

Proyecto 2 - Análisis de señales ECG

Catalina Guerra Fernandez, Angie Tovar Bohorquez, Juan Esteban Campillo

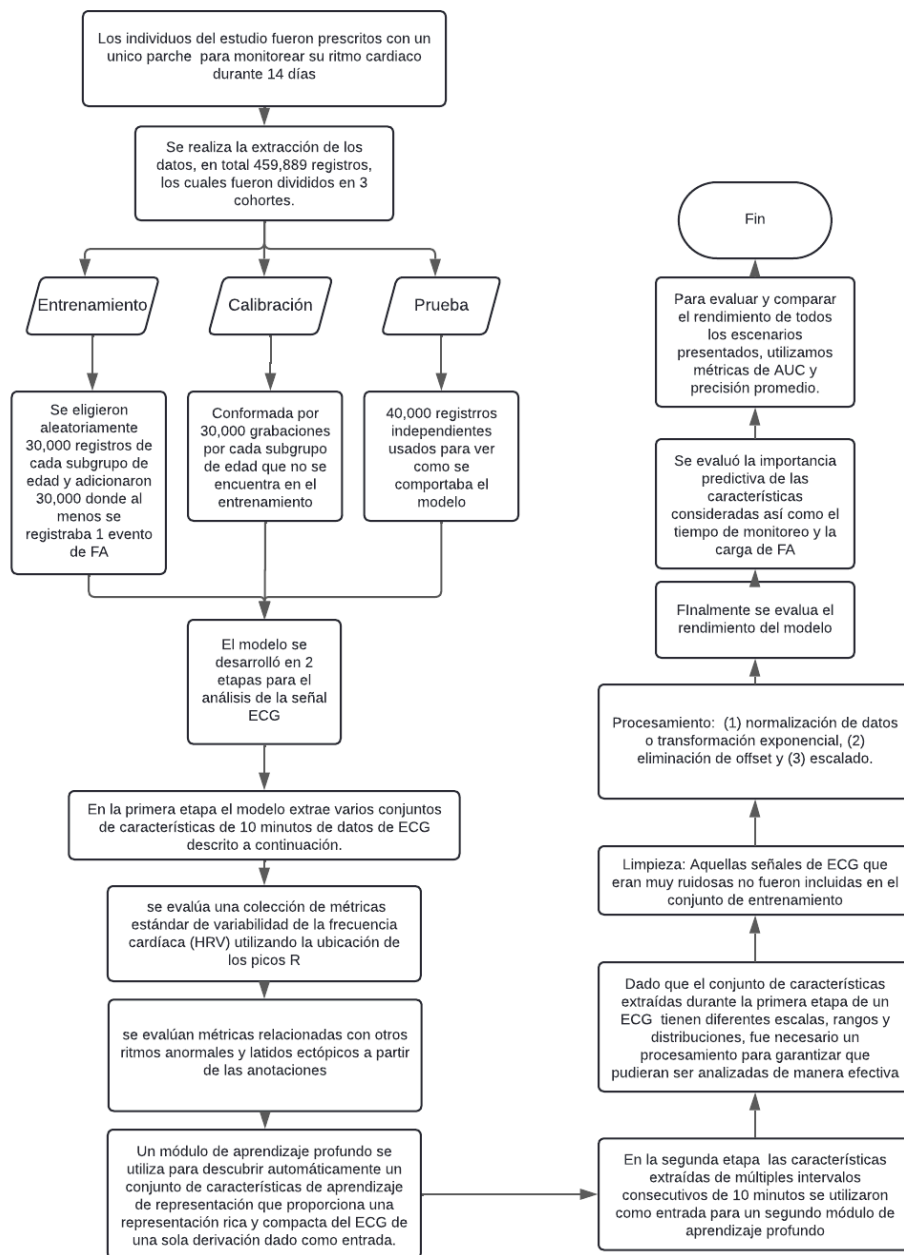
Universidad de Antioquia

Octubre 20, 2024



1. Artículos

1.1 Prediction of atrial fibrillation from at-home single-lead ECG signals without arrhythmias



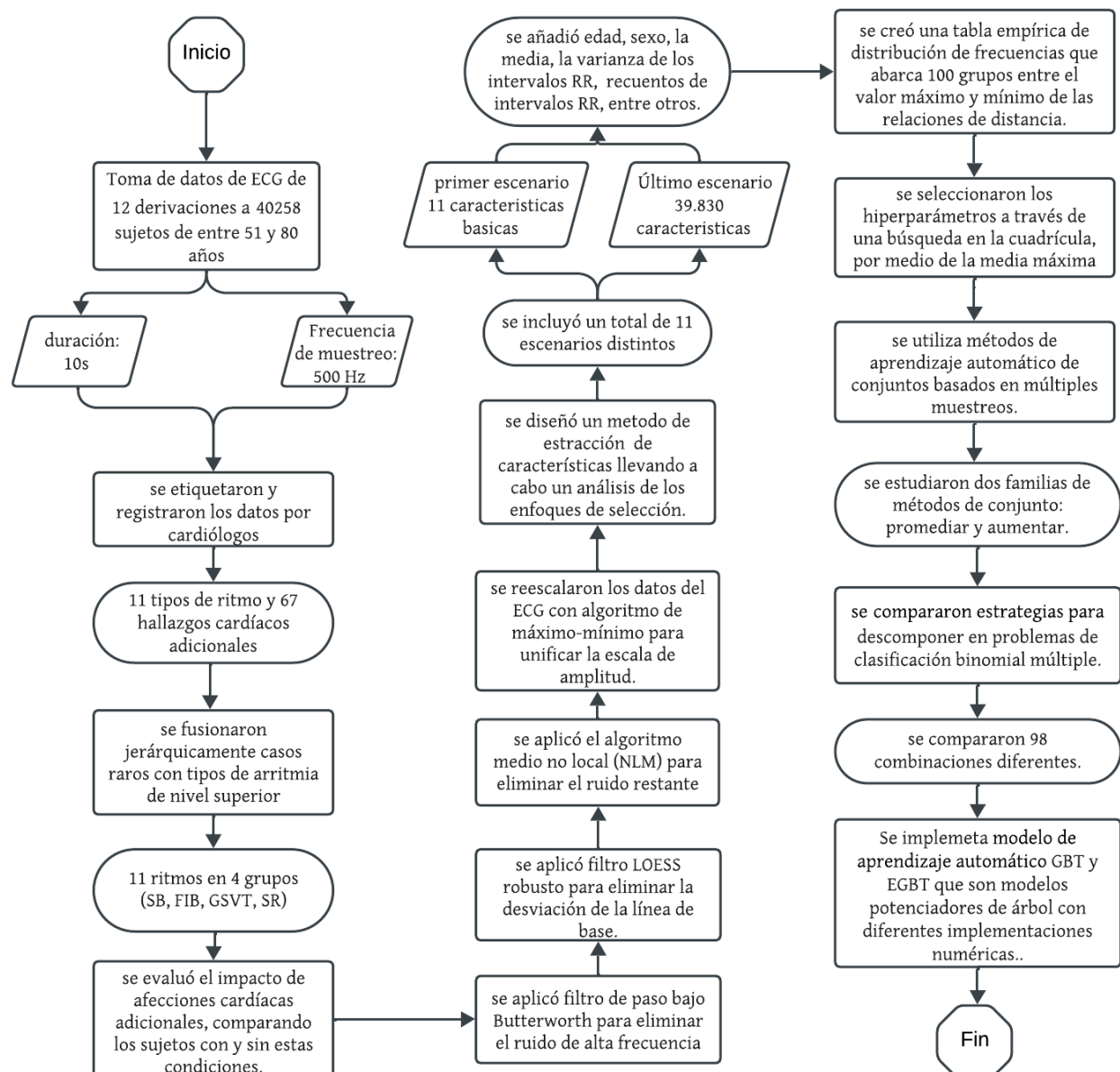
Explicación: En el estudio, la primera etapa fue la recolección de los datos, en la cual mediante un parche de único electrodo se recolectaron 459.889 registros, estos registros

fueron divididos luego en 3 subgrupos, correspondientes a entrenamiento, calibración y prueba. Cada conjunto fue dividido en 5 subgrupos de rangos de edad diferentes, para el conjunto de entrenamiento se eligieron 30.000 registros aleatorios para cada subgrupo y se añadieron 30.000 registros que