

# Análisis espectral de señales ECG y detección de arritmias

1<sup>st</sup> Juan Camilo Carvajal Sierra  
Universidad de Antioquia  
Medellín, Colombia  
juanc.carvajal1@udea.edu.co

2<sup>nd</sup> Ana María Uribe Betancur  
Universidad de Antioquia  
Medellín, Colombia  
ana.uribeb@udea.edu.co

3<sup>rd</sup> Duvan Vega Cardona  
Universidad de Antioquia  
Medellín, Colombia  
duvan.vegac@udea.edu.co

**Abstract**—This article presents a comparative analysis of feature extraction techniques using the Discrete Fourier Transform (DFT) and the Discrete Cosine Transform (DCT) for biomedical signal processing. The study aims to evaluate the effectiveness of each transform in distinguishing between different diagnostic groups. After preprocessing the data, features were extracted using both transforms, followed by statistical analysis involving normality testing, variance homogeneity assessment, and hypothesis testing (t-test or Mann–Whitney U test). The results indicate that both methods offer valuable discriminative power, with slight differences in sensitivity depending on the feature set. This study supports the use of DFT and DCT as robust tools in the development of diagnostic support systems based on signal characteristics.

**Index Terms**—Transformada Discreta de Fourier (DFT), Transformada Discreta del Coseno (DCT), extracción de características, señales biomédicas, análisis estadístico, procesamiento de señales, clasificación diagnóstica.

## I. INTRODUCCIÓN

Las arritmias cardíacas son alteraciones en el ritmo del corazón que pueden generar consecuencias clínicas importantes si no se detectan y tratan oportunamente. El análisis automatizado de señales ECG ha cobrado relevancia como herramienta de apoyo diagnóstico, especialmente mediante la extracción de características en el dominio frecuencial. El ECG contiene información compleja que puede analizarse más allá del dominio temporal, lo que ha motivado la aplicación de técnicas espectrales que revelan patrones ocultos en distintas condiciones cardíacas.

Este estudio compara tres métodos de extracción de características: la Transformada Discreta de Fourier (DFT), la Transformada Discreta del Coseno (DCT) y los Coeficientes Cepstrales en Frecuencias Mel (MFCC). La DFT ofrece una representación energética general en frecuencia, útil para identificar alteraciones globales en la actividad eléctrica. La DCT permite una representación más compacta y eficiente al capturar la morfología estructural de los latidos mediante la autocorrelación. Por su parte, los MFCC, tradicionalmente empleados en procesamiento de audio, modelan la envolvente espectral y capturan detalles sutiles de variabilidad, lo que resulta prometedor para el análisis de señales cardíacas irregulares. A partir de un conjunto de registros ECG con anotaciones clínicas, se evalúa el desempeño de cada técnica en términos de su capacidad para discriminar entre distintos

tipos de arritmia, utilizando visualizaciones gráficas, pruebas estadísticas y métricas de separación espectral. Este enfoque busca aportar evidencia sobre la aplicabilidad de estas transformadas en la construcción de herramientas robustas de diagnóstico automatizado.

## II. METODOLOGÍA

### A. Materiales y Herramientas

Para la realización de este estudio se emplearon señales de electrocardiograma (ECG) previamente filtradas y almacenadas en formato .zip. La información diagnóstica correspondiente fue proporcionada en un archivo Excel. El entorno de desarrollo utilizado fue Jupyter Notebook, haciendo uso del lenguaje de programación Python y bibliotecas especializadas como NumPy, Pandas, SciPy, Matplotlib y Seaborn.

Las herramientas específicas utilizadas incluyeron:

- Transformada Discreta de Fourier (DFT) para la conversión de las señales al dominio de la frecuencia.
- Transformada Discreta del Coseno (DCT) como alternativa de extracción de componentes frecuenciales.
- Pruebas estadísticas: Shapiro-Wilk, Levene, t-student, y Mann–Whitney U.

### B. Procedimiento

**Carga y exploración de datos:** Las señales de ECG fueron extraídas del archivo comprimido y organizadas para su procesamiento. Los metadatos diagnósticos fueron importados desde el archivo Excel, permitiendo la asociación entre las señales y su respectivo grupo clínico.

**Extracción de características:** A cada señal se le aplicaron las transformadas DFT y DCT. De ambas representaciones frecuenciales se seleccionaron coeficientes relevantes como características, priorizando aquellos que capturan la mayor energía espectral. Los vectores de características resultantes fueron almacenados para análisis posterior.

