

UNIVERSIDAD MIGUEL HERNÁNDEZ DE ELCHE

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ELCHE

GRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA INDUSTRIAL



“OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS
PARA UN ALGORITMO DE
ELIMINACIÓN DE ARTEFACTOS
OCULARES”

TRABAJO FIN DE GRADO

Mayo - 2021

AUTOR: Álvaro Martínez Ballester

DIRECTOR/ES: Mario Ortiz García

José María Azorín Poveda



AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, me gustaría agradecer toda la labor de los docentes e investigadores del grado de Ingeniería Electrónica y Automática que me han proporcionado conocimientos necesarios para poder llevar a cabo este trabajo de fin de grado. Por su puesto, en especial al departamento de Sistemas y Automática de la UMH y a Mario Ortiz García, por darme la oportunidad de desarrollar este proyecto mediante una beca de investigación y la comprensión y ayuda para llevarlo a cabo en momentos tan difíciles para todos como fueron los meses de confinamiento.

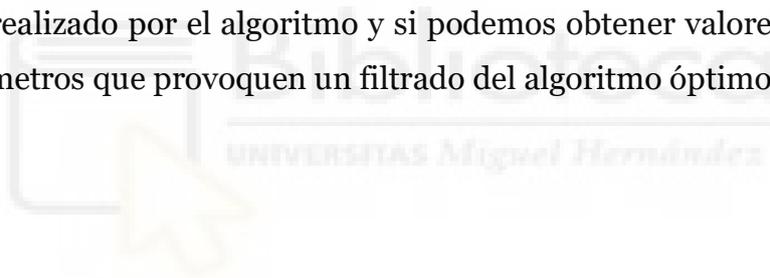
Agradecer también a mi familia por el apoyo incondicional durante toda la carrera, por haber estado ahí para mí siempre que lo he necesitado, pendientes siempre de mi progreso y celebrando mis triunfos como suyos.

Por último, darle las gracias a mis compañeros de carrera, con los que he pasado grandes momentos dentro y fuera de clase. La ayuda y apoyo mutuos durante los cursos han hecho que el camino hasta aquí fuese mucho más sencillo de recorrer.



RESUMEN

El objetivo principal de este proyecto es el de la optimización de los parámetros de entrada en un algoritmo de eliminación de artefactos oculares en señales electroencefalográficas (EEG). Para ello se usarán distintos experimentos sobre los que se aplicará el algoritmo para filtrar estas señales, variando los parámetros de entrada y el factor de remuestreo de la señal EEG filtrada. Mediante el diseño de cálculos a realizar a partir de los datos obtenidos, se estudiará de qué modo afectan los parámetros de entrada al filtrado realizado por el algoritmo y si podemos obtener valores concretos de los parámetros que provoquen un filtrado del algoritmo óptimo.





Índice

AGRADECIMIENTOS	3
RESUMEN	5
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	10
1.1. MOTIVACIÓN.....	10
1.2. OBJETIVOS.....	11
1.3. ESTRUCTURA DEL PROYECTO.....	12
CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE	14
2.1. ALGORITMO DE ELIMINACIÓN DE ARTEFACTOS OCULARES EN TIEMPO REAL	14
2.1.1. Técnicas de medición.....	15
2.1.2. Principios de funcionamiento	15
2.1.3. Artefactos filtrados.....	16
2.2. ARTEFACTOS	16
2.2.1. Artefactos fisiológicos.....	17
2.2.2. Artefactos no fisiológicos.....	18
2.3. MÉTODOS DE ELIMINACIÓN DE ARTEFACTOS	19
2.3.1. Rechazo de artefacto.....	19
2.3.2. Filtrado	20
2.3.3. Separación blind source (fuente ciega).....	20
2.3.4. Métodos de descomposición de fuente.....	21
CAPÍTULO 3. MATERIALES Y MÉTODOS	23
3.1. MATERIAL	23
3.1.1. Equipo	24
3.1.2. Sujetos	25
3.1.3. Preparación de los experimentos.....	25

3.2. MÉTODOS.....	25
3.2.1. Métricas.....	25
3.2.1.1. Índice de diferencias	26
3.2.1.2. Índice de potencias.....	28
3.2.2. Aislamiento de los artefactos oculares.....	30
3.2.3. Software utilizado y desarrollado.....	32
3.2.3.1. Aplicación del algoritmo H^∞	33
3.2.3.2. Función para la detección de la convergencia.....	34
3.2.3.3. Función obtención de índices.....	36
3.2.3.4. Barridos	37
3.2.3.5. Funciones gráficas	37
 CAPÍTULO 4. RESULTADO Y DISCUSIÓN	 40
4.1. PARÁMETRO GAMMA	40
4.2. PARÁMETRO PO	45
4.2.1. p_o para la media de todos los experimentos.....	50
4.3. PARÁMETRO Q.....	55
4.3.1. q para la media de todos los experimentos	58
4.3.3.1. Índices de potencias para valores de q elevados	64
 CAPÍTULO 5. CONCLUSIÓN	 69
5.1. CONCLUSIONES DEL ESTUDIO	69
5.2. POSIBLES MEJORAS	72
5.3. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN	72
 BIBLIOGRAFÍA	 75



Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

El desarrollo tecnológico que se viene dando a lo largo de las últimas décadas se produce de una manera exponencial, dejando atrás muchos de sus logros cada vez con mayor velocidad. El avance en muchos campos de la ciencia cada vez parece acotarse más debido a esto. Sin embargo, las nuevas líneas de investigación encuentran numerosas puertas para seguir abriendo este ámbito, muchas de ellas, a veces, inesperadas.

Uno de los campos de investigación en los que queda un gran recorrido por explorar es el de la neurociencia. El estudio y comprensión del órgano más complejo del cuerpo humano es una de las tareas pendientes más importantes para la comunidad científica. La codificación e interpretación de los impulsos electromagnéticos que rigen nuestras actuaciones y decisiones como seres vivos y pensantes, que vemos reflejadas en sentimientos, emociones, memoria, consciencia, etc... es, a día de hoy, uno de los obstáculos más grandes a los que se enfrentan los investigadores.

La gran cantidad de estudios llevados a cabo en este campo han abierto las puertas al inicio de la comprensión del funcionamiento del cerebro. El

desarrollo de interfaces cerebro-máquina BMIs (Brain-Machine Interfaces) permite darle una utilidad práctica a la lectura de las señales electroencefalográficas EEG. Mediante el estudio exhaustivo de estas señales y su relación con los movimientos y pensamientos del sujeto durante su lectura, se pueden crear gran variedad de aplicaciones que son de gran utilidad para la sociedad a partir de la decodificación de las mismas. Las aplicaciones más destacables son las relacionadas con el campo médico. El uso de exoesqueletos o distintos elementos mecánicos a partir de esta interfaz cerebro-máquina puede ayudar a gran variedad de pacientes a realizar acciones físicas que de otra manera les sería imposible realizar. Otras de las aplicaciones quizá menos valoradas, son las orientadas al campo del entretenimiento. Videojuegos y otro tipo de actividades lúdicas son sectores en los que el control mediante el pensamiento y la imaginación abriría un sinfín de nuevas posibilidades por explorar.

Uno de los retos en este campo de la investigación es el de una lectura eficaz y una interpretación inequívoca de las señales EEG mediante electrodos. El uso superficial de estos en el cuero cabelludo de forma no invasiva es un gran avance para la investigación, ya que no existe la necesidad de su implantación quirúrgica. Sin embargo tiene como principal desventaja la posible distorsión ruidosa que contamina estas señales, producida tanto por el entorno como por el propio sujeto. Este problema del hardware, inherente al mismo y a la experimentación, es necesario resolverlo mediante el uso de distintos programas y algoritmos que se apoyan en otros campos como el de las matemáticas y la ingeniería, lo cual supone la creación de un nuevo subcampo en el estudio de la lectura de señales EEG.

1.2. Objetivos

El objetivo de este proyecto es el de la adaptación y optimización de parámetros de un algoritmo de eliminación de artefactos oculares para señales electroencefalográficas [1]. La contaminación de los artefactos oculares supone un gran porcentaje de la contaminación presente en las

señales EEG, especialmente para aquellos electrodos situados en el lóbulo frontal, por lo que la optimización de los parámetros de un algoritmo robusto para la cancelación de estas señales en tiempo real para distintas frecuencias de muestreo proporcionaría un gran avance, sirviendo de apoyo para muchas futuras investigaciones en las que la lectura de señales EEG proporcionará una información más certera y cercana a la que realmente se quiere obtener.

1.3. Estructura del proyecto

El proyecto se divide en 5 partes en las que se tratan distintos aspectos

Capítulo 1: Introducción. Se describe de manera introductoria el trabajo mediante la motivación del mismo y los objetivos a lograr, a su vez que la estructura contenida en este.

Capítulo 2: Estado del arte. Contiene un desarrollo extendido de los conceptos sobre los que se basa el proyecto, como son el algoritmo sobre el que trabajamos [1], las técnicas de medición, los distintos tipos de artefactos que podemos encontrar y las herramientas para la eliminación de estos.

Capítulo 3: Materiales y Métodos. En este capítulo se describen los distintos materiales y equipos utilizados para la medición de las señales electroencefalográficas, así como a su vez el número de registros utilizados y el software diseñado para la obtención de los resultados finales.

Capítulo 4: Resultados. Trata los resultados obtenidos a lo largo del proyecto, usando tablas y gráficos para facilitar la mayor comprensión posible de estos. Se busca darles un valor y una importancia, interpretándolos y comprobando su utilidad real.

Capítulo 5: Conclusiones. Resume los aspectos más importantes del trabajo realizado, valorando los resultados y comentando su posible utilidad en futuras líneas de investigación.



Capítulo 2

Estado del arte

El propósito de este apartado del proyecto es el de documentar la bibliografía en la que se basa nuestro proyecto. Empezando por el funcionamiento del algoritmo desarrollado en [1], y continuando por las técnicas de medición utilizadas para la extracción de datos. Además, desarrollaremos los diferentes tipos de artefactos que pueden distorsionar las mediciones hechas a partir de técnicas no invasivas, y de distintas técnicas desarrolladas para paliar la distorsión que éstos provoquen en estas mediciones.

2.1. Algoritmo de eliminación de artefactos oculares en tiempo real

El método utilizado en esta investigación toma el nombre de H^∞ (H infinity), el cual está formulado en torno a unas propiedades de robustez ante efectos externos y errores de modelado, que proporciona una buena comprensión para las aplicaciones a tiempo real [1]. Dentro de los diferentes esquemas de filtrado del H^∞ , el de la predicción de peso para filtros es el más interesante para una eliminación de artefactos que provoquen ruido en una señal EEG a tiempo real, desarrollado en [2].

2.1.1. Técnicas de medición

Un algoritmo para el filtrado de ruido necesita de una buena referencia de la señal contaminante. En estudios anteriores [3, 4] donde se aplica este método para el filtrado, se utilizan los electrodos frontales (como son FP1, FP2, Ft9, FT10), los cuales contienen algo de actividad neuronal, en los que el filtro también debe actuar para eliminar los artefactos que en éstos se encuentren, ya que el efecto de estas señales no suele ser visible para muchas aplicaciones. Sin embargo, no podemos generalizar que para todo el rango posible de aplicaciones BMI (a las cuales está orientado el uso de este algoritmo) la información de los electrodos frontales no sea relevante. Además, para una óptima actuación del filtro sobre las señales EEG, el uso de señales EOG (electrooculográfica), únicamente dedicadas a la captación de artefactos oculares es mucho más conveniente, algo que es propuesto en [5], aunque su aplicación no se lleva a cabo.

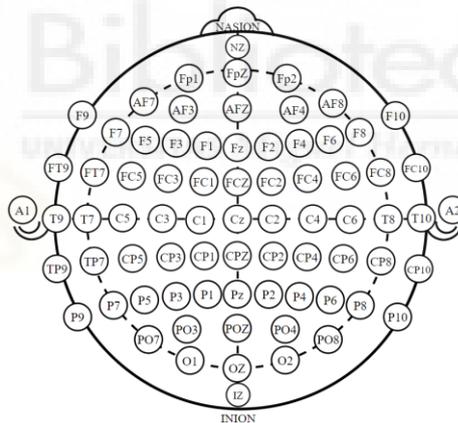


Figura 1.1: colocación de los electrodos según el sistema internacional

10-20

2.1.2. Principios de funcionamiento

Además de la referencia de las señales contaminantes captadas por los electrodos EOG como única función específica, el filtro en el que se basa el algoritmo se rige por unos parámetros que optimizan el filtrado de las señales contaminantes. Estos parámetros indican cómo de grande es el nivel de

contaminación a filtrar y a qué velocidad deben adaptarse a estos contaminantes. La optimización mediante distintos métodos y propuestas es uno de los objetos de este proyecto. Por lo tanto, podemos concluir que la entrada del algoritmo consiste en la señal original tanto de los electrodos EEG, en los cuales queremos ver el funcionamiento del filtrado, como de los electrodos EOG que caracterizan el artefacto ocular, y los parámetros del algoritmo, cuya variación nos permitirá conocer y optimizar su funcionamiento.

2.1.3. Artefactos filtrados

Los artefactos objeto de filtrado son principalmente artefactos oculares, es decir, los movimientos oculares que más pueden distorsionar las señales EEG como lo son los parpadeos, los cuales no sólo son muy frecuentes en cualquier muestra de señales EEG, sino que además provocan una notable distorsión en muchas de éstas, sobre todo en las más cercanas a los ojos, las cuales son captadas por los electrodos frontales, apareciendo estas fluctuaciones entre los 0.5 y los 3 Hz.

Añadido a esto, las capacidades del filtro también nos permiten la eliminación a tiempo real de derivas locales y globales en nuestras señales, así como polarizaciones de amplitud de señal.

2.2. Artefactos

En el vocabulario de la lectura de señales neuronales, podríamos definir un artefacto como cualquier diferencia de potencial causada por agentes externos al cerebro sobre la señal neuronal medida [6]. Estos presentan un obstáculo en la decodificación de la información cerebral, ya que sus distintas naturalezas y orígenes hacen que el proceso de su eliminación para una lectura cerebral nítida sea más que complejo, llegando incluso a imitar en muchas ocasiones la actividad neuronal, lo que puede llevar consigo una mala interpretación de los datos registrados.

2.2.1. Artefactos fisiológicos

Los artefactos fisiológicos son los artefactos cuyo origen proviene de la actividad humana directa. En este apartado se incluyen los artefactos oculares anteriormente comentados, a los cuales se les puede sumar otros de distinta naturaleza explicados a continuación [7].

Movimiento: Estos artefactos se dan debido al movimiento del sujeto durante las mediciones, el cual puede causar pequeños tirones en los electrodos peor ajustados, provocando así un ruido normalmente irregular y aleatorio, dificultando así una detección precisa de estos. Se suelen encontrar en la franja de los 0.5-4.5 Hz, aunque dependen de la frecuencia de oscilación del movimiento y sus múltiplos.

Oculares: Son los principales artefactos a reconocer en este proyecto y los cuáles están causados por cualquier tipo de movimiento en los ojos y párpados. Son mucho más presentes en los electrodos de la parte frontal y se encuentran habitualmente en el rango de 0.5-3 Hz de manera mucho más presentes, aunque pueden llegar hasta los 8 Hz.

Cardiovasculares: Aunque el origen de estos artefactos sea el mismo (el latir del corazón), su efecto en la lectura de las señales EEG se puede notificar por partida doble: el artefacto eléctrico, que forma parte del electrocardiograma (ECG), captado por el EEG; y el artefacto mecánico que se produce en un electrodo o varios de ellos posados sobre vasos sanguíneos, los cuales, tras el movimiento causado por el pulso periódico, generan una onda lenta y repetitiva, en consonancia con la ECG durante 200ms. Son artefactos más frecuentes en las zonas frontal y temporal y algo menos en la zona occipital.

Electromiográficos: El movimiento y contracciones musculares, ya sean voluntarias o involuntarias, causan distorsiones en las señales EEG en el espectro de los 20-300Hz, aunque la mayor parte de estos artefactos se encuentran en la parte inferior del rango [8]. Dependiendo de la zona donde se encuentren estos artefactos, éstos se manifiestan en distintos rangos de

frecuencias. En la zona frontal estos se suelen dar entre los 20-30 Hz, mientras que en la parte temporal el rango se encuentra en los 40-80 Hz [9].

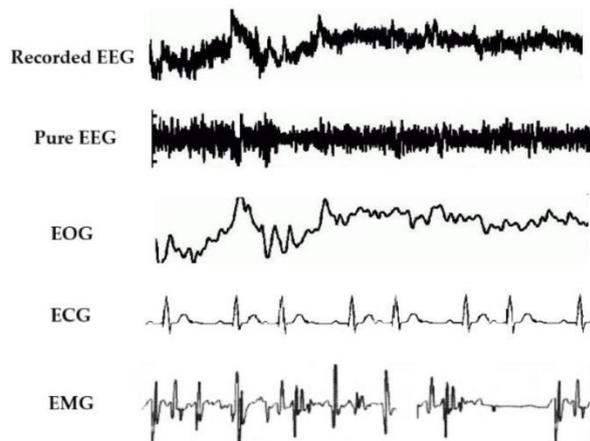


Figura 2.1: Artefactos fisiológicos presentes en las señales EEG. [10]

Electrodérmicos: Son artefactos causados por los distintos procesos biológicos que se producen en la piel pudiendo causar una alteración en su impedancia. El sudor es un gran causante de este tipo de artefactos, el cloruro sódico y el ácido láctico que éste genera pueden reaccionar con el metal de los electrodos, causando oscilaciones lentas en la línea de base en las señales EEG.

2.2.2. Artefactos no fisiológicos

Son artefactos cuyo origen no tiene porqué deberse a un origen fisiológico, sino que pueden surgir a causa de errores en cualquier componente del hardware de medición. Se pueden clasificar según cual sea su origen [7].

Electrodos: El artefacto más conocido es el de estallido del electrodo, el cual aparece debido a un cambio abrupto de impedancia y se representa en la señal como una distorsión vertical y abrupta que no cambia la actividad neuronal captada de fondo. Son fácilmente reconocibles ya que a diferencia del resto de artefactos éstos se dan en un único electrodo.

Corriente alterna: La impedancia de un electrodo activo aumenta de manera notoria entre el suelo del amplificador y los electrodos, produciendo

un fallo de rechazo en modo común en los amplificadores, por lo que se puede detectar la señal amplificada en uno o más canales [11]. Se suelen dar por los distintos dispositivos eléctricos conectados a la red o porque los cables de los EEG estén en contacto con cables eléctricos de otros dispositivos (incluyendo el cable de alimentación del propio instrumento de medida) o el suelo [6]. La frecuencia del artefacto puede variar en función de su ubicación.