se sabía que habían tenido al menos un caso de FA, para el conjunto de calibración se tomaron 30.000 registros que no se encontraran en entrenamiento y para el conjunto de prueba se tomaron 40.000 registros.

El modelo fue desarrollado en 2 etapas, la primera extrae un conjunto de características de los primeros 10 minutos de un registro, para identificar características locales como variabilidad de la frecuencia cardiaca o ubicación de picos R. Para la segunda etapa se usan estos parámetros hallados como entrada para un segundo módulo de aprendizaje. Se realiza un procesamiento a estas características para garantizar una correcta comparación entre estas.

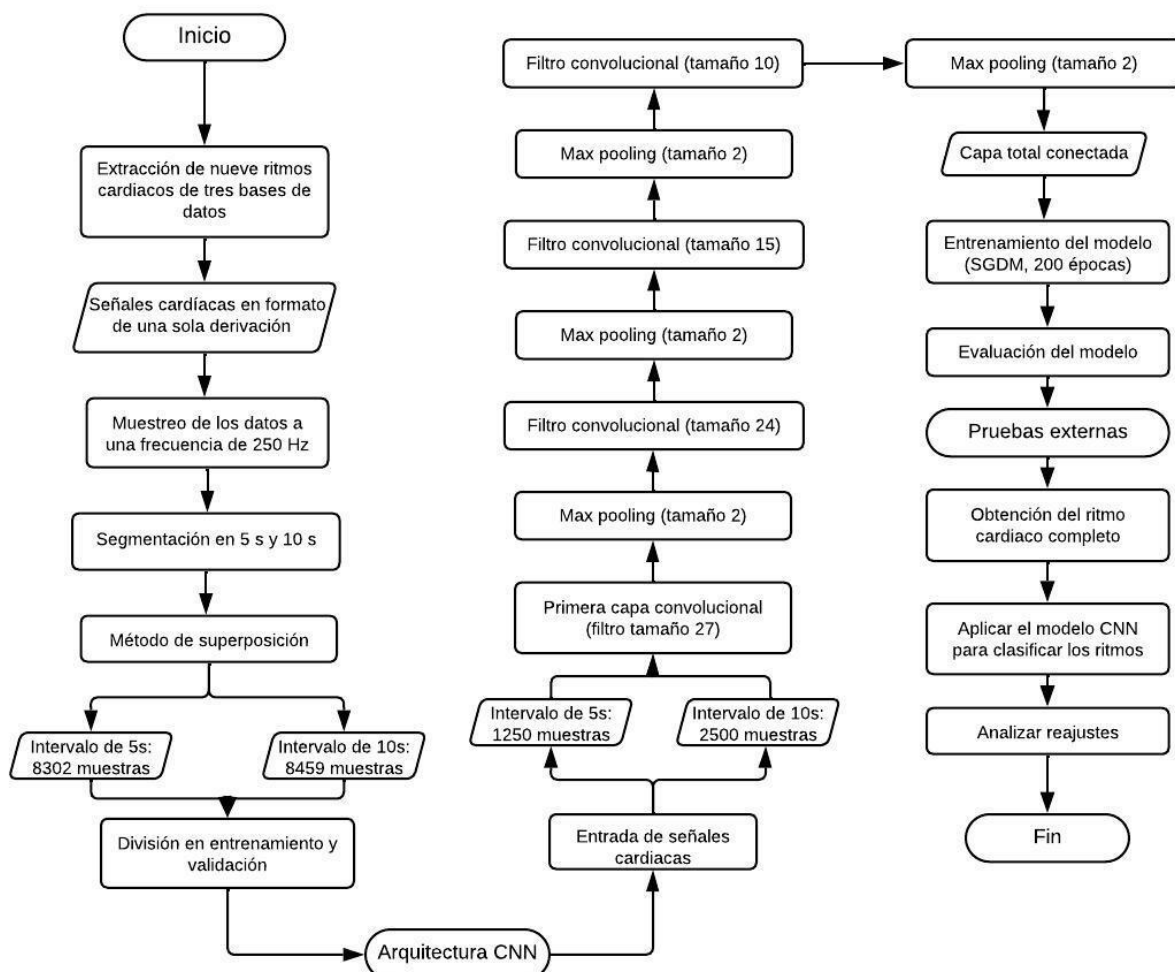
Se realiza una limpieza, procesamiento y normalización de los datos, para finalmente pasar a la evaluación del modelo[1].