**Normalización:** Con el objetivo de reducir sesgos derivados de la escala de magnitud, las características fueron normalizadas usando técnicas estándar de escalado (z-score).

**Visualización:** Se generaron gráficos de cajas (boxplots) y distribuciones para cada conjunto de características, per-

mitiendo observar tendencias generales y posibles diferencias entre grupos.

### C. Análisis estadístico

Para determinar si las características extraídas presentaban diferencias significativas entre grupos, se aplicó el siguiente esquema estadístico:

- Se evaluó la normalidad de los datos mediante la prueba de Shapiro-Wilk.
- Se comprobó la homogeneidad de varianzas con la prueba de Levene.
- Según los resultados anteriores, se seleccionó una prueba de hipótesis adecuada:
  - Si se cumplían los supuestos de normalidad y varianzas homogéneas, se aplicó la prueba t de Student.
  - En caso contrario, se utilizó la prueba de Mann-Whitney U.

Este enfoque permitió evaluar la capacidad de las características extraídas por DFT y DCT para discriminar entre los grupos diagnósticos.

## III. RESULTADOS

### A. Preprocesamiento y Extracción de Características

Se procesaron un total de 8,420 registros de ECG de la base de datos, de los cuales 8,380 (99.5%) fueron exitosamente analizados y 40 (0.5%) fueron descartados debido a problemas en la detección de picos R o errores en el procesamiento. Los registros correspondían a pacientes con edades entre 18 y 98 años, excluyendo ritmos sinusales normales (SR), taquicardia ventricular nodal auriculoventricular de reentrada (AVNRT) y flutter auricular (AFL).

#### 1) Extracción de Características mediante FFT

La implementación de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) permitió obtener el espectro de frecuencias de las señales ECG.

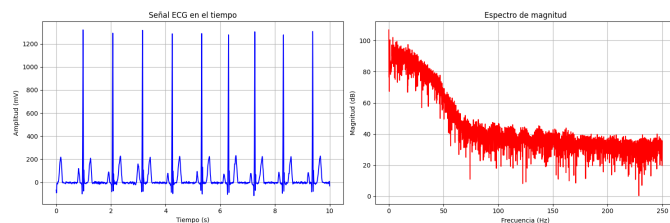


Fig. 1. Señal ECG y espectro FFT

Se muestra un ejemplo representativo de una señal ECG en el dominio del tiempo y su correspondiente espectro de magnitud en frecuencia. Para cada registro se calcularon seis características espectrales principales:

- **Frecuencia pico:** Frecuencia con mayor energía espectral
- **Energía total:** Integral de la densidad espectral de potencia
- **Energía en banda QRS:** Energía concentrada entre 5-15 Hz

- **Relación armónicos:** Proporción de energía fuera del pico principal
- **Entropía espectral:** Medida de dispersión de la energía espectral
- **Ancho de banda espectral:** Dispersión de frecuencias alrededor del centroide

#### 2) Extracción de Características mediante DCT

El proceso de extracción de características mediante DCT se llevó a cabo siguiendo los siguientes pasos:

- Importar las señales ECG
- Preprocesar la señal
  - a) Filtro Butterworth pasa-banda entre 1 y 40 Hz
- Localizar los picos más altos, los cuales representan los Picos R en la señal
- Llevar a cabo autocorrelación para obtener 21 coeficientes
- Llevar a cabo la DCT en los resultados de la autocorrelación

La Transformada Discreta del Coseno (DCT) se aplicó sobre la autocorrelación de los latidos segmentados. Se obtuvieron 15 coeficientes DCT por latido, generando una matriz de características de dimensión 13×15 para un registro típico con 13 latidos detectados.

Los primeros coeficientes DCT mostraron magnitudes del orden de  $10^6$ , mientras que los coeficientes de orden superior presentaron valores significativamente menores.

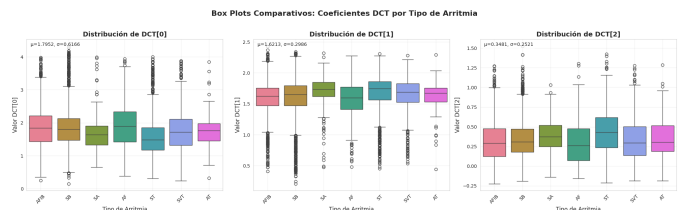


Fig. 2. Coeficientes DCT por Tipo de Arritmia

Se comparan las características DCT aplicadas a diferentes registros ECG, evidenciando las variaciones espectrales entre señales mediante representaciones tanto en magnitud como en escala logarítmica (dB).