Interferencias de red: Las interferencias producidas por la red se traducen muchas veces en un artefacto con la frecuencia de ésta, 50-60 Hz (Europa, América). Este artefacto también suele aparecer cuando se utiliza una batería como fuente de alimentación

Movimiento del entorno: El movimiento de cualquier tipo alrededor de la medición (personas, objetos, etc...) provoca artefactos de tipo capacitivo en la señal EEG. Las interferencias de radios o televisiones también pueden afectar en la lectura apareciendo en forma de estos artefactos.

2.3. Métodos de eliminación de artefactos

Hay distintas maneras de lidiar con la eliminación de artefactos dependiendo del análisis de los datos. En este caso señalaremos los cuatro procedimientos más importantes y utilizados [12].

2.3.1. Rechazo de artefacto

Es el método más simple e instintivo a la hora de eliminar artefactos. Este método consiste en seleccionar los fragmentos de nuestra señal donde se encuentran los artefactos y eliminarlos. La identificación de estos se puede llevar a cabo de manera manual, es decir, un experto en la lectura de señales EEG acota la zona afectada por el artefacto en base a su inspección visual, o bien mediante la implementación de un código que trabaja de manera automática, utilizando el dominio de la frecuencia o el tiempo [13].

Este es un método costoso y abrupto, en el que perdemos la información EEG a la que acompañan estos artefactos, los cuales son muy valiosos, por lo que no es un método comúnmente utilizado.

2.3.2. Filtrado

Este método, a diferencia del anterior, intenta conservar toda la información EEG posible, por lo que es necesaria una aplicación más sofisticada de técnicas matemáticas para poder llevar esto a cabo. La clasificación de las distintas técnicas de filtrado incluye desde filtros lineales para la eliminación de bandas de frecuencia, filtros adaptativos con señal de referencia, métodos de regresión para eliminar señales EOG y ECG usando señales de referencia, hasta filtros de Wiener o de Bayes.

En el caso en el que usásemos un filtro lineal, podemos eliminar las frecuencias de 50 ó 60 Hz, eliminando así también la información EEG que pudiese encontrarse en esa franja. El uso de señales EOG también es común ya que se usa en los filtros adaptativos y en métodos de regresión. En este último método se asume que la señal EEG es una combinación de la señal EEG real y de la señal EOG, por lo que el filtro calcula en qué proporción se encuentra la señal EOG en la EEG y la extrae.

2.3.3. Separación blind source (fuente ciega)

Esta técnica de descomposición intenta separar la señal EEG en una combinación lineal de diferentes fuentes, basándose en distintas características matemáticas como son la independencia o la ortogonalidad. La técnica ICA, de análisis de componentes independientes (independent component analysis) es la más usada de este método [14]. Descompone linealmente la señal en distintas fuentes o componentes matemáticamente independientes. Debido a que el ruido en las señales suele ser independiente de la señal principal, podemos extraer componentes con la información del artefacto. De esta manera podemos marcar los artefactos ECG o EOG (de manera manual o mediante algún automatismo diseñado) y eliminarlos,

reconstruyendo la señal EEG linealmente a partir de los componentes restantes.

Este método tiene la ventaja respecto al anterior de que no es necesario medir las fuentes de ruido para llevar a cabo la eliminación del artefacto. Sin embargo, se ve limitado para trabajar con un número pequeño de electrodos o para una cantidad de señal EEG pequeña, ya que este método trabaja con la matriz de datos del EEG en lugar de filtrar por cada canal de entrada.

2.3.4. Métodos de descomposición de fuente

Estos métodos se basan en la descomposición de cada canal EEG en formas de onda básicas, eliminando las que contienen un artefacto y más tarde reconstruyendo el canal limpio. El método más famoso es el de la descomposición Wavelet [15]. La señal de cada canal se descompone en coeficientes para distintas derivas y escalas de la wavelet seleccionada. Después de descomponer la señal, se limitan algunos coeficientes, filtrando la señal y reconstruyéndola.

La ventaja de estos métodos es la de mantener la información EEG, pero a diferencia de las anteriores, esta vez se mantiene a nivel de cada canal por separado, quedando como desventaja que hay que encontrar una forma de onda correcta para descomponer los ruidos y distorsiones, pudiendo así limitar coeficientes que eliminen únicamente los artefactos sin alterar los datos EEG.



Capítulo 3

Materiales y Métodos

El capítulo de materiales y métodos consta de dos partes diferenciadas. La primera, la de materiales, desarrollará los materiales y equipos de medición utilizados en los experimentos usados para la obtención de los datos y resultados finales, el número de sujetos, la cantidad de experimentos realizados, así como las condiciones en los que éstos se produjeron y el formato en el que se guardaron sus resultados.

El apartado de métodos consistirá en una explicación de los métodos utilizados para la optimización de los parámetros. Se desarrollará en primer lugar de manera general, cómo medir el buen filtrado del algoritmo, más adelante nos adentraremos en los métodos utilizados para comparar el correcto funcionamiento del algoritmo, y finalmente acabaremos explicando el software utilizado para el correcto tratado y obtención de los resultados, siguiendo una estructura de mayor generalidad inicialmente, que se irá reduciendo para desarrollar de manera más específica el tratado de datos.

3.1. Material

En este primer apartado se desarrollará una explicación y descripción del material utilizado, así como los sujetos y la preparación y realización de los experimentos donde se obtuvieron los datos usados en este trabajo.

3.1.1. Equipo

El equipo utilizado para la obtención de señales EEG y la realización de los experimentos fue el de dos haces de 32 electrodos húmedos de cuero cabelludo usando una unidad easyCap (Brain Products GmbH, Alemania) como soporte siguiendo la distribución del sistema internacional 10-10.

La referencia y la tierra se colocaron en las orejas. Cuatro electrodos de uno de los haces se colocaron alrededor de los ojos para detectar y evaluar cómo afectan los artefactos oculares a la señal, quedando 60 electrodos para la recogida de datos EEG. Se utilizó un transmisor de movimiento inalámbrico (Brain Products GmbH, Alemania) para la transmisión de datos para su posterior amplificación a partir de dos unidades de brainAmp (Brain Products GmbH, Alemania) en su proceso de guardado en un ordenador.

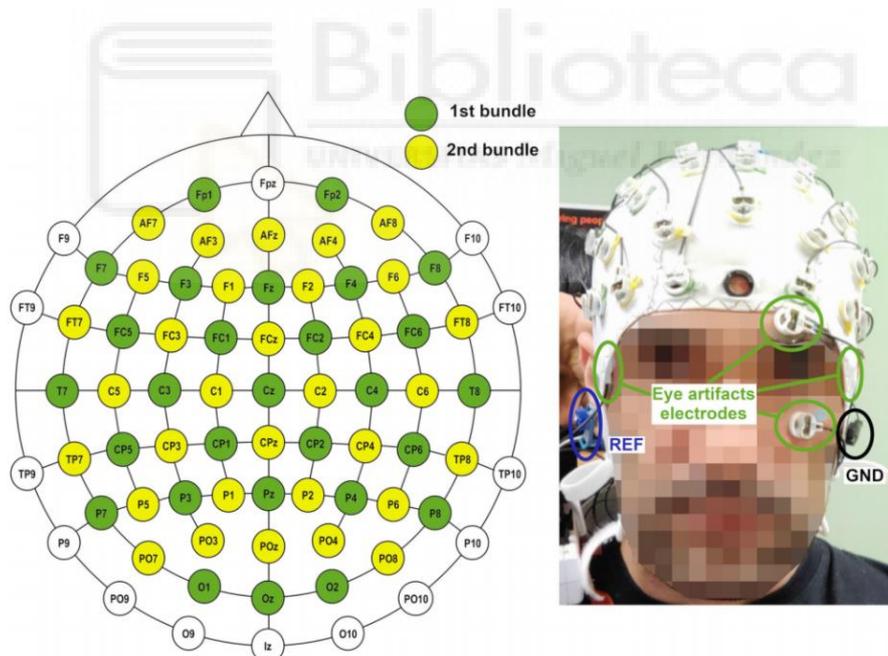


Figura 3.1: Configuración de los 2 haces de 32 electrodos. Colocación de los 4 electrodos para la detección de artefactos oculares. [16]

3.1.2. Sujetos

Los experimentos se les realizaron a cuatro sujetos sanos, voluntarios, los cuales dieron consentimiento escrito. Los procedimientos fueron aprobados por la Junta de Revisión Institucional de la Universidad de Houston, TX (EEUU) [16].

3.1.3. Preparación de los experimentos

En primer lugar se realizó el gelificado de los electrodos, asegurando que la impedancia de los electrodos fuese inferior a un valor de $30k\Omega$, comprobando al finalizar el experimento que el valor de esta impedancia no superase los $30k\Omega$. Además se colocó una rejilla médica sobre el gorro de los electrodos para mitigar la fluctuación de los cables electrodos debida al movimiento.

3.2. Métodos

El apartado de métodos consiste en el desarrollo y explicación de la metodología empleada para la optimización de los parámetros del algoritmo de H^∞ . En primer lugar se desarrollarán las métricas utilizadas para la correcta medición del funcionamiento del algoritmo donde se comparan las señales filtradas y sin filtrar. Más adelante se estudiará cómo aislar las zonas de interés dónde se quiere asegurar un buen funcionamiento del filtrado. En este caso, la detección de los artefactos oculares y su definición en el espacio de las señales EEG mediante el diseño de software específico. El software desarrollado tanto para el diseño de las métricas como para la detección de zonas de interés y desarrollado en MatLab, será explicado en último lugar.

3.2.1. Métricas

Para la detección precisa y la valoración numérica, acotada y concisa de cómo la variación de los parámetros afectan en el filtrado de las señales,

necesitamos el diseño de unas métricas que nos ayuden a entender si el algoritmo realiza un filtrado de manera correcta o por el contrario, el filtrado de la señal no es lo óptimo que podría ser.

Para la optimización de los parámetros se barajaron distintas métricas, a pesar de ello, y debido a la cantidad de experimentos a evaluar variando el valor de los parámetros y el coste computacional que esto supondría, se optó por diseño de dos métricas distintas, de las cuales nos quedamos con aquella cuyos resultados aportaban valores más sólidos y similares entre sí para distintos experimentos y sujetos. Además, se entendió que estos resultados más estables que nos daba la métrica se debían a que su diseño de base era capaz de cuantificar el filtrado de los artefactos oculares de mejor manera y con mayor solidez, comparándolo con el filtrado de las zonas sin estos artefactos.

3.2.1.1. Índice de diferencias

El fundamento básico de esta métrica consiste en hallar un índice que relacione las diferencias de pico en los artefactos oculares entre la señal filtrada por el algoritmo y la señal sin filtrar, obteniendo un mejor filtrado cuando la diferencia de pico de la señal filtrada fuera menor en relación con la diferencia de la señal sin filtrar.

$$\text{indice_diferencia} = \frac{\text{dif_EEG_filtrada}}{\text{dif_EEG_remuestreada}}$$

$$\text{dif_EEG} = \text{valor_maximo} - \text{valor_minimo}$$

Cálculo 3.1: Índice de diferencias. valor_maximo/minimo: variable que indica el valor máximo o mínimo dentro de un artefacto ocular. dif_EEG_filtrada/remuestreada: diferencia entre valores máximos y mínimos en las señales filtrada y remuestreada. Se definen estas variables gráficamente en la figura [3.2](#).

Este cálculo se realiza cada vez que se detecta un artefacto ocular dentro de su zona acotada, en cada uno de los electrodos, obteniendo una matriz de tantas filas como electrodos y tantas columnas como artefactos tengamos en la señal con el índice en cada una de las posiciones. Para un mal filtrado, el valor del índice se acercaría a 1, mientras que para un filtrado potente de la señal, el valor del índice decaería a 0.

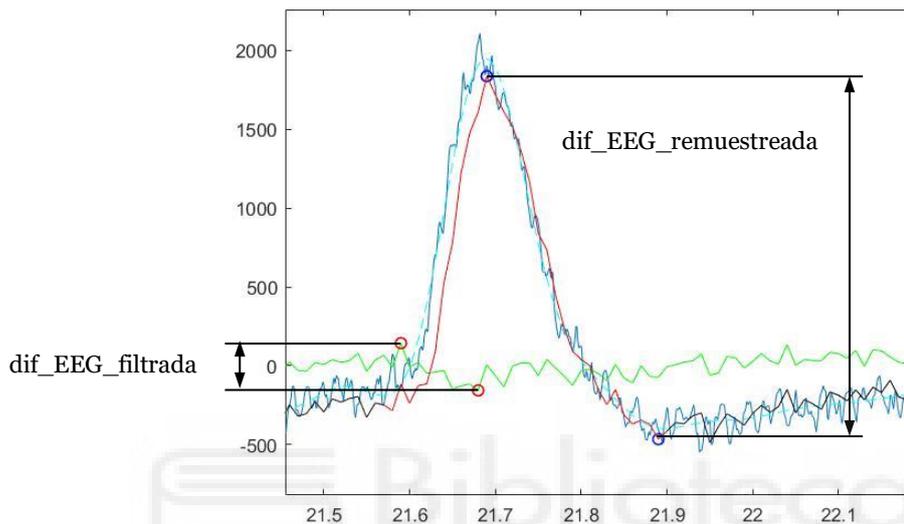


Figura 3.2: Representación gráfica de las diferencias entre voltajes máximos y mínimos usadas para hallar el índice de diferencias de la señal remuestreada (negro y rojo durante el artefacto) y de la señal filtrada (verde). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S04. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\text{gamma}=1.15$.

Uno de los inconvenientes de esta métrica y uno de los principales motivos por lo que se la descartó, es que podemos llegar a obtener un sobrefiltrado de la señal, mayor del necesario, en el cual perderíamos información sobre la señal EEG pura. En caso de que se diese esta situación, el índice de esta métrica estaría dando unos valores cada vez más cercanos a cero, y nunca podríamos llegar a determinar en qué momento el filtrado del algoritmo es excesivo y, por lo tanto, cuando hemos alcanzado un valor de los parámetros óptimo. Teniendo esto último en cuenta, podríamos determinar que el valor

del índice, aunque no es útil para la optimización de parámetros, si nos ayuda a entender cuando el algoritmo empieza a filtrar los artefactos oculares.

Otro motivo que por el que no se acabó usando este índice se encuentra en que las diferencias de pico dentro de los artefactos oculares no dependen únicamente de la existencia de estos dentro de esa franja de señal, sino que siempre es posible que la señal EEG en sí misma tenga una variación notable del voltaje, o que incluso otros artefactos aparezcan, provocando distorsión de esta misma forma.

3.2.1.2. Índice de potencias

Al igual que la métrica anterior, ésta se basa en un índice el cual, en lugar de mostrar la relación entre la señal EEG sin filtrar en un artefacto ocular y la señal filtrada, se basa en la relación de las potencias de la señal filtrada durante el artefacto ocular y la señal filtrada en el fragmento de señal anterior al artefacto (empezando donde acaba el artefacto anterior).

$$\text{indice_potencia} = \frac{\text{potencia_artefacto}}{\text{potencia_preartefacto}}$$

$$\text{potencia} = \frac{\sum \text{valores}^2}{\text{numero_valores}}$$

Cálculo 3.2: Índice de potencias.

En el caso de este índice, lo que estamos comparando es si el valor medio de los puntos de la señal al cuadrado durante un artefacto se aleja de los valores medios cuando no tenemos un artefacto. Podemos prever que el valor medio de las potencias de la señal filtrada durante un artefacto va a ser generalmente mayor que cuando no encontramos uno. En este caso podemos determinar que el filtrado de la señal va a ser mejor cuando los valores medios de las potencias alcancen valores similares, es decir, cuando el índice alcance el valor de 1, aunque generalmente quedando por encima de 1.

De esta manera hallamos una métrica con la que podemos valorar el filtrado de artefactos oculares en los electrodos más afectados por estas de un modo más acertado que con la métrica anterior.

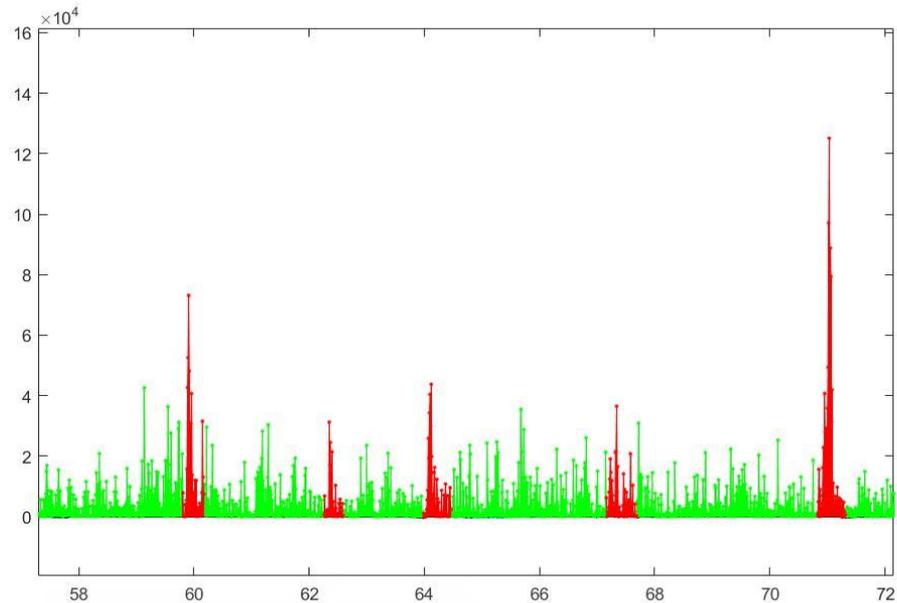


Figura 3.3: Representación gráfica de las potencias de la señal filtrada en verde (rojo durante los artefactos oculares). Sujeto S04. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\gamma=1.15$.

Como podemos observar en el fragmento de la imagen superior donde se grafican los valores de la señal filtrada al cuadrado, generalmente los valores en los artefactos oculares suelen ser superiores a los fragmentos donde no detectamos ninguno, obteniendo así valores medios mayores y provocando que el índice quede por encima de 1.