1.2 Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach



Explicación: En el estudio, la metodología se centró en un enfoque multi-etapa para clasificar arritmias cardíacas usando datos de señales electrocardiográficas (ECG), para comenzar con el estudio, por medio de una base de datos de unos hospitales, adquirieron las de ECG de 12 derivaciones, de 40.258 sujetos, 22.599 hombres y 17.659 mujeres, que se eligieron al azar. Esta toma de datos arrojó que un 20% presentó RS normal y un 80% diferentes tipos de arritmias. Luego estas señales se clasificaron y ordenaron de manera que fuera más fácil reconocerlas y estudiarlas. Después, pasaron a procesar las señales, utilizando distintas estrategias para eliminar el ruido, las técnicas utilizadas fueron filtros pasa-bajo para reducir el ruido de alta frecuencia, filtros de media móvil y técnicas de normalización de las señales. A continuación, se aplicaron transformadas rápidas de fourier para descomponer las señales en componentes de diferentes frecuencias y así identificar sus características más distintivas. Se construyeron tablas empíricas de distribución de frecuencias para las diferentes alturas, anchura, prominencias y diferencias de ubicación entre picos y valles y con esto crearon un método de extracción de características que revela la distribución empírica de frecuencias de P, Q, R, S, T y los segmentos entre ellos. En esta tabla se identificaron los hiperparámetros. Luego, se emplearon métodos de aprendizaje automático de conjuntos basados en múltiples muestreos para mejorar los resultados de clasificación [2].

1.3 Un enfoque de clasificación de arritmias a través del aprendizaje profundo utilizando ECG de una sola derivación sin detección de ondas QRS



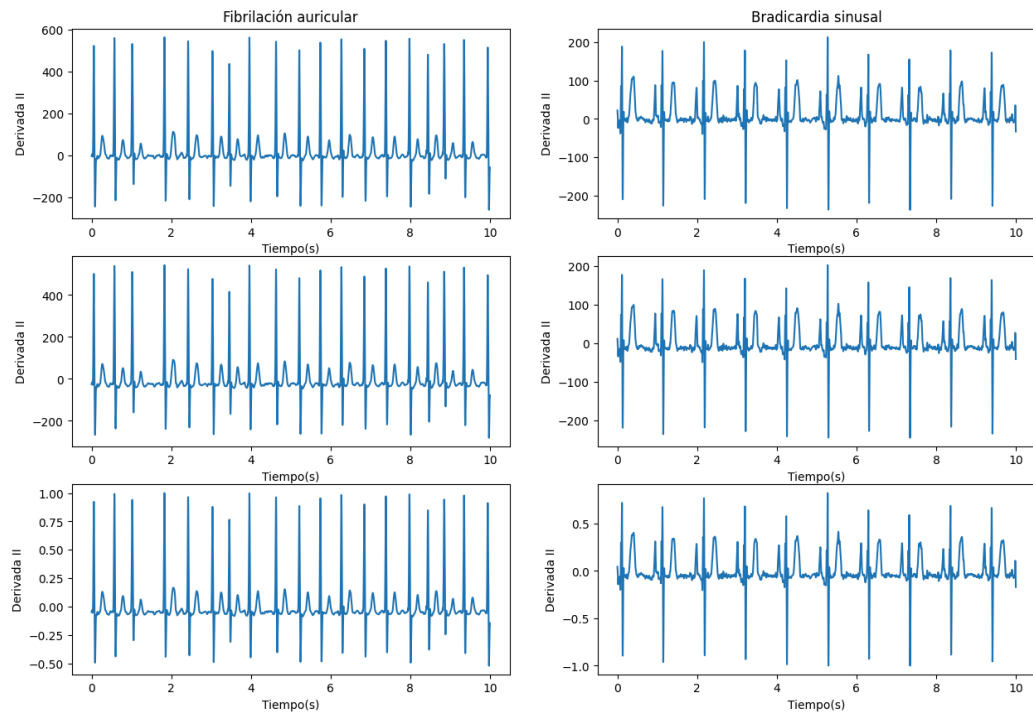
Explicación: La metodología se llevó a cabo en tres etapas principales. En la primera etapa, se extrajeron nueve ritmos cardíacos de tres bases de datos diferentes: MITDB, AFDB y VFDB. Para garantizar la coherencia en los datos, todas las señales se estandarizaron a una frecuencia de muestreo de 250 Hz. A continuación, se aplicó el método de superposición, generando nuevas muestras a partir de segmentos de 5 y 10 segundos de duración. Finalmente, los datos obtenidos se dividieron en conjuntos para entrenamiento y validación, con el objetivo de entrenar el modelo y evaluar su rendimiento. En la segunda etapa, el modelo CNN, basado en investigaciones previas, fue alimentado con diferentes cantidades de datos de entrada según la duración del segmento. A estos datos se les aplicó una capa convolucional con un tamaño de filtro de 27, lo que permite capturar patrones complejos y características globales en cada segmento. Posteriormente, se realizó un Max Pooling, que reduce la dimensionalidad de los datos. El modelo luego pasó por varias capas adicionales: un Max Pooling con un filtro de tamaño 24, una capa convolucional de tamaño 15 y una última capa convolucional de tamaño 10. Este proceso de capas convolucionales y Max Pooling facilita la extracción de características cada vez más complejas de las señales de ECG. Finalmente, se obtuvo una capa completamente conectada, que combina las características extraídas y genera la predicción final del modelo. Esta capa incluye tanto las entradas como la clasificación. Utilizando los datos obtenidos y el algoritmo de descenso de gradiente estocástico para optimizar los parámetros del modelo, se llevó a cabo el entrenamiento del modelo y se realizaron pruebas. En la tercera etapa, se recopilaban datos de una base externa que contiene registros reales de diversas arritmias, con una frecuencia de muestreo de 250 Hz y abarcando todos los ritmos modelados. Se utilizó el modelo previamente evaluado para analizar estos datos y detectar posibles ajustes necesarios [3].

