

## OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS PARA UN ALGORITMO DE ELIMINACIÓN DE ARTEFACTOS OCULARES

Álvaro Martínez-Ballester, Mario Ortiz, Eduardo Iáñez, José M. Azorín

Universidad S/N Ed. Innova. 03202 Elche, España, mbalvaro99@gmail.com, mortiz@umh.es, eianez@umh.es, jm.azorin@umh.es

### Resumen

El objetivo del estudio es la optimización de los parámetros de entrada de un algoritmo de eliminación de artefactos oculares de 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 realizados a partir de los datos obtenidos, se estudiará de qué modo afectan los parámetros de entrada al filtrado realizado por el algoritmo H infinity.

### Abstract

The main objective of this study is the input parameters' optimization for an ocular artifact removal algorithm in electroencephalographic (EEG) signals. In order to do this, we will use the algorithm over different experiments, varying the input parameters and the resampling factor of the EEG signals. Through the design of calculations made from the data obtained, we will study the way the parameters affect the algorithm filtering.

**Palabras clave:** EEG, EOG, factor de remuestreo, artefacto ocular

**Key words:** EEG, EOG, Resampling factor, ocular artifact

### 1. Introducción

La presencia de artefactos oculares produce una importante contaminación en señales electroencefalográficas (EEG). Las soluciones actuales suelen basarse en métodos que se procesan posteriormente a la adquisición de la señal, tales como aquellos basados en componentes independientes. Kilicarslan et al. (Kilicarslan, Grossman, and Contreras-Vidal 2016) desarrollaron un algoritmo de filtrado adaptativo en tiempo real basado en  $H^\infty$  (H infinity).

En estudios anteriores (Noureddin, Lawrence, and Birch 2008, 2009)], utilizaron electrodos frontales (como son FP1, FP2, FT9, FT10), en los que el filtro también debe actuar para eliminar los artefactos que en éstos se encuentren. Sin embargo, no se puede generalizar que para todo el rango posible de aplicaciones la información de los electrodos frontales sea suficiente. Así pues, es recomendable para una óptima actuación del filtro, el uso de señales electrooculográficas (EOG), algo que es propuesto en (Puthusserypady and Ratnarajah 2005).

En esta investigación se llevará a cabo una optimización de los parámetros ( $\gamma$ ,  $p_0$  y  $q$ ) del algoritmo propuesto por Kilicarlan et al. con el fin de definir su valor óptimo para diferentes frecuencias de la señal mediante la aplicación de diferentes coeficientes de remuestreo.

## **2. Desarrollo**

Para la recogida de datos se utilizaron dos haces de 32 electrodos húmedos (Brain Products GmbH, Alemania) 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 (verticales en ojo izquierdo) y evaluar cómo afectan los artefactos oculares a la señal, quedando 60 los electrodos para la recogida de datos EEG. En los experimentos fue registrada la actividad EEG a 1000Hz mientras se usaba un exoesqueleto (Ortiz et al. 2020). Los cuatro sujetos participantes dieron consentimiento escrito según la Junta de Revisión Institucional de la Universidad de Houston, TX (EEUU).

### **2.1 Marco teórico**

El artículo toma el algoritmo diseñado por Kilicarlan et al. (Kilicarlan, Grossman, and Contreras-Vidal 2016) con el fin de definir los parámetros óptimos en función de la frecuencia de muestreo de los datos adquiridos. Los parámetros a optimizar son 3:  $q$ ,  $p_0$  y  $\gamma$ .  $\gamma$  se relaciona con el tiempo necesario para que converja la señal filtrada, mientras que  $p_0$  y  $q$  afectan al nivel de filtrado y en menor medida a la convergencia.

### **2.2 Planteamiento del problema**

Para la optimización de los tres parámetros es necesario llevar a cabo un barrido de los tres parámetros en función de la frecuencia de muestreo. Ya que el algoritmo debe funcionar en tiempo real, el análisis del filtrado se realiza asíncronamente, pero simulando la adquisición en tiempo real (análisis pseudo-online), a diferentes frecuencias de muestreo mediante un remuestreo de la señal a distintos factores. Las métricas asociadas a la precisión del filtrado vendrán marcadas por los tiempos de convergencia del algoritmo y un índice de potencia que compara la señal filtrada y sin filtrar de los artefactos.

### **2.3 Método**

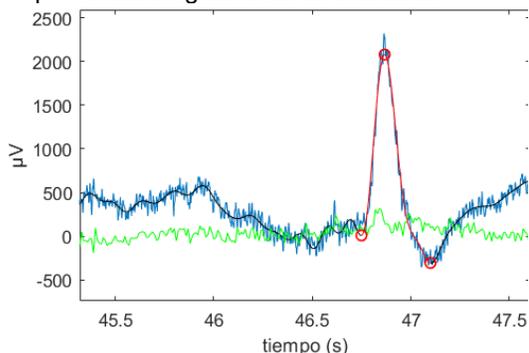
Con el fin de correlacionar los barridos con el desempeño del algoritmo, se hace preciso por una parte, definir de forma autónoma el instante preciso del artefacto, y por otra, las métricas a comparar.

#### **2.3.1 Aislamiento de artefactos**

El método básico empleado para la identificación de las zonas afectadas por artefactos es la aplicación de un filtro wavelet para la obtención de la señal EEG suavizada (en negro en Fig.1), mediante la eliminación de la reconstrucción de la señal a nivel de detalle 6. Una vez obtenida esta nueva señal suavizada, podremos identificar los inicios y los finales de los artefactos en base a un umbral entre extremos de  $850\mu\text{V}$  (Fig. 1).

