

Procesamiento de Señales para la Detección de Ondas Gravitacionales en el Experimento LIGO-VIRGO

IEEE Publication Technology, *Staff, IEEE, Cristóbal Antonio Moraga Acosta*

Abstract—El estudio de las ondas gravitacionales ha representado un hito significativo en la comprensión del universo. La colaboración entre los experimentos LIGO (Observatorio de Interferómetro Láser de Ondas Gravitacionales) y VIRGO ha permitido detectar estas ondas, que surgen de eventos astronómicos como la colisión de agujeros negros o estrellas de neutrones. Sin embargo, estas señales están enterradas en un mar de ruido, lo que exige un cuidadoso procesamiento de señales para su detección. En este informe, se describe el proceso de tratamiento de datos de audio provenientes de los detectores LIGO-VIRGO para la identificación de ondas gravitacionales

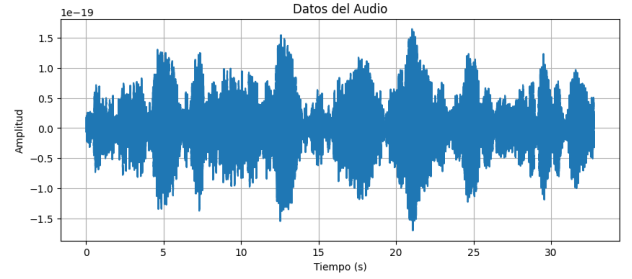


Fig. 1. Audio en el dominio temporal

I. INTRODUCTION

EL análisis de señales de audio es fundamental en una amplia variedad de aplicaciones, que van desde el procesamiento de voz hasta el análisis de música y el monitoreo de señales acústicas en entornos industriales. Sin embargo, las señales de audio suelen estar contaminadas con ruido, lo que puede dificultar su análisis y comprensión. Por lo tanto, es crucial desarrollar técnicas efectivas para reducir el ruido y caracterizar adecuadamente la señal de interés.

II. CARGA DE DATOS

El procesamiento de señales se realiza en Python utilizando herramientas como NumPy, SciPy y PyWavelets. Se comienza cargando los datos de audio desde archivos de texto, para dejar los datos en una lista. Esta es fundamental para el procesamiento que se realiza.

III. CONVERTIR EN AUDIO

Luego se visualizan mediante gráficos de señales en el dominio del tiempo en donde se reproduce el audio con una tasa de muestreo de 4 [KHz] y se gráfica el espectrograma haciendo uso de la la funcion spectrogram de la librería scipy.signal.

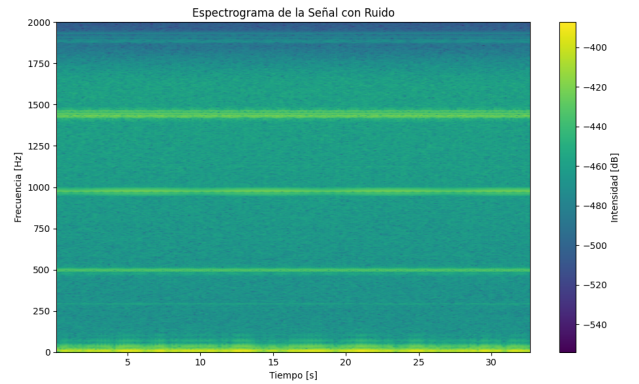


Fig. 2. Espectrograma

IV. ANÁLISIS DE FOURIER

En este apartado se aplican técnicas de análisis de Fourier, como la transformada de Fourier y la estimación espectral de densidad de potencia (PSD), para identificar el ruido presente en los datos.

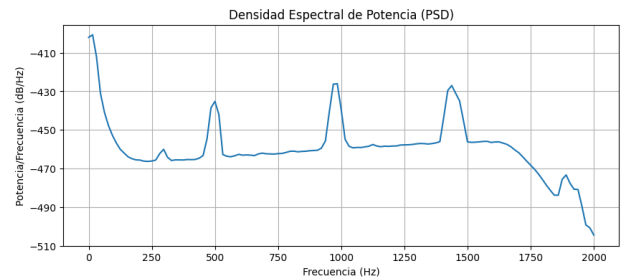


Fig. 3. Densidad espectral de potencia

This paper was produced by the IEEE Publication Technology Group. They are in Piscataway, NJ.

Manuscript received April 19, 2021; revised August 16, 2024.

