

# Eliminación de Artefactos en Señales de EEG

Victor Christian Oh, Legajo 56679, Germán Carlos Bertachini, Legajo 58750

**Resumen**—Una señal *EEG* se encuentra contaminada con numerosos artefactos que dificultan su correcto análisis y estudio, siendo estos causados por señales biológicas o extrínsecas presentes al realizar el estudio. En este paper se presenta un desarrollo de filtros adaptativos en cascada basados en un algoritmo *least mean square* (LMS) para disminuir el efecto del ruido proveniente de la línea eléctrica y de movimientos oculares y musculares.

**Index Terms**—Procesamiento Adaptativo, EEG, EMG, EOG, LMS, Denoising, NLMS

## I. INTRODUCCIÓN

Las señales obtenidas mediante un electroencefalograma (EEG) está contaminada por ruidos generados por distintos tipos de artefactos. Esto dificulta el análisis de la actividad cerebral, dado que dicha presencia imposibilita observar la actividad cerebral de interés con claridad.

Entre los distintos tipos de artefactos existen los siguientes:

- **Oculares** Generados por el movimiento del ojo durante la medición del EEG, se miden mediante electrooculogramas (EOG). Dada su cercanía a donde se colocan los electrodos para el EEG, tiende a contaminar la medición del EEG fuertemente. A su vez, también por esta cercanía, puede haber una contaminación cruzada de las señales del EEG sobre la señal del EOG, por lo cual ambas señales resultantes pueden tener error.
- **Musculares** Generados por los músculos maxilofaciales medidos con electromiogramas (EMG). Estos suelen ser estadísticamente independientes de la actividad cerebral.
- **Cardíacos** Medidos con electrocardiogramas (ECG / EKG). Dado que los electrodos para el EEG se encuentran cerca de vasos sanguíneos, también es de interés remover los artefactos de tipo pulso causados por la variación en presión sanguínea, relacionados con la actividad cardíaca.
- **Extrínsecos** Aquellos que no tienen origen biológico. Por ejemplo, el ruido de línea u otros desperfectos durante el proceso de medición, como cambios en la impedancia de los sensores debido a cambios en la sujeción.

Para este estudio, se intentó reducir el ruido de línea y el generado por artefactos oculares y musculares.

## II. DATASET

Los criterios para elegir un *dataset* fueron la cantidad de muestras disponibles, la disponibilidad de canales y el prefiltrado previo. En la mayoría de los casos, las bases de datos encontradas contenían un tratamiento previo de los datos observados, lo cual dificultaba la realización de este trabajo ya que se perdían numerosas señales de posible interés. Consiguientemente, este criterio fue el que terminó obteniendo el mayor peso al tomar una decisión.

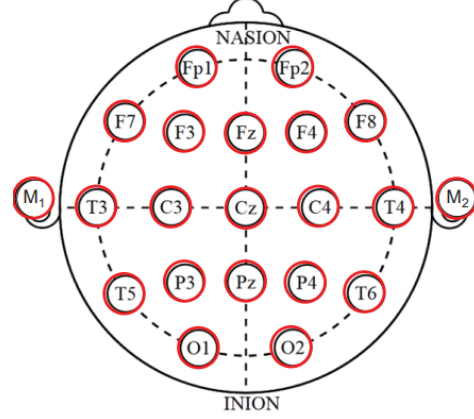


Figura 1: Posición estándar de los electrodos para un EEG

Por ende, se seleccionó como base de datos para este trabajo el *HMC sleep staging database (version 1.1)* [1], una recompilación de 152 polisomnografías nocturnas realizadas durante el año 2018 en el *Haaglanden Medisch Centrum Sleep Center*, un centro de estudio de los Países Bajos. Siendo la misma de acceso libre bajo licencia *Creative Commons Attribution 4.0 International Public License* y disponible en forma online en *PhysioNet*.

Las grabaciones utilizadas en este trabajo son las presentes en los canales *EEG C3–M2*, *EOG E1–M2* y *EMG chin* como señales de EEG, EOG y EMG, respectivamente. Adicionalmente, los datos medidos en el estudio original provienen de mediciones diferenciales, por lo cual se eligió los canales que coincidían en referencia para el EEG y EOG, en este caso la posición *M2*. Por otro lado, la señal de EMG fue medida en el mentón del paciente.

