

# INFORME PROYECTO 3

## BIOSEÑALES

Isabela Grajales Montoya	1000100161
Liliam Zamanta Estupiñán Santos	1014306103
Daniel Felipe Tamayo Cortes	1214747121

1. Consultar y explicar los dos métodos de reducción de ruido usados en el artículo: Robust LOESS y Non Local Means (10%), mostrar cómo se podrían implementar en Python (5%)

### LOESS

Ajuste de regresión polinómica local, es un método que ajusta un polinomio a puntos de datos cercanos a cada punto en una señal. En vez de crear una única línea de ajuste para toda la serie de datos, LOESS usa múltiples ajustes locales, que se calculan para cada punto de la señal en función de sus vecinos dentro de una ventana de tamaño específico y se puede usar tanto para polinomios de bajo grado o de alto grado, como una línea o una parábola. Para aplicarlo primero se define una ventana que incluye puntos cercanos a cada punto objetivo en la señal. Para cada punto dentro de esta ventana, se ajusta un polinomio de bajo orden, generalmente de primer o segundo grado, a los datos en esa vecindad y a los puntos más cercanos al objetivo se les asignan pesos mayores que a los más lejanos, usando una función de ponderación, esto da más relevancia a los puntos cercanos, lo cual es útil para capturar tendencias locales sin exagerar los puntos extremos o las irregularidades, finalmente para evitar que valores atípicos o ruido de alta frecuencia influyan en el ajuste, LOESS robusto usa una iteración adicional en la que se ajusta de nuevo la curva, pero otorgando menos peso a los puntos que se desviaron mucho en la iteración anterior [1], [2].

Para aplicarlo en Python se puede hacer uso de la librería statsmodels que tiene una función denominada lowess, esta función tiene diferentes argumentos:

- a. endog: Los valores dependientes (eje y).
- b. exog: Los valores independientes (eje x).
- c. frac: Tamaño de la ventana de suavizado. Es un valor entre 0 y 1 a valores más pequeños suavizan más.
- d. it: Número de iteraciones robustas, ayuda a ajustar el suavizado para minimizar la influencia de valores atípicos.
- e. robust: Si es True, se aplica un ajuste robusto en cada iteración.[3]

### Non Local Means

El filtrado no local (NLM) es una técnica de reducción de ruido que aprovecha similitudes entre segmentos de una señal en un espacio de alta dimensión. A diferencia de los métodos

locales, NLM considera vecindarios más amplios para calcular promedios ponderados, obteniendo así mejores resultados en la preservación de detalles, esta técnica es ampliamente utilizada en el procesamiento de imágenes. Para aplicar el NLM se siguen los siguientes pasos:

1. **Definición de Ventanas:** Se divide la señal en segmentos de igual longitud, denominados ventanas. El tamaño de estas ventanas es un parámetro que influye en la capacidad del algoritmo para capturar características locales.
2. **Cálculo de Similitud:** Para cada posición de la ventana, se calcula una medida de similitud con todas las demás ventanas dentro de un rango predefinido. Esta similitud se evalúa típicamente mediante la comparación de los valores de los puntos dentro de cada ventana, utilizando métricas como la distancia euclidiana o la correlación.
3. **Asignación de Pesos:** A cada ventana se le asigna un peso que refleja su similitud con la ventana central. Las ventanas más similares reciben pesos mayores.
4. **Promedio Ponderado:** El valor estimado en el centro de la ventana actual se calcula como una combinación lineal de los valores correspondientes en todas las ventanas. Esta combinación lineal, también conocida como promedio ponderado, permite reconstruir la señal en el punto central de la ventana, reduciendo el efecto del ruido.
5. **Reconstrucción de la Señal:** El proceso se repite para todas las posiciones de la ventana, generando una nueva señal filtrada donde el ruido ha sido atenuado.[4],[2]

Para realizar el NLM en Python se debe usar una librería llamada `skimage.restoration` y llamar una función denominada `denoise_nl_means`, esta función recibe 4 argumentos que son:

- a. `image`: La señal a procesar.
  - b. `patch_size`: Tamaño del parche usado para comparar la similitud entre los puntos.
  - c. `patch_distance`: Rango de búsqueda en el cual se comparan los parches.
  - d. `h`: Parámetro de suavidad. Controla la cantidad de suavizado. Un valor mayor elimina más ruido, pero puede borrar detalles.
  - e. `fast_mode`: Si es `True`, el filtro se aplica más rápido, pero con menos precisión.[5]
2. Consultar que otros tipos de señales wavelet se pueden usar para el análisis de señales ECG y adaptar el código del filtro wavelet que se entrega en el curso de acuerdo con la consulta.