En donde se utilizan funciones cruciales tales como windowing y welch, las cuales consisten en lo siguiente:

A. Función de Windowing

El windowing es una técnica utilizada en el análisis de señales para reducir el efecto de las discontinuidades alrededor de los bordes de una ventana de datos, lo que puede introducir artefactos no deseados en el análisis espectral, especialmente al calcular la Densidad Espectral de Potencia (PSD).

Algunas diferencias que se observan:

1.- Reducción de fugas espectrales: La aplicación de windowing reduce la fuga espectral al suavizar los extremos de la ventana de datos. Esto significa que las frecuencias cercanas a los bordes de la ventana tendrán menos influencia en el cálculo de la PSD, lo que puede resultar en una estimación más precisa de la distribución de energía en las frecuencias de interés.

2.- Menor nivel de ruido fuera de banda: El windowing atenúa las componentes de frecuencia fuera de la banda de interés, lo que puede reducir el nivel de ruido en las frecuencias que no son relevantes para el análisis.

3.- Mejora en la resolución espectral: Al reducir el efecto de las discontinuidades en los bordes de la ventana de datos, el windowing puede mejorar la resolución espectral al permitir una estimación más precisa de las características espectrales de la señal.

En resumen, la gráfica con windowing muestra una representación más suave y precisa de la Densidad Espectral de Potencia en comparación con la gráfica sin windowing, especialmente en las frecuencias cercanas a los bordes de la ventana de datos. [2]

B. Función de Welch

La función de Welch es un método para estimar la densidad espectral de potencia (PSD) de una señal utilizando técnicas de promediado y ventana. Es especialmente útil cuando se trabaja con señales estacionarias o cuando se necesita reducir el efecto de la varianza en la estimación de la PSD.

El método de Welch divide la señal en segmentos solapados y calcula la PSD de cada segmento. Luego promedia estas PSD segmentarias para obtener una estimación final de la PSD de la señal completa. Esto ayuda a reducir el efecto de la variabilidad entre los segmentos, lo que puede mejorar la precisión de la estimación de la PSD.

En la función `welch()` de SciPy, puedes especificar varios parámetros, como la longitud de los segmentos (`nperseg`), el tipo de ventana utilizada para el promediado (`window`), el solapamiento entre segmentos (`noverlap`), entre otros. Estos parámetros te permiten ajustar la precisión y el rendimiento de la estimación de la PSD según las características de tu señal y los requisitos de tu aplicación. [2]

Obteniendo así la siguiente gráfica:

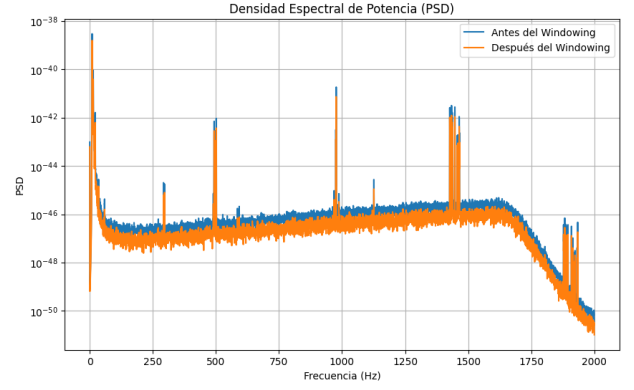


Fig. 4. PSD con y sin Windowing

V. PROCESAMIENTO

En el procesado se realizan tres técnicas distintas de eliminación de ruido aplicadas a los datos de audio del experimento LIGO-VIRGO. Estas técnicas son el filtrado con filtro de media móvil, el denoising wavelet y el denoising wavelet con umbral ajustable. Se muestra una comparación entre la señal original y la señal procesada después de la eliminación de ruido. Además, se analiza el efecto del resamplado de los datos para ajustar la tasa de muestreo. [3]

A. filtrado con filtro de media móvil

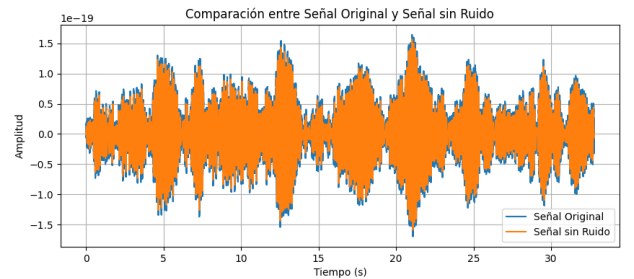


Fig. 5. filtrado con filtro de media móvil

En la imagen de la figura 5 se puede apreciar la señal de color naranja y la de color azul, lo cual da indicios de una posible disminución en el ruido de la señal. Al visualizar su espectrograma nos damos cuenta de que esta es más uniforme lo cual implica que se disminuyó el ruido.