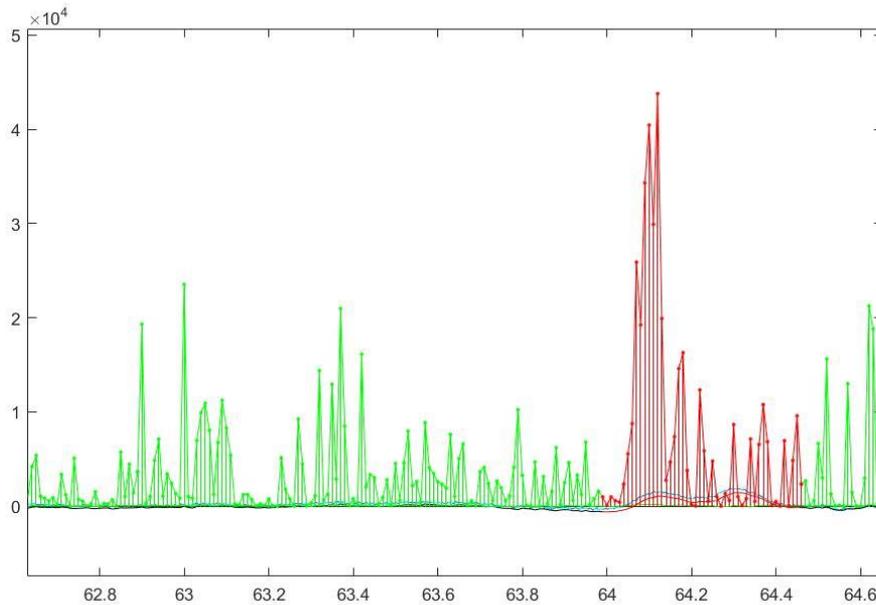


Figura 3.4: Detalle de la figura 3.3. Podemos observar las señales EEG en azul cercana al eje, así como en rojo la señal remuestreada en rojo en la zona afectada por el artefacto.

3.2.2. Aislamiento de los artefactos oculares

En el actual apartado explicaremos el procedimiento a seguir para la detección de las zonas de las señales EEG afectadas por artefactos oculares, explicando el software diseñado para ello, funciones y parámetros escogidos.

Como ya hemos visto con anterioridad en los apartados de las métricas, el hecho de hallar las zonas afectadas por artefactos oculares y poder diferenciarlas de las que no lo están es fundamental para poder saber si el filtrado del algoritmo de H^∞ con distintos valores para los parámetros p_0 , q y γ realmente realiza un correcto filtrado de estos artefactos.

El método básico empleado para la identificación de las zonas afectadas por artefactos es la aplicación de un filtro de paso bajo sobre la señal con el que suavizaríamos la señal EEG. Una vez obtenida esta nueva señal suavizada, podremos identificar los inicios y los finales de los artefactos.

En nuestro caso, utilizamos un filtro wavelet para la obtención de la señal EEG suavizada mediante las funciones `wavedec` y `wrcoef` implementadas en MatLab para la señal de cada electrodo.

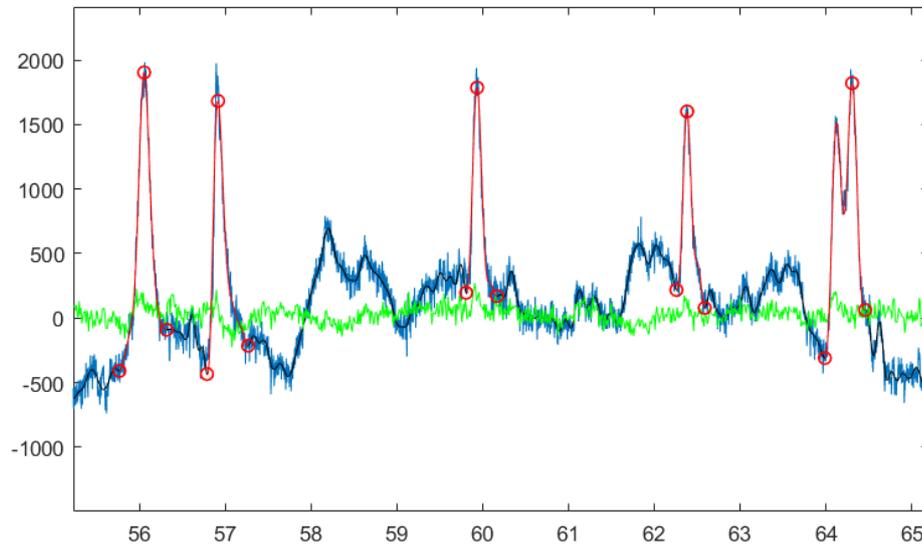


Figura 3.5: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos, marcados con inicio, máximo y final). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S04. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\text{gamma}=1.15$.

El inicio y el final vienen indicados por los mínimos relativos de la señal suavizada. Una vez alcanzado un máximo relativo lo suficientemente alto, si volvemos a alcanzar otro mínimo relativo con una diferencia al máximo lo suficientemente grande, podemos considerar que el artefacto ocular ya no está presente. Podemos ver en la figura 3.5 el caso en el que encontramos un mínimo relativo durante un artefacto ocular, en este caso último, el valor de éste no difiere tanto con el máximo anterior como para considerar que el artefacto ha finalizado.

Para llevar a cabo esta identificación de las zonas afectadas por artefactos, hay que elegir el valor de 2 parámetros principalmente. Uno de ellos es la diferencia entre los mínimos relativos que definen el inicio y final del

artefacto y el máximo relativo más cercano a ellos dentro de éste, el otro se trata de en qué electrodo detectamos los artefactos.

El primer parámetro se puede dividir en distintos parámetros que den valores a las diferencias entre mínimos y máximos relativos en la señal suavizada para considerar el inicio y el fin de la señal, incluso podríamos incluir rangos donde es necesario encontrar los mínimos relativos o los máximos. Sin embargo, tras una amplia visualización de señales EEG de distintos experimentos y electrodos, se llegó a la conclusión de que mediante un único parámetro se podía valorar si la diferencia entre el máximo relativo y los mínimos relativos más cercanos, tanto de inicio como de final del artefacto, fijando su valor en los 850 μV de diferencia.

El segundo parámetro que fijamos, el del electrodo en el que vamos a buscar y definir los artefactos, está basado en el gran impacto que tienen los artefactos oculares en los electrodos de la parte frontal. En nuestro caso, se seleccionó de manera arbitraria el electrodo fp1.

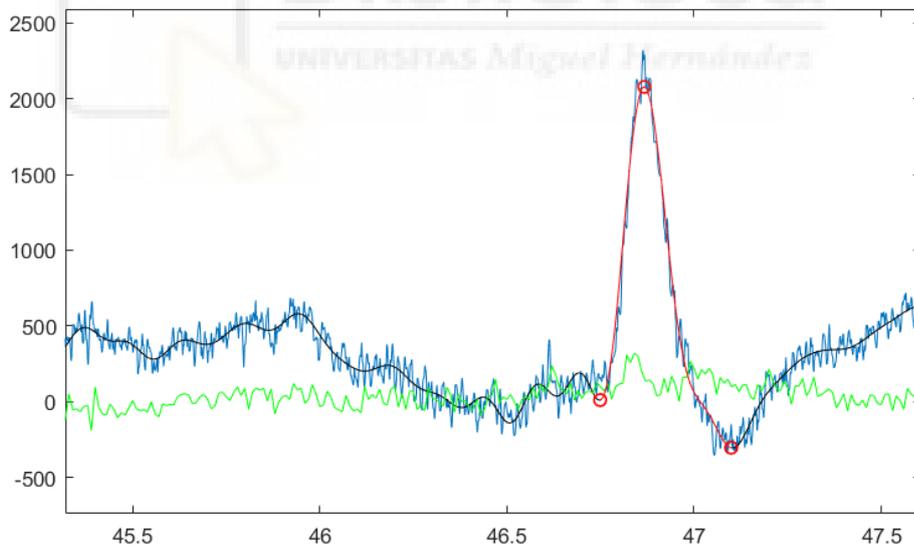


Figura 3.6: Detalle del mismo experimento y electrodo que la figura 3.5.

3.2.3. Software utilizado y desarrollado

Una vez diseñada la manera de aislar los artefactos oculares y la métrica con la que valoraremos el funcionamiento del algoritmo H^∞ , debemos diseñar

funciones y software que nos permita realizar un gran número de mediciones, en las que aplicaremos distintos valores en los parámetros que rigen el funcionamiento del algoritmo (q , p_0 , γ), así como la aplicación de éste tras remuestrear la señal EEG (1000 Hz en todos los experimentos utilizados) a distintas frecuencias.

El soporte empleado para el desarrollo del código ha sido MatLab, ya que es el más cómodo para trabajar con matrices de datos, permitiendo una visualización de datos más cómoda.

El proceso para la obtención y recogida de datos consta de distintas partes, para las cuales diseñamos ciertas funciones que explicaremos a continuación.

3.2.3.1. Aplicación del algoritmo H^∞

El primer paso para optimizar los parámetros p_0 , q y γ para distintas frecuencias es la creación de una función que aplique el filtro H^∞ sobre los datos obtenidos en los experimentos remuestreados. Para ello creamos una función en MatLab en la que reciclamos el código con el que se diseñó el algoritmo H^∞ .

La función a utilizar tiene distintas variables de entrada además del valor cambiante de los parámetros p_0 , q y γ y del factor de remuestreo de la señal. Una de ellas es el valor de la frecuencia a la que se muestreó el experimento para poder adaptar la función para aplicar el filtrado en experimentos muestreados a frecuencias distintas. En nuestro caso este valor es de 1000Hz. La última variable de entrada y principal es la matriz de datos de la señal EEG. Se trata de una matriz de tantas filas como electrodos utilizados y de tantas columnas como el número de segundos que hayan durado los experimentos multiplicado por la frecuencia de muestreo. La matriz contiene los datos de los electrodos usados específicamente para la detección de artefactos oculares de la figura [3.1](#).

Gracias a esta función obtenemos los datos filtrados como salida además de los datos EEG remuestreados sin filtrar en función del valor que se diese a la entrada.

3.2.3.2. Función para la detección de la convergencia

Un factor en el que entraremos en detalle en capítulos posteriores son los valores iniciales erráticos que obtenemos en la señal tras aplicar el filtrado H^∞ . Los valores iniciales de la señal filtrada tienen un valor absoluto muy elevado. En función de los parámetros de entrada puede tardar algunos segundos en estabilizarse y converger. Debido a esto, tenemos que prescindir de los valores iniciales y empezar a valorar el filtrado mediante el cálculo de índices de potencias en un punto en el que la señal haya convergido. Para ello, tras la revisión de múltiples señales filtradas, se diseñó una función para obtener el valor en el que se empezaría a aplicar las métricas, considerando estas válidas para la valoración del filtrado.

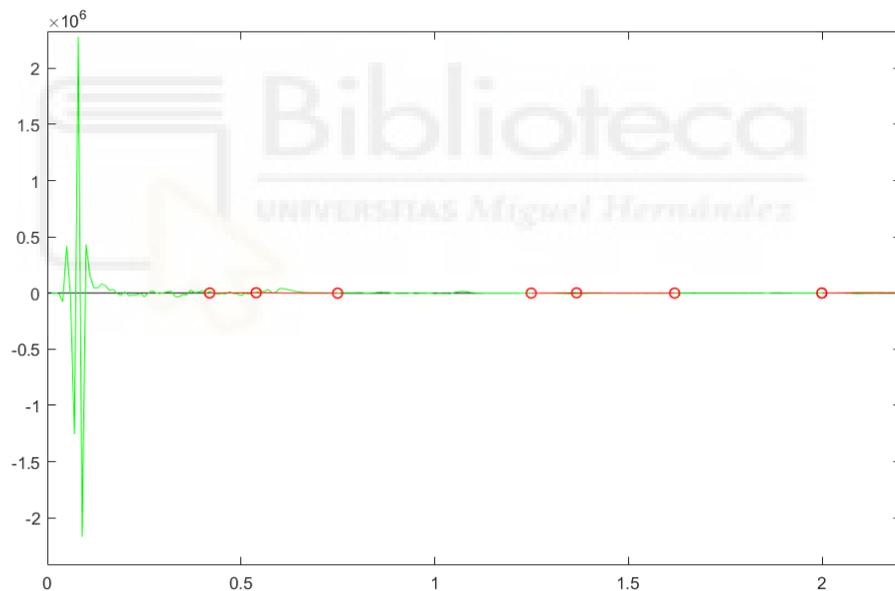


Figura 3.7: Valores iniciales de la señal filtrada. μV en función del tiempo (segundos). Sujeto SO4. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\gamma=1.15$.

El primer paso para encontrar un punto de convergencia es buscar en la señal filtrada del electrodo fp1 el último instante cuyo valor es de 3mV o superior. Tras un extenso visionado podemos comprobar que no existen valores mayores y ni siquiera cercanos a 3mV de la señal filtrada por muy

malo que sea el filtrado, ya que aunque estamos en un electrodo de la parte frontal, la señal EEG original apenas supera en contadas ocasiones estos valores y sólo en unos pocos artefactos oculares.

A este instante corresponde al valor del índice de la columna donde se encuentra este último valor mayor de 3mV. Llamémosle i_3 .

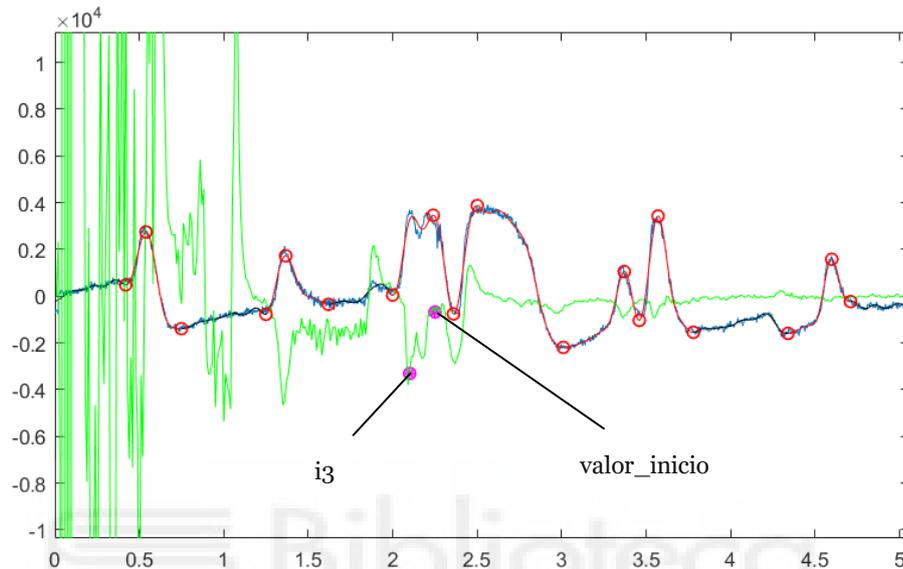


Figura 3.8: Detalle de la figura 3.7. Señal filtrada en verde. En azul la señal EEG sin filtrar. En rojo las zonas afectadas por artefactos oculares. En magenta los puntos iniciales de convergencia: i_3 y $valor_inicio$, explicado a continuación en el cálculo 3.3.

Una vez obtenido ese valor, vemos que la señal empieza a converger rápidamente, sin embargo hemos de mover el inicio hacia delante. Para ello aplicamos una fórmula que avanza ese inicio más o menos en función del valor de i_3 siguiendo esta relación:

$$valor_inicio = i_3 + 0.05 \times i_3^{1,5}$$

Cálculo 3.3: Punto inicial de convergencia. El valor de i_3 se introduce en segundos.

Si encontramos que i_3 tiene un valor lo suficientemente alto, esto querrá decir que la convergencia se produce con más retraso aún mayor. Es debido a esto por lo que introducimos la suma de un coeficiente que aumenta el valor de inicio y que depende de i_3 de manera no lineal.

Por último habría que redondear este valor al entero superior para obtener el valor de la columna de la matriz de datos.

Obtenido este valor podemos empezar a guardar los índices de potencias que obtenemos en los artefactos oculares hallados de ahí en adelante con la seguridad de que la señal ha convergido.

En caso de que la señal no convergiese por el diseño de los parámetros de entrada, esta función devolvería un 1 en una salida booleana (`no_converge`) y así obtener esa información para los datos finales igualmente valiosa.

3.2.3.3. Función obtención de índices

Esta función aplica de manera práctica los cálculos desarrollados en el cálculo [3.2](#) para todos los electrodos. Además, esta función utiliza otras 3 funciones explicadas anteriormente. La primera y básica es la que aplica el algoritmo para el filtrado H^∞ explicada en el punto [3.2.3.1](#), cuyas variables de entrada forman parte de las variables de entrada de la función general de obtención de índices.

Otra función es la de convergencia, en la que obtenemos el valor a partir del cual podemos empezar a guardar los valores de los índices como válidos dada la señal filtrada por la función anterior.

La última función es la que a partir de la señal EEG sin filtrar como entrada, nos devuelve los valores de inicio y final de cada uno de los artefactos encontrados. En este caso el formato es el de una matriz de tantas filas como artefactos se hayan detectado y 2 columnas, una para el punto de inicio y otra para el final.

En el caso de que se sucedan artefactos distintos de manera consecutiva sin haber entre éstos zonas no afectadas por artefactos oculares, algo que

pasa con cierta frecuencia, el código diseñado nos permite usar la zona inmediatamente anterior a los artefactos para realizar el cálculo [3.2](#).

Finalmente realizamos el cálculo [3.2](#) tantas veces como artefactos hayamos detectado tras el punto de convergencia, repitiendo el proceso para cada electrodo. Acumulando estos datos, podemos devolver una matriz con el valor de los índices obtenidos de tantas filas como electrodos usamos y de tantas filas como artefactos detectemos. Además de obtener aquellos vectores de una longitud igual al número de electrodos con los valores de la media, desviación estándar, etc...

3.2.3.4. Barridos

El último paso para una obtención amplia de datos de donde podremos interpretar el funcionamiento de los parámetros p_0 , q y γ , es el de aplicar la función del punto inmediatamente anterior a todos los experimentos, variando el valor del factor de resmuestreo y de los parámetros.

Debido a la gran cantidad de experimentos realizados en los que aplicar el algoritmo para comprobar el funcionamiento de los parámetros y teniendo en cuenta el tiempo de computación necesario para aplicar la función para la obtención de índices, el barrido se realiza fijando 3 de los 4 valores variables de entrada e introduciendo un vector de valores para la última variable, realizando un barrido para cada valor de este vector y guardando la salida de la función del punto [3.2.3.3](#).

3.2.3.5. Funciones gráficas

Para la visualización de las señales y más adelante de los datos obtenidos es necesario el uso de instrumentos en MatLab. Una de las funciones gráficas principales es la que grafica las señales, sus artefactos y más elementos en función de lo que queramos mostrar. Ésta ha sido la función usada para mostrar dichos datos hasta ahora.