Las especificaciones de cada canal junto con su prefiltrado se presenta en la tabla II.

	$f_S$	$f_{HP}$	$f_{LP}$
<b>EEG</b>	256.0 Hz	0.2 Hz	35.0 Hz
<b>EOG</b>	256.0 Hz	0.2 Hz	35.0 Hz
<b>EMG</b>	256.0 Hz	1.0 Hz	35.0 Hz

Tabla I: Condiciones de muestreo

Se tomarán para estudio 5 muestras de pacientes de manera aleatoria, las seleccionadas fueron las relativas a los pacientes identificados como *SN001*, *SN007*, *SN008*, *SN009* y *SN010*.

Es importante remarcar la realización de un análisis visual en cada una de las muestras seleccionadas con la finalidad de evitar ruidos extraordinarios, principalmente en el EMG, un ejemplo de esto se ilustra en la figura 3. Se detectan anomalías, atribuidas a interferencia en los electrodos producto de algún

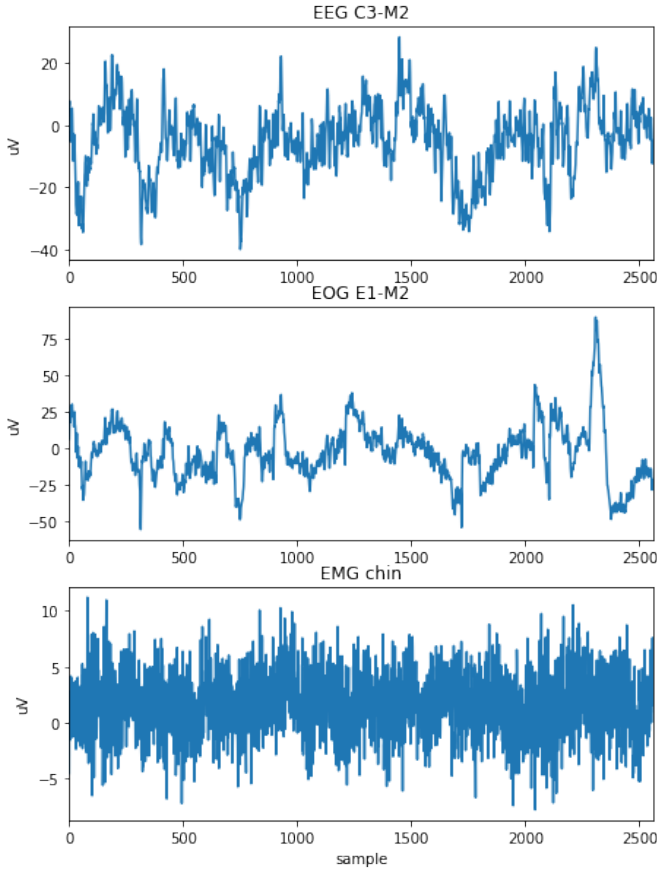


Figura 2: **Señales utilizadas** a) EEG medido de manera diferencial con el ruido de línea y de los artefactos; b) EOG medido de manera diferencial; c) EMG medido de manera diferencial

movimiento o roce, donde se captan picos de hasta  $400 \mu V$  cuando la media no suele superar los  $50 \mu V$ . Consecuentemente, se considera que dicho ruido es de carácter espurio y que corrompería el análisis a realizar por lo cual se saltea tomar este tipo de muestra.