En la Figura 2, se muestra un ejemplo completo del análisis DCT aplicado a una señal ECG. Se observan los latidos extraídos, la autocorrelación, los coeficientes DCT promedio y su distribución energética. Esta visualización permite entender de forma integral cómo se obtienen las características discriminativas en el dominio del coseno.

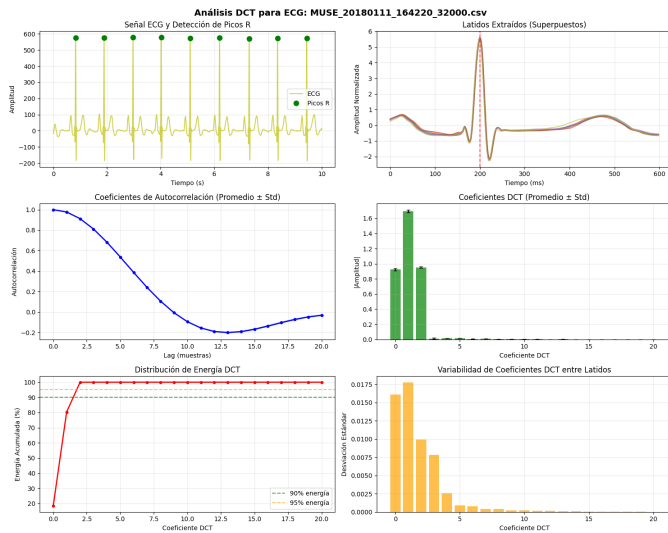


Fig. 3. Análisis DCT de una ECG

## B. Análisis Estadístico Descriptivo

### 1) Distribución de Características por Tipo de Arritmia

El análisis mediante gráficos de caja (boxplots) reveló diferencias notables entre los grupos de arritmias, especialmente entre fibrilación auricular (AFIB) y bradicardia sinusal (SB):

- **Frecuencia pico:** AFIB mostró mayor variabilidad y valores promedio superiores