2. Marco teórico

Bradicardia Sinusal es una condición en la que el corazón late con una velocidad menor de la frecuencia cardíaca normal, en un adulto promedio el ritmo cardíaco que se considera normal durante el reposo oscila entre los 60 latidos por minuto (lpm) y los 100 lpm. Así que cuando el ritmo cardíaco es menor a 60 lpm se considera que hay bradicardia [4].

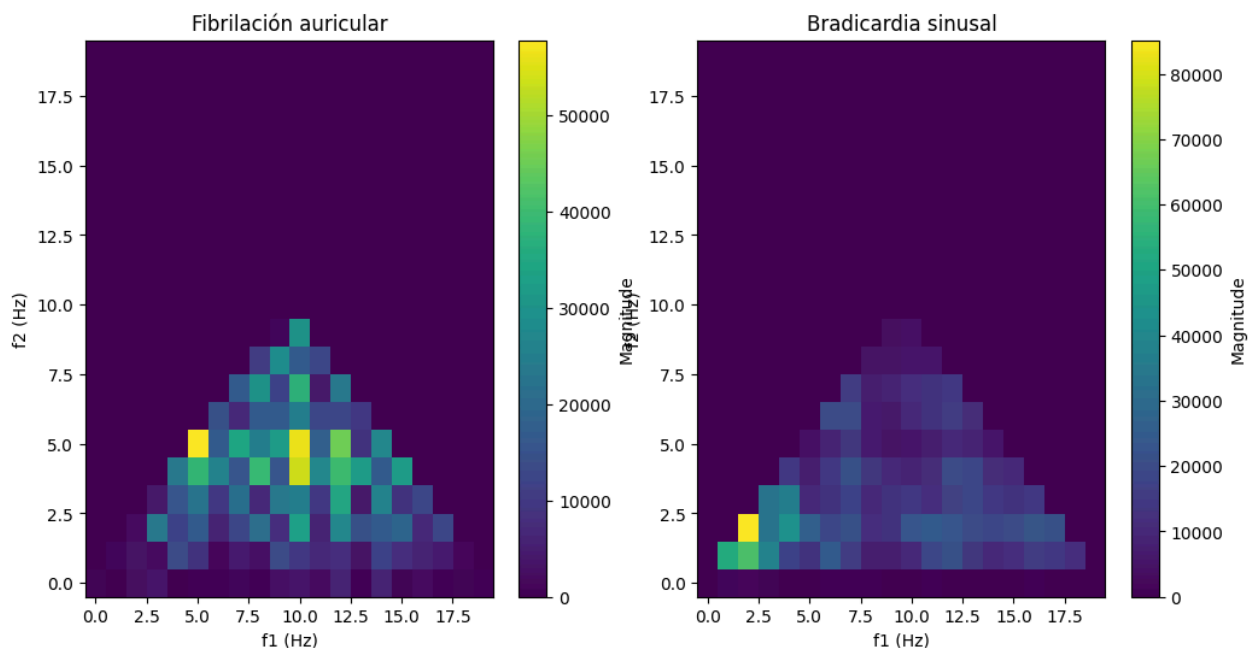
Fibrilación auricular es uno de los tipos más frecuentes de arritmias. Provoca latidos irregulares del corazón y, a veces, mucho más rápidos que lo normal. Además, las cámaras superiores e inferiores del corazón no funcionan en conjunto como deberían. lo que lleva a que no se bombee suficiente sangre a los pulmones y el cuerpo. La persona puede sentir cansancio, vahídos o mareo. También puede aparecer la sensación de que el corazón se saltea un latido, aletea, golpea o late con demasiada fuerza o demasiado rápido. [5]

3. Programar las fórmulas 1 al 4 que se encuentran en el artículo. Consultar qué significado y utilidad del biespectro (Realice la gráfica)



Gráfica 1: gráfico de señales originales, filtradas con detrend y comprimidas respectivamente, para fibrilación auricular y bradicardia sinusal

