

Análisis frecuencial de señales

1^{ro} Federico Ocampo Quiceno
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
federico.ocampoq@udea.edu.co

2^{do} Daniel Palacio Alvarez
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
daniel.palacioa@udea.edu.co

3^{do} Alejandro Agudelo Tamayo
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
alejandro.agudelot@udea.edu.co

Abstract—This investigation delineates the implementation of advanced spectral decomposition methodologies for the intricate characterization of bioelectrical signal constituents within both synthetic and empirically acquired datasets. Employing Fourier-based analytical frameworks, including the Fast Fourier Transform and the Welch power spectral density estimator with a Hanning window configuration, a 10,000-sample segmentation, and a 50% overlap paradigm, the protocol ensures an optimized trade-off between spectral granularity and variance attenuation. The analytical schema facilitated the demarcation of stochastic perturbations, notably power-line interference within ECG recordings, and elucidated the attenuated alpha-band synchronization in EEG signals associated with Parkinsonian neuropathophysiology. The convergence of signal reconstruction via inverse transforms and selective frequency domain filtration substantiates the methodological efficacy for isolating physiologically salient oscillatory components. This approach underscores the utility of high-resolution frequency domain analysis as a pivotal mechanism for the differential characterization of biosignal anomalies in neuroclinical contexts.

I. INTRODUCCIÓN

El análisis de bioseñales constituye una herramienta central en la ingeniería biomédica, al permitir la interpretación cuantitativa de los procesos fisiológicos a partir de señales eléctricas generadas por el cuerpo humano. En particular, el estudio de la actividad eléctrica del corazón y los músculos mediante señales como el electrocardiograma (ECG) y el electromiograma (EMG) permite una evaluación no invasiva y eficaz de los sistemas cardiovascular y neuromuscular. Estas señales, que se originan en la actividad electroquímica de tejidos excitables, poseen componentes frecuenciales que pueden revelar información clínica clave, como arritmias, fatiga muscular o interferencias por ruido.

Esta práctica se centra en la exploración de las señales en el dominio de la frecuencia, aplicando herramientas como la Transformada Rápida de Fourier (FFT), el análisis espectral mediante Welch y el filtrado de señales. Mediante el uso de Python y bibliotecas científicas, se analizan tanto señales simuladas como reales, permitiendo comprender conceptos fundamentales de muestreo, resolución espectral y filtrado. Así, se fortalece el vínculo entre teoría y práctica en el análisis de bioseñales, con aplicaciones directas en contextos clínicos, académicos y de investigación en procesamiento digital de señales biomédicas.

II. METODOLOGÍA

Este informe presenta el desarrollo de un análisis frecuencial aplicado a señales bioeléctricas, tanto simuladas como reales,

mediante herramientas de procesamiento digital implementadas en Python. El procedimiento se estructuró en cinco etapas, cada una orientada al estudio de distintos aspectos del comportamiento espectral de las señales y al diseño de estrategias para su análisis y mejora.

A. Generación y análisis de señales senoidales

Se construyó una señal senoidal continua de frecuencia fundamental de 40 Hz, la cual fue discretizada utilizando una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. Se compararon las representaciones en el dominio del tiempo para validar la coherencia entre la señal continua y su versión muestreada. Se graficaron ambas señales y se verificó la equivalencia de las primeras muestras numéricas.

B. Estimación de energía, potencia y valor RMS

Se calcularon las magnitudes de energía total, potencia promedio y valor cuadrático medio (RMS) para versiones discretas de la señal, considerando tanto un solo ciclo como una ventana de diez ciclos. Estos valores se utilizaron para validar la conservación del contenido energético bajo condiciones adecuadas de muestreo.

C. Análisis espectral mediante Transformada de Fourier

Se aplicó la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para obtener el espectro de magnitud de señales simuladas, incluyendo señales compuestas por múltiples componentes senoidales (40 Hz, 80 Hz y 160 Hz). Se exploró el efecto de la duración de la señal sobre la resolución espectral y se identificaron las frecuencias dominantes mediante técnicas de detección de picos. Adicionalmente, se aplicó la transformada inversa (IFFT) para reconstruir la señal original a partir de su espectro, comprobando su fidelidad visualmente.