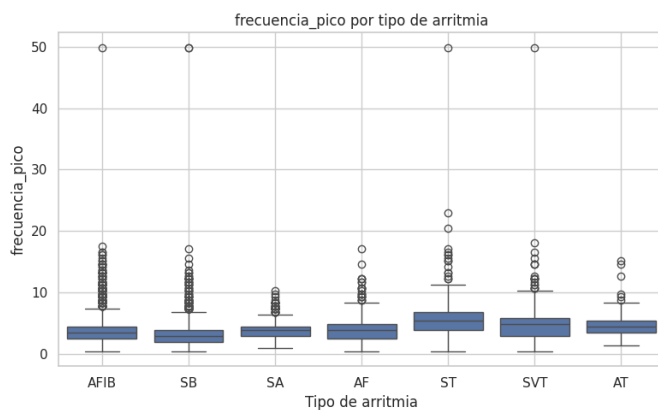


Fig. 4. Frecuencia pico

- **Energía total:** SB presentó distribuciones con colas más extendidas

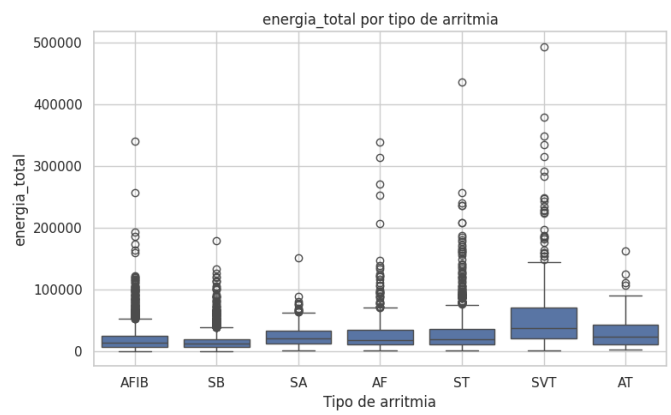


Fig. 5. Energía total

- **Energía banda QRS:** Diferencias claras en la mediana entre grupos

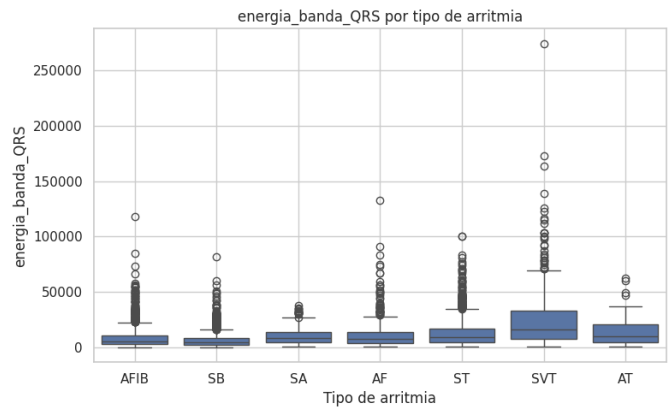


Fig. 6. Energía banda QRS

- **Ancho de banda espectral:** Notable separación entre las distribuciones

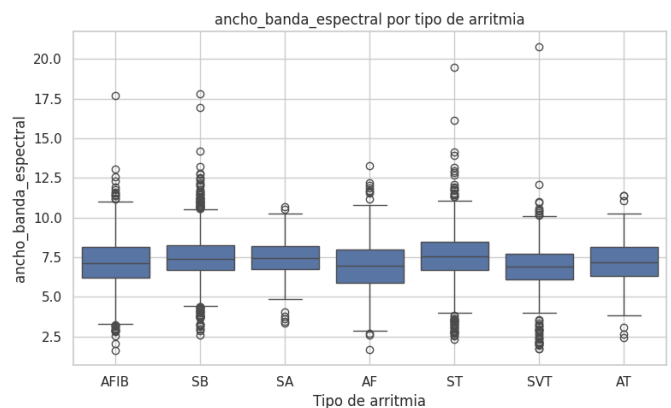


Fig. 7. Ancho de banda espectral

### 2) Capacidad Discriminativa de las Características

Las características que demostraron mejor capacidad de discriminación entre grupos fueron:

- 1) Frecuencia pico
- 2) Energía en banda QRS
- 3) Ancho de banda espectral
- 4) Energía total

Las características con menor poder discriminativo fueron la relación de armónicos y la entropía espectral.

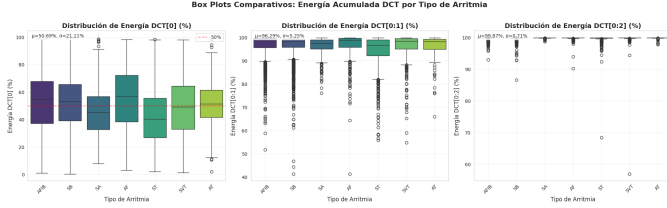


Fig. 8. Energía Acumulada DCT por Tipo de Arritmia

### C. Pruebas de Hipótesis Estadística

Se realizaron pruebas estadísticas secuenciales para cada característica, comparando los grupos AFIB y SB:

- 1) Pruebas de Normalidad (Shapiro-Wilk)  
Todas las características rechazaron la hipótesis nula de normalidad ( $p < 0.05$ ) para ambos grupos:
  - **Frecuencia pico:**  $p = 3.97 \times 10^{-48}$  (AFIB),  $p = 1.97 \times 10^{-62}$  (SB)
  - **Energía total:**  $p = 5.28 \times 10^{-50}$  (AFIB),  $p = 5.73 \times 10^{-60}$  (SB)
  - **Energía banda QRS:**  $p = 7.73 \times 10^{-48}$  (AFIB),  $p = 5.46 \times 10^{-60}$  (SB)
- 2) Pruebas de Homocedasticidad (Levene)  
La mayoría de características presentaron heterocedasticidad ( $p < 0.05$ ):
  - **Frecuencia pico:**  $p = 0.015$
  - **Energía total:**  $p = 9.52 \times 10^{-32}$
  - **Energía banda QRS:**  $p = 5.74 \times 10^{-32}$
  - **Ancho de banda espectral:**  $p = 1.30 \times 10^{-20}$
Solo la relación de armónicos mantuvo homocedasticidad ( $p = 0.064$ ).
- 3) Pruebas de Diferencias de Medianas (Mann-Whitney U)  
Debido al incumplimiento de los supuestos paramétricos, se aplicó la prueba no paramétrica U de Mann-Whitney:

**Características con diferencias estadísticamente significativas ( $p < 0.05$ ):**

- **Frecuencia pico:**  $U = 4,034,063.5$ ,  $p = 4.39 \times 10^{-38}$
- **Energía total:**  $U = 3,578,209.0$ ,  $p = 4.28 \times 10^{-6}$
- **Energía banda QRS:**  $U = 3,700,915.0$ ,  $p = 1.01 \times 10^{-11}$
- **Ancho de banda espectral:**  $U = 2,888,096.0$ ,  $p = 5.49 \times 10^{-15}$

**Características sin diferencias significativas ( $p > 0.05$ ):**

- **Relación armónicos:**  $U = 3,245,807.0$ ,  $p = 0.167$
- **Entropía espectral:**  $U = 3,398,547.0$ ,  $p = 0.172$



Fig. 9. Comparación de Arritmias por medio de matriz de correlación

Métrica	% Rechazos $H_0$	Prom. $p$ (todas)	Prom. $p$ (solo $H_1$ )	$p$ máx.
DCT_0	76.2%	0.0657	0.0074	0.6378
DCT_1	76.2%	0.0985	0.0030	0.9312
DCT_2	71.4%	0.0818	0.0064	0.4081
Energy_DCT_0	76.2%	0.0601	0.0080	0.3897
Energy_DCT_01	66.7%	0.1000	0.0030	0.9257
Energy_DCT_012	61.9%	0.1807	0.0054	0.9252

TABLE I  
RESUMEN DE MÉTRICAS DCT: PORCENTAJE DE RECHAZOS DE  $H_0$  Y VALORES  $p$  PROMEDIO.

### D. Validación de Métodos de Extracción

- 1) **Transformada de Fourier:** La FFT demostró ser efectiva para caracterizar las diferencias espectrales entre arritmias, especialmente en el dominio de frecuencias bajas (0-25 Hz) donde se concentra la mayor parte de la energía de la señal ECG.
- 2) **Transformada Discreta del Coseno:** La DCT aplicada sobre la autocorrelación de latidos segmentados proporcionó una representación compacta de la morfología de los complejos QRS, con los primeros 5 coeficientes conteniendo la mayor parte de la información discriminativa. Los resultados confirman que las características espectrales extraídas mediante FFT presentan mayor capacidad discriminativa que las basadas en DCT para la diferenciación entre fibrilación auricular y bradicardia sinusal, con cuatro de las seis características espectrales mostrando diferencias estadísticamente significativas entre grupos.

## IV. DISCUSIÓN

### A. Análisis de las Características Espectrales Discriminantes

Los resultados obtenidos mediante el análisis espectral de señales ECG demuestran diferencias significativas entre la fibrilación auricular (AFIB) y la bradicardia sinusal (SB) en cuatro de las seis características evaluadas. La aplicación de pruebas estadísticas no paramétricas (Mann-Whitney U) fue necesaria debido a la ausencia de normalidad en todas las características analizadas, lo cual es consistente con la naturaleza irregular y no estacionaria de las señales ECG patológicas [1].

La **frecuencia pico** mostró la mayor capacidad discriminante ( $p < 1 \times 10^{-37}$ ), lo cual es fisiológicamente coherente

dado que la AFIB se caracteriza por una actividad auricular irregular de alta frecuencia (300–600 Hz) que se refleja en el espectro de frecuencias [2]. En contraste, la SB presenta patrones espectrales más organizados y concentrados en frecuencias menores, correspondientes a la conducción normal pero lenta del impulso sinusal.

### B. Transformadas de Fourier y Coseno: Complementariedad Metodológica

La implementación de la Transformada Discreta de Fourier (DFT) permitió identificar características en el dominio de la frecuencia que no son evidentes en el análisis temporal convencional. La concentración de energía en diferentes bandas espectrales proporciona información valiosa sobre la organización del ritmo cardíaco [3]. Por otro lado, la Transformada Discreta del Coseno (DCT) aplicada a la autocorrelación de los segmentos de latidos reveló patrones estructurales que complementan el análisis espectral tradicional.