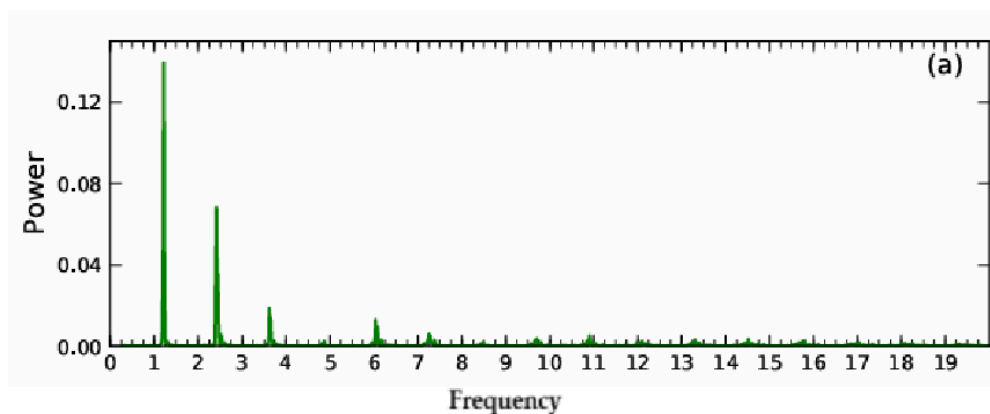
Para llevar a cabo la programación de las fórmulas, se consideraron dos patologías cardíacas: fibrilación auricular y bradicardia sinusal. Se seleccionó un paciente para cada una de estas condiciones y se les aplicaron diferentes procesos de filtrado, incluyendo detrend (eliminación de tendencias de la señal) y compresión de la señal. Los resultados obtenidos se presentan en la Gráfica 1, después se realizó el análisis de biespectro y coherencia.



Gráfica 2. Magnitud del biespectro para la fibrilación auricular y Bradicardia sinusal

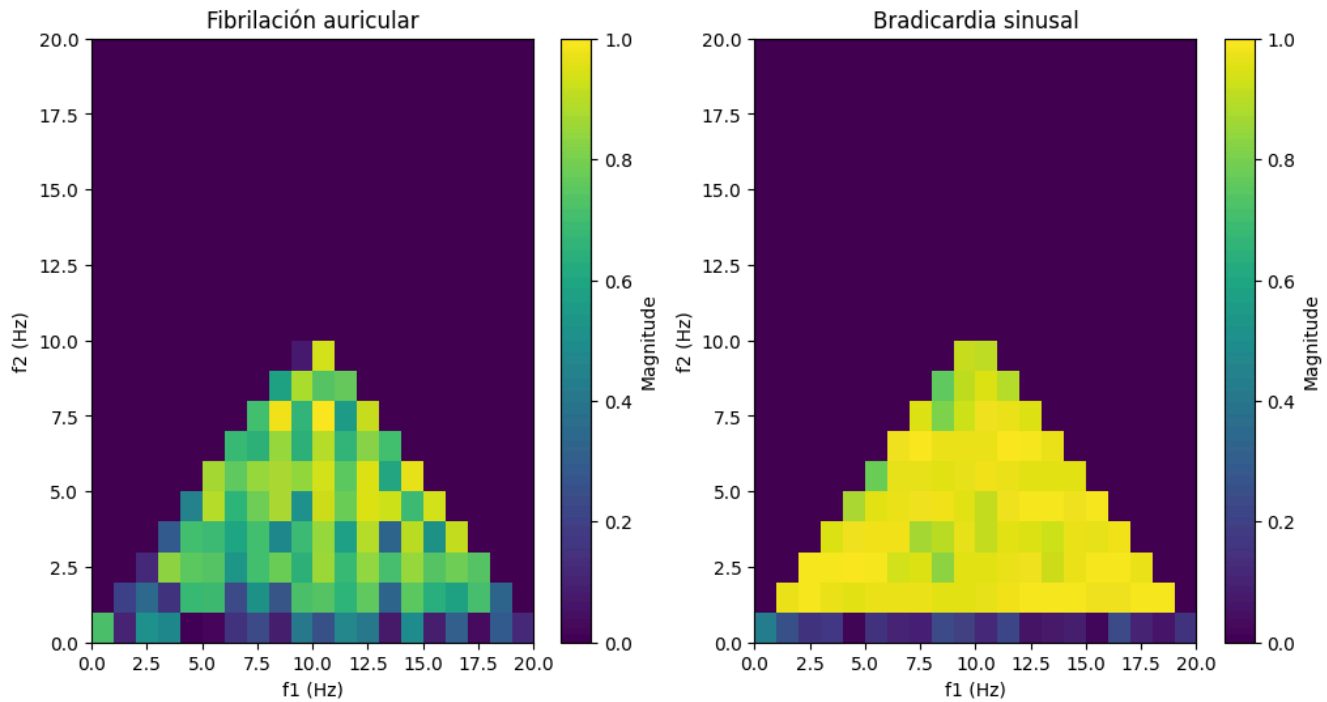
El biespectro es la transformada de Fourier de la correlación de tercer orden de la señal que indica la correlación cruzada entre los componentes de frecuencia en un gráfico de frecuencia bidimensional (2-D). Proporciona información sobre el acoplamiento de fase entre los componentes de frecuencia en f_1 , f_2 y f_1+f_2 . Por otra parte, la bicoherencia es el biespectro normalizado, que puede detectar picos en las señales. Ambos ayudan a reducir el ruido gaussiano y detectar no linealidades [6].

En la *gráfica 2* se observa la magnitud del biespectro que varía de 0 a 80000, la barra de color indica que entre más cálido o amarillo, mayor fuerza de interacción tienen las frecuencias f_1 y f_2 . Esto quiere decir, que al encontrarse tan correlacionadas, lo que suceda en f_1 va a influir en f_2 y viceversa. En la fibrilación auricular, se evidencia con las frecuencias 10 y 5, una posible explicación es que estas frecuencias podrían ser armónicos dominantes en la propagación de la señal eléctrica anormal en las aurículas. Por otra parte, en la bradicardia sinusal, las frecuencias 2 y 2 aproximadamente tienen mucha interacción, esto puede ser un signo de coherencia o resonancia en el sistema sinusal del corazón, que está generando señales repetitivas a esta frecuencia. Este fenómeno ocurre en señales de baja variabilidad, como lo es el caso en la bradicardia sinusal, donde el ritmo cardíaco es regular pero más lento.