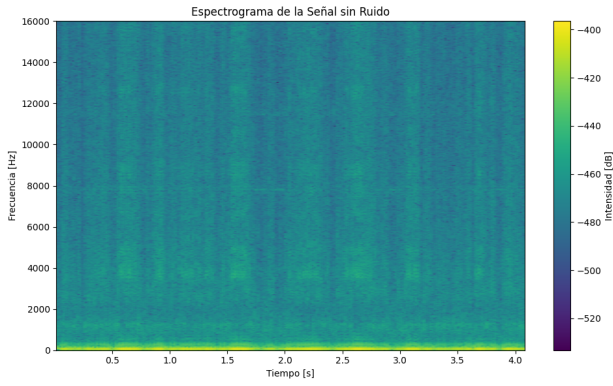


Fig. 6. Espectrograma de la señal filtrada

Al analizar su PSD nos damos cuenta que hay disminución en la la potencia de las componentes en frecuencia mas altas que habían en la PSD de la señal original.

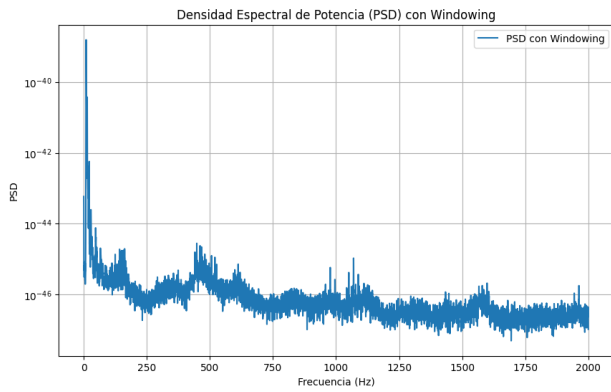


Fig. 7. PSD con windowing de la señal filtrada

Sin embargo al escuchar el audio, este se distorsiona bastante ya que se aplico una ventana muy grande lo cual si bien genero una señal sin ruido, también hubo perdido importante de información.

B. denoising wavelet [4]

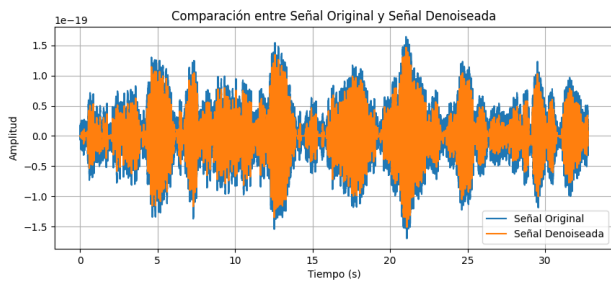


Fig. 8. señal de audio denoiseada

En la imagen de la figura 8 se puede apreciar una mayor diferencia entre las señales si uno la compara con la gráfica de la figura 5, existe una disminución en el ruido al aplicar este método.

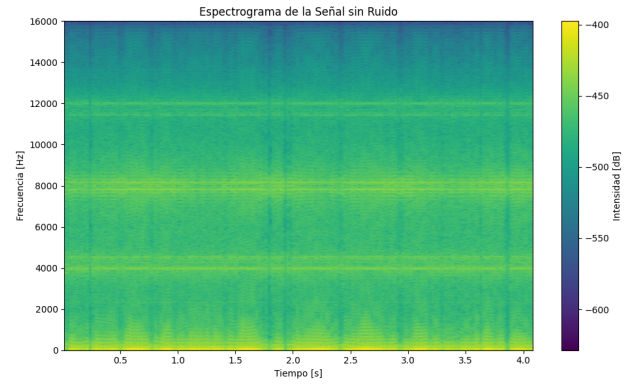


Fig. 9. Espectrograma de la señal denoiseada

El espectrograma se parece mas al original.

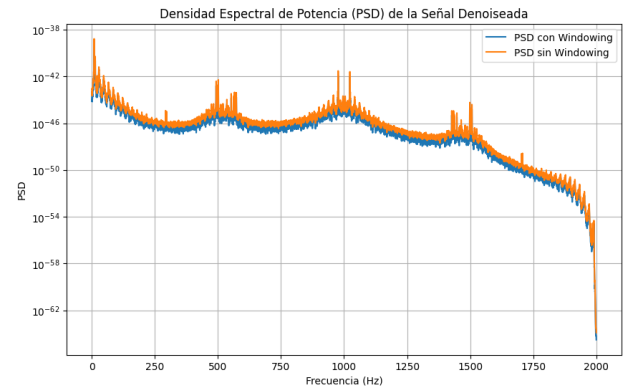


Fig. 10. PSD con y sin windowing de la señal denoiseada

En la imagen de la figura 10 se puede apreciar la PSD con y sin windowing.