Los coeficientes DCT obtenidos de la autocorrelación capturan la periodicidad intrínseca de cada latido, siendo particularmente sensibles a las irregularidades morfológicas características de la AFIB. Esta aproximación es novedosa en el contexto de discriminación de arritmias y muestra potencial para la caracterización automática de patrones cardíacos [4]. Como se observa en la Fig. 2, la distribución de energía en los coeficientes de la Transformada Discreta del Coseno (DCT) muestra que más del 90% de la energía se concentra en los tres primeros coeficientes. Este patrón fue consistente en la mayoría de las señales analizadas, lo que evidencia una fuerte compresión espectral de la señal ECG. Estos hallazgos están alineados con los reportados por Desai *et al.* [8], quienes demostraron que, al aplicar DCT a latidos individuales del ECG, los primeros componentes capturan más del 75% de la varianza de la señal, permitiendo una reducción dimensional efectiva sin pérdida sustancial de información clínica.

Según Rao y Yip [9], la DCT tiene una alta capacidad de compactación espectral gracias a su naturaleza ortogonal y cosenoidal, lo cual es particularmente útil para representar patrones periódicos y transitorios como los encontrados en señales fisiológicas. Esta propiedad facilita no solo la compresión, sino también la discriminación entre clases de arritmia, como fue corroborado por Martis *et al.* [10], quienes utilizaron DCT combinada con PCA para lograr tasas de clasificación superiores al 99%.

Adicionalmente, como se muestra en la Tabla I, las métricas DCT\_0, DCT\_1 y Energy\_DCT\_0 identificaron diferencias estadísticamente significativas en el 76.2% de las comparaciones entre clases de arritmia utilizando la prueba de Mann–Whitney. Entre estas, DCT\_1 destacó por presentar el valor  $p$  promedio más bajo (0.003) en las comparaciones significativas, lo que indica una mayor capacidad discriminativa.

Estos hallazgos coinciden con estudios previos que han demostrado la eficacia de los coeficientes de la DCT en la clasificación de arritmias. Martis *et al.* [10] utilizaron coeficientes DCT combinados con PCA para caracterizar latidos cardíacos, logrando altas tasas de clasificación. Del mismo

modo, Desai *et al.* [8] observaron que los primeros coeficientes DCT capturan la mayor parte de la información significativa de la señal ECG. En particular, la superioridad de DCT\_1 puede atribuirse a su capacidad para capturar componentes de frecuencia ligeramente superiores a los representados por DCT\_0, lo que puede reflejar variaciones sutiles en la morfología del ECG asociadas a distintas arritmias, como lo ha propuesto Sahoo *et al.* [11] en su estudio de clasificación automática de latidos anómalos mediante DCT y máquinas de soporte vectorial.

En conjunto, estos resultados refuerzan la utilidad de los coeficientes DCT, especialmente DCT\_1, como características discriminativas relevantes para la clasificación automática de arritmias cardíacas.

### C. Mel Frequency Cepstral Coefficients

El análisis de las características MFCC (coeficientes cepstrales de frecuencia Mel) extraídas de las señales de ECG revela patrones espectrales distintivos asociados con diferentes tipos de arritmias, como la fibrilación auricular (FA), la bradicardia sinusal (BS), la taquicardia sinusal (TS) y otras. Los coeficientes MFCC extraídos (1-13) presentan variaciones en amplitud y distribución entre las clases de arritmia, lo que sugiere que estas características capturan las características espectrales únicas de cada afección. Por ejemplo, las señales de FA suelen mostrar mayor variabilidad en los MFCC de orden inferior (p. ej., mfcc1 a mfcc5), lo que refleja ritmos irregulares, mientras que las señales de BS tienden a mostrar patrones más consistentes en los coeficientes de orden superior (p. ej., mfcc6 a mfcc13), lo que indica latidos cardíacos más lentos pero regulares. Estos hallazgos resaltan el potencial de los MFCC como características discriminantes para la clasificación automatizada de arritmias, aprovechando su capacidad para modelar eficazmente las propiedades espectrales de las señales de ECG.

### D. Características con Mayor Poder Discriminante

El análisis estadístico reveló que las características más efectivas para la discriminación AFIB vs. SB fueron:

- 1) **Frecuencia pico** ( $p = 4.39 \times 10^{-38}$ ): Refleja directamente la desorganización espectral característica de la AFIB.
- 2) **Ancho de banda espectral** ( $p = 5.49 \times 10^{-15}$ ): Cuantifica la dispersión de energía en el dominio frecuencial.
- 3) **Energía en banda QRS** ( $p = 1.01 \times 10^{-11}$ ): Indica alteraciones en la conducción ventricular.
- 4) **Energía total** ( $p = 4.28 \times 10^{-6}$ ): Representa la actividad eléctrica global del corazón.