Además, usamos estas funciones más adelante para mostrar los datos obtenidos en los barridos, desde gráficas más estándar y clásicas hasta haciendo uso de la función `topoplot` para realizar representaciones topográficas para observar los datos obtenidos de una manera mucho más visual, viendo en qué partes de la distribución de electrodos el algoritmo funciona mejor para distintos valores de entrada (parámetros y factor de remuestreo). También nos apoyaremos en la función `boxplot` de MatLab, mediante la cual podemos observar valores estadísticos de los índices de potencias obtenidos.

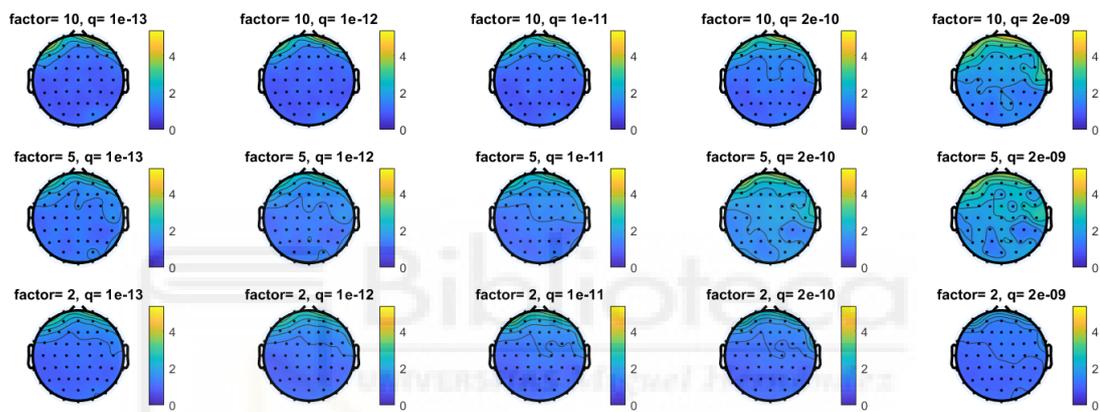


Figura 3.9: Ejemplo de gráfica creada mediante la función `topoplot`. El color indica el valor medio del índice de potencias obtenido en ese experimento. Se indican los parámetros variables en los títulos de cada subgráfica. Sujeto S01. Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.



Capítulo 4

Resultado y discusión

En este apartado se hará una exposición de los datos obtenidos mediante el uso del software diseñado y explicado anteriormente, discutiendo los resultados obtenidos y explicando el funcionamiento del algoritmo en función de sus parámetros y el factor de remuestreo.

El objetivo principal es tratar de comprender el funcionamiento de cada parámetro por separado (q , p_0 y γ) y cómo varía su funcionamiento para distintos factores de remuestreo. Para ello, realizaremos los barridos de los datos variando el valor de un parámetro y fijando el valor del resto. Explicaremos finalmente, a partir de los resultados obtenidos, qué valores son los que producen un filtrado óptimo.

4.1. Parámetro gamma

Al inicio de este proyecto, el uso del algoritmo por parte del resto del equipo de investigación se realizaba con unos valores de los parámetros prefijados tras comprobar que el filtrado obtenido al aplicarlo era el deseado tras una comprobación visual, pero sin saber si los valores utilizados eran realmente los óptimos. Estos valores estaban prefijados en $q = 10^{-10}$, $p_0 = 0.5$ y $\gamma = 1.15$ para un factor de remuestreo de 10.

Tras una manipulación inicial de los parámetros, encontramos que el parámetro gamma afecta de una manera muy peculiar al filtrado. Tras una simple revisión visual de la señal filtrada podemos comprobar que la disminución de este parámetro provoca que la señal filtrada tarde más en converger.

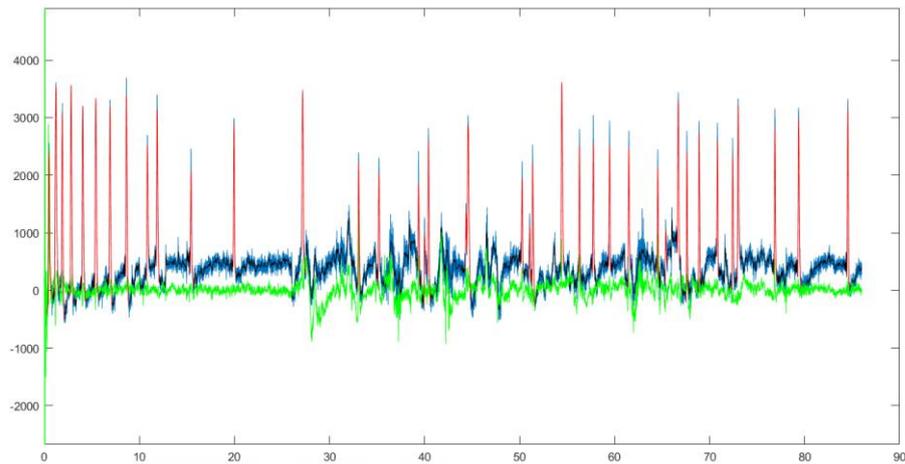


Figura 4.1: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S01. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\text{gamma}=1.2$.

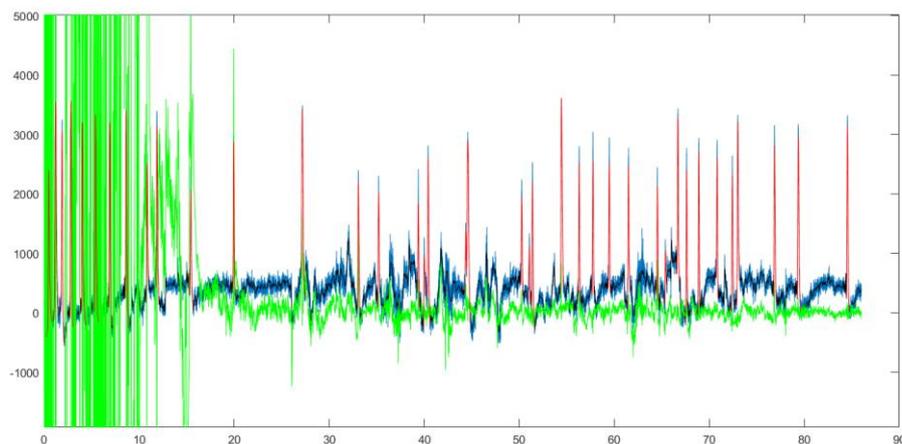


Figura 4.2: Misma señal que la figura 4.1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\text{gamma}=1.05$.

Una vez hemos entendido el funcionamiento de este parámetro, el siguiente paso es el de hallar su valor óptimo para las distintas frecuencias de remuestreo.

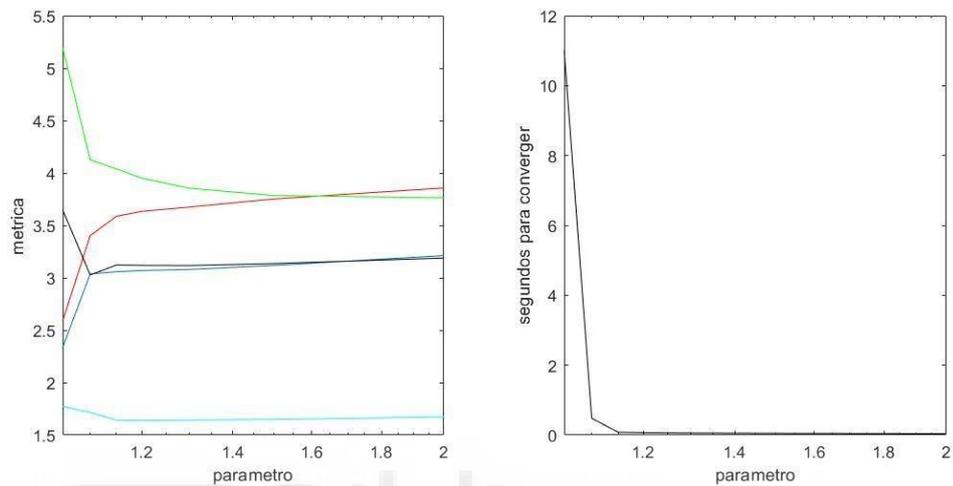


Figura 4.3: Barrido del índice de potencias variando el parámetro gamma. Sujeto S01. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 (frontales) en azul, rojo, verde y negro respectivamente. En cian la media de todos los electrodos. Factor de remuestreo = 10. $p_0 = 0.02$. $q = 10^{-9}$.

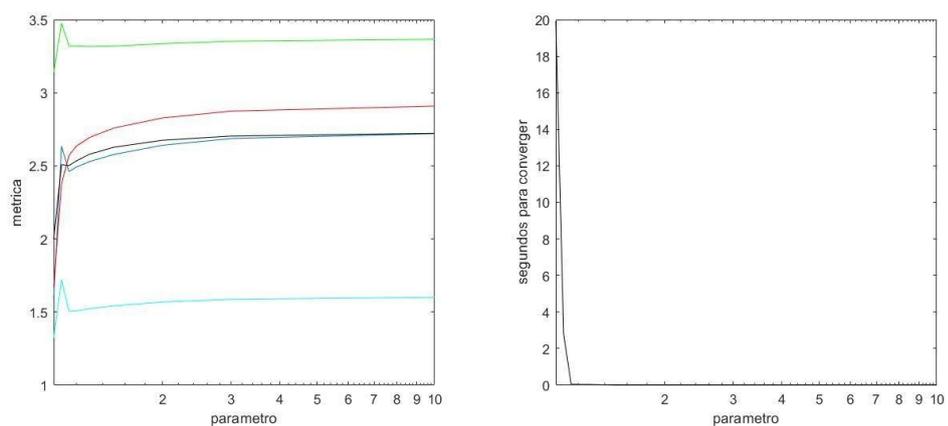


Figura 4.4: Barrido del índice de potencias variando el parámetro gamma. Mismo experimento, electrodos y colores que en la figura 4.3. Factor de remuestreo = 5. $p_0 = 0.1$, $q = 10^{-9}$.

Debido a la gran cantidad de combinaciones de valores de los parámetros, el valor óptimo del parámetro gamma se halló mediante la inspección visual de distintas gráficas como las mostradas anteriormente. En ellas se representa la evolución de la media del índice de potencias indicado en el apartado [3.2.1.2](#), respecto a la variación de los parámetros.

Por una parte, tras las numerosas gráficas revisadas donde se variaba el parámetro gamma, era fácilmente deducible que el parámetro funcionaba de una manera prácticamente idéntica independientemente de la variación del resto de entradas. Por otra, esto nos ayuda más adelante a reducir la cantidad de datos a obtener, ahorrándonos un gran coste computacional.

Teniendo en cuenta que, por ejemplo, si se escogiesen 3 vectores con 10 valores para barrer un parámetro cada vez, mientras fijamos los otros 2, para distintas frecuencias de remuestreo (pongamos 3 distintas), tendríamos que aplicar el filtrado y la obtención de las métricas un total de $3 \cdot 10^3 = 3000$ veces por cada experimento. Esto podría llevar varios días de computación a un ordenador con una capacidad computacional estándar, y supondría una gran cantidad de datos a almacenar. Si a esto se le suma que el número de registros a analizar sobrepasa los 100, realizar un barrido de datos tan extenso supondría una alta carga de computación en tiempo.

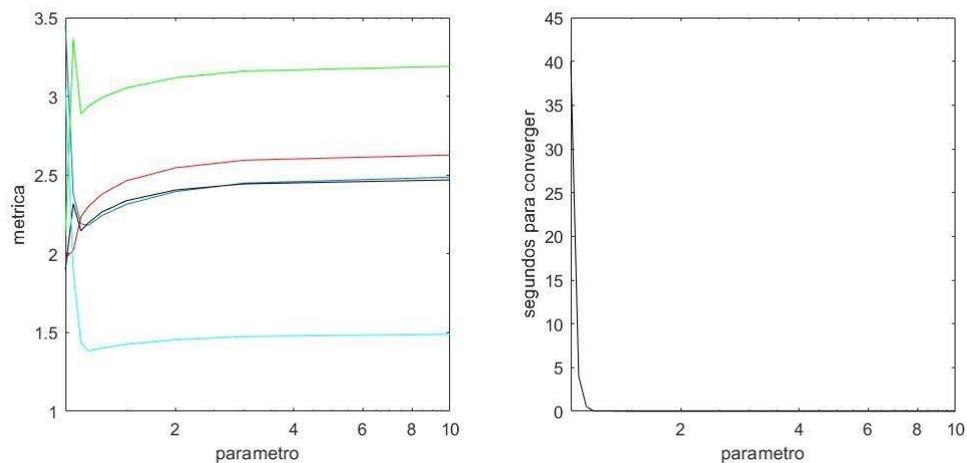


Figura 4.5: Barrido del índice de potencias variando el parámetro gamma. Mismo experimento, electrodos y colores que en la figura [4.3](#).
Factor de remuestreo = 2. $p_0 = 0.1$. $q = 10^{-9}$.

Como podemos observar en las gráficas aportadas (figuras [4.3](#), [4.4](#) y [4.5](#)), cuanto más aproximamos el valor del parámetro gamma a 1, los segundos que tarda la señal filtrada en converger aumentan (de una manera más pronunciada para factores de remuestreo más bajos, como vemos en la figura [4.5](#)). Los valores del índice de potencias se vuelven erráticos (aumentan o disminuyen considerablemente de manera indistinta) debido a que se descartan los artefactos donde la señal filtrada no ha llegado a converger.

Del mismo modo, observamos que al aumentar el valor de gamma, los valores del índice de potencias aumentan, indicando que el filtrado cada vez es algo peor (ver figuras [4.3](#), [4.4](#) y [4.5](#)).

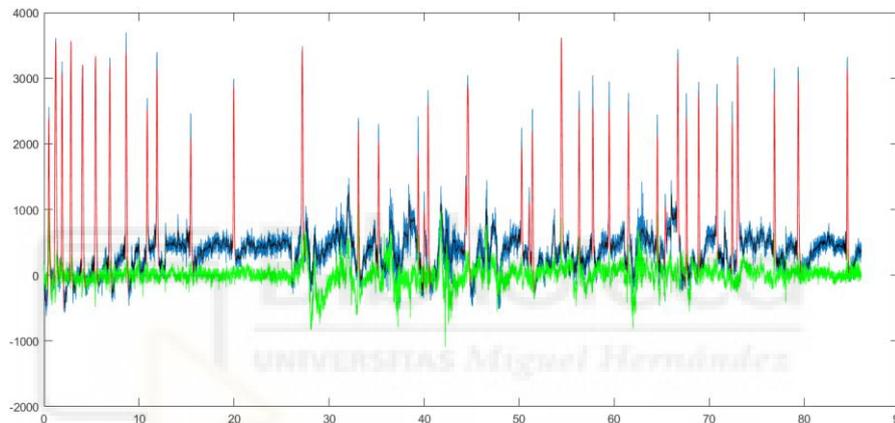


Figura 4.6: Misma señal que la figura [4.1](#). Factor de remuestreo=5.
Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.2$, $\text{gamma}=25$.

Finalmente, concluimos que independientemente del factor de remuestreo y otros parámetros, el óptimo del parámetro gamma, se encuentra en un rango de valores comprendido entre 1.15 y 1.2.

Usaremos el valor de $\text{gamma} = 1.15$, que es el valor prefijado del parámetro, para realizar un barrido para los parámetros restantes: q y p_0 . Este valor además coincide con el valor prefijado para el uso del algoritmo, lo que viene a indicar que el modo de hallar los óptimos mediante el uso de la métrica diseñada realmente puede estar funcionando para este parámetro.

4.2. Parámetro p_0

El uso de las funciones gráficas para el estudio de datos obtenidos es un proceso importante para la realización de un buen análisis de estos. Por ejemplo, mediante el uso de la función `topoplot` (figura 4.7), nos ayuda a comprender que realmente los electrodos mayormente afectados por artefactos oculares de manera inequívoca son los frontales.

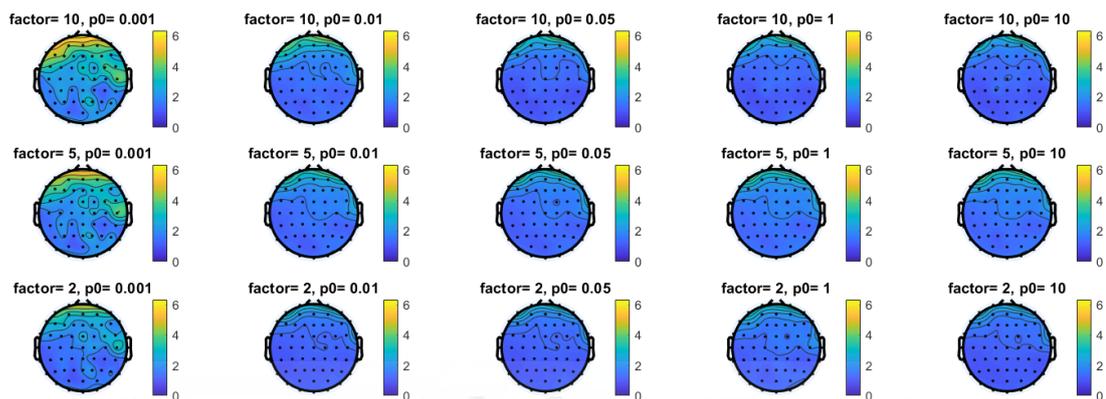


Figura 4.7: Gráfica creada mediante la función `topoplot`. El color indica el valor medio del índice de potencias obtenido en ese experimento. Se indican los parámetros variables en los títulos de cada subgráfica. Sujeto S01. Parámetros: $q=10^{-10}$, $\gamma=1.15$.

Sin embargo, la función `topoplot` apenas nos da una ligera idea de los resultados obtenidos, ya que la diferenciación de colores no es tal como para extraer conclusiones concisas. De este modo, el proceso que llevamos a cabo es el de graficar los valores medios de los índices de potencias para distintos parámetros de entrada, donde sí podremos obtener una información precisa sobre el funcionamiento de éstos.

Como hemos observado, los electrodos frontales `fp1`, `fp2`, `af7` y `af8`, los 4 electrodos frontales, son los más afectados por los artefactos oculares, por lo que son los que graficaremos (mirar figura 4.3), además de una media general de todos los electrodos.