Gráfica 3: Espectro de potencia de un ECG de un sujeto sano. [6]

En la *gráfica 2* se observa el espectro de potencia característico de un sujeto sano, las frecuencias en las cuales se ve mayores picos es en los rangos de 1 a 4 Hz, con 1.7 Hz correspondiendo a la frecuencia fundamental del pulso cardíaco, si se comparan los espectros de potencia de los sujetos con patologías (*gráfica 5*) se puede observar que la energía en los espectros de patologías se encuentran más distribuidos a lo largo de las frecuencias de 1 a 20, esto es debido a la presencia de anomalías que generan otras frecuencias más altas debido a otros procesos fisiológicos. A su vez estas frecuencias pueden estar relacionadas entre sí, ya que un proceso fisiológico puede depender de otro, afectando también la frecuencia fundamental de un sujeto sano.

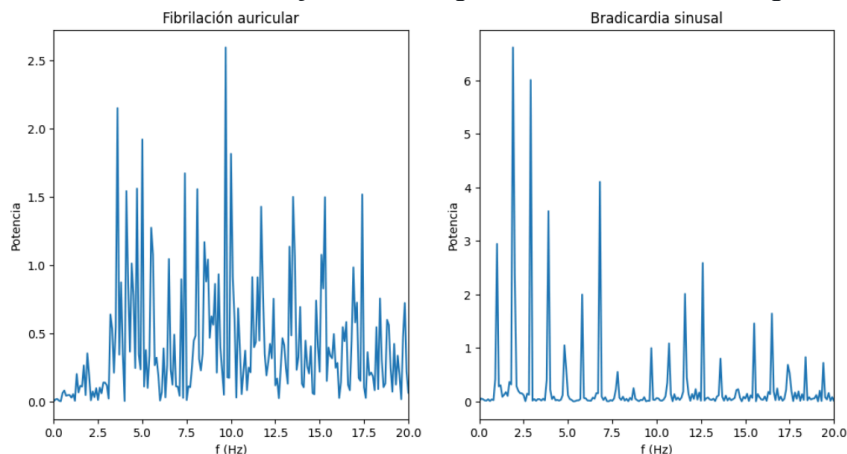


Gráfica 4: bicoherencia para fibrilación auricular y bradicardia sinusal

En la *gráfica 4* la barra de color a la derecha de cada gráfico muestra la magnitud de la bicoherencia, que varía de 0 (color morado) a 1 (color amarillo). Los colores más cálidos (verde, amarillo) indican una mayor magnitud de bicoherencia, lo que sugiere una mayor coherencia entre las frecuencias f_1 y f_2 .

En la fibrilación auricular se observa un patrón más disperso en comparación con la bradicardia sinusal. También, hay una mayor distribución de magnitudes bajas especialmente en bajas frecuencias. Esto indica que hay menor coherencia entre las diferentes frecuencias en la señal, lo cual es consistente con lo poco predecibles que son las señales de la fibrilación auricular. En la bradicardia sinusal se tiene un patrón más concentrado, con una mayor magnitud de bicoherencia en frecuencias alrededor de 10 Hz para ambos f_1 y f_2 , esta tiende a ser más estructurada, y por esto, las frecuencias presentan mayor coherencia.

4. Para cada señal extraer la frecuencia que contiene la máxima potencia y grafíquela



Gráfica 5: Potencia para fibrilación auricular y bradicardia sinusal

La *gráfica 5* representa la potencia para fibrilación auricular y bradicardia sinusal, la máxima potencia obtenida fue de 9.7 Hz y 1.7Hz respectivamente.

5. Para cada señal sumar el número de frecuencias que son significativas para bicoherencia

Para hallar la suma de las frecuencias, sólo se consideraron los valores de bicoherencia que estuvieran por encima del nivel de significancia del 80%, osea, los valores mayores a