C. denoising wavelet con umbral ajustable

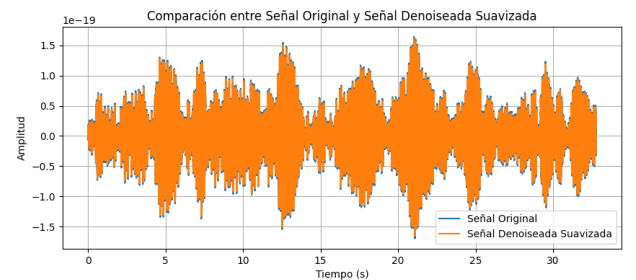


Fig. 11. señal de audio denoiseada con umbral ajustable

Se ajusta en umbral para no tener perdida de información relevantes y lograr una efectiva disminución de ruido.

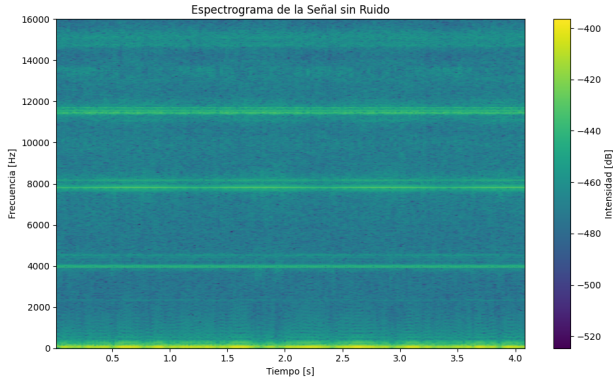


Fig. 12. Espectrograma de la señal denoiseada con umbral ajustable

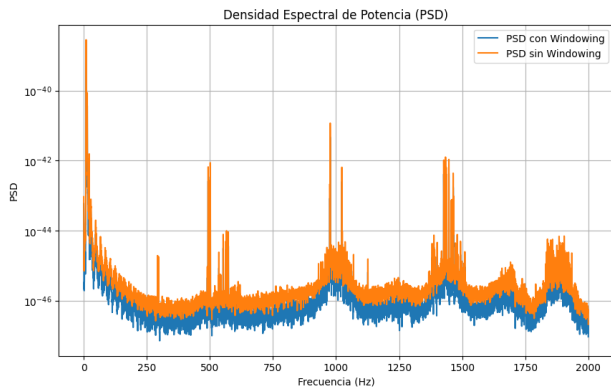


Fig. 13. PSD con y sin windowing de la señal denoiseada con umbral ajustable

VI. RESAMPLEO

Luego, se lleva a cabo el proceso de resampleo de los datos de audio para ajustar la tasa de muestreo. Esto se logra mediante la función de resampleo, que redimensiona los datos de acuerdo con la nueva tasa de muestreo deseada. En este caso, los datos originales, con una tasa de muestreo de 4000 Hz, se resamplean a una nueva tasa de muestreo de 32000 Hz. Finalmente, se reproduce el audio después del resampleo para mostrar el efecto de este proceso. En donde también se obtienen gráficas del espectrograma y la PSD.