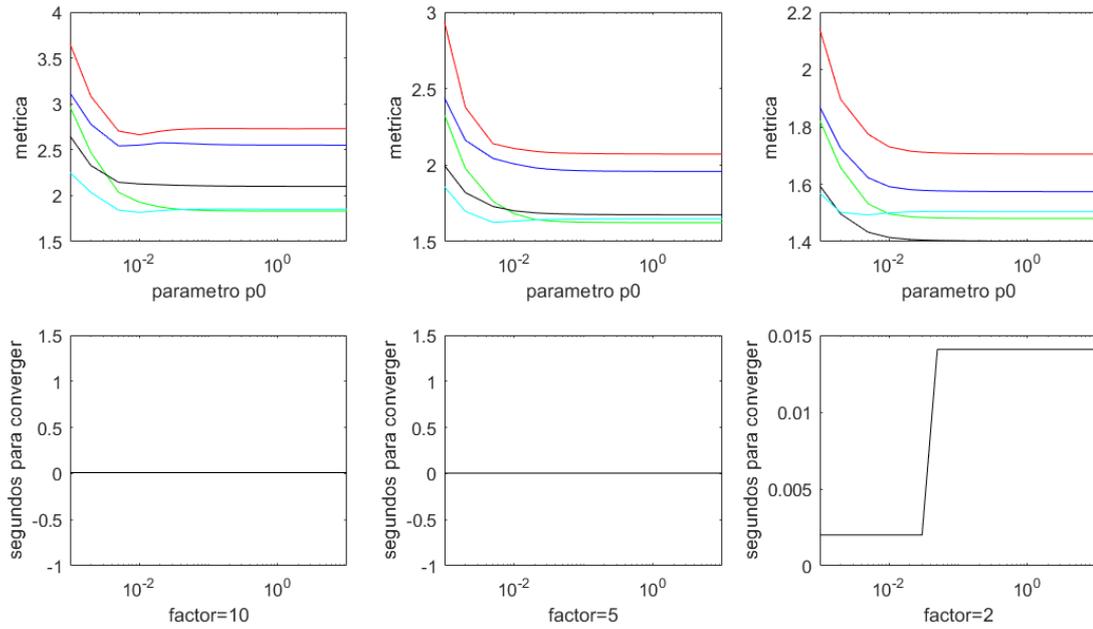


Figura 4.8: Barrido del índice de potencias variando el parámetro p_0 . Sujeto SO4. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 (frontales) en azul, rojo, verde y negro respectivamente. Parámetros: $q=10^{-10}$, $\gamma=1.15$.

Como podemos observar, gracias al diseño de la función gráfica para representar el índice de potencias en función de la variación de un parámetro, también añadimos subgráficas para mostrar los segundos que tarda la señal filtrada en converger y de este modo saber si el parámetro también afecta sobre el filtrado del algoritmo en este aspecto. En esta última figura vemos que al haber ajustado γ a 1.15, la convergencia es instantánea (no encontramos un valor de la señal filtrada $< 3\text{mV}$) menos para $f=2$. Sin embargo, esto también puede suceder debido a particularidades concretas del experimento. Si no encontramos artefactos al inicio del experimento o elementos con una alta amplitud de baja frecuencia, la convergencia es más rápida.

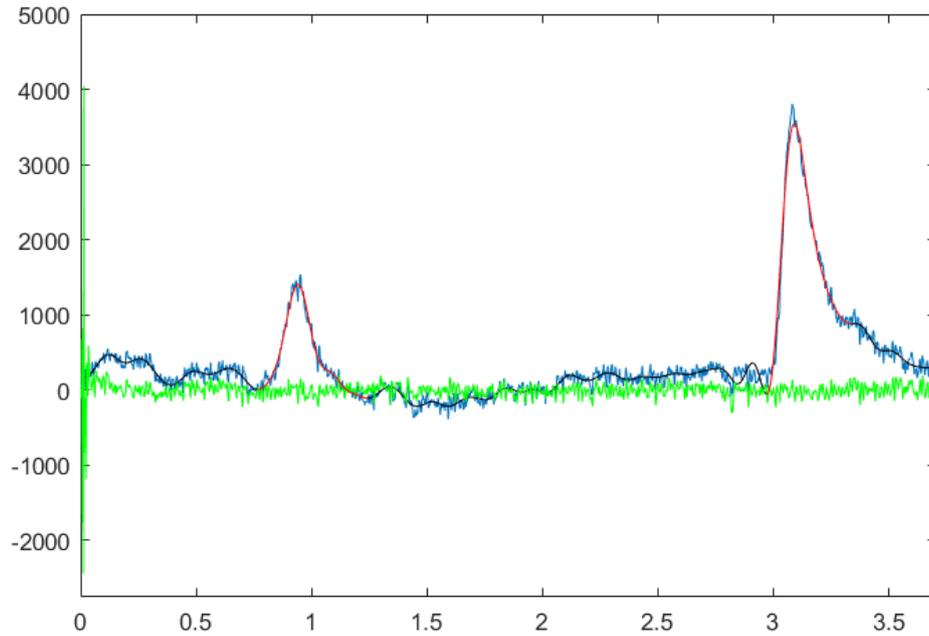


Figura 4.9: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos). μV en función del tiempo (segundos). Mismo experimento que la figura 4.8. Sujeto S04. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=2. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.1$, $\text{gamma}=1.15$.

Para otros experimentos observamos que la convergencia no es inmediata, aunque es más óptima en cuanto al valor de gamma (figura 4.10). La tendencia general es la de aumentar el tiempo que la señal tarda en converger proporcionalmente al parámetro p_0 , así como a su vez esta aumenta cuando el factor de remuestreo disminuye.

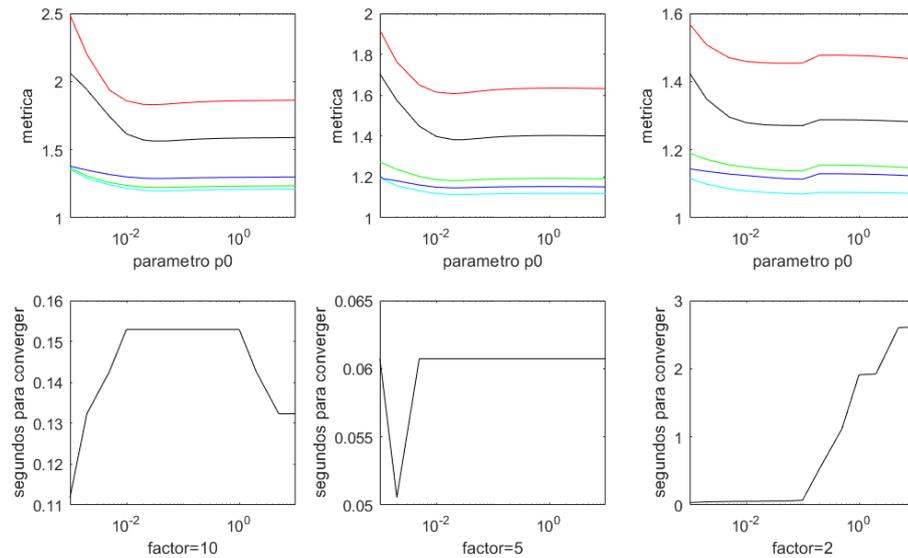


Figura 4.10: Barrido del índice de potencias variando el parámetro p_0 .
 Sujeto SO2. Mismos electrodos y colores que en la figura 4.8 y 4.3.
 Parámetros: $q=10^{-10}$, $\gamma=1.15$.

Como se puede observar en la figura creada con la función boxplot (3.2.3.5) de la figura 4.11 para mostrar datos estadísticos que incluyen los índices de potencias de la métrica medidos en todos los artefactos oculares de la señal, encontramos una cantidad significativa de valores que se alejan de la media en algunos electrodos. Esto puede deberse a la inclusión de artefactos en zonas donde la convergencia de la señal puede no haber ocurrido de manera total, entre otras muchas posibilidades, provocando todavía saltos de voltaje indeseados. A pesar de no saber con total certeza el porqué de estos datos, son igualmente importantes para la obtención de la media, y una posterior comprensión general del funcionamiento de los parámetros, ya que pueden ser simplemente son parte del comportamiento natural del filtrado.

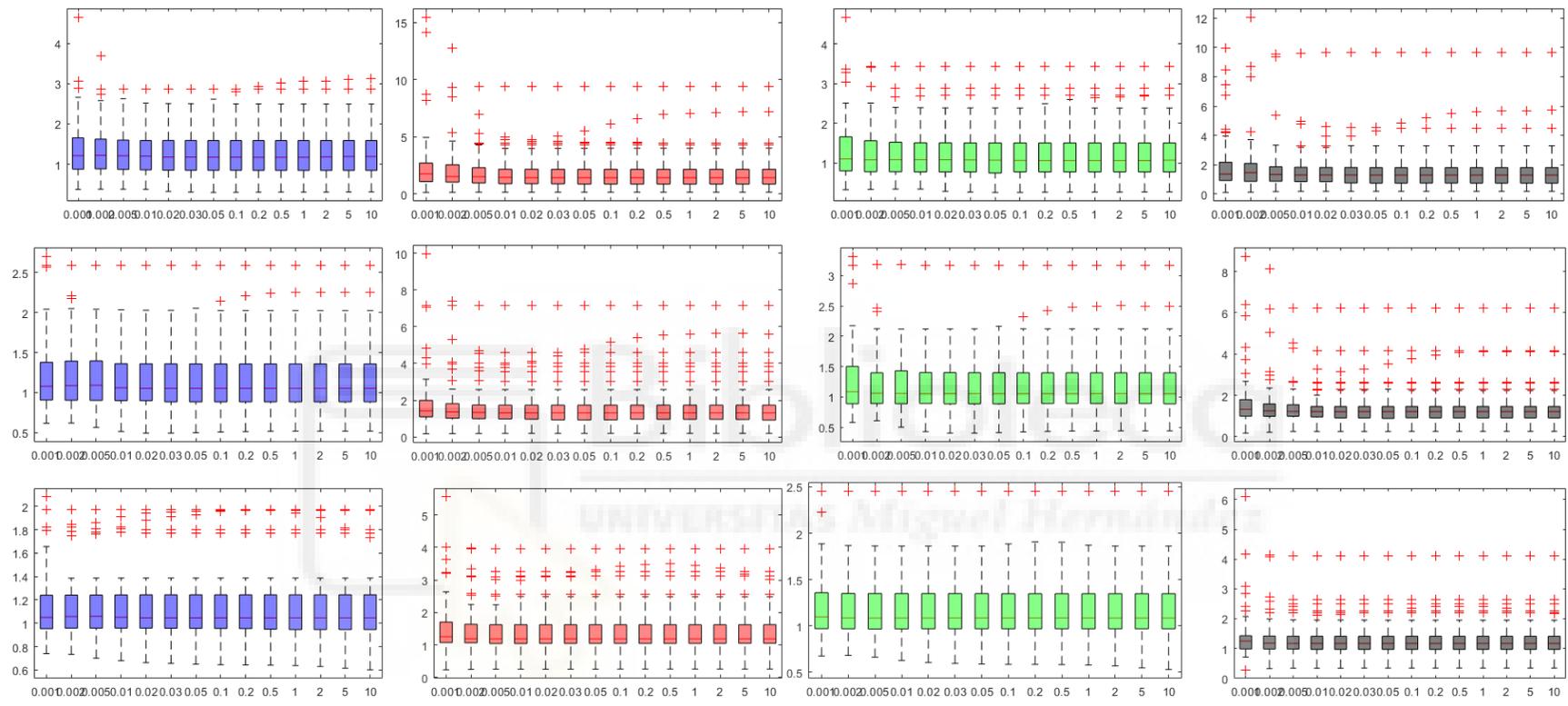


Figura 4.11: Información estadística de todos los artefactos oculares de la figura 4.10. Barrido del índice de potencias variando el parámetro p_0 . Factor de remuestreo = 10 (primera fila), 5 (segunda) y 2 (última). Mismo experimento que la figura 4.10. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 (frontales) en azul, rojo, verde y negro respectivamente. Sujeto S02. Parámetros: $q=10^{-10}$, $\gamma=1.15$.

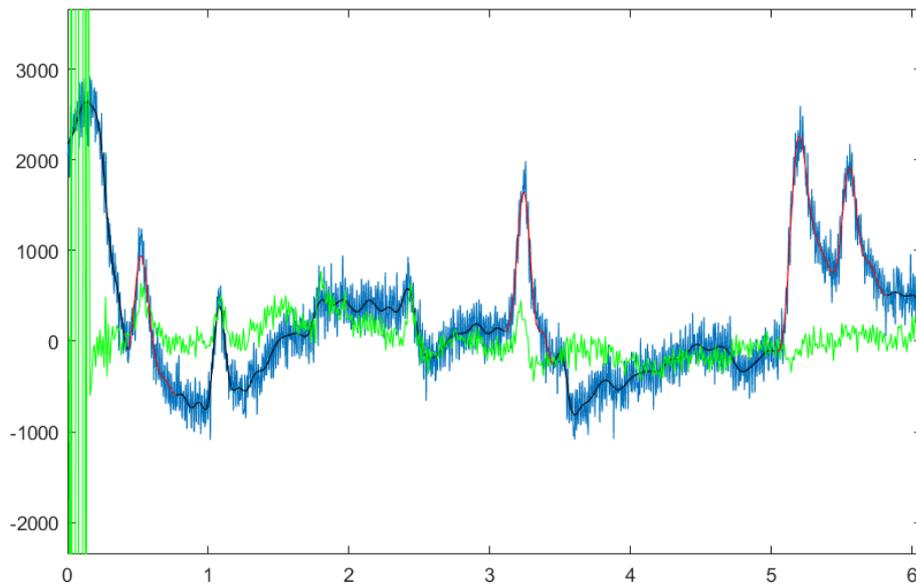


Figura 4.12: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos). μV en función del tiempo (segundos). Mismo experimento que la figura 4.10. Sujeto So2. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

En esta última figura 4.12, podemos observar como el hecho de que la señal EEG sin filtrar no tenga un inicio suave y se aleje de valores cercanos a 0 mV puede provocar que la convergencia se produzca más tarde de lo que lo hubiese hecho en caso contrario.

4.2.1. p_0 para la media de todos los experimentos

Una vez llevado a cabo el proceso de cálculo de métricas del índice de potencias para cada uno de los experimentos, es interesante comprobar qué valores hemos obtenido por separado mediante las funciones gráficas (3.2.3.5) e intentar comprender de manera visual cuál es el efecto de la variación del parámetro en el filtrado producido por el algoritmo. Sin embargo, para una comprensión extensiva y la obtención de una conclusión, es mucho más útil la obtención de una media de todos los índices obtenidos.

Durante el cálculo de los índices de potencias para los distintos experimentos nos encontramos con principalmente 2 irregularidades en éstos, por lo que se les tuvo que descartar a la hora de realizar el cálculo de una media de datos conjunta de todos los experimentos. La primera de ellas fue una bastante simple y que claramente podía ocurrir, que era que los experimentos no contuviesen artefactos oculares.

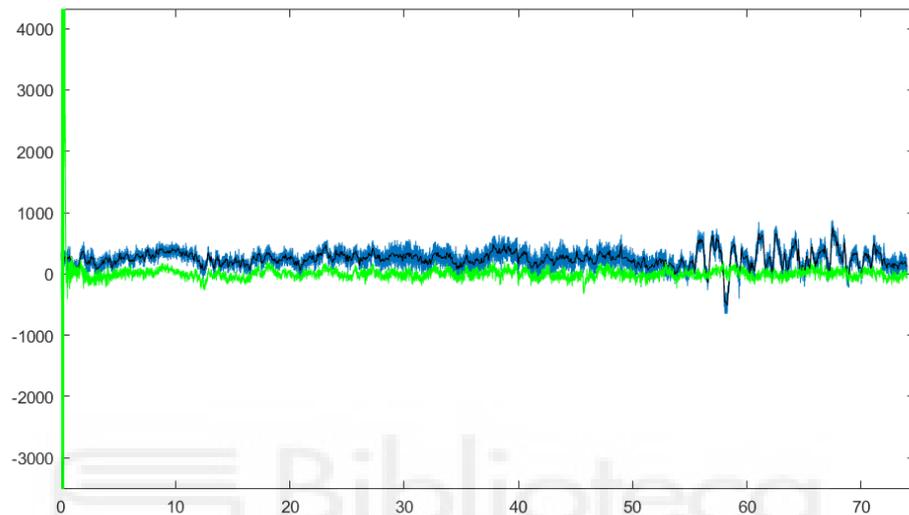


Figura 4.13: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (sin artefactos oculares detectados). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S03. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

La segunda de las irregularidades fue que debido a ciertos factores, la convergencia, o bien no se llegaba a producir, o una vez se producía, ya no había artefactos en los que realizar mediciones. Esto se dio en pocos experimentos. En algunos de ellos, se podía calcular los índices de potencias para ciertos valores de los parámetros, mientras que para otros ni siquiera convergía.

Además de esto último, si obteníamos un valor para el inicio de la convergencia muy elevado, podía provocar que nos encontrásemos pocos artefactos en los que realizar mediciones en un tiempo demasiado pequeño. Esto podría llevar a un cálculo de un índice de potencias medio del experimento poco valiosa y con el mismo peso que el resto de experimentos

para la obtención de la media, pudiendo provocar distorsiones indeseadas en ésta.