De acuerdo con la teoría, entre más similar sea la forma de onda de la señal wavelet, mejor será la eliminación del ruido de la señal [6]. Algunos tipos de wavelet que son implementados para analizar señales de ECG son el wavelet Daubechies [7] y el Wavelet Symlet [8] y ambos presentan una simetría similar a la onda del complejo QRS. Múltiples estudios han analizado las estructuras y familias de transformadas wavelets con el objetivo de eliminar las desviaciones de línea base de señales ECG, siendo las familias de wavelets Daubechies-3 y Symlets-3 transformadas con un desempeño destacable [9], siendo la métrica de evaluación el error cuadrático medio (MSE). Para construir estos tipos de wavelets fue necesario emplear 7 niveles de transformada.

Según esto se compararon las wavelets Daubechies (db3) y Symlet (sym3) para determinar cuál de estos utilizar en el flujo posterior de trabajo.

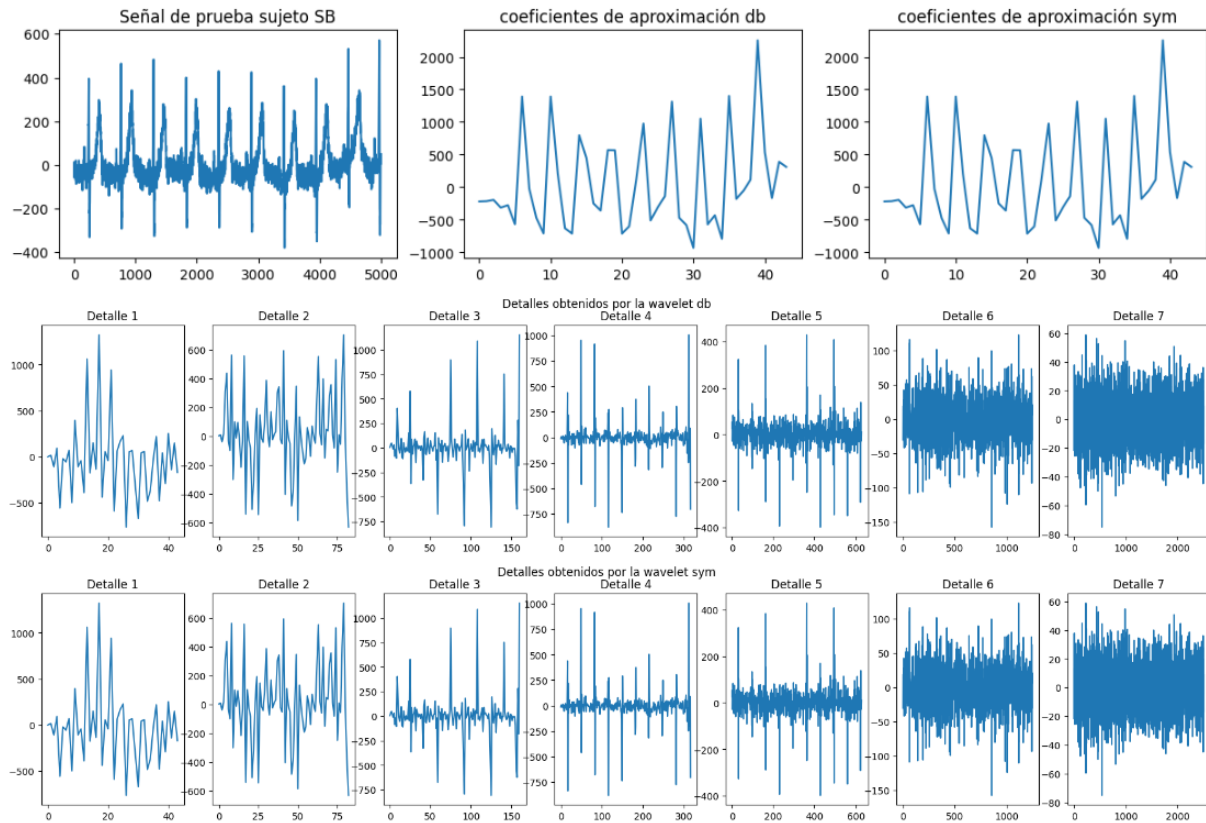


Figura 1. Comparación de las wavelets Daubechies (db3) y Symlet (sym3)

Con lo cual, dado que ambas wavelets consultadas muestran resultados equivalentes en su descomposición por niveles, se aplicó a continuación el flujo de trabajo utilizando el Wavelet Daubechies (db3).

**3.** Escoger 10 señales al azar y aplicar un flujo de procesamiento que conste de:

Basados en varios estudios [10][11], se usará un filtro FIR pasa bajas con una ventana tipo Kaiser pues ha demostrado una mejor efectividad a la hora de eliminar ruido de las señales ECG en comparación a otras ventanas. En el caso del filtro pasa altas, en la literatura [12] también se encontró que una ventana tipo Kaiser se pueden eliminar los ruidos de la señal sin generar grandes distorsiones en su forma de onda.