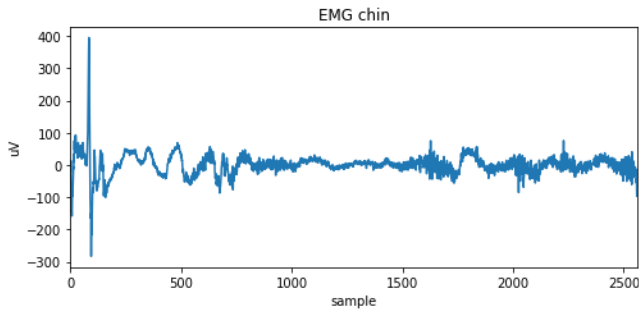


Figura 3: Ruido extraordinario presente en el EMG

### III. DESARROLLO LMS

Este trabajo se realizó mediante la herramienta *Google Collab*, disponible en [2]. La primera tarea a realizar fue eliminar el ruido de línea aplicando un filtro notch en 50Hz, la frecuencia de línea del lugar de estudio.

A continuación, para remover los artefactos intrínsecos, se aplicaron filtros adaptativos *LMS* en cascada, utilizando como señales secundarias o de referencia las señales a filtrar  $x_1(n)$  (EOG) y  $x_2(n)$  (EMG), y  $d_1(n)$  EEG como señal deseada. Luego, se considera la señal de error como la salida de dicho filtro, observando como señal resultante la señal deseada menos el artefacto a filtrar. Se repite el proceso tomando esta última señal depurada parcialmente como señal deseada en el filtro siguiente, siguiendo la arquitectura presente en la figura 4. Respecto a los parámetros de diseño, se eligió un orden para los filtros  $M$  de 128 y un tamaño de paso  $\mu$  de 0,0005. Esta decisión se basó en un paper [3] acerca de los casos de éxito ya implementados en los cuales se enuncia a dichos valores como óptimos. Para cuantificar la efectividad del filtro se comparó la potencia del pico más alto correspondiente a cada artefacto y se comparó con la potencia en esa misma frecuencia luego del filtrado.

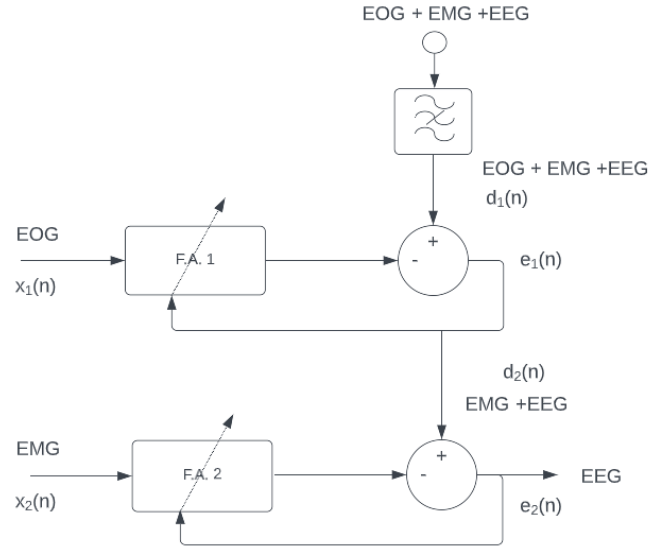


Figura 4: Filtros en cascada

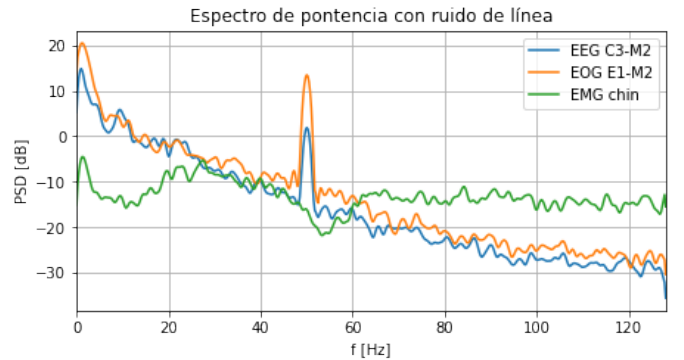


Figura 5: Estimación del espectro de las señales

En el dominio de la frecuencia de las señales sin procesar se puede observar con claridad la presencia de los artefactos previamente mencionados y la señal deseada. Una señal de EEG tiene un espectro definido alrededor los 10Hz, mientras

que los artefactos se pueden observar como el ruido de línea esperado representado por un pico de potencia en la frecuencia de 50Hz, hasta las componentes de baja frecuencia, en un rango entre los 0,5Hz y 4Hz asociadas a los movimientos oculares y musculares. Sin embargo, es importante remarcar cierta superposición en el espectro principalmente en el referido a señales biológicas. Por ende, será imposible filtrar completamente dichos artefactos siendo objetivo de este trabajo mitigarlos el mayor grado posible.