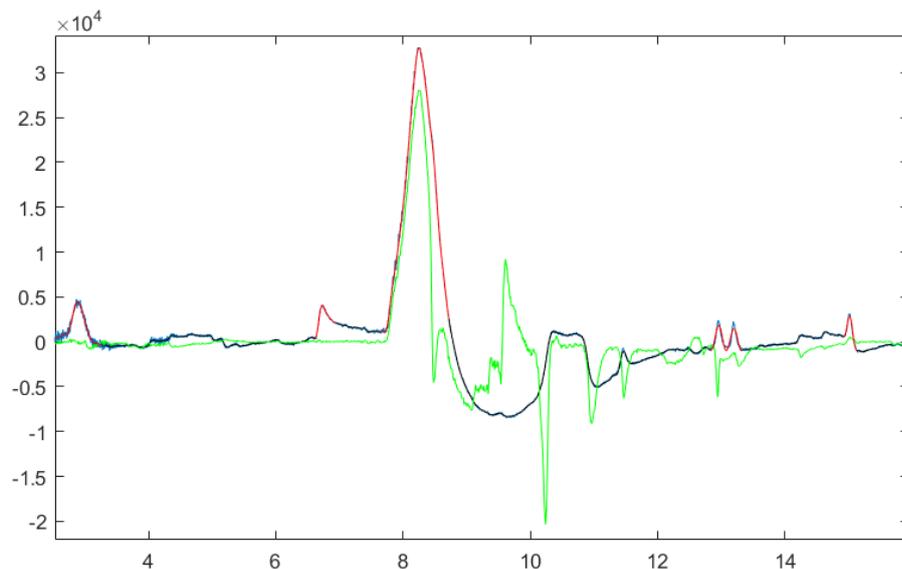


Figura 4.14: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S03. Electrodo fp1. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=10^{-10}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

En la figura [4.14](#), encontramos un artefacto que produce un aumento del voltaje muy por encima de lo común en artefactos oculares durante un tiempo más prolongado, sobrepasando los 30mV . A pesar de que la señal ya había convergido, la aparición de un artefacto de este tipo produce una gran distorsión que afecta a la señal durante varios segundos tras producirse, dejando inservibles los datos obtenidos a partir de los cálculos de los índices en artefactos posteriores. En este caso, el hecho de obtener un índice de potencias con un valor muy elevado, muy por encima de lo obtenido en el resto de experimentos (rara vez por encima de 10 para ciertos valores de los parámetros), también era indicativo de que los datos obtenidos en el experimento se debían descartar. Se acabaron descartando los que tenían índices de potencias medios para cualquier electrodo mayores a 15, con el fin de evitar una revisión manual de cada uno de los experimentos.

Finalmente, tras descartar experimentos en los que el cálculo del índice de potencias era inservible, se dispuso la creación de la media definitiva.

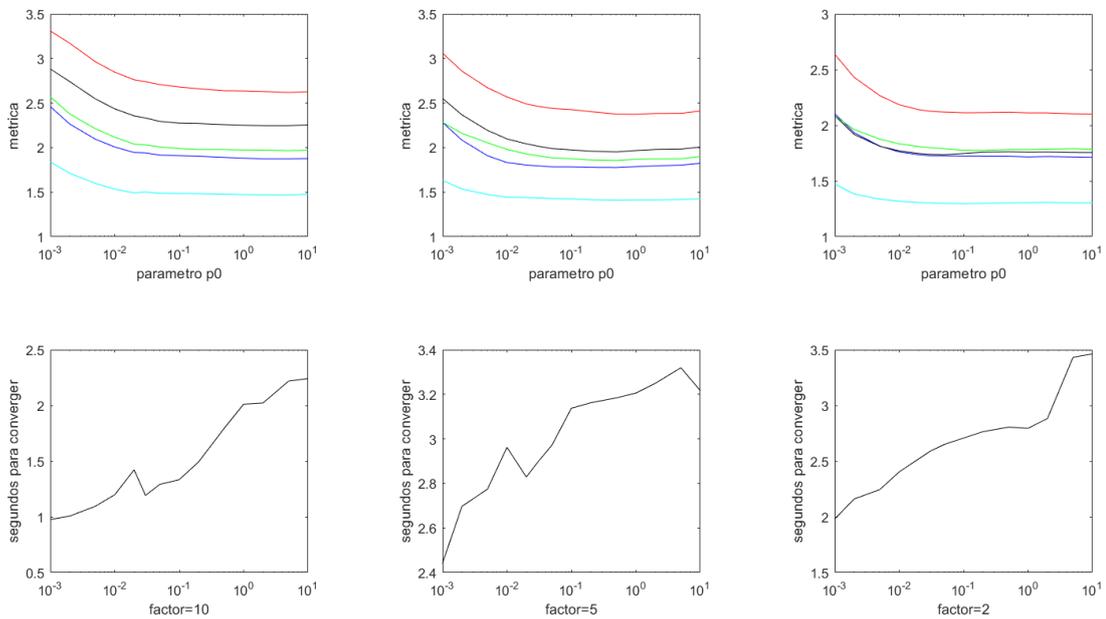


Figura 4.15: Barrido del índice de potencias variando el parámetro p_0 . Media de todos los experimentos. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. La media de todos los electrodos en cian. Parámetros: $q=10^{-10}$, $\gamma=1.15$.

Como podemos observar en la figura 4.15, la convergencia se comporta para la media de los experimentos de manera parecida a lo predicho mediante la visualización de los resultados de otros experimentos. El tiempo de convergencia aumenta junto al parámetro, a la vez que disminuye al aumentar su factor de remuestreo.

Lo que podemos observar en cuanto a la obtención de un óptimo del parámetro p_0 , es que a partir de un valor de p_0 lo suficientemente alto (varía en función del factor), el valor de los índices de potencias obtenidos prácticamente se estabiliza por más que aumentemos este parámetro. Si tenemos en cuenta que un aumento de p_0 conlleva una convergencia más tardía, hemos de buscar un valor óptimo cercano al valor a partir del cual, aunque aumentemos p_0 , el valor de los índices de potencias se estabiliza.

El aumento del factor de remuestreo, según lo observado en la gráfica, provoca que el valor a partir del cual el índice de potencias se estabiliza aumente. También nos hemos de fijar en que ese valor, el cual debemos considerar óptimo por lo explicado con anterioridad, varía en función de los electrodos en los que nos fijemos. Los 2 más frontales, fp1 y fp2 (azul y rojo), parecen coincidir en cuanto al valor óptimo, de la misma manera que lo hacen af7 y af8 (verde y negro).

Observando las matrices de datos de las que extraemos las gráficas y sin tener en cuenta la convergencia, para un factor = 10, p_0 óptimo = 5; para un factor = 5, p_0 óptimo = 0.5 y para un factor = 2, podríamos decir que no hay un óptimo común para todos los electrodos frontales, podríamos decir que a partir de un valor de 0.05-0.1, los valores se estabilizan para estos electrodos (p_0 óptimo = 0.1 para la suma de todos los electrodos).

Factor de remuestreo	10	5	2
p_0 óptimo	5	0.5	0.1

Tabla 4.1: valores óptimos de p_0 para distintos factores de remuestreo sin tener en cuenta los segundos para converger.

A partir de este punto, hemos de considerar si el tiempo que tarda la señal filtrada por el algoritmo en converger es realmente tan crucial como para elegir un valor de p_0 óptimo inferior al obtenido en los índices de potencias, en cuyo caso, la elección de este valor pasaría a ser algo subjetivo y en función de hasta qué punto estamos dispuestos a sacrificar el filtrado de los datos tras el inicio de la convergencia. Esto mismo pasaba en el caso de la elección de un γ óptimo, podíamos asegurar una convergencia en menos tiempo al escoger un valor de γ superior a 1.2, sacrificando en cierto modo el filtrado de los datos posteriores a la convergencia.

4.3. Parámetro q

El último parámetro a estudiar, el parámetro q, quizá haya sido el que cuyo comportamiento haya sido más difícil de analizar en función de los cálculos realizados. A diferencia del parámetro p₀, los índices de potencias calculados para cada experimento difieren más ampliamente de la media obtenida.

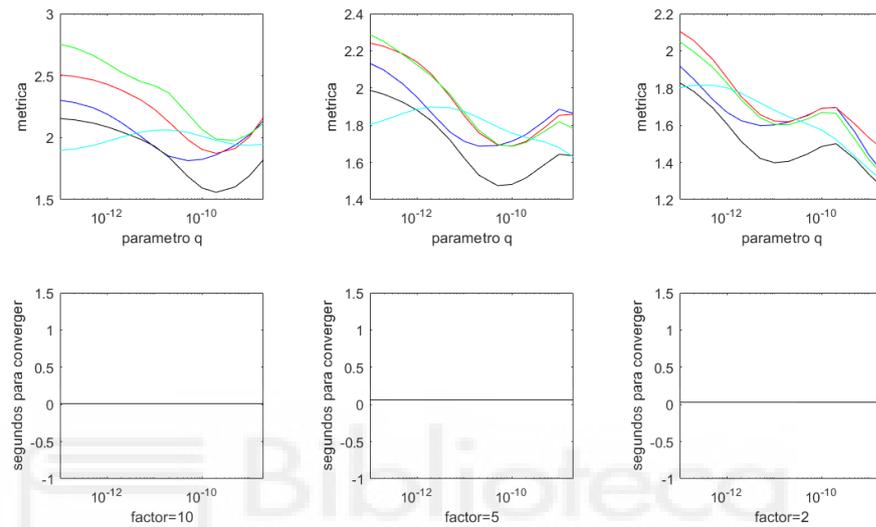


Figura 4.16: Barrido del índice de potencias variando el parámetro q. Sujeto So4. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. Parámetros: p₀=0.1, gamma=1.15.

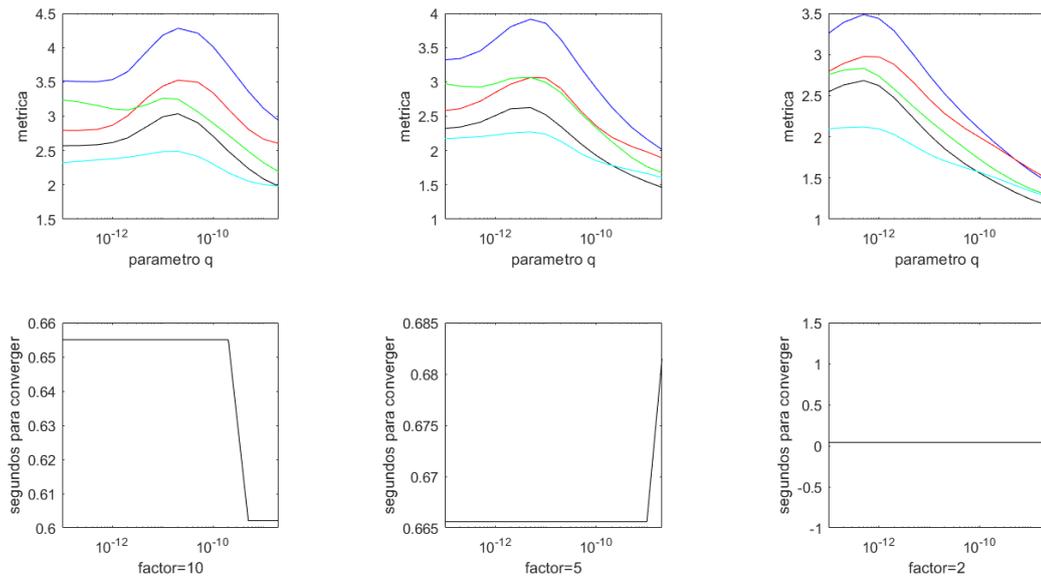


Figura 4.17: Barrido del índice de potencias variando el parámetro q . Sujeto So4. Distinto experimento que la figura 4.16. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

Como podemos comprobar, en experimentos realizados con el mismo sujeto, el mínimo de los índices de potencias calculados no coincide. Sin embargo, podemos observar una tendencia similar, tanto para estos experimentos como para el resto. Al disminuir el factor de remuestreo, las índices calculados para cierto valor del parámetro q es parecida a la obtenida en un factor de remuestreo mayor para una q también mayor. Podríamos decir que el efecto de disminuir el factor de remuestreo es parecido al de “mover los datos de la gráfica hacia la izquierda”.

Podemos destacar el hecho de que los datos del índice de potencias son mejores para factores de remuestreo menores, aun sin saber cuál será el valor óptimo medio para el parámetro q .

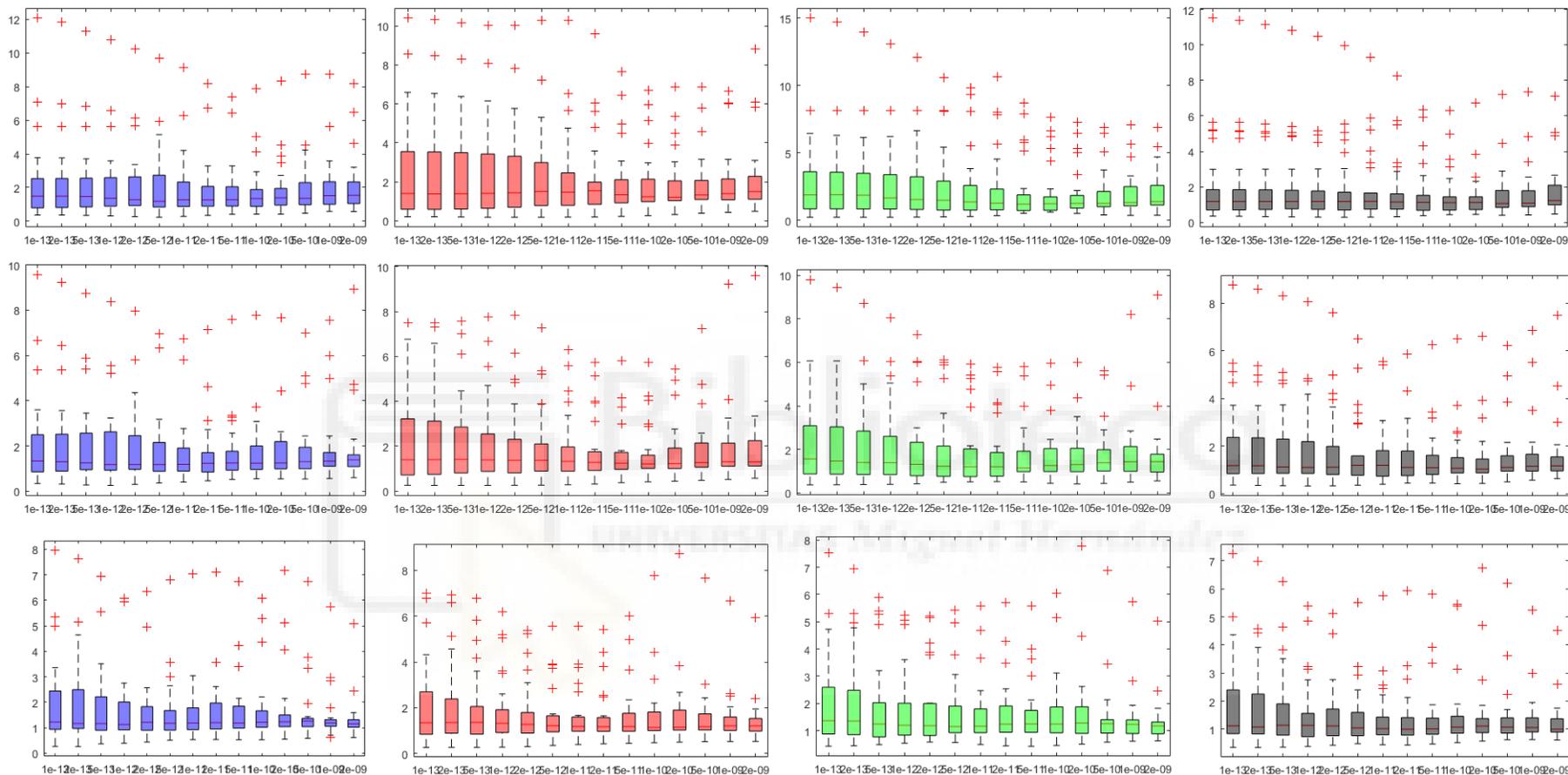


Figura 4.18: Información estadística de todos los artefactos oculares de la figura 4.16. Barrido del índice de potencias variando el parámetro q . Factor de remuestreo = 10 (primera fila), 5 (segunda) y 2 (última). Mismo experimento que la figura 4.16. Mismos código de colores para los electrodos que en la figura 4.15. Sujeto SO4. Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

4.3.1. q para la media de todos los experimentos

La obtención de una media del índice de potencias para todos los experimentos donde encontrar un valor óptimo para el parámetro q parece incluso más importante que para p_0 . Aunque como hemos visto antes, hay una tendencia de los índices a “moverse” en función del factor de remuestro. En el caso de este parámetro, el valor óptimo de q no parece coincidir para los distintos experimentos, incluso variando para cada uno de los electrodos frontales y la suma de todos los electrodos.

Una vez combinados los resultados, puede existir la posibilidad que, a pesar de haber escogido valores de q cercanos al prefijado, no encontremos un valor mínimo del índice de potencias calculados dentro de estos valores. En caso de que suceda, se procederá al estudio mediante una revisión visual de la señal filtrada con valores del parámetro q distintos a los usados en los barridos.

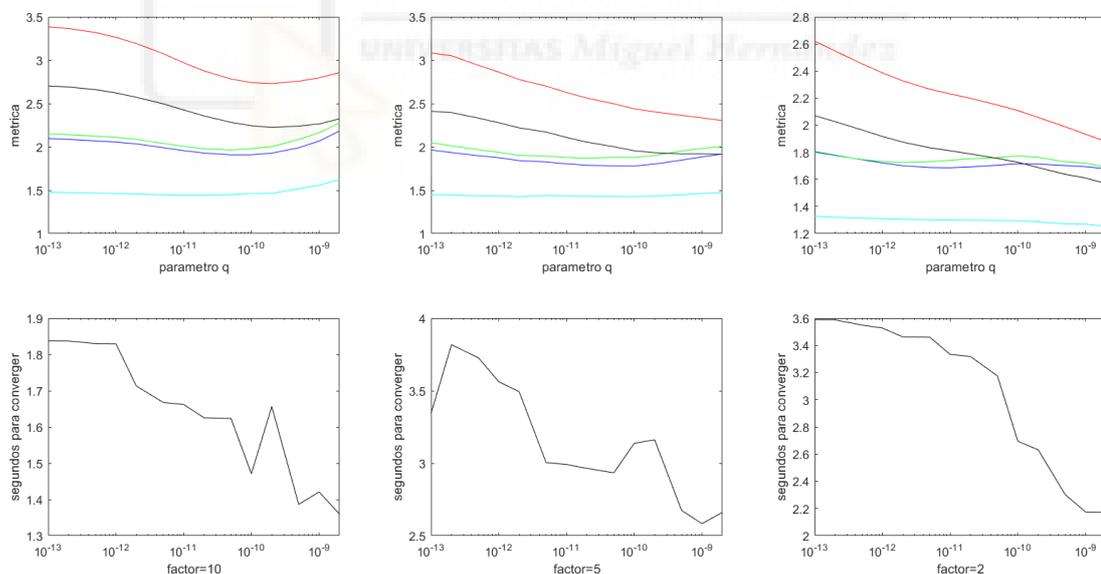


Figura 4.19: Barrido del índice de potencias variando el parámetro q . Media de todos los experimentos. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. La media de todos los electrodos en cian. Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

Una vez obtenida la representación gráfica del índice de potencias tras el cálculo medio de estas mediante el uso de todos los experimentos útiles (mismo procedimiento que en el punto [4.2.1](#)) encontramos varias cosas interesantes a comentar.