El orden será calculado empleando las tablas con los reportes de la literatura para cada ventana proporcionadas en clase y la frecuencia de muestreo especificada en la base de datos que es de 500 Hz. Para el filtro pasa altas, será implementado un filtro IIR, pues acorde a la literatura [13], este filtro, en comparación de uno FIR, presenta ventajas en cuanto a la eliminación del ruido de señales ECG. Adicionalmente se trabaja con un IIR tipo elíptico pues se ha encontrado que presenta un menor desfase al realizar el filtrado de la señal en comparación a otros tipos [13] por lo que puede obtenerse una señal filtrada mejor. Para la elección de los parámetros rs

y  $\rho_p$ , fueron encontrados en la literatura [14] que los valores de 0.1 y 30 dB respectivamente otorgan características al filtro que mejoran la efectividad de este.

### Flujo 1

1. Filtro pasa-altas usando filtro IIR a 0.5 Hz. Justificar la elección de parámetros y si se usa FIR o IIR
2. Filtro wavelet modificado del punto 3
3. Filtrado pasabajas 50 Hz. Justificar la elección de parámetros y si se usa FIR o IIR

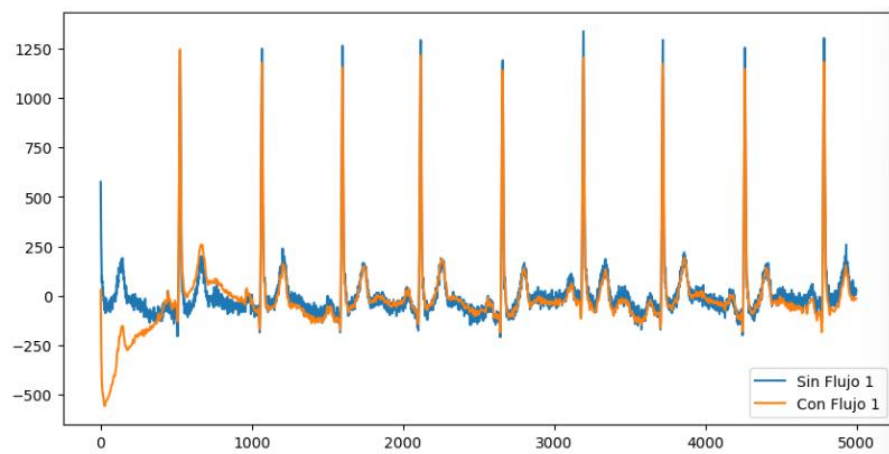


Figura 2. Ejemplo flujo de trabajo 1.

### Flujo 2

1. Detrend
2. Filtro wavelet modificado del punto 3
3. Filtrado pasabajas 50 Hz. Justificar la elección de parámetros y si se usa FIR o IIR

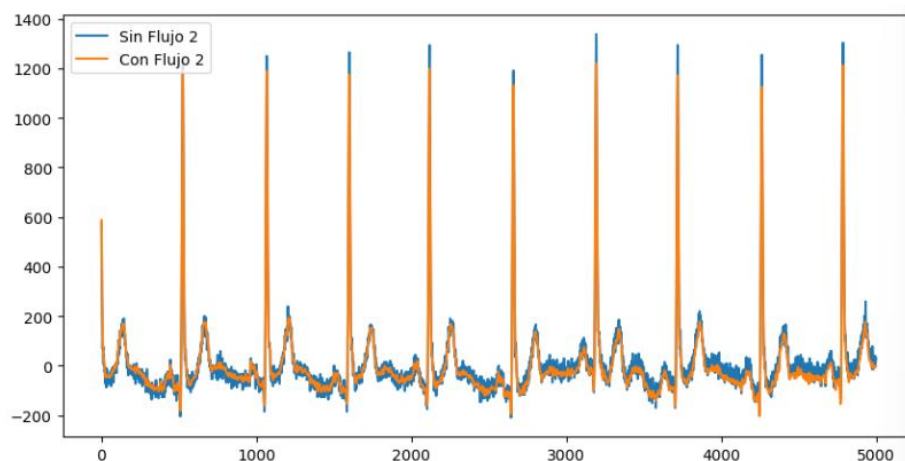
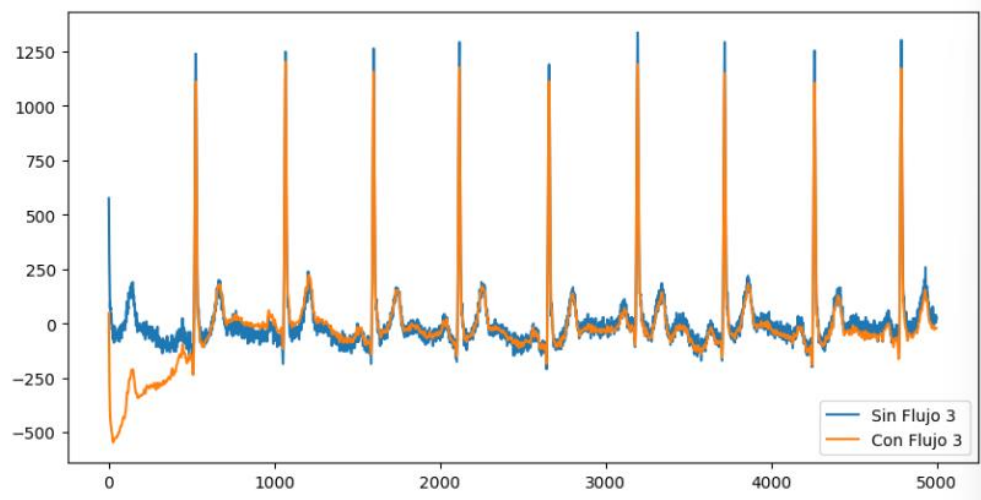