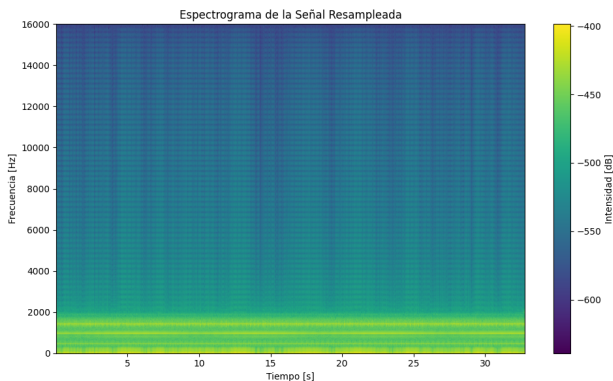


Fig. 14. Espectrograma de la señal resampleada

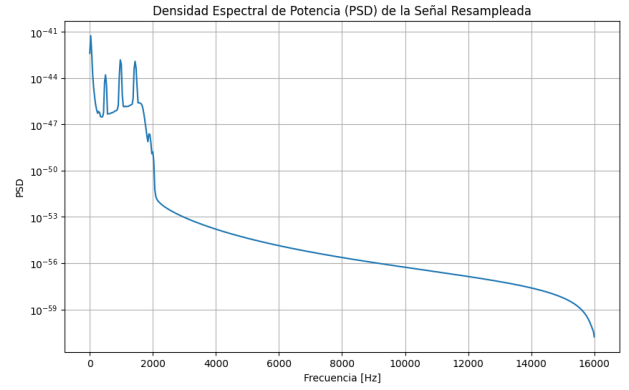


Fig. 15. PSD de la señal resampleada

En la imagen de la figura 15 se puede apreciar como se han han atenuado las componentes de ruido de la señal orginial.

VII. CONCUSIÓN

Después de aplicar tres técnicas diferentes de eliminación de ruido a los datos de audio, se observaron resultados significativos en la mejora de la calidad de la señal.

Primero, el filtrado con filtro de media móvil mostró una reducción notable en el ruido de la señal, lo que resultó en una señal más suave y clara. Aunque esta técnica es efectiva para eliminar el ruido de baja frecuencia, introdujo cierto nivel de distorsión en la señal original debido a la ventana de filtrado utilizada. Se tenía que usar una ventana mucho mas pequeña.

Segundo, el denoising wavelet demostró ser una técnica más avanzada y efectiva para eliminar el ruido de la señal. Al aplicar la descomposición en wavelet y la umbralización suave, se logró una reducción significativa del ruido sin comprometer demasiado la calidad de la señal. Esta técnica fue capaz de preservar mejor las características importantes de la señal original mientras eliminaba el ruido no deseado. Sin embargo al escuchar el audio este tenía cortes, es decir hubo una pérdida de información es por esto que se dio lugar a la siguiente técnica.

Tercero, el denoising wavelet con umbral ajustable permitió un mayor control sobre el proceso de eliminación de ruido al ajustar el umbral de acuerdo con las características específicas de la señal. Esto proporcionó una flexibilidad adicional para adaptar la técnica a diferentes tipos de ruido y señales, lo que resultó en una mejora aún mayor en la calidad de la señal.

Además, se llevó a cabo un proceso de resampleo de los datos de audio para ajustar la tasa de muestreo. Esto permitió adaptar la resolución temporal de la señal para satisfacer las necesidades específicas del análisis posterior. El resampleo se realizó con éxito, lo que resultó en una señal resampleada con una nueva tasa de muestreo deseada. Se puede observar la distribución de las frecuencias a lo largo del tiempo y cómo cambian en respuesta a diferentes partes de la señal.

En general, estas visualizaciones te permiten entender mejor cómo se ha modificado la señal después del proceso de resampleo y cómo afecta esto a su contenido espectral y u distribución en el tiempo. También te ayudan a evaluar si el resampleo ha tenido el efecto deseado, como la reducción

del ruido o la mejora de la resolución en el dominio de la frecuencia.

En resumen, las técnicas de eliminación de ruido aplicadas demostraron ser efectivas para mejorar la calidad de los datos de audio, lo que es fundamental para el análisis y la interpretación precisa de las señales en el contexto del procesamiento de señales LIGO-VIRGO. El resampleo de los datos también proporcionó una herramienta útil para adaptar la resolución temporal de la señal según fuera necesario. Estos resultados son prometedores para futuras investigaciones y aplicaciones en el campo del procesamiento de señales astronómicas.

REFERENCES

- [1] B. P. Abbott et al, *A guide to LIGO-Virgo detector noise and extraction of transient gravitational-wave signals.* Feb. de 2020. doi: 10.1088/1361-6382/ab685e
- [2] JULIÁN DAVID ECHEVERRY, CRISTIAN GUARNIZO LEMUS, ÁLVARO ÁNGEL OROZCO G, *ANÁLISIS DE LA DENSIDAD ESPECTRAL DE POTENCIA EN REGISTROS MER.* Scientia et Technica Año XIII, No 35, Agosto de 2007. Universidad Tecnológica de Pereira. ISSN 0122-1701
- [3] Oppenheim, A. V., & Schafer, R. W, “*Discrete-Time Signal Processing.* Pearson”, (1999).
- [4] <https://github.com/CSchoel/learn-wavelets/blob/main/wavelet-denoising.ipynb>