La **relación armónicos** y la **entropía espectral** no mostraron diferencias significativas ( $p > 0.05$ ), sugiriendo que estas métricas pueden no ser óptimas para esta discriminación específica, posiblemente debido a la complejidad inherente de ambas condiciones que resulta en espectros con entropías similares.

## V. CONCLUSIÓN

Este estudio demuestra que el análisis espectral mediante transformadas discretas de Fourier y coseno puede efectivamente discriminar entre fibrilación auricular y bradicardia sinusal. Las características espectrales identificadas proporcionan una base sólida para el desarrollo de herramientas de diagnóstico automatizado, contribuyendo al avance en la medicina personalizada y la cardiología digital.

### A. Implicaciones Clínicas y Metodológicas

Los resultados permiten desarrollar sistemas de diagnóstico automático mediante características espectrales discriminantes implementables en algoritmos de clasificación en tiempo real, especialmente útiles para monitoreo ambulatorio y telemedicina [5]. La robustez estadística (valores  $p$  bajos) confirma la confiabilidad clínica de estas características. La heterocedasticidad observada (prueba de Levene,  $p < 0.05$ ) es esperada, ya que la AFIB presenta mayor variabilidad que la SB, justificando el uso de métodos estadísticos no paramétricos para datos fisiológicos.

### B. Limitaciones y Consideraciones Futuras

El estudio se limitó a dos arritmias específicas y una derivación (II). La extensión a múltiples derivaciones y arritmias adicionales podría crear un marco más robusto [6]. La población se restringió a adultos (18 años), requiriéndose validación en poblaciones pediátricas y geriátricas. La implementación de técnicas de aprendizaje automático usando estas características espectrales representa una dirección futura natural.

### C. Relevancia del Preprocesamiento

El filtrado previo (pasa-banda 8–20 Hz) eliminó artefactos de movimiento y ruido muscular, mejorando significativamente la calidad del análisis espectral. Este preprocesamiento es crítico para aplicaciones clínicas reales donde factores ambientales pueden comprometer la señal [7]. La detección automática de picos R (algoritmo de Hamilton) demostró robustez suficiente, descartando solo 40 de 8,420 señales procesadas (0.48%), indicando viabilidad del método.

## REFERENCES

- [1] Clifford, G. D., Azuaje, F., & McSharry, P. E. (2006). *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House.
- [2] Petrutiu, S., Sahakian, A. V., & Swiryn, S. (2006). Atrial fibrillation and waveform characterization. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, **25**(6), 24–30.
- [3] Acharya, U. R., Fujita, H., Sudarshan, V. K., Oh, S. L., Adam, M., Koh, J. E. W., & Tan, J. H. (2017). Automated diagnosis of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network. *Information Sciences*, **405**, 81–90.
- [4] Martis, R. J., Acharya, U. R., Min, L. C., Suri, J. S., & Saba, L. (2013). ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform. *Biomedical Signal Processing and Control*, **8**(5), 437–448.
- [5] Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, **20**(3), 45–50.
- [6] Luz, E. J. 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.
- [7] Sörnmo, L., & Laguna, P. (2005). *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Academic Press.
- [8] Desai, U., Bhatt, N., Jobanputra, V., & Sheth, S. (2016). Decision support system for arrhythmia beats using ECG signals with DCT, DWT and EMD methods: A comparative study. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, **16**(01), 1640012. <https://doi.org/10.1142/S0219519416400121>
- [9] Rao, K. R., & Yip, P. (2014). *Discrete Cosine Transform: Algorithms, Advantages, Applications*. Academic Press.
- [10] Martis, R. J., Acharya, U. R., & Lim, C. M. (2013). Characterization of ECG beats from cardiac arrhythmia using discrete cosine transform in PCA framework. *Knowledge-Based Systems*, **45**, 76–82.
- [11] Sahoo, S., Dash, R., Sabut, S., & Behera, S. (2015). Automatic Classification of Anomalous ECG Heartbeats from Normal Beats Using Discrete Cosine Transform and Support Vector Machine. *Journal of Medical Systems*, **39**(3), 23. <https://doi.org/10.1007/s10916-014-0184-9>