Figura 3. Ejemplo flujo de trabajo 2.

### Flujo 3

1. Filtro pasa-altas usando filtro IIR a 0.5 Hz. Justificar la elección de parámetros y si se usa FIR o IIR
2. Filtrado pasabajas 50 Hz. Justificar la elección de parámetros y si se usa FIR o IIR



*Figura 4. Ejemplo flujo de trabajo 3.*

**3.1.** Describir los resultados obtenidos y decidir si el resto del procesamiento se hace con el flujo 1, el flujo 2 o el flujo 3

Los 3 flujos realizan un buen filtrado de la señal debido a que se evidencia la reducción del ruido y de pequeñas oscilaciones a lo largo de la onda. Ninguno de los flujos presenta un desfase de la señal filtrada respecto a la señal sin filtrar.

Para los 3 flujos se observa una reducción en la amplitud máxima de los picos que puede deberse al ruido de la señal en estos puntos.

A pesar de lo mencionado anteriormente, es claro que el flujo 1 y 3 presentan un tramo 'transitorio' en el cual distorsionan la señal alrededor del primer segundo de la señal, y es solo cuando sobrepasa los dos segundos que se acopla nuevamente a la forma de onda de la señal sin filtrar. Por ello es por lo que se concluye que el flujo 2 presenta una mayor fidelidad después del filtrado. Adicional a esto, se considera que el flujo 2 es más completo en comparación a los otros dos pues aplica un detrend, un wavelet y un pasa bajas, garantizando eliminación de tendencias, frecuencias indeseadas y aplicando filtrado por descomposición de la señal. Para el filtrado de ciertas señales es recomendado implementar filtros lineales a la par de wavelet porque estos son útiles para señales transitorias o no estacionarias que pueden presentar eventos en ciertos tiempos que los filtros lineales van a suavizar o a desaparecer mientras que los wavelet los conservan por su característica de que no tiende a suavizar los cambios abruptos [15].

**3.2.** A las señales filtradas con el flujo seleccionado aplicar el procesamiento de normalización usado en el proyecto 2.