#### IV. RESULTADOS LMS

En principio, una vez aplicado el filtro notch se obtiene la señal  $d_1(n)$  cuyo espectro se representa en la figura 6. Se puede observar un filtrado correcto de la frecuencia de línea.

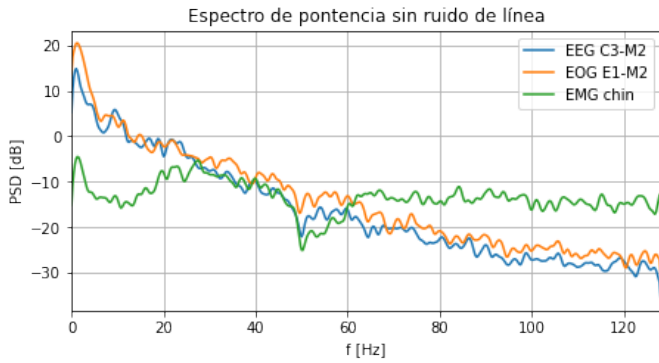


Figura 6: Espectro de las señales con filtro notch aplicado

Una vez filtrado el ruido de línea se utiliza  $d_1(n)$  como señal deseada para proceder al primer filtrado, en el cual se intentará atenuar los artefactos relacionados al EOG usando  $x_1(n)$  como señal de referencia. A la salida del primer filtro adaptativo, se obtuvo el espectro de la figura 7 y se compararon los espectros de la señal deseada ( $d_1(n)$ ), la señal de referencia ( $x_1(n)$ ) y la señal filtrada ( $e_1(n)$ ).

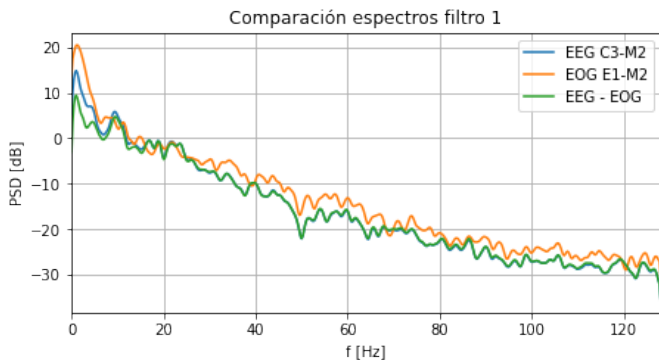


Figura 7: Estimación del espectro de las señales tras filtrar EOG

Para finalizar el proceso de filtrado, se buscará limpiar la señal EEG resultante  $e_1(n)$  contaminada con artefactos EMG. Dicho resultado se obtiene a la salida del segundo filtro adaptativo, obteniéndose  $e_2(n)$  cuyo espectro es ilustrado en la figura 8, donde se filtra el ruido asociado a las mediciones de EMG usando  $x_2(n)$  como señal de referencia.

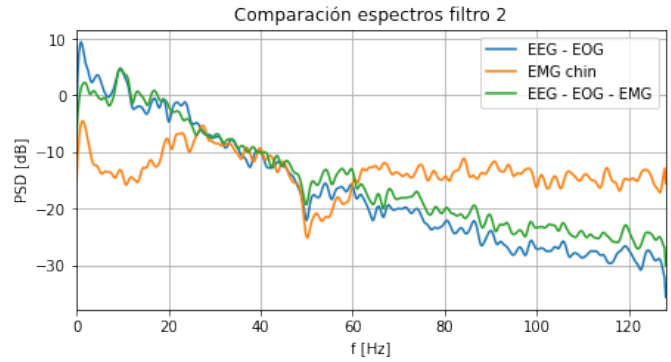


Figura 8: Estimación del espectro de las señales tras filtrar EMG

El primer filtro devuelve una disminución considerable de la potencia de la señal para el rango de frecuencias asociado al EOG, consiguiéndose un filtrado considerable. Adicionalmente, a la salida del segundo filtro se observó una reducción aún mayor del espectro en bajas frecuencias. Consiguientemente, se presenta la siguiente tabla donde se presentan las potencias asociadas para cada parte del filtrado, usando como referencia las componentes de máxima potencia presentadas anteriormente.