D. Filtrado en el dominio frecuencial

Con base en el espectro de la señal compuesta, se implementó un filtrado selectivo de componentes mediante la retención de bandas específicas del espectro en la transformada de Fourier. Posteriormente, se aplicó la transformada inversa para recuperar cada una de las tres componentes senoidales por separado. El resultado permitió analizar la respuesta individual de cada frecuencia presente en la señal original.

E. Análisis de señales reales (ECG y EEG)

Se procesaron señales reales obtenidas de registros de ECG y EEG almacenados en formato .mat. En el caso del ECG, se aplicó la transformada de Fourier para identificar la presencia de ruido, seguido por un filtrado en el dominio frecuencial que conservó componentes hasta 50 Hz. La señal filtrada se reconstruyó mediante IFFT y su efectividad fue verificada con el método de Welch para estimar la densidad espectral de potencia, utilizando una ventana de Hanning con solapamiento del 50%.

Finalmente, se analizaron señales EEG de un sujeto sano y otro con enfermedad de Parkinson, utilizando también el periodograma de Welch sobre un canal específico. Se compararon sus espectros de potencia con el fin de identificar diferencias significativas en las bandas de frecuencia asociadas a la actividad cerebral, lo que permitió una interpretación preliminar sobre posibles alteraciones asociadas a la condición neurológica.

III. RESULTADOS

A. 4.1 Composición de Señales Sinusoidales

Se generó una señal como suma de tres componentes sinusoidales con frecuencias de 40 Hz, 80 Hz y 160 Hz. Según el teorema de muestreo de Nyquist, la frecuencia mínima de muestreo debe ser al menos el doble de la mayor frecuencia presente en la señal [1], es decir, 320 Hz. Para una representación adecuada se seleccionó una frecuencia de muestreo de 1000 Hz, permitiendo capturar correctamente la dinámica de todas las componentes.

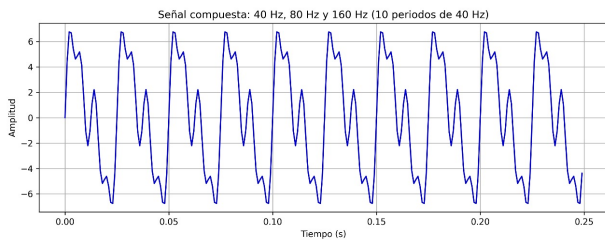


Fig. 1: Señal compuesta por tres frecuencias: 40, 80 y 160 Hz.

B. 4.2 Transformada de Fourier y Espectro de Frecuencia

Se aplicó la Transformada Rápida de Fourier (FFT) a la señal compuesta, considerando 10 periodos de la señal resultante. En el espectro de amplitud se identifican picos en las frecuencias correspondientes a 40 Hz, 80 Hz y 160 Hz, tal como se esperaba por la construcción de la señal.

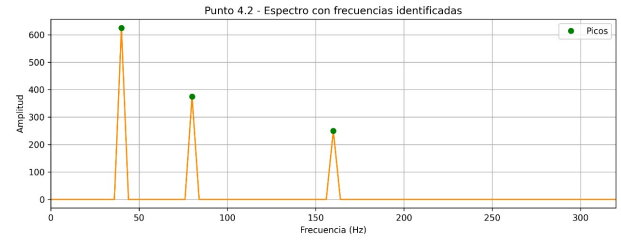


Fig. 2: Espectro de frecuencia de la señal compuesta (FFT) y sus picos.

C. 4.3 Transformada Inversa de Fourier

La función `numpy.fft.ifft` en Python permite calcular la Transformada Inversa de Fourier de una secuencia o señal en el dominio de la frecuencia. Esta función toma una secuencia de números complejos, generalmente obtenida después de aplicar la Transformada de Fourier (FFT) a una señal, y devuelve la señal original en el dominio del tiempo. Al aplicar la transformada inversa, se recupera la forma temporal de la señal a partir de su representación en el dominio de la frecuencia, manteniendo la relación original de amplitud y fase.