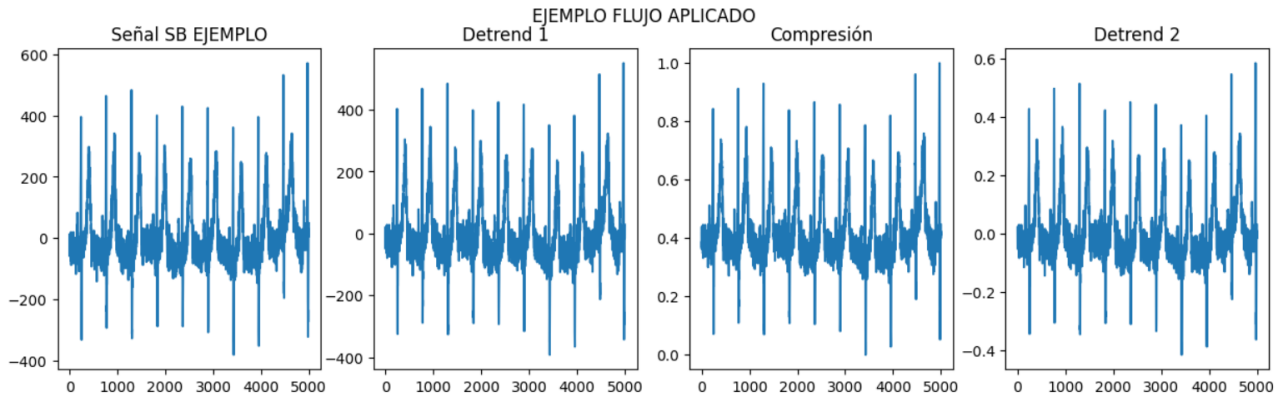


Figura 5. Ejemplo procesamiento aplicado a las señales del proyecto 2

**4.** Para cada señal extraer la frecuencia que contiene la máxima potencia usando Welch

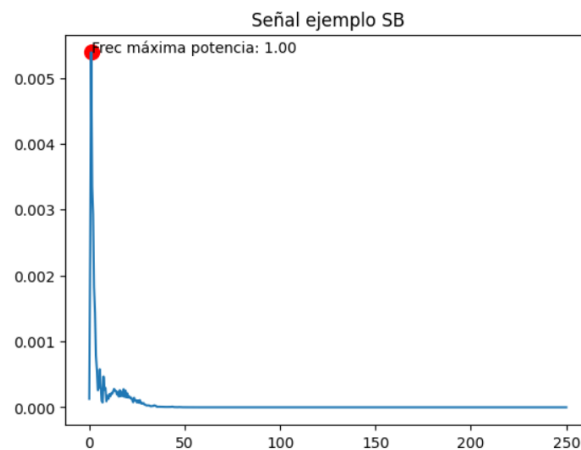


Figura 6. Máxima potencia usando Welch

**5.** Crear una rutina que aplique sobre todos los archivos de la base de datos las rutinas 3 al 5 y almacene los resultados en un dataframe donde se pueda registro, tipo de patología y la frecuencia de máxima potencia (fMP)

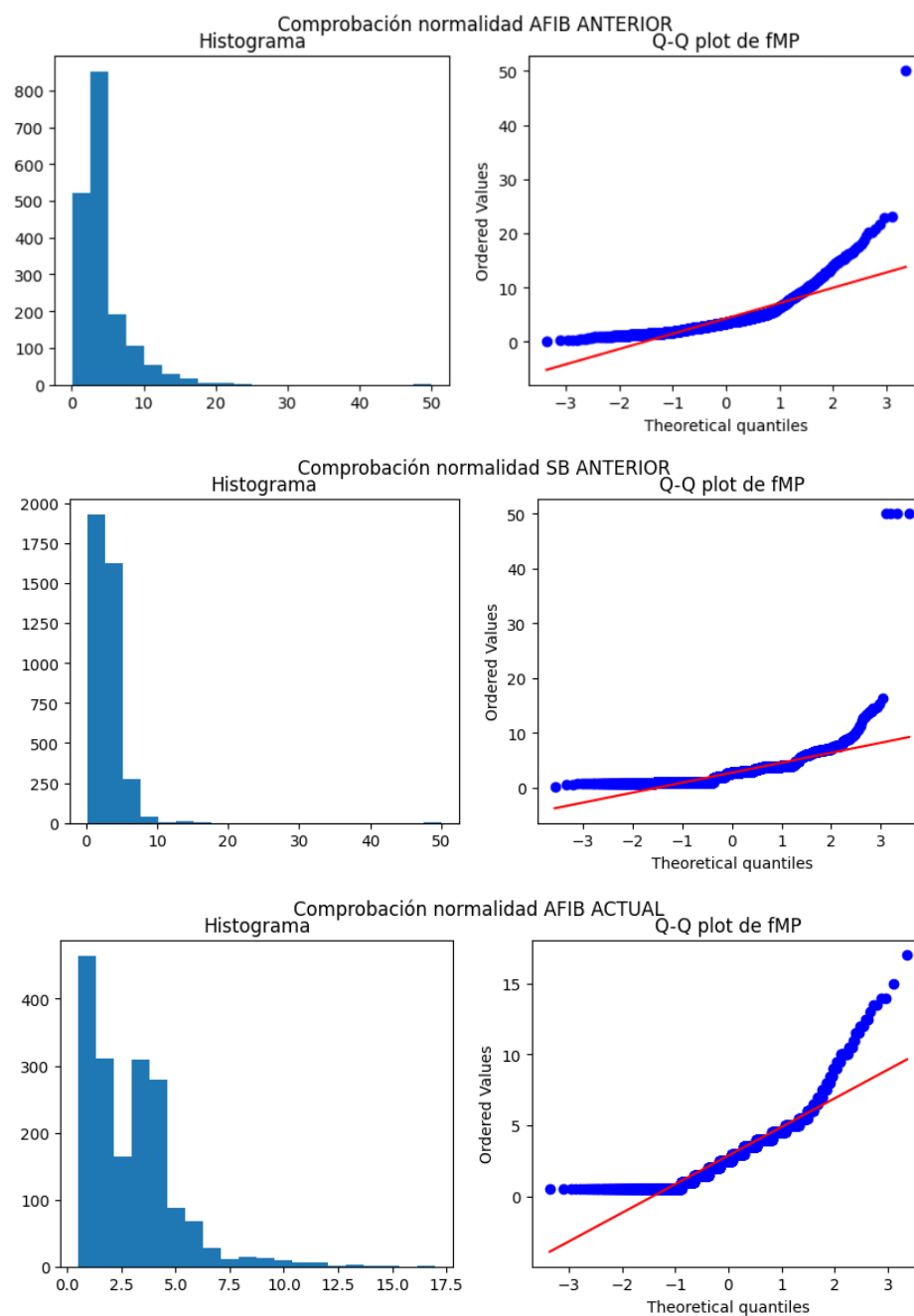
	Registro	Patología	fMP
0	MUSE_20180113_171327_27000	AFIB	10.5
1	MUSE_20180114_075026_69000	AFIB	1.5
2	MUSE_20180113_133901_16000	AFIB	4.5
3	MUSE_20180116_123940_90000	AFIB	0.5
4	MUSE_20180114_075003_61000	AFIB	0.5
...	...	...	...
5664	MUSE_20180114_070348_17000	SB	0.5
5665	MUSE_20180114_134724_10000	SB	3.5
5666	MUSE_20180113_122544_20000	SB	3.0
5667	MUSE_20180114_074720_85000	SB	1.0
5668	MUSE_20180116_133908_01000	SB	1.0