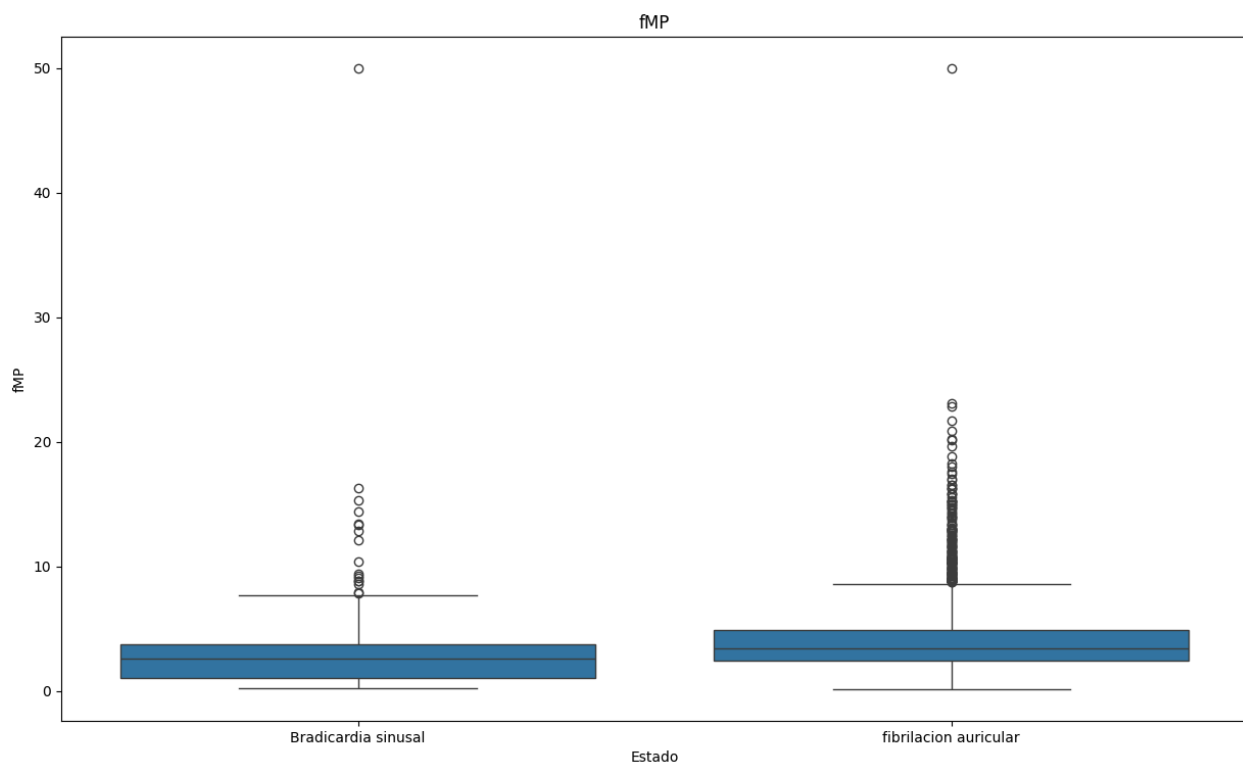
$$\sqrt{\frac{9.2}{2*N}} \cdot (1)$$

Se observó que, la suma de las frecuencias significativas en señal de fibrilación auricular fue de 57, y en la bradicardia sinusal de 90.

6. Análisis estadístico

6.1 Diagrama de cajas y bigotes

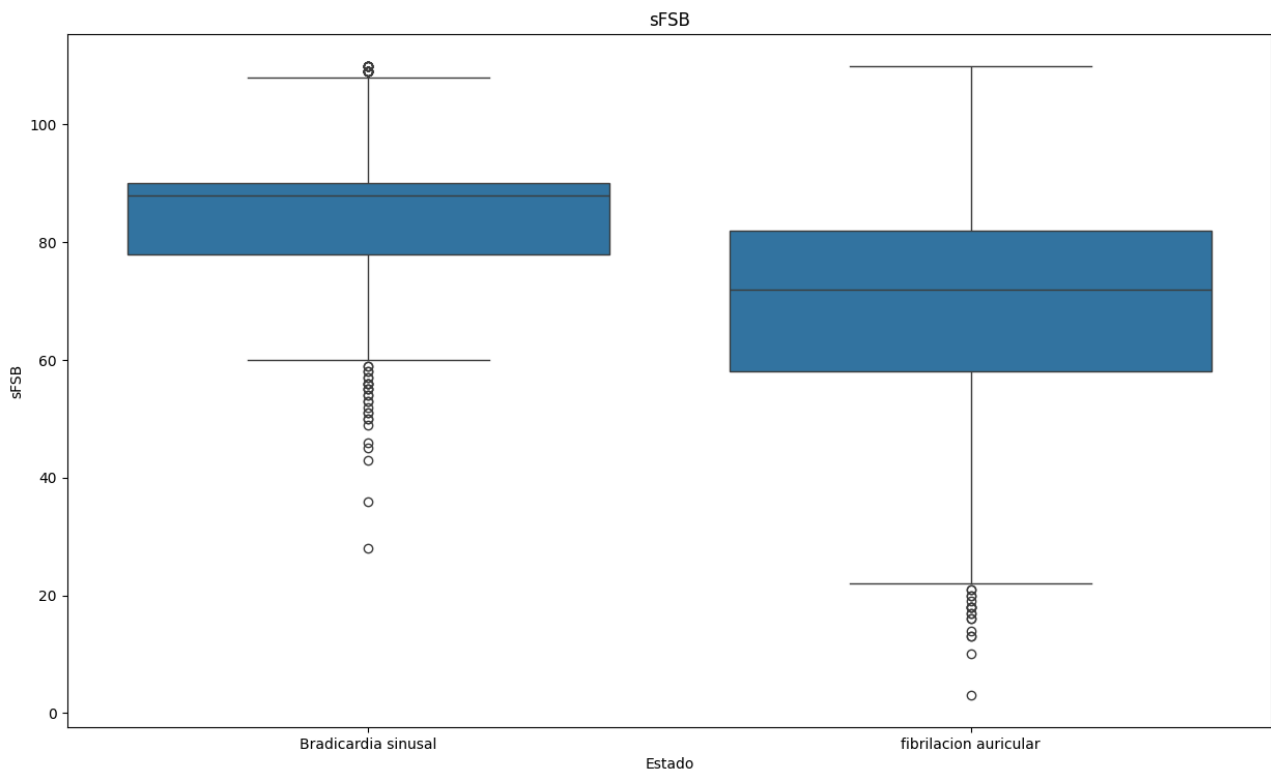
Para realizar el análisis de las medidas de tendencia se utilizó el diagrama de cajas y bigotes, en donde se comparan las dos patologías para frecuencia de máxima potencia (fMP) y suma de frecuencias significativas en bicoherencia (sFSB):



Gráfica 6: frecuencia de máxima potencia para fibrilación auricular y bradicardia sinusal

Según la gráfica 6, la caja de la bradicardia sinusal es más estrecha, lo que significa que el 50% central de los datos están más concentrados en un rango estrecho, lo cual refleja una

menor dispersión de los datos en comparación con la fibrilación auricular, donde la caja es más alta y los bigotes son más largos, indicando una mayor variabilidad. La mediana en ambos casos (5 fMP en bradicardia y 4 fMP en fibrilación) se encuentra en niveles bajos, cerca del eje cero. Sin embargo, la dispersión es mayor en la fibrilación auricular, que además presenta un número más elevado de valores atípicos.