En particular, la `ifft` se usa cuando, después de haber realizado modificaciones en el dominio de la frecuencia (como aplicar un filtro), se desea regresar al dominio del tiempo para visualizar o analizar la señal resultante. La función asegura que la transformación sea inversa a la realizada por la `fft` y devuelve una secuencia que representa la señal reconstruida [2].

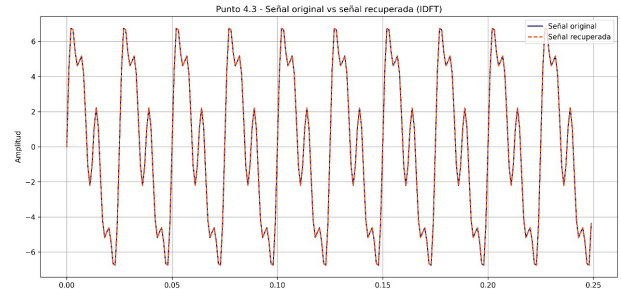


Fig. 3: Reconstrucción temporal mediante transformada inversa de Fourier.

D. 4.4 Aplicación de un Filtro en Frecuencia

Las líneas de código aplican un tipo de filtrado en el dominio de la frecuencia. Inicialmente, se realiza la Transformada Rápida de Fourier (FFT) de la señal x , que convierte la señal del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, representada por $F1$. Luego, se crea una nueva matriz $F2$ de ceros, de la misma longitud que $F1$, en la cual solo se conservan los componentes de frecuencia en las posiciones 9 a 13. Al establecer los demás componentes de frecuencia en cero, se eliminan todas las frecuencias fuera de este rango. Finalmente, la transformada inversa de Fourier (IFFT) se aplica a $F2$, obteniendo una señal filtrada xr en el dominio del tiempo, que solo contiene las frecuencias seleccionadas. Este

proceso es equivalente a un filtro pasabanda, ya que permite el paso de un rango específico de frecuencias y atenúa las demás.

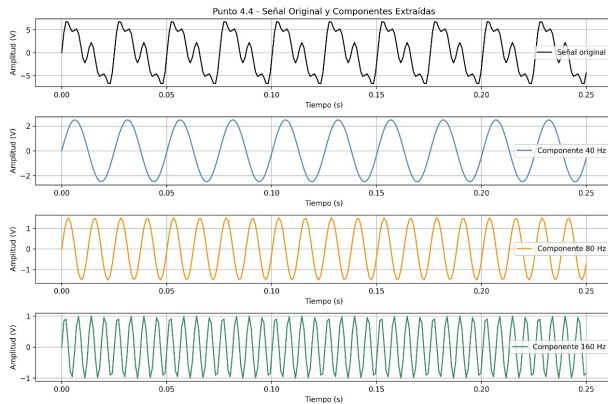


Fig. 4: Resultado de aplicar un filtro espectral por enmascaramiento de frecuencias.

E. 4.5 Análisis en Frecuencia de Señal ECG (*senecg.mat*)

Se importó y analizó la señal ECG del archivo *senecg.mat*, adquirida a una frecuencia de muestreo de 250 Hz. En la Figura 5 se observa la señal original en el dominio del tiempo. Esta presenta una morfología típica de una señal de ECG, con complejos QRS poco identificables y con un pico R predominante y una amplitud dentro del rango esperable para este tipo de registro biológico.

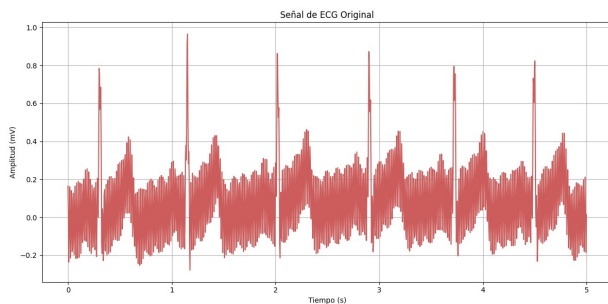


Fig. 5: Señal ECG Original.