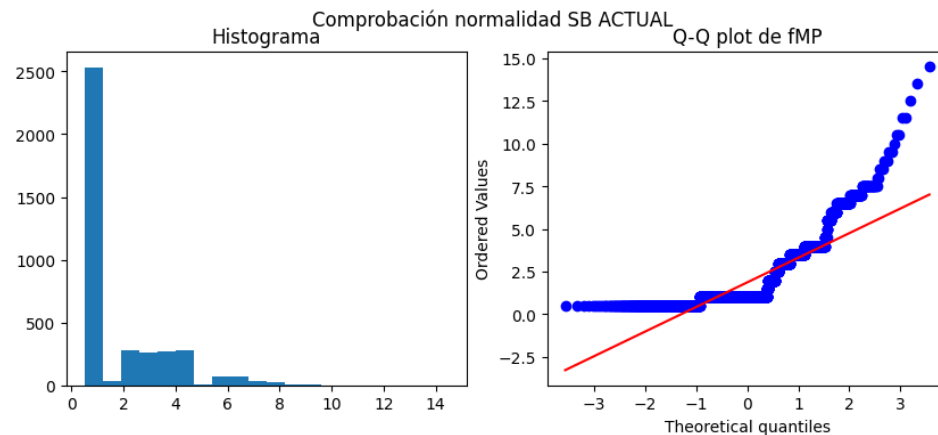
5669 rows × 3 columns

6. Comparar los resultados de fMP del proyecto 3 con los del proyecto 2 usando estadística descriptiva: gráficos y pruebas de hipótesis. Discuta si hay más diferencias entre los tipos de señales con el flujo de procesamiento propuesto respecto al que se trabajó en el proyecto 2.

Para realizar la comparación, primero se realizó un análisis de estadística descriptiva

## NORMALIDAD





### Según lo obtenido:

Se rechaza  $H_0$ . Los datos AFIB ANTERIOR NO siguen una distribución normal.