Gráfica 7. Suma de frecuencias significativas en bicoherencia

En la *gráfica 7* se observa que ambas patologías tienen distribuciones similares pero con diferentes rangos de datos, mientras que la bradicardia va de 30 a 100, la fibrilación se extiende un poco más, alcanzando rangos de 15 a 100. Por otra parte, la fibrilación auricular tiene una mediana alrededor de 83 y la bradicardia sinusal de 75 aproximadamente. La caja que representa el rango intercuartil que cubre el 50% central de los datos es un poco más ancha en fibrilación auricular, lo que indica mayor variabilidad en esta población. En cuanto a los datos atípicos, ambas patologías presentan dichos valores, siendo la bradicardia sinusal la que presenta un mayor número, tanto altos como bajos, lo que podría reflejar cierta inestabilidad en la señal.

6.2 Pruebas estadísticas

Para indicar si hay o no diferencias estadísticas entre las características espectrales para las dos poblaciones de estudio, se comenzó realizando los tres supuestos, para verificar si son paramétricas.

6.2.1 Prueba de normalidad

H₀ : los datos siguen una distribución normal

H₁ : los datos no siguen una distribución normal

- Normalidad Bradicardia
fMP: 7.53364602823008e-51
sFSB: 1.7310432786004994e-31
- Normalidad fibrilación auricular
fMP: 2.780253778687276e-46
sFSB: 1.408526954050891e-16

Como en todos los casos, el valor $-p < 0.05$, se rechaza H_0 , por lo tanto, los datos no siguen una distribución normal.

6.2.2 Prueba de independencia

Son dos grupos independientes física y temporalmente, por que al ser distintos sujetos en ambas patologías, no dependen el uno del otro.

6.2.3 Prueba de homocedasticidad

H₀: Las varianzas son iguales entre los grupos (homocedasticidad)

H₁: Las varianzas no son iguales entre los grupos (heterocedasticidad)

- fMP en ambas patologías: 1.8127272020773092e-17
- sFSB en ambas patologías: 2.0213286446913638e-103

En todos los casos, el valor $p < 0.05$, se rechaza H_0 , por lo que las varianzas no son iguales entre los grupos.

Como solamente uno de los supuestos se cumple, se va a analizar como una prueba no paramétrica. Se realiza la prueba de U de mann Whitney

6.2.4 Prueba de U de mann whitney

H₀: La mediana de las dos poblaciones es igual

H₁: La mediana de las dos poblaciones no es igual

- fMP en ambas patologías: 4.873222160268216e-98
- sFSB en ambas patologías: 2.5292260997653916e-197

En todos los casos, el valor $p < 0.05$, se rechaza H_0 , por lo que las medianas de las dos poblaciones no son iguales y se concluye que las poblaciones tienen diferencias estadísticamente significativas.

7. Conclusiones

1. Los artículos resaltan la importancia del filtrado y procesamiento de señales, como max pooling, filtros pasa bajas de Butterworth y convolucionales, para extraer e identificar características del EKG y desarrollar sistemas que permitan identificar o clasificar arritmias y patologías cardíacas. Por ejemplo en este trabajo se utilizó el detrending que permitió eliminar las líneas de tendencia y la compresión para tener un rango más uniforme que facilitara el procesamiento.
2. La bradicardia sinusal es una condición de bajo ritmo pero altamente organizada, con señales eléctricas estables y predecibles, mientras que la fibrilación auricular es más caótica, con señales eléctricas desorganizadas y un comportamiento de mayor complejidad. Estas diferencias reflejan la fisiopatología de cada condición, donde la fibrilación auricular presenta mayor riesgo y descontrol eléctrico, mientras que la bradicardia sinusal, aunque más lenta, mantiene una estructura más regular.
3. Los análisis estadísticos realizados indican que existen diferencias significativas entre la bradicardia sinusal y la fibrilación auricular. La bradicardia sinusal presenta una distribución de datos más concentrada, con menor dispersión, lo que refleja una mayor consistencia en los valores registrados. En cambio, la fibrilación auricular se caracteriza por una mayor variabilidad, evidenciada por un rango más amplio y una mayor dispersión de los datos. En conjunto, estos resultados subrayan la existencia de diferencias fundamentales en el comportamiento de cada condición

Referencias:

- [1] «Predicción de fibrilación auricular a partir de señales de ECG de una sola derivación en el hogar sin arritmias | npj Medicina Digital». Accedido: 20 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41746-023-00966-w>
- [2] J. Zheng *et al.*, «Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach», *Sci. Rep.*, vol. 10, n.º 1, p. 2898, feb. 2020, doi: 10.1038/s41598-020-59821-7.
- [3] «Un enfoque de clasificación de arritmias mediante aprendizaje profundo utilizando un ECG de una sola derivación sin detección de ondas QRS - ScienceDirect». Accedido: 20 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844024032316>
- [4] R. Ostos, «Qué es bradicardia sinusal y su tratamiento», Centro Médico ABC. Accedido: 20 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://centromedicoabc.com/revista-digital/bradicardia-sinusal/>
- [5] «Fibrilación auricular - ¿Qué es la fibrilación auricular? | NHLBI, NIH». Accedido: 20 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.nhlbi.nih.gov/es/salud/fibrilacion-auricular>
- [6] C. K. Chua, V. Chandran, R. U. Acharya, y L. C. Min, «Cardiac Health Diagnosis Using Higher Order Spectra and Support Vector Machine», *Open Med. Inform. J.*, vol. 3, p. 1, feb. 2009, doi: 10.2174/1874431100903010001.