El análisis espectral de la señal, mostrado en la Figura 6, revela que la mayor parte de la energía se concentra por debajo de los 40 Hz, correspondiente a la actividad fisiológica cardíaca. Sin embargo, se observa un pico significativo en los 60 Hz, lo que indica la presencia de interferencia por la red eléctrica.

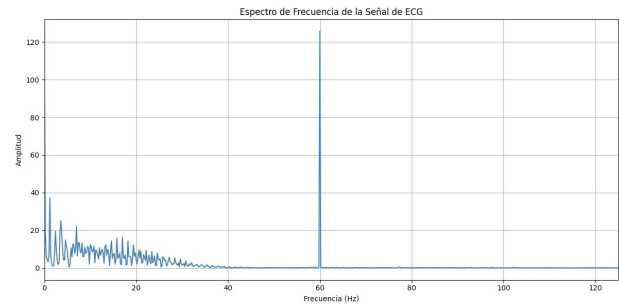


Fig. 6: Espectro de frecuencia de la señal.

Para una mejor estimación espectral, se utilizó el método de Welch empleando una ventana de Hanning de 512 muestras y un solapamiento del 50%. Esta configuración permite una adecuada resolución en frecuencia, capturando con precisión las componentes de baja frecuencia, y garantiza una estimación estable de la densidad espectral de potencia. La elección del solapamiento del 50% contribuye a reducir la varianza de la estimación sin introducir redundancia excesiva.

El periodograma de Welch antes del filtrado (Figura 7) confirma la fuerte presencia del pico a 60 Hz, asociado al ruido eléctrico, así como componentes de alta frecuencia atribuibles a ruido muscular o ambiental.

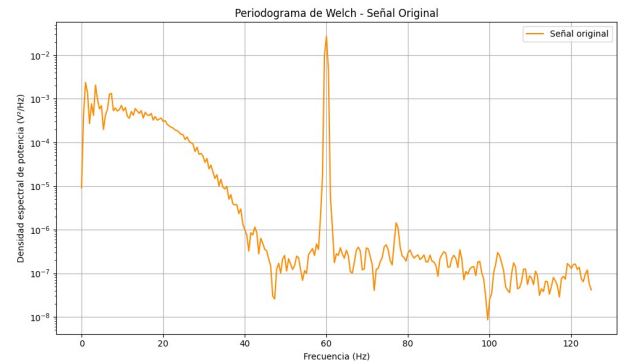


Fig. 7: Periodograma antes del filtrado en frecuencia.

Para mitigar estas interferencias, se aplicó un filtrado pasabajas en el dominio de la frecuencia, eliminando las componentes por encima del rango fisiológicamente relevante. Posteriormente, se calculó la transformada inversa de Fourier para reconstruir la señal en el dominio del tiempo.

El nuevo periodograma de Welch obtenido tras el filtrado muestra una clara atenuación de la potencia en la frecuencia de 60 Hz, como se observa en la Figura 8. Este resultado confirma que el proceso de filtrado fue efectivo para remover la interferencia eléctrica sin distorsionar las componentes cardíacas esenciales.

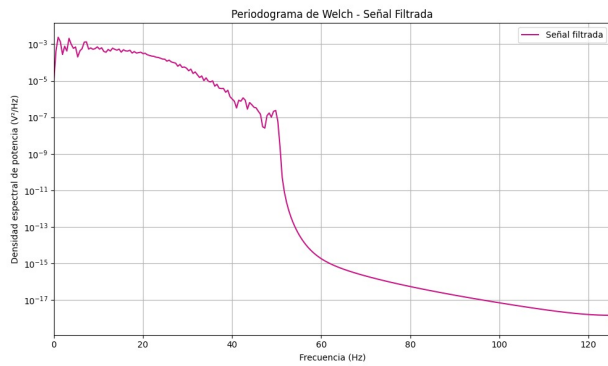


Fig. 8: Periodograma después del filtrado en frecuencia.

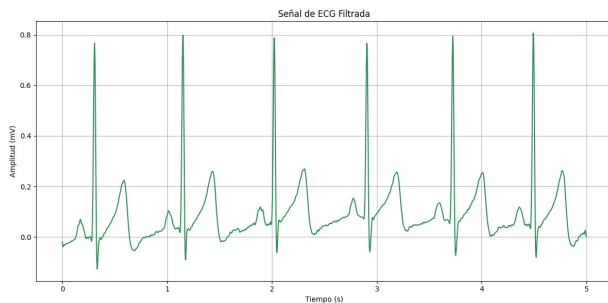


Fig. 9: Señal ECG filtrada.

En conclusión, el análisis espectral y la aplicación de técnicas de filtrado permitieron limpiar la señal de ECG (Figura 9), eliminando componentes indeseadas de alta frecuencia, particularmente la interferencia de 60 Hz, y preservando la información fisiológicamente relevante para futuros análisis.

F. 4.6 Comparación de Señales EEG (Paciente Sano vs Parkinson)

Para el presente análisis comparativo se eligió el canal 7 de la señal EEG. A partir de los datos crudos, se unificaron todos los ensayos disponibles correspondientes a dicho canal, generando así una única señal continua por sujeto. Esta estrategia permitió mejorar la resolución espectral y facilitar un análisis más robusto de las características frecuenciales.

En las figuras 10 y 11 se presentan las señales de EEG correspondientes a los dos sujetos analizados. Ambas señales exhiben inicialmente un alto nivel de ruido, lo que dificulta la identificación de los patrones de la actividad cerebral y enmascara las oscilaciones de interés del EEG. Si bien se observa una diferencia notable en las amplitudes entre ambas señales, esta diferencia no es suficiente por sí sola para realizar interpretaciones neurofisiológicas concluyentes sin un análisis más profundo y un adecuado procesamiento de las señales.

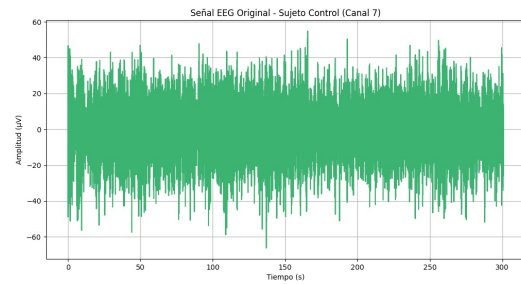


Fig. 10: EEG - Sujeto sano (Canal 7)

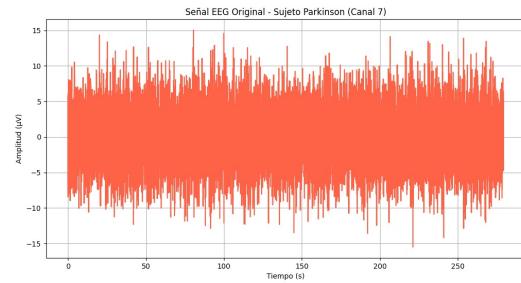


Fig. 11: EEG - Sujeto con Parkinson (Canal 7)

Para ello se aplica la técnica del periodograma de Welch para estimar la densidad espectral de potencia (PSD) de cada señal. La frecuencia de muestreo de las señales fue de 1024 Hz, lo que proporciona un ancho de banda suficiente para capturar la actividad cerebral relevante.

El uso de una ventana de 10,000 muestras en el cálculo del periodograma de Welch está justificado en que se considera la frecuencia de muestreo de 1024 Hz, lo que cubre aproximadamente 10 segundos de señal por ventana. Este tamaño de ventana es suficiente para capturar las frecuencias relevantes para el EEG, principalmente aquellas inferiores a los 20 Hz, que son las más informativas en este tipo de análisis. Además, con aproximadamente 298,000 puntos en la señal, este tamaño de ventana permite una segmentación adecuada de la señal en varias ventanas, manteniendo un equilibrio adecuado entre la resolución temporal y frecuencial. El solapamiento del 50% también es el más común, y es útil ya que mejora la consistencia en la estimación de la densidad espectral, lo que es importante en señales EEG, donde las variaciones rápidas de frecuencia pueden contener información de importancia para el análisis de patologías como el Parkinson.