**Figura 1**

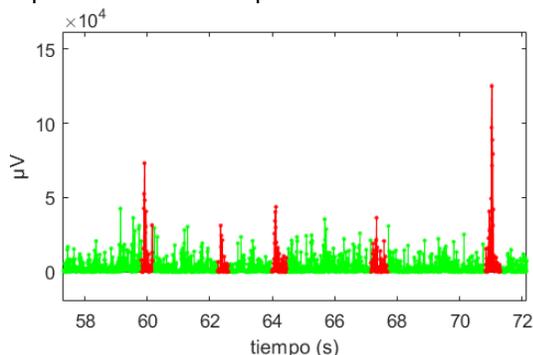
Representación gráfica de un artefacto.



La señal EEG en azul, junto a la señal suavizada en negro (en rojo artefacto) y filtrada en verde. Sujeto S04. Electrodo FP1. Factor de remuestreo=10. Parámetros:  $q=10^{-10}$ ,  $p_0=0.2$ ,  $\gamma=1.15$ .

**Figura 2**

Representación de las potencias de la señal.



Filtrada en verde (rojo durante los artefactos oculares). Sujeto S04. Electrodo FP1. Factor de remuestreo = 10. Parámetros:  $q=10^{-10}$ ,  $p_0=0.2$ ,  $\gamma=1.15$ .

### 2.3.2 Índice de potencias

Esta métrica se basa en la relación entre la potencia 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, Fig. 2).

$$\text{indice\_potencia} = \frac{\text{potencia\_artefacto}}{\text{potencia\_preartefacto}} \quad (1)$$

$$\text{potencia} = \frac{\sum x(t)^2}{N}; \text{ siendo } x(t) \text{ cada muestra en el tramo y } N \text{ el número de muestras} \quad (2)$$

Mediante el valor de este índice se compara si el valor medio de la potencia durante un artefacto se aleja de los valores medios cuando no tenemos un artefacto. El filtrado de la señal será óptimo si ambos tramos alcanzan valores similares y por tanto el ratio tiende a 1.

### 2.3.3 Convergencia

El filtrado genera una sobreoscilación al inicio de la señal filtrada. La detección del instante se basa en el instante en que la sobreoscilación se mitiga por debajo de  $3\text{mV}$  en el electrodo FP1 (i3).

$$\square \text{valor\_inicio} = i3 + 0.05 \times i3^{1.5} \quad (3)$$

## 2.4 Resultados

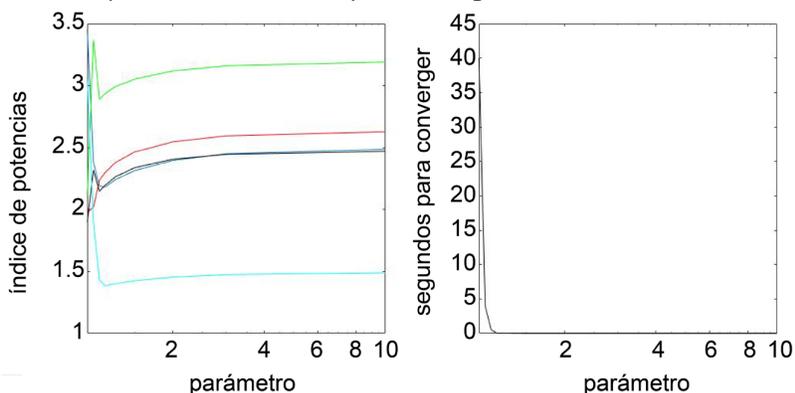
Los valores estándar del algoritmo son  $q = 10^{-10}$ ,  $p_0 = 0.5$  y  $\gamma = 1.15$  para  $100\text{Hz}$ .

### 2.4.1 Parámetro Gamma

La disminución de este parámetro provoca que la señal filtrada tarde más en converger. Debido a la gran cantidad de combinaciones de valores de los parámetros, el valor óptimo 1.15 del parámetro gamma se halló mediante la inspección visual de distintas gráficas como las de la Fig. 3.

**Figura 3.**

Barrido del índice de potencias variando el parámetro gamma.



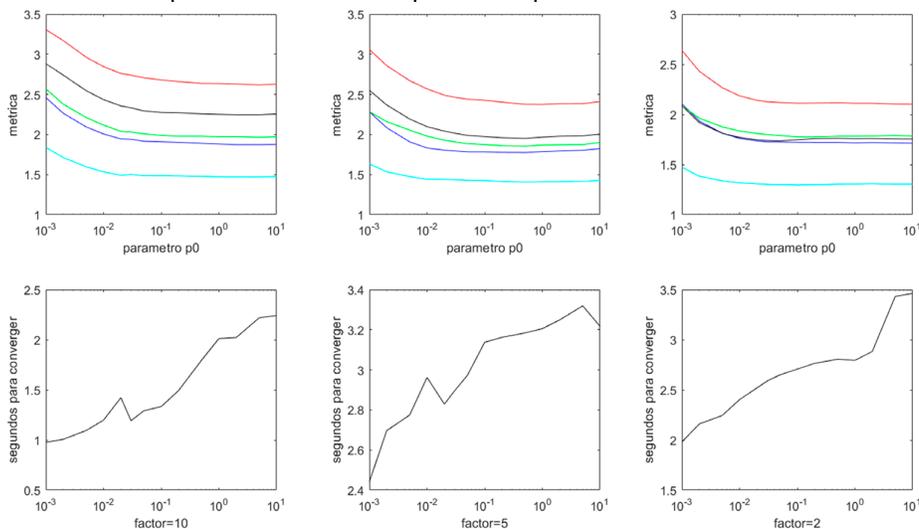
Sