciones en la señal original asociadas con las características morfológicas. Además, se pueden hacer mejoras, acerca de la corrección de línea base estimando la línea base aumentando el horizonte de N puntos.

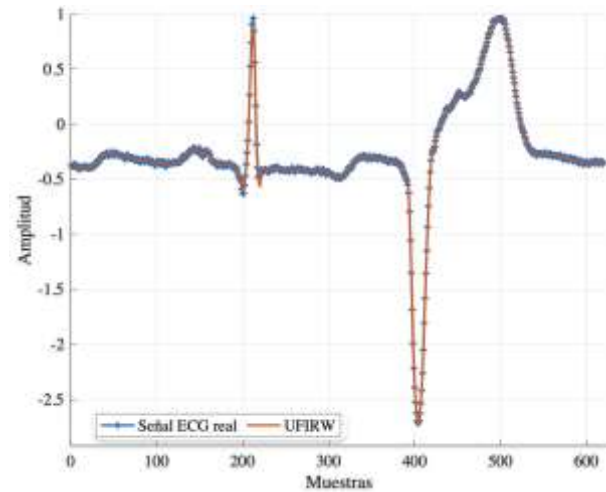


Figura 10. Estimación del filtro UFIR en señales ECG de un complejo prematuro ventricular.

Finalmente, en la figura 10 se puede visualizar la estimación de una señal ECG con complejo prematuro atrial, el cual resalta características morfológicas que pueden determinar la patología.

Discusión

Los resultados revelados anteriormente proporcionan una visión detallada del impacto del filtro de respuesta finita incesgada al impulso con pesos (UFIR) en la atenuación del ruido de la señal ECG, contrastando con los filtros basados en Savitzky-Golay con pesos (SG). Esta evaluación ofrece una oportunidad única para explorar las significativas implicaciones y contribuciones de nuestros descubrimientos en el contexto actual de las técnicas de procesamiento de señales cardíacas. La literatura existente ha subrayado la necesidad de abordar eficazmente el ruido en las señales ECG debido a su vulnerabilidad a variaciones y perturbaciones externas. Sin embargo, la diversidad de enfoques y la continua búsqueda de métodos más eficientes subrayan la urgencia de una evaluación rigurosa y comparativa de las técnicas disponibles. En este sentido, nuestro estudio se propuso analizar el desempeño del filtro UFIR en comparación con el filtro SG, centrándonos no solo en la atenuación del ruido, sino también en su estabilidad ante variaciones aleatorias. A partir del análisis realizado, se llegó a una comprensión más profunda de las implicaciones prácticas y teóricas de nuestros hallazgos.

A lo largo de esta sección, exploraremos las conexiones con investigaciones previas, resaltaremos las contribuciones clave de nuestro trabajo y discutiremos las posibles aplicaciones prácticas de estos resultados en el ámbito del procesamiento de señales cardíacas. Además, abordaremos las limitaciones identificadas durante el estudio y señalaremos direcciones para futuras investigaciones que surgen de nuestras observaciones.

Los hallazgos de este estudio al aplicar el filtro UFIR en la reducción del ruido de la señal ECG son coherentes con investigaciones previas que han resaltado la importancia de abordar el ruido en las señales cardíacas. Las investigaciones realizadas en [4], [5], [6],[21], [22] y [23] demostraron en su investigación la eficacia de filtros adaptativos en condiciones de ruido, y nuestros resultados respaldan esta noción al mostrar una mejora significativa en la atenuación del ruido en comparación con filtros convencionales basados en Savitzky-Golay con pesos (SG).

En contraste, los resultados obtenidos con el filtro SG se alinean con estudios anteriores que informaron una eficacia limitada en términos de atenuación del ruido en Análisis que refuerza estas observaciones al demostrar que, aunque el filtro SG puede ser eficaz en ciertos contextos, el UFIR ofrece una mayor estabilidad y una reducción más constante del ruido en condiciones de variación aleatoria. Estos hallazgos respaldan la idea de que la selección cuidadosa de métodos de filtrado es esencial, y la versatilidad del filtro UFIR, especialmente en presencia de ruido aleatorio, lo posiciona como una opción prometedora en el procesamiento de señales ECG. Nuestra investigación contribuye a la literatura existente al proporcionar evidencia adicional sobre la eficacia relativa de diferentes enfoques de filtrado, destacando la necesidad de considerar la naturaleza específica del ruido al seleccionar métodos de procesamiento de señales electrocardiográficas.

CONCLUSIONES

El filtro UFIR ponderado con pesos sobresale sobre el filtro Savitzky-Golay en términos de error cuadrático medio (RMSE) y análisis SNR, emergiendo como una estrategia prometedora para el procesamiento de señales electrocardiográficas reales.