Las Figuras 12 y 13 muestran los periodogramas de Welch obtenidos para el sujeto control y el paciente con Parkinson, respectivamente.

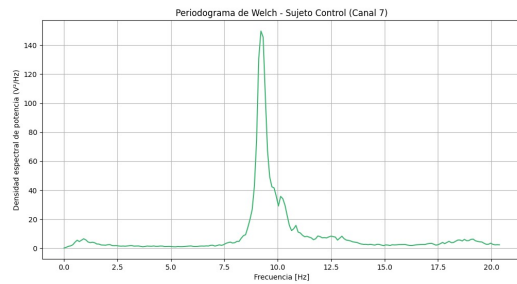


Fig. 12: Periodograma de Welch - Sujeto Control (Canal 7)

En la Figura 12, correspondiente al sujeto control, se observa un perfil espectral con un pico bien definido en la banda alfa (aproximadamente 9 Hz), acompañado de una disminución progresiva de la densidad espectral hacia frecuencias más altas.

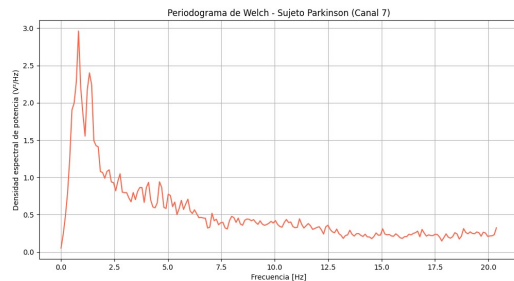


Fig. 13: Periodograma de Welch - Sujeto con Parkinson (Canal 7)

Por otro lado, en la Figura 13, que muestra el resultado del paciente con Parkinson, se aprecia una reducción marcada en la potencia de la banda alfa, así como una menor definición de los picos espectrales. La energía está más dispersa y con valores relativamente mayores en bandas más bajas (por debajo de 7 Hz), en comparación con el sujeto control.

IV. DISCUSIÓN

Para mejorar la calidad de la señal, se aplicó el método de Welch utilizando una ventana de Hanning y un solapamiento del 50%, lo cual, de acuerdo con la literatura, proporciona una estimación de la densidad espectral de potencia más estable y menos sensible al ruido aleatorio que otros métodos de estimación espectral directa [3]. Este resultado es consistente con lo esperado, ya que el método de Welch suele ser recomendado para señales biológicas debido a su capacidad para reducir la varianza en la estimación espectral [4].

El filtrado pasabajas aplicado eliminó eficazmente las componentes de alta frecuencia no deseadas, incluyendo la interferencia de 60 Hz, lo cual es coherente con estudios previos que indican que este tipo de filtrado es adecuado para preservar la actividad fisiológica relevante del ECG, que se concentra típicamente por debajo de los 40 Hz [5]. Los resultados obtenidos son acordes con lo reportado en

trabajos sobre el procesamiento de señales cardíacas, donde la eliminación de la interferencia de la red eléctrica mejora la calidad de la señal sin afectar los componentes clínicamente significativos [6].

Al examinar los periodogramas de Welch obtenidos para ambas señales de EEG, se pueden identificar diferencias notables en la distribución espectral de potencia a lo largo del dominio de frecuencias. En el caso del sujeto sano (Figura 12), se observa una concentración prominente de potencia en la banda alfa (aproximadamente entre 8 y 13 Hz), lo cual concuerda con patrones típicos de actividad cerebral en reposo [7]. Esta presencia bien definida de la banda alfa es un indicador común de integridad funcional en el sistema nervioso central.