En primer lugar, el tiempo de convergencia tiende a disminuir de manera directamente proporcional al parámetro q , al contrario que pasaba con p_0 , mientras que a su vez comprobamos que para factores de remuestreo más alto éste también disminuye.

Por otro lado, en la figura [4.20](#), podemos ver de manera muy clara como, mientras que los electrodos en azul y verde (fp1 y af7, parte frontal izquierda) parecen coincidir en el resultado del índice de potencias, obteniendo mínimos para los mismos valores de q , los electrodos en rojo y negro (fp2 y af8, parte frontal derecha) les sucede lo mismo, trazando funciones paralelas.

Mientras que en los electrodos frontales del lado izquierdo (lado dónde se colocaron los electrodos para la detección de artefactos oculares, figura [3.1](#)) encontramos mínimos relativos dentro de los valores de q usados para el cálculo del índice de potencias, en los del lado derecho, a excepción de para un factor de remuestreo = 10, el mínimo parece encontrarse en valores de q mayores, por lo que será necesaria una visualización del filtrado realizado para valores de q mayores a los empleados en el barrido.

Utilizamos $q = 10^{-11}$ para un factor = 2, el cual coincide con un mínimo para los electrodos de la parte izquierda, sin embargo, visualizamos un electrodo de la parte derecha en la figura [4.20](#).

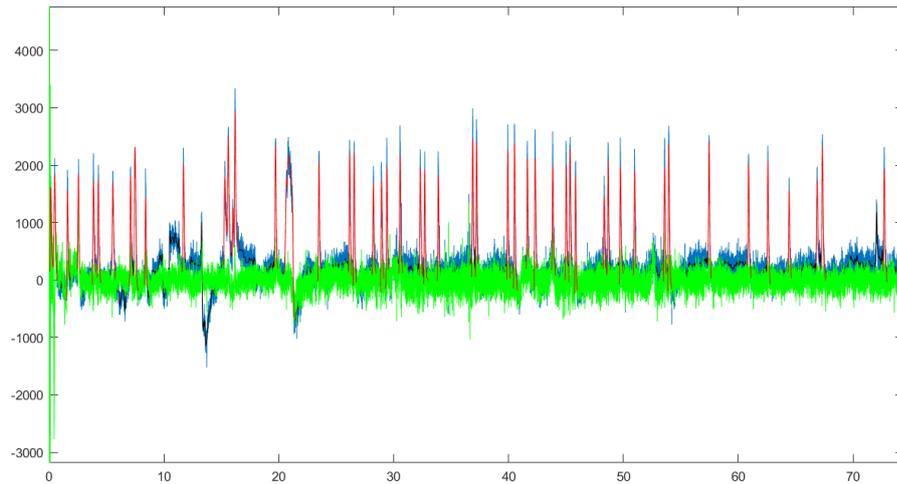


Figura 4.20: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S02. Electrodo fp2. Factor de remuestreo=2. Parámetros: $q=10^{-11}$, $p_0=0.1$, $\text{gamma}=1.15$.

La señal EEG filtrada elimina de manera bastante satisfactoria los artefactos oculares mientras que no pierde información de las altas frecuencias. Sin embargo, los cálculos nos indican que obtendremos un índice menor en el cálculo del índice de potencias, por lo que aumentamos gradualmente el valor de q .

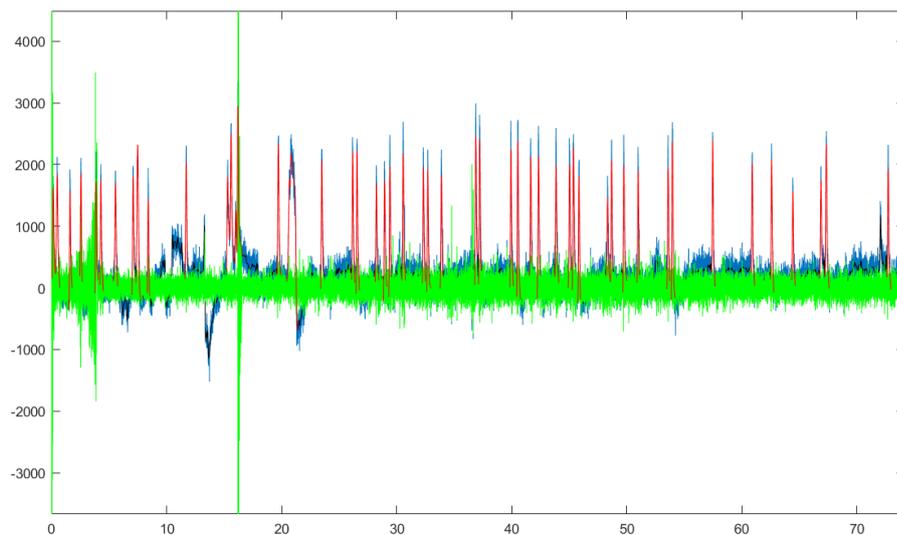


Figura 4.21: Mismo experimento y representación gráfica que la figura [4.20](#). Electrodo fp2. Factor de remuestreo=2. Parámetros: $q=0.7 \cdot 10^{-7}$, $p_0=0.1$, $\text{gamma}=1.15$.

Para este último valor de $q=0.7 \cdot 10^{-7}$ en la figura [4.21](#), aparece una irregularidad en la señal sobre los 16 segundos. Además, vemos que, a pesar de que parece haber alcanzado la convergencia, también encontramos valores por encima de los 3 mV entre los 3 y 4 segundos. Este defecto encontrado sobre la señal es únicamente atribuible al aumento del valor de q , ya que, al seguir aumentando su valor, la distorsión en estos puntos concretos se intensifica. Esto sucede igualmente para el resto de experimentos en algún punto cuando aumentamos el parámetro q .

La obtención de índices menores en el cálculo del índice de potencias para valores altos de q es debido claramente a la desaparición de componentes de baja frecuencia, manteniéndose las altas frecuencias en el filtrado. Esto produce que haya más valores cercanos a 0 mV durante todo el filtrado, llevando al índice de potencias a situarse en valores más cercanos a 1.

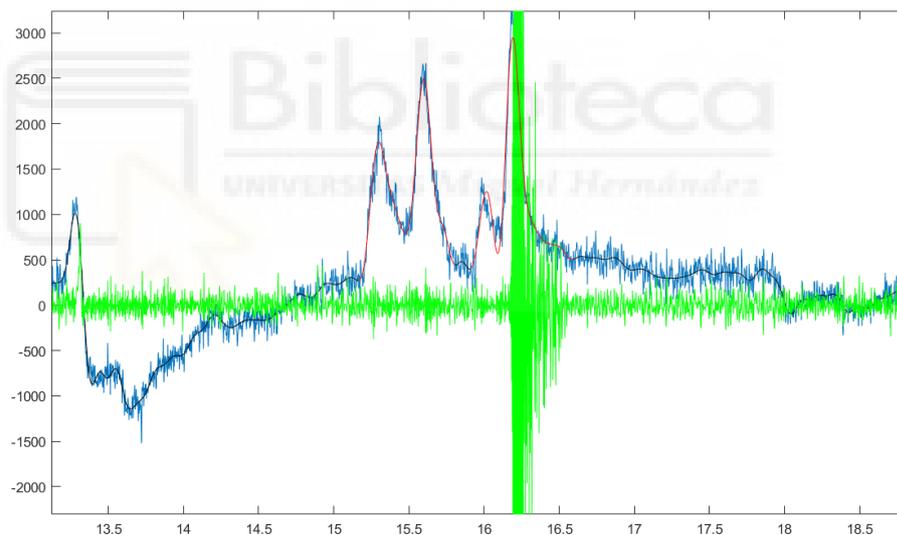


Figura 4.22: Detalle de la figura [4.21](#). μV en función del tiempo (segundos).

A continuación, en las figuras [4.23](#) y [4.24](#), vemos como lo comentado sucede al aumentar q y superar cierto umbral.

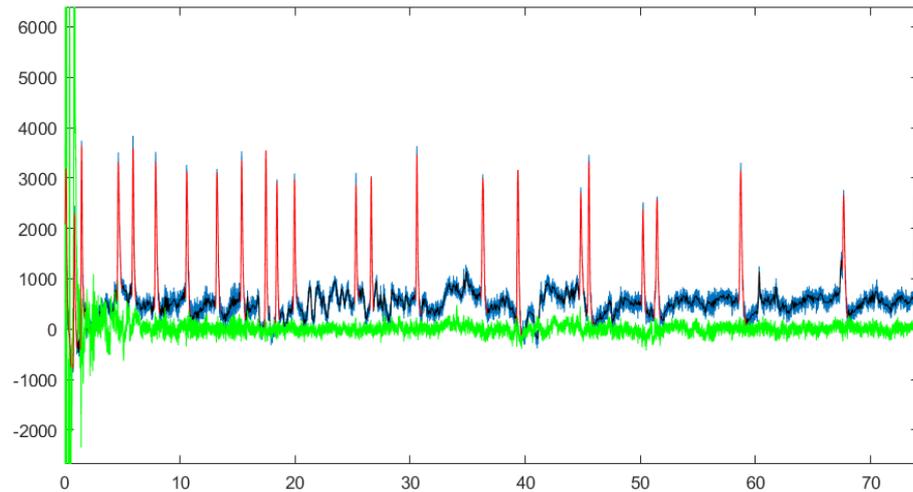


Figura 4.23: Representación gráfica de la señal EEG en azul junto a la señal suavizada en negro (en rojo en los tramos con artefactos). μV en función del tiempo (segundos). Sujeto S05. Electrodo fp2. Factor de remuestreo=5. Parámetros: $q=10^{-11}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

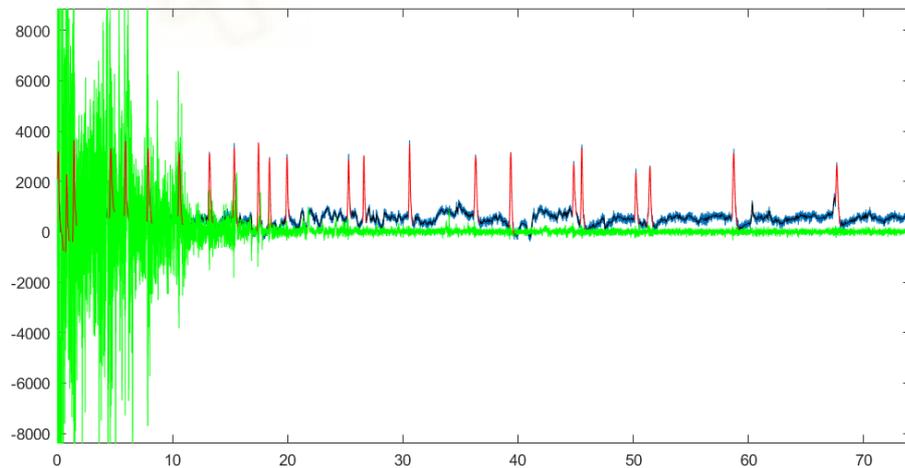


Figura 4.24: Mismo experimento y representación gráfica que la figura [4.23](#). Electrodo fp2. Factor de remuestreo=5. Parámetros: $q=0.25 \cdot 10^{-7}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

En la figura [4.24](#), vemos que esta vez la distorsión en la señal empieza a aparecer para un valor inferior al visto en la figura [4.21](#) para un factor = 2. Al ser otro experimento no podemos saber si realmente esto se da en todos del mismo modo.

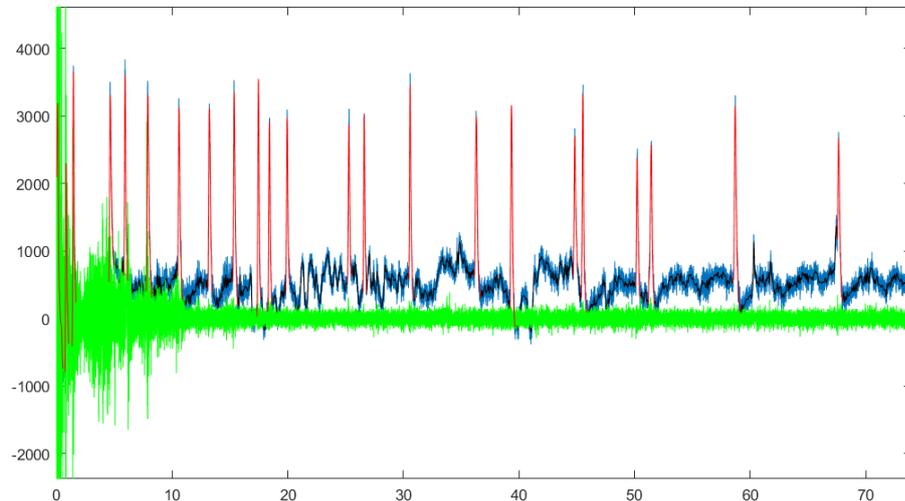


Figura 4.25: Mismo experimento y representación gráfica que la figura [4.23](#). Electrodo fp2. Factor de remuestreo=2. Parámetros: $q=0.5 \cdot 10^{-7}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$

Al disminuir el factor de remuestro a 2, la distorsión debida al aumento del parámetro q se produce para un valor de superior que para un factor de 5. Este resultado quizá es contrario a lo esperado, ya que como hemos visto anteriormente, al disminuir el factor de remuestro, la gráfica de representación del índice de potencias parecía ser la misma que para un factor de remuestro inferior pero “movida a la izquierda” lo que significaría que obtendríamos resultados similares para valores de q inferiores.

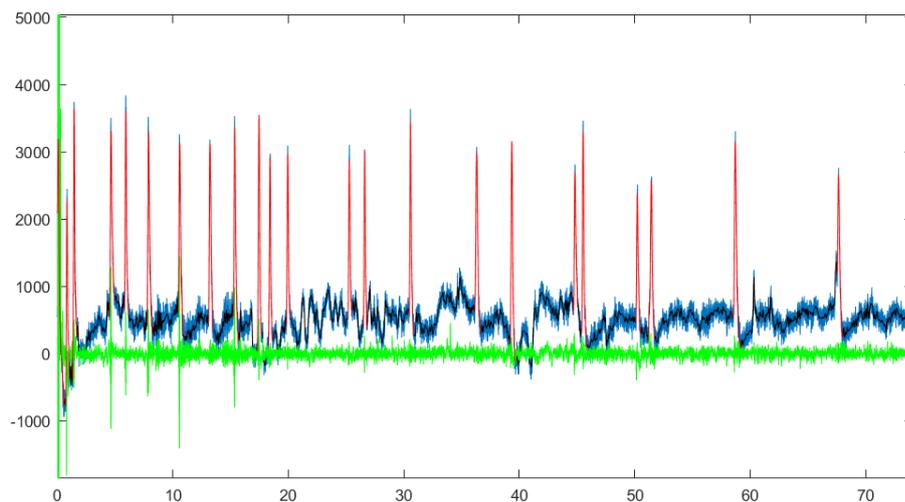


Figura 4.26: Mismo experimento y representación gráfica que la figura [4.23](#). Electrodo fp2. Factor de remuestreo=10. Parámetros: $q=0.25 \cdot 10^{-7}$, $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$

Por último, observamos claramente que el aumento del parámetro q para un factor de remuestreo provoca distorsiones y picos en múltiples parpadeos, por lo que, como vemos en la figura 4.19, hace que el valor del índice de potencias aumente.

Para encontrar en qué punto de q empezamos a encontrar distorsiones en la señal EEG filtrada, hemos de realizar un barrido para valores de q superiores. Esta vez será más importante fijarse a partir de qué valor de q el tiempo de inicio de la convergencia aumenta drásticamente en los 4 electrodos, mientras que a su vez no perdemos de vista la media del índice de potencias calculados para saber si esta alcanza un mínimo antes del inicio de la distorsión.

4.3.3.1. Índices de potencias para valores de q elevados

Como hemos dicho anteriormente, los valores del inicio de convergencia cobran especial importancia para el uso de una mayor q en el filtrado, lo que indicaría el inicio de la distorsión en la señal EEG filtrada.

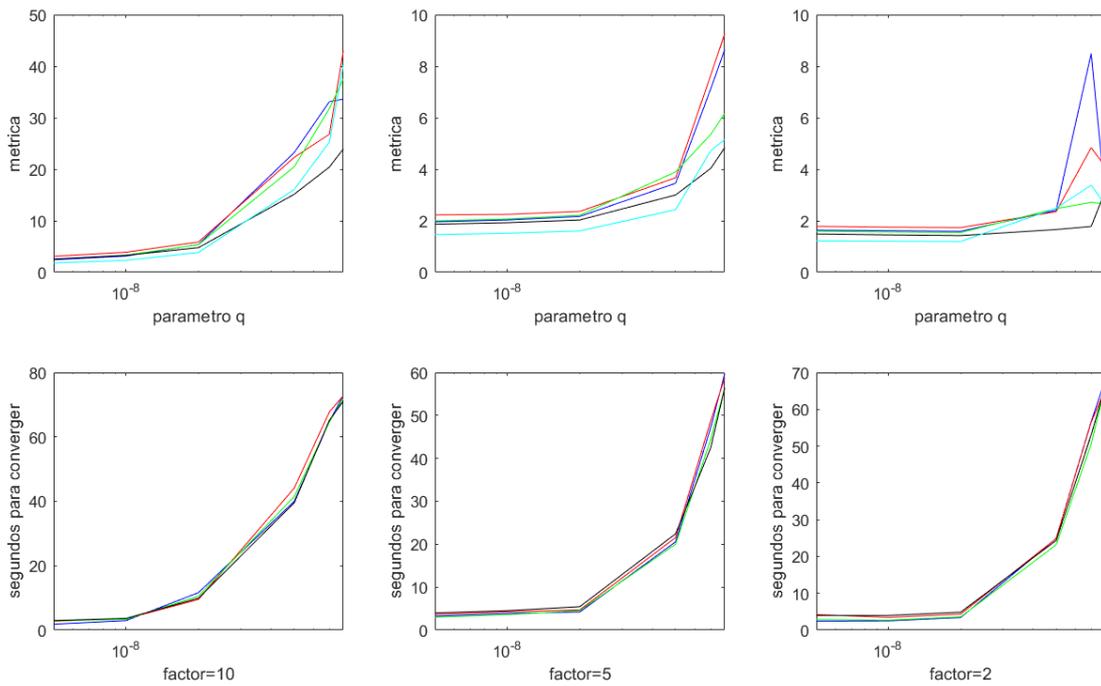


Figura 4.27: Barrido del índice de potencias variando el parámetro q en valores más elevados. Valores de $q=5 \cdot 10^{-9}$ hasta $q=8 \cdot 10^{-8}$. Media de todos los experimentos. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. La media de todos los electrodos en cian. Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

Podemos observar en la figura 4.27, que el inicio de la convergencia se dispara al aumentar q . Con este barrido confirmamos que realmente no alcanzamos un punto óptimo por más que aumentemos su valor. No hay mucho que comentar de los valores del índice de potencias obtenidos al aumentar q hasta el punto que perdemos prácticamente toda la información de la señal debido a que el inicio de la convergencia se produce casi al final de ésta.