Para trabajos futuros, se explorarán diversas patologías relacionadas con el registro cardíaco ECG. Estas patologías serán analizadas para extraer características en el dominio temporal y de la frecuencia, con el objetivo de habilitar su detección automática mediante técnicas de inteligencia artificial. Cabe destacar que los algoritmos investigados en este estudio, junto con dispositivos basados en Internet de las Cosas (IoT), pueden aplicarse a otras señales biomédicas, lo cual podría ser fundamental para identificar patrones específicos de patologías y para el seguimiento de signos vitales en pacientes.

Esta investigación plantea dos líneas de trabajo futuras: Procesamiento Digital de Señales Médicas y Dispositivos Médicos Inteligentes. La primera línea se centrará en el desarrollo de algoritmos avanzados para filtrar bioseñales, considerando la variabilidad causada por el ruido y los artefactos. La segunda línea se enfocará en la implementación de algoritmos de inteligencia artificial en sistemas ciberfísicos, permitiendo identificar patrones útiles para el diagnóstico y predicción de patologías.

AGRADECIMIENTOS

Queremos expresar nuestro agradecimiento al departamento de Ingeniería Electrónica del Tecnológico Nacional de México / IT Oaxaca por su invaluable contribución al desarrollo de este trabajo. Su colaboración ha sido fundamental en el desarrollo e implementación de dispositivos biomédicos para el procesamiento de señales ECG, y estamos sinceramente agradecidos por su apoyo continuo.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Goldberger, A. L., Goldberger, Z. D., & Shvilkin Alexei. (2018). Goldberger's Clinical Electrocardiography. In *Perfusion* (Vol. 32, Issue 8). Elsevier.
- [2] Mac, P. W., Oosterom, A. van, Pahlm, O., Kliffeld, P., Janse, M., & Camm, J. (2010). *Comprehensive Electrocardiology* (P. W. Macfarlane, A. van Oosterom, O. Pahlm, P. Kligfield, M. Janse, & J. Camm, Eds.). Springer London.
- [3] Armstrong, Michael L. (1974). *Los Electrocardiogramas: Método Sistemático Para Su Lectura* (Segunda Edición). Editorial Ateneo, Buenos Aires.
- [4] Luz, E. J. da S., Schwartz, W. R., Cámara-Chávez, G., & Menotti, D. (2016). ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 127, 144–164.
- [5] Lastre-Dominguez, C., Shmaliy, Y. S., Ibarra-Manzano, O., & Vazquez-Olguin, M. (2019). Denoising and Features Extraction of ECG Signals in State Space Using Unbiased FIR Smoothing. *IEEE Access*, 7, 152166–152178.
- [6] Amri, M. F., Rizqyaan, M. I., and Turnip, A. (2016). ECG signal processing using offline wavelet transform method based on ECG-IoT device. *3rd International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)*, 1–6.
- [7] Tripathy, R. K., Dash, D. K., Ghosh S. K. and Pachori R. B., (2023) Detection of Different Stages of Anxiety from Single-Channel Wearable ECG Sensor Signal Using Fourier–Bessel Domain Adaptive Wavelet Transform, in *IEEE Sensors Letters*, Vol. 7, No. 5, no. 7002304., pp. 1-4.
- [8] Basu, S., and Mamud, S. (2020). Comparative Study on the Effect of Order and Cut-off Frequency of Butterworth Low Pass Filter for Removal of Noise in ECG Signal. *2020 IEEE 1st International Conference for Convergence in Engineering (ICCE)*, pp. 156–160.
- [9] M. S. Islam, M. N. Islam, N. Hashim, M. Rashid, B. S. Bari, and F. A. Farid, (2022). New Hybrid Deep Learning Approach Using BiGRU-BiLSTM and Multilayered Dilated CNN to Detect Arrhythmia, in *IEEE Access*, Vol. 10, pp. 58081-58096.
- [10] Y. Hou, R. Liu, M. Shu, X. Xie and C. Chen, (2023). Deep Neural Network Denoising Model Based on Sparse Representation Algorithm for ECG Signal, in *IEEE*

Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 72, No. 2507711, pp. 1-11.

[11] Xiao, Qiao, Khuan Lee, Siti Aisah Mokhtar, Iskasyamar Ismail, Ahmad Luqman bin Md Pauzi, Qiuxia Zhang, and Poh Ying Lim. (2023) "Deep Learning-Based ECG Arrhythmia Classification: A Systematic Review" *Applied Sciences* Vol. 13, No. 8, pp. 1-25.