En contraste, el sujeto con Parkinson (Figura 13) presenta un perfil espectral diferente. Se evidencia una reducción en la potencia relativa dentro de la banda alfa, así como una atenuación general de los picos espectrales definidos en comparación con el control. Además, se aprecia una redistribución de energía hacia frecuencias más bajas (delta y theta), lo cual ha sido reportado en la literatura como una manifestación frecuente en pacientes con enfermedades neurodegenerativas [8]. Esta disminución de la actividad en bandas más altas y el desplazamiento del contenido espectral hacia componentes lentas se asocian con deterioro de funciones corticales y cambios en la conectividad neuronal.

Otro aspecto a destacar es la diferencia en la regularidad del contenido espectral. Mientras que el espectro del sujeto sano presenta un patrón más consistente y bien definido, el paciente con Parkinson muestra un espectro más difuso, con menor contraste entre picos y valles, lo cual puede interpretarse como una señal de mayor desorganización en la actividad eléctrica cerebral.

Estos hallazgos refuerzan la utilidad del análisis espectral como herramienta para detectar alteraciones neurológicas. Aunque el presente análisis se basa en un número limitado de sujetos y canales, la diferencia entre los perfiles espectrales obtenidos mediante el periodograma de Welch respalda la hipótesis de que ciertas bandas de frecuencia presentan patrones distintivos entre grupos sanos y patológicos. Esto podría ser útil para tareas de diagnóstico asistido o monitoreo del progreso de la enfermedad.

V. CONCLUSIONES

- El análisis frecuencial de las bioseñales es importante para comprender mejor sus características en el dominio de la frecuencia y su relevancia en diversas condiciones fisiológicas. Herramientas como la *Transformada de Fourier* y el *periodograma de Welch* son particularmente útiles para identificar componentes en señales como el *EEG* y el *ECG*, así como para filtrar el ruido no deseado, lo que mejora la calidad de los datos adquiridos.

- La elección de una ventana adecuada y un solapamiento del 50% proporciona un equilibrio óptimo entre la resolución temporal y frecuencial, permitiendo capturar con precisión las características más importantes de las señales. Estos parámetros seleccionados garantizan un análisis detallado, importante para la interpretación de las bioseñales.
- Este tipo de análisis no solo tiene aplicaciones relevantes en la ingeniería biomédica, sino que también posee importantes implicaciones clínicas. Una correcta interpretación de las señales puede influir directamente en decisiones diagnósticas y terapéuticas, impactando positivamente en la atención al paciente.

REFERENCES

- [1] R. Oshana, "4 - overview of digital signal processing algorithms," in *DSP Software Development Techniques for Embedded and Real-Time Systems*, ser. Embedded Technology, R. Oshana, Ed. Burlington: Newnes, 2006, pp. 59–121. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780750677592500065>
- [2] N. Developers, "numpy.fft.fft — numpy v1.26 manual," <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.fft.fft.html>, 2025, accessed June 13, 2025.
- [3] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry, *Advanced methods and tools for ECG data analysis*. Artech House, 2006.
- [4] R. M. Rangayyan, *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. Wiley-IEEE Press, 2002.
- [5] B. Widrow, J. R. Glover, J. M. McCool, J. Kaunitz, C. S. Williams, R. H. Hearn, J. R. Zeidler, J. Eugene Dong, and R. C. Goodlin, "Adaptive noise cancelling: Principles and applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 63, no. 12, pp. 1692–1716, 1975.
- [6] L. Sörnmo and P. Laguna, *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Academic Press, 2005.
- [7] K. J. Lee and Y.-H. Choi, *Electroencephalogram*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2024, updated January 2024. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK539805/>
- [8] A. F. Kemp, M. Kinnerup, B. Johnsen, S. Jakobsen, A. Nahimi, and A. Gjedde, "EEG Frequency Correlates with $\alpha(2)$ -Receptor Density in Parkinson's Disease," *Biomolecules*, vol. 14, no. 2, p. 209, 2024, epub 2024 Feb 10. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10886955/>