Los valores que disminuyen para un factor=2 al final se deben a que sólo se usan los artefactos del final de la señal en algunos experimentos, comparando sus potencias con las de zonas sin artefactos en las cuales la distorsión aún sea persistente.

Por último, cabe destacar que la convergencia para los 4 electrodos frontales se produce en márgenes de tiempo cercanos para cualquier valor de q y factor de remuestreo.

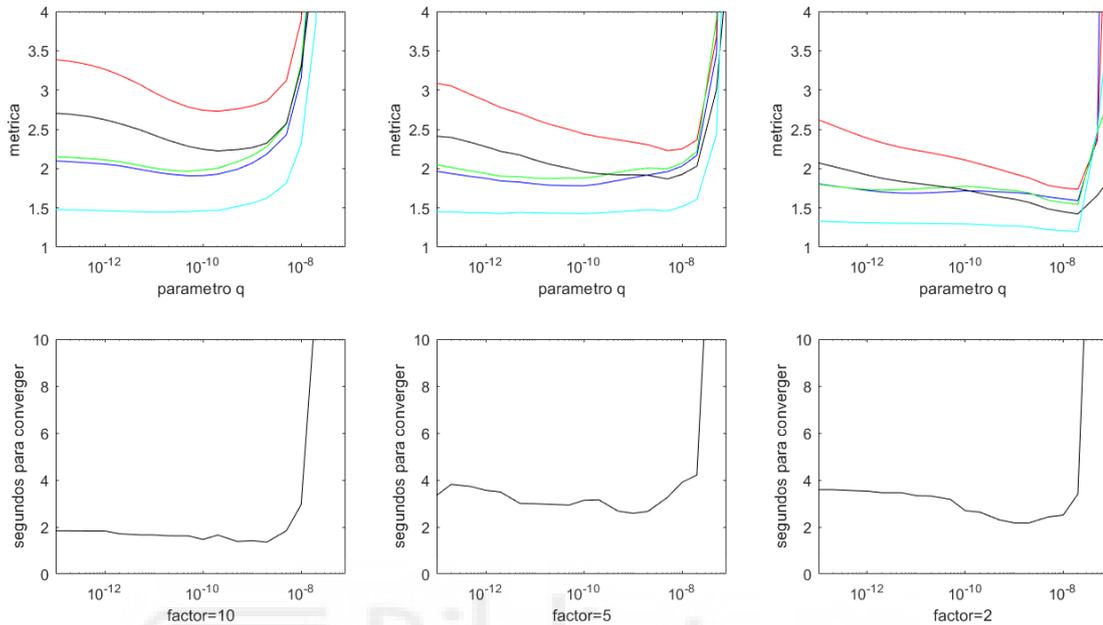


Figura 4.28: Barrido del índice de potencias variando el parámetro q (unión de la figura 4.19 y 4.27). Mismos electrodos y colores que en la figura anterior. Segundos de convergencia para el electrodo fp1.

Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

Al observar el comportamiento del índice de potencias, como de la convergencia a su vez en la figura 4.28, entendemos claramente que el valor mínimo de ésta se encuentra en valores más altos de q conforme disminuimos el factor de remuestreo.

Sin embargo, al igual que pasaba para el parámetro p_0 , hemos de elegir un óptimo sin tener en cuenta el valor del inicio de la convergencia.

Vemos que para un factor de remuestreo=10 no tenemos problema a la hora de escoger el valor óptimo más allá de la diferencia entre el mínimo de entre los electrodos frontales de la parte izquierda y de la derecha. Sin embargo, para un valor de $q=10^{-10}$ obtenemos unos valores del índice de potencias bastante pequeños para todos los electrodos frontales y el conjunto

del resto de electrodos, además de un tiempo de convergencia de los más reducidos.

Para un valor del factor de remuestreo de 5, vemos que el mínimo para los electrodos del lado izquierdo, donde se colocaron los electrodos para la detección de señales EOG necesarias para la aplicación del algoritmo, el mínimo se obtiene para valores de q mayores que para los electrodos frontales de la parte derecha y que para el resto de electrodos en general.

Algo similar ocurre con un factor=2, pero esta vez los mínimos de los electrodos de la parte derecha también se alcanzan para una q más elevada. Esta vez parece que la figura 4.28 para los índices de potencias se “comprime en la parte derecha”, y encontramos un cambio brusco en $q=2 \cdot 10^{-8}$ donde tanto los índices como el inicio de la convergencia se disparan. Esto es debido a la obtención de datos a partir de una q muestreada que no puede ser continua, ya que eso, como se explicó en apartados anteriores, tiene un coste computacional elevado. Sin embargo, aunque nos imaginamos que la gráfica se suavizaría en esa zona para acabar disparándose para valores de q superiores, no necesitamos esa información, ya que son valores para los que el tiempo de inicio de la convergencia ya ha empezado a aumentar.

Si nos apoyamos en el inicio de la convergencia para concluir dónde se encuentra el valor de q óptimo nos ayudaría a resolver la problemática que se genera especialmente para el factor de remuestreo=5, en el que los mínimos de los electrodos frontales de izquierda y derecha se encuentran separados por hasta casi 2 órdenes de magnitud.

Factor de remuestreo	10	5	2
q óptimo	$10^{-10} - 2 \cdot 10^{-10}$	$2 \cdot 10^{-9} - 5 \cdot 10^{-9}$	$10^{-8} - 2 \cdot 10^{-8}$

Tabla 4.2: valores óptimos de q para distintos factores de remuestreo.



Capítulo 5

Conclusión

En este trabajo se ha desarrollado el diseño de algoritmos para la detección de artefactos electro-oculográficos en los electrodos frontales (en concreto el fp1), con los que, gracias a esto, se ha podido medir el funcionamiento y filtrado del algoritmo de H^∞ mediante el diseño de métricas con las que obtener índices que diesen un valor numérico con el que poder comparar resultados obtenidos para distintos parámetros de entrada.

Mediante el uso de más de un centenar de experimentos se ha obtenido una comprensión extensiva sobre el comportamiento de los parámetros que rigen el algoritmo: q , p_0 y γ ; así como del factor de remuestreo de la señal EEG.

5.1. Conclusiones del estudio

Tras la obtención de datos de todos los experimentos disponibles y el estudio de estos mediante distintos tipos de gráficas, las conclusiones a las que se ha llevado a cabo son las desarrolladas en el capítulo de discusión de datos. En resumen, podríamos destacar como resultados los siguientes:

-El parámetro γ afecta mayormente al inicio de la convergencia de la señal EEG filtrada por el algoritmo y alcanza su óptimo entre los valores de 1.15 y 1.2 para cualquier factor de remuestreo.

-El parámetro p_0 afecta más directamente al filtrado y el valor del índice de potencias se estabiliza a partir de cierto punto p_0 , el cual es directamente proporcional al factor de remuestreo, y que al aumentarlo, incrementamos el tiempo de convergencia. Los valores concretos aparecen en la tabla 4.1 y la gráfica mediante a la que se lleva a tal conclusión es la 4.15. Ambas explicadas en el punto 4.2.

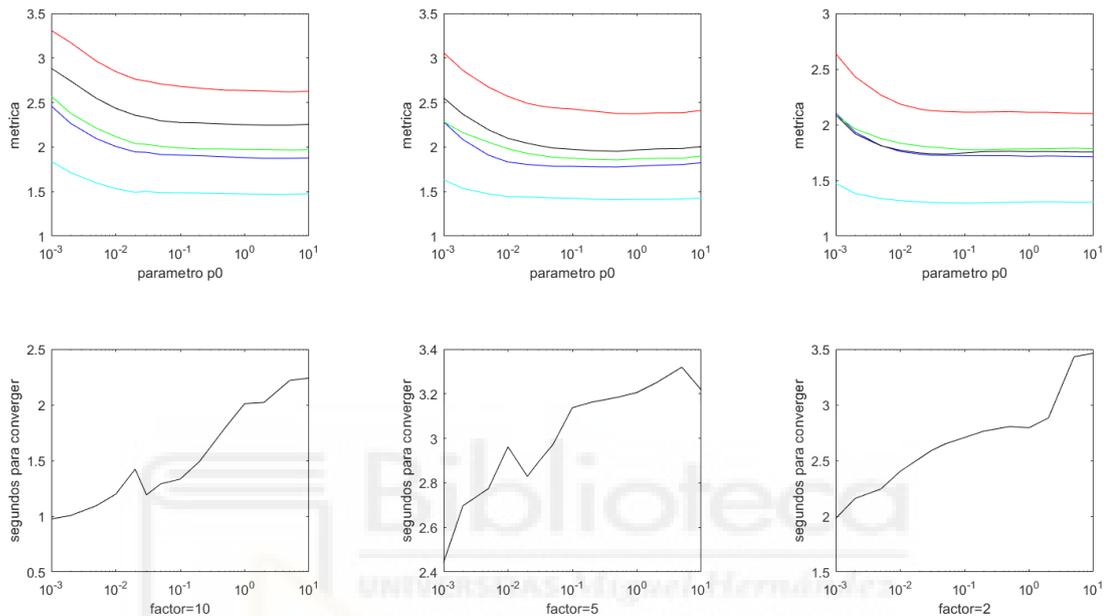


Figura 4.15: Barrido del índice de potencias variando el parámetro p_0 . Media de todos los experimentos. Electrodo: fp1, fp2, af7 y af8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. La media de todos los electrodos en cian. Parámetros: $q=10^{-10}$, $\gamma=1.15$.

Factor de remuestreo	10	5	2
p_0 óptimo	5	0.5	0.1

Tabla 4.1: valores óptimos de p_0 para distintos factores de remuestreo sin tener en cuenta los segundos para converger.

-El parámetro q es el que más afecta directamente al filtrado. Mediante la visualización de la señal filtrada con distintos valores de q , comprendemos rápidamente que el aumento de este parámetro conlleva la eliminación de las bajas frecuencias mientras que se mantienen las altas. El punto óptimo de este parámetro viene indicado en la tabla 4.2 y obtenido mediante los datos representados en la gráfica 4.28 (punto 4.3). Observamos además asimetría en cuanto a las funciones del índice de potencias calculados para los electrodos frontales, funcionando este parámetro de manera algo distinta para el hemisferio izquierdo y derecho, en los cuales, el parámetro q que optimiza el filtrado no coincide.

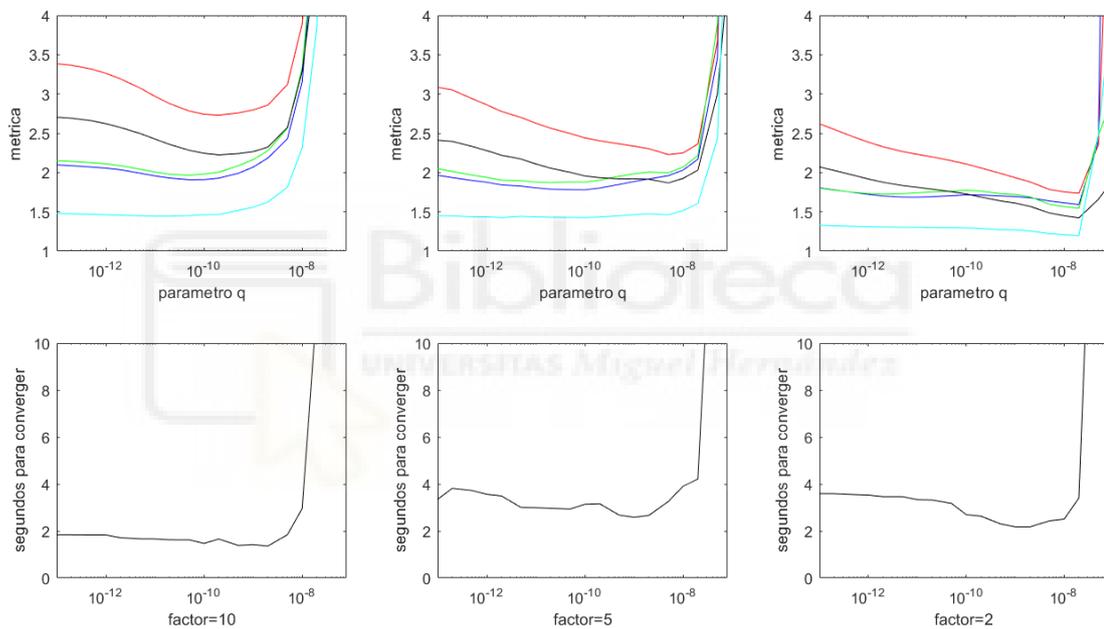


Figura 4.28: Barrido del índice de potencias variando el parámetro q (unión de la figura 4.19 y 4.27). Mismos electrodos y colores que en la figura. Segundos de convergencia para el electrodo fp1. Parámetros: $p_0=0.1$, $\gamma=1.15$.

Factor de remuestreo	10	5	2
q óptimo	$10^{-10} - 2 \cdot 10^{-10}$	$2 \cdot 10^{-9} - 5 \cdot 10^{-9}$	$10^{-8} - 2 \cdot 10^{-8}$

Tabla 4.2: valores óptimos de q para distintos factores de remuestreo.

5.2. Posibles mejoras

Las conclusiones obtenidas son claramente útiles para la futura utilización del algoritmo de eliminación de artefactos debidos al parpadeo o movimiento ocular. Sin embargo, esto no quiere decir que se pudiera alcanzar una comprensión más completa del funcionamiento de éste.

Para empezar, siempre se pueden utilizar más experimentos para la obtención de unos resultados más completos. Además, como se comenta en el punto [4.3.3.1](#), una mayor cantidad de muestras para más valores de q o incluso del resto de parámetros, incluido el factor de remuestreo, nos habría ayudado a obtener unas gráficas más suavizadas y con mayor información de la que obtener mejores conclusiones, estableciendo funciones que relacionasen el valor óptimo de los parámetros con distintos factores de remuestreo.

Por último, una posible mejora que podría valorarse positivamente, sería la de una revisión del algoritmo para la detección de artefactos EOG. De este modo obtendríamos una información a través de una posterior aplicación de las métricas diseñadas de mayor valor. Un trabajo interesante para investigadores que trabajan de manera habitual con señales EEG, los cuales pueden aportar una comprensión más completa sobre qué es un artefacto ocular y qué no.

5.3. Líneas futuras de investigación

El estudio de los parámetros del algoritmo propuesto en [1], puede llevarse a cabo mediante la realización de más experimentos, de distintos tipos y con más sujetos. De esta manera se podría obtener más información acerca del funcionamiento de este tipo de filtrado. Además, queda abierto el estudio del funcionamiento del parámetro q para los electrodos de lados opuestos, y ver si hay alguna relación con la colocación de los electrodos para detectar los artefactos EOG necesarios para el funcionamiento del algoritmo.

La extrapolación del trabajo realizado para la optimización de parámetros en este proyecto puede ser útil para la optimización de parámetros en otros algoritmos aplicados en el mismo campo de investigación, como pueden ser los algoritmos de eliminación de artefactos de movimiento u otros tipos de artefactos. Y no sólo en el campo de investigación de las señales EEG, si no para otros algoritmos útiles para el filtrado de otros tipos de señales.





Bibliografía

Error! Reference source not found.

[2] Hassibi B and Kailath T 1995. Adaptive filtering 1995. Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1995. ICASSP-95 vol 2 (Piscataway, NJ: IEEE) pp 949–952

[3] Nouredin B, Lawrence P and Birch G 2008. Quantitative evaluation of ocular artifact removal methods based on real and estimated EOG signals 30th Annual Int. Conf. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008* (Piscataway, NJ: IEEE) pp 5041–5044

[4] Nouredin B, Lawrence P D and Birch G E 2009. Effects of task and EEG-based reference signal on performance of online ocular artifact removal from real EEG. *4th Int. IEEE/ EMBS Conf. Neural Engineering, 2009. NER'09* (Piscataway, NJ: IEEE) pp 614–617

[5] Puthusserypady S and Ratnarajah T H 2005. Adaptive filters for eye blink artifact minimization from electroencephalogram. *IEEE Signal Process. Lett.*

[6] A. Quintero Rincón, M. Risk, S. Liberczuk. Preprocesamiento EEG con filtros Hampel. *IEEE Latin American Transactions, Vol. 2012, N°89.*

[7] Quiles V. 2017. Detección de cambios de velocidad de la marcha humana a partir de señales EEG. Proyecto fin de carrera, pp 21-23.

[8] Criswell E. Cram's introduction to surface electromyography, 2011. *London: Jones and Bartlett Publishers.*

- [9] Vaughan T. M. Wolpaw J. R Goncharova I. I., McFarland D. J. Emg contamination of eeg: spectral and topographical characteristics, 2003. *Review*.
- [10] Xiao Jiang, Gui-Bin Bian and Zean Tian. Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review. February 2019. . URL <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/5/987/htm#>
- [11] A. Pepper and C.A. Grimbergen. EEG Measurement During Electrical Stimulation (Translation Journals style). *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol. Bme-30, N^o 4, Apr 1983.
- [12] EEG artifacts. . URL <https://www.bitbrain.com/blog/eeg-artifacts>
- [13] Nolan H, Whelan R, Reilly RB. FASTER: Fully Automated Statistical Thresholding for EEG artifact Rejection. *J Neurosci Methods*. 2010 Sep 30;192(1):152-62. doi: 10.1016/j.jneumeth.2010.07.015. Epub 2010 Jul 21. PMID: 20654646.
- [14] Choi S. Blind Source Separation and Independent Component Analysis : A Review. 2004.
- [15] M. Unser and A. Aldroubi. A review of wavelets in biomedical applications. *In Proceedings of the IEEE*, vol. 84, no. 4, pp. 626-638, April 1996, doi: 10.1109/5.488704.
- [16] Ortiz Mario, Ferrero Laura, Iáñez Eduardo, Azorín José M., Contreras-Vidal José L. (2020). Sensory Integration in Human Movement: A New Brain-Machine Interface Based on Gamma Band and Attention Level for Controlling a Lower-Limb Exoskeleton. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*. 10.3389/fbioe.2020.00735.