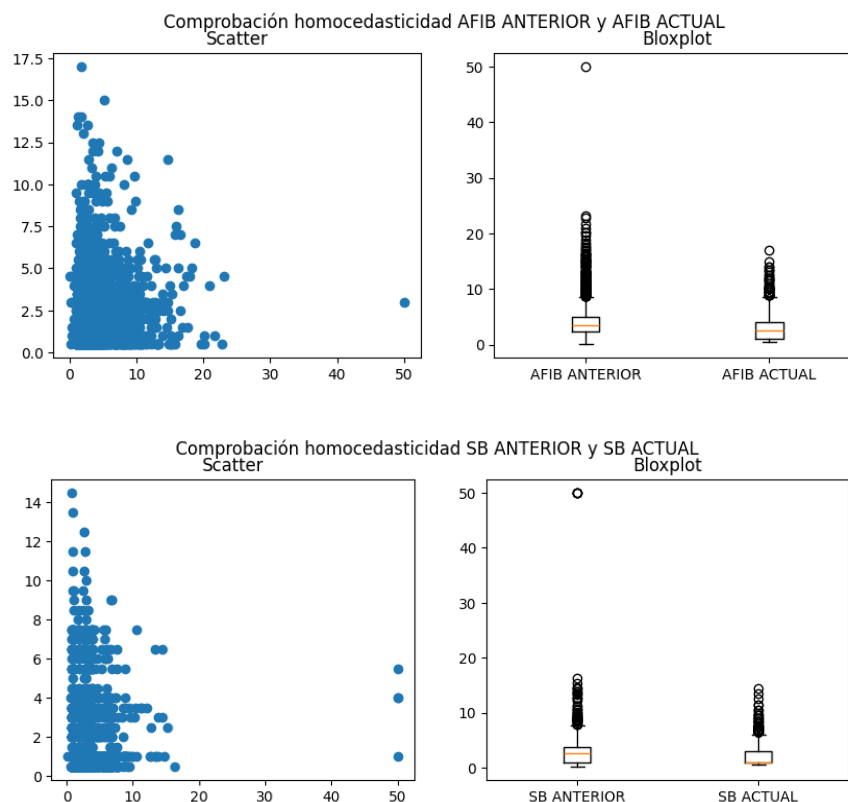
Se rechaza  $H_0$ . Los datos SB ANTERIOR NO siguen una distribución normal.

Se rechaza  $H_0$ . Los datos AFIB ACTUAL NO siguen una distribución normal.

Se rechaza  $H_0$ . Los datos SB ACTUAL NO siguen una distribución normal.

Al ser los datos originales los mismos, el supuesto de independencia tampoco se cumple. Por ende, se aplican pruebas NO PARAMÉTRICAS para evaluar las diferencias entre los conjuntos de datos.

### HOMOCEDASTICIDAD





### **Se obtiene que:**

Se rechaza  $H_0$ . Los datos AFIB ANTERIOR y AFIB ACTUAL NO son homocedásticos, tienen varianzas distintas.

Se rechaza  $H_0$ . Los datos SB ANTERIOR y SB ACTUAL NO son homocedásticos, tienen varianzas distintas.

Los procesos de detrend, compresión y cálculo de frecuencias con máxima potencia fueron realizados exactamente de la misma forma (con las mismas funciones) que, en el proyecto anterior, por lo cual, los cambios en los datos obtenidos corresponden únicamente a la aplicación del flujo de filtrado.

Al ser evaluados los datos de AFIB y SB anteriores y actuales, se observa que los datos intermedios se adecuan a una distribución normal pero los datos situados en los extremos se salen de esta distribución, al hacer la prueba de normalidad se confirmó que los datos AFIB y SB tanto actuales como los trabajados en el proyecto 2 no distribuyen de manera normal. Por esto, sumado al hecho de que, al realizar la prueba de homocedasticidad se concluyó que los datos tienen varianzas distintas, se emplearon pruebas no paramétricas.

Al realizar la prueba de U Mann Whitney se encuentra que hay diferencias significativas entre las muestras procesadas en este proyecto respecto a las trabajadas en el proyecto 2 pues presentan diferencias significativas en términos de medianas, esto puede ser un indicador de que el proceso de filtrado llevado a cabo ocasionó ciertas distorsiones en las señales haciendo que sean significativamente diferentes a las señales filtradas trabajadas en el proyecto 2. También puede deberse a que los procesos de filtrado empleados en este proyecto y los que se emplearon para filtrar las señales en la base de datos otorgadas no son los mismos.

El RI (Rango Intercuartil) de AFIB ha aumentado de 2.5 a 3.0. Esto sugiere que la variabilidad o dispersión de los datos relacionados con la Fibrilación Auricular es mayor, pues más dispersos alrededor de un valor central en el proyecto actual que en el anterior. El RI de SB ha disminuido de 2.7 a 2.0. Esto indica que los valores de SB están ahora más concentrados alrededor de su valor central. Esto hace que, en este caso, los datos de SB asean más predecibles y representativos que AFIB por obtener resultados más concentrados.

Al hacer la prueba KS, se obtuvieron resultados contundentes en cuanto a la diferencia en distribución de las muestras, sugiriendo que los datos provienen de distintas fuentes, esto nuevamente puede ser debido a los procesos de filtrado empleados y a los argumentos discutidos con anterioridad.

## **CONCLUSIONES**

- A pesar de que, tanto los datos trabajados en el proyecto 2 como los trabajados en este proyecto luego del proceso de filtrado y de normalización provienen de la misma fuente (mismas señales crudas de ECG para AFIB y SB), los resultados estadísticos indican lo contrario. Esto puede

dar a entender que los procesos de filtrado fueron muy diferentes en cuanto a los parámetros empleados (orden, tipo de ventana, entre otros que fueron sustentados con la literatura) o en cuanto a los filtros realizados, o que estos ocasionaron distorsiones significativas en las señales y que por tal motivo al realizar las pruebas no paramétricas se obtienen diferencias estadísticas significativas.