Paciente	1	2	3	4	5
Cmp. de 50 Hz	99,42 %	99,87 %	82,78 %	90,27 %	99,87 %
Cmp. (Post FA1)	70,86 %	79,69 %	79,91 %	75,35 %	56,14 %
Cmp. (Post FA2)	94,54 %	86,99 %	93,14 %	98,25 %	76,51 %

Tabla II: Condiciones de muestreo

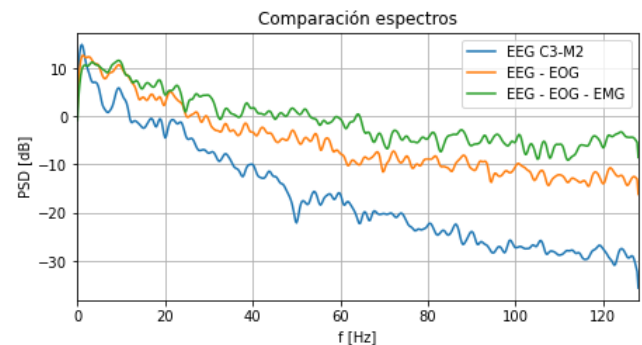


Figura 9: Comparación del espectro del EEG en las distintas etapas para el algoritmo RLS

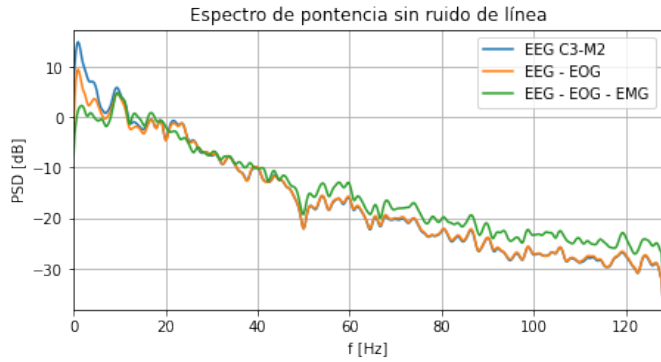


Figura 10: Comparación del espectro del EEG en las distintas etapas para el algoritmo LMS

## V. RESULTADOS RLS

Para el filtrado RLS se utilizó el mismo sistema de filtros de cascada presentado anteriormente. Para el primer filtro se utilizaron valores de  $\alpha = -1.5$  y un  $\lambda = 0.9$ . La primera elección se debe a que nuestra SNR para esta muestra es menor a 10dB. Por otro lado, se requiere un factor de olvido alto pero lejano a la unidad para poder realizar un cálculo incorrecto.

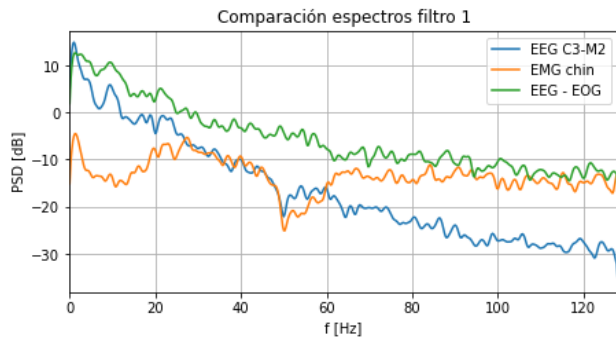


Figura 11: Estimación del espectro de las señales tras filtrar EMG

Para el segundo filtro, se utilizaron valores de  $\alpha = -0.5$  y un  $\lambda = 0.9$ . En este caso, se decidió por un valor de  $\alpha$  mayor ya que la SNR entre la señal EMG y la resultante post primer filtrado es mayor.