[12] Kiranyaz S, Devecioglu OC, Ince T, Malik J, Chowdhury M, Hamid T, Mazhar R, Khandakar A, Tahir A, Rahman T, Gabbouj M. (2022). Blind ECG Restoration by Operational Cycle-GANs. *IEEE Trans Biomed Eng.* Vol. 69, No. 12, pp.3572-3581.

[13] A. M. Shaker, M. Tantawi, H. A. Shedeed and M. F. Tolba, (2020). Generalization of Convolutional Neural Networks for ECG Classification Using Generative Adversarial Networks," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 35592-35605.

[14] D. Nankani and R. D. Baruah, Investigating Deep Convolution Conditional GANs for Electrocardiogram Generation, *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Glasgow, UK, 2020, pp. 1-8.

[15] S. Janbhasha, S. N. Bhavanam and K. Harshita, GAN-Based Data Imbalance Techniques for ECG Synthesis to Enhance Classification Using Deep Learning Techniques and Evaluation, *2023 Third International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT)*, Bhilai, India, 2023, pp. 1-8.

[16] Berger L, Haberbush M, Moscato F., (2023). Generative adversarial networks in electrocardiogram synthesis: Recent developments and challenges, *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 143, No. 102632, pp. 1-13.

[17] Lastre-domínguez, C., Shmaliy, Y. S., & Ibarra-manzano, O. (2018). APC Heartbeats UFIR Smoothing and P-wave Features Analysis using Rice Distribution 2 q -Lag UFIR Smoothing Filtering. *WSEAS Transaction on Signal Processing*, 14, 36–42.

[18] Lastre-Domínguez, C., Shmaliy, Y. S., Ibarra-Manzano, O., Vazquez-Olguin, M., & Morales-Mendoza, L. J. (2017). Unbiased FIR denoising of ECG data for features extraction. *2017 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing, ROPEC 2017*, 1–6.

[19] Lastre-Domínguez, C., Shmaliy, Y. S., Ibarra-Manzano, O., Munoz-Minjares, J., & Morales-Mendoza, L. J. (2019). ECG Signal Denoising and Features Extraction Using Unbiased FIR Smoothing. *BioMed Research International*, 2019, 1–16.

[20] Lastre-Domínguez, C., Shmaliy, Y. S., & Ibarra-Manzano, O. (n.d.). UFIR Smoothing in State Space for T-wave Features Analysis.

[21] Lastre-Domínguez, C., Shmaliy, Y. S., Ibarra-Manzano, O., & Morales-Mendoza, L. J. (2017). Unbiased FIR denoising of ECG signals. *2017 14th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, 1,1–6.

[22] Olivera Reyna, R., Rivera-Romero, C., Munoz-Minjares, J., Lastre, C., & Lopez Ramirez, M.. ECG waveform detection based on Modified Iterative UFIR algorithm. *Revista de Investigación y Desarrollo de Ingeniería Eléctrica*, 16, 7-13, 2022.

[23] Y. Shmaliy and S. Zhao, *Optimal and Robust State Estimation: Finite Impulse Response and Kalman Approaches*. John Wiley and Sons, Inc., 2022

[24] Sun J, Fu JB, Wang J. (2014) Improved Manoeuvring Target Tracking Method Based on Unbiased Finite Impulse Response (UFIR) filter, *US patent* 103 500 455 A Jan. 8.

[25] J. B. Fu, J. Sun, G. Fei, and S. Lu, Manoeuvring Target Tracking with Improved Unbiased FIR Filter, (2014). *International Radar Conference*, pp. 1–5.

[26] Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. (2001). *IEEE Eng in Med and Biol* 20(3):45-50. (PMID: 11446209).

[27] Goldberger, A., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P. C., Mark, R., & Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation [Online]*. 101 (23), pp. e215–e220.

ROLES DE CONTRIBUCIÓN

Rol	Autor (es)
Conceptualización	Victor Manuel Jiménez Ramos, Carlos Mauricio Lastre Domínguez
Metodología	Carlos Mauricio Lastre Domínguez, César Hernández Sánchez
Administración del proyecto	Victor Manuel Jiménez Ramos, Floriberto Canseco de la Rosa, Carlos Mauricio Lastre Domínguez
Software	Victor Manuel Jiménez Ramos, Carlos Mauricio Lastre, César Hernández Sánchez
Supervisión	Carlos Mauricio Lastre Domínguez, Victor Manuel Jiménez Ramos, Floriberto Canseco de la Rosa
Validación	Roberto Tamar Castellanos
Visualización	Victor Manuel Jiménez Ramos, Carlos Mauricio Lastre Domínguez, Roberto Tamar Castellanos Baltazar
Redacción	Victor Maniel Jiménez Ramos (borrador original), Carlos

	Mauricio Lastre (Revisión y edición)
--	---



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