- Si bien los resultados de este proyecto vs el anterior difieren, la dinámica de las señales se mantuvo, y se logró eliminar información indeseada de las mismas, con lo cual el objetivo de filtrar los datos se cumple, más aún cuando se tiene en cuenta que no existe filtro perfecto.

## **BIBLIOGRAFIA**

- [1] «4.1.4.4. LOESS (también conocido como LOWESS)». Accedido: 7 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmd/section1/pmd144.htm>
- [2] «Prediction of atrial fibrillation from at-home single-lead ECG signals without arrhythmias | npj Digital Medicine». Accedido: 24 de octubre de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41746-023-00966-w>
- [3] lowess: Lowess smoothed as defined for STATA 13. Python. Accedido: 7 de noviembre de 2024. [OS Independent]. Disponible en: <http://github.com/CCGE-Cambridge/lowess>
- [4] A. Buades, B. Coll, y J.-M. Morel, «Non-Local Means Denoising», Image Process. Line, vol. 1, pp. 208-212, sep. 2011, doi: 10.5201/ipol.2011.bcm\_nlm.
- [5] A. Buades, B. Coll, y J.-M. Morel, «Non-Local Means Denoising», Image Process. Line, vol. 1, pp. 208-212, sep. 2011, doi: 10.5201/ipol.2011.bcm\_nlm.
- [6] “Transformada Wavelet – acervo para el mejoramiento del aprendizaje de alumnos de ingeniería, en Inteligencia Artificial”. Accedido el 1 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible: [https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page\\_id=1108#:~:text=Las%20wavelets%20pueden%20ser%20irregulares,%,%20la%20wavelet%20Symlet,%20etc.](https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=1108#:~:text=Las%20wavelets%20pueden%20ser%20irregulares,%,%20la%20wavelet%20Symlet,%20etc.)
- [7] “Vista de Las wavelets en el análisis de ECG”. Revistas UTP. Accedido el 1 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible: <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/13781/9361>
- [8] “Caracterización con wavelets de alteraciones electrocardiográficas en pacientes con enfermedad de Chagas”. SciELO Colombia- Scientific Electronic Library Online. Accedido el 1 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible: [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0121-37092015000200009](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-37092015000200009)
- [9] “Comparing different wavelet transforms on removing electrocardiogram baseline wanders and special trends - BMC Medical Informatics and Decision Making”. BioMed Central.

Accedido el 1 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible:  
<https://bmcmedinformdecismak.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12911-020-01349-x>

[10] bharati sharma. “Analysis of Various Window Techniques used for denoising ECG signal”. Academia.edu - Find Research Papers, Topics, Researchers. Accedido el 2 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible:  
[https://www.academia.edu/27783089/Analysis\\_of\\_Various\\_Window\\_Techniques\\_used\\_for\\_denoising\\_ECG\\_signal](https://www.academia.edu/27783089/Analysis_of_Various_Window_Techniques_used_for_denoising_ECG_signal)

[11] I. R. Publications. “Performance Comparison of Windowing Techniques for ECG Signal Enhancement”. Academia.edu - Find Research Papers, Topics, Researchers. Accedido el 2 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible:  
[https://www.academia.edu/9884525/Performance\\_Comparison\\_of\\_Windowing\\_Techniques\\_for\\_ECG\\_Signal\\_Enhancement](https://www.academia.edu/9884525/Performance_Comparison_of_Windowing_Techniques_for_ECG_Signal_Enhancement)

[12] Manoj, Vinod Kumar y Sanjeev Kumar Dhull. IJRAT - International Journal of Research in Advent Technology. Accedido el 2 de noviembre de 2024. [En línea]. Disponible:  
<https://ijrat.org/downloads/Vol-2/may-2014/paper%20ID-252014114.pdf>

[13] Bui, N. T., Nguyen, T. M. T., Park, S., Choi, J., Vo, T. M. T., Kang, Y.-H., Kim, B.-G., & Oh, J. (2021). Design of a nearly linear-phase IIR filter and JPEG compression ECG signal in real-time system. Biomedical Signal Processing and Control, 67, 102431.  
<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102431>

[14] Nilotpal Das, & Monisha Chakraborty. (2017, noviembre). Performance analysis of FIR and IIR filters for ECG signal denoising based on SNR. Home Page.  
<https://doi.org/10.1109/ICRCICN.2017.8234487>

[15] Del Análisis de Fourier al Análisis Wavelet - CORE Reader. (s.f.). CORE – Aggregating the world’s open access research papers. <https://core.ac.uk/reader/33703890>