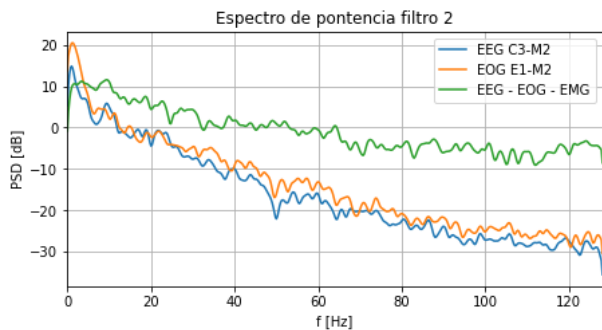


Figura 12: Estimación del espectro de las señales tras filtrar EOG

En ambos casos se utilizó un tamaño de filtro  $M=20$ .

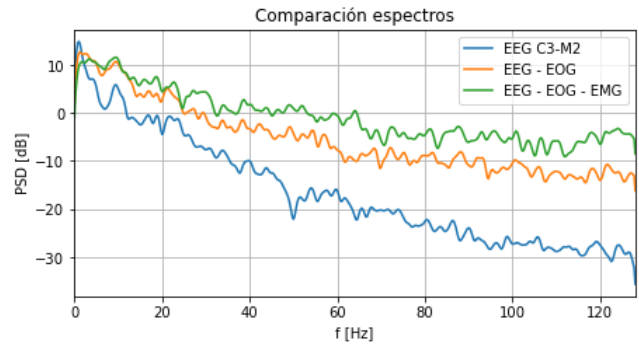


Figura 13: Comparación del espectro del EEG en las distintas etapas para el algoritmo RLS

## VI. CONCLUSIONES

Se pudo observar que LMS es una técnica útil para la remoción del ruido de artefactos, ya sea que estos sean de origen biológico como en es el caso del EMG o EOG o de origen tecnológico como es el caso del ruido de línea.

Permite utilizarse en tiempo real de manera muy efectiva, logrando reducir el espectro de los artefactos de manera considerable como se puede observar en la tabla II. Sin embargo, es importante destacar que la estabilidad del filtro está atada fuertemente a la energía de las señales que usamos como referencia, teniendo que adaptar el  $\mu$  en algunos casos para evitar diverger. Adicionalmente, estamos obligados a realizar un análisis visual previo para evitar ruido espurio que comprometa los resultados a obtener.

Para el caso del algoritmo RLS, se observó que lamentablemente no se pudieron filtrar adecuadamente los artefactos. Se intentó probar cambiando los parámetros del algoritmo pero no hubo mejoras significativas. Se introduce ruido adicional en la señal al querer filtrar los artefactos.

Para datasets pre-generados es posible analizar otras técnicas como PCA, ICA, entre otras que pueden tener una mayor mejora en el pre-procesamiento de las señales.

Para trabajos futuros se considera pertinente agregar un filtro adaptativo extra para disminuir el ruido procedente de los pulsos cardiacos, siendo que dichas señales por lo general se encuentran también disponibles en los datasets consultados y contaminan el EEG al tratarse de frecuencias próximas (15Hz).

## REFERENCIAS

- [1] . R. R. Alvarez-Estevéz, D., "Haaglanden medisch centrum sleep staging database," 2022, version 1.1. [Online]. Available: <https://physionet.org/content/hmc-sleep-staging/1.1/>
- [2] "Pasa-proyecto-1," 2022, version 1.1. [Online]. Available: [https://colab.research.google.com/drive/1YmS\\_OgDureHM9aOhHNCqbzNAfojVgtuc?authuser=1#scrollTo=8O4XljC\\_r9Dx](https://colab.research.google.com/drive/1YmS_OgDureHM9aOhHNCqbzNAfojVgtuc?authuser=1#scrollTo=8O4XljC_r9Dx)
- [3] A. G. Correa, E. Laciari, H. D. Patiño, and M. E. Valentinuzzi, "Artifact removal from EEG signals using adaptive filters in cascade," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 90, p. 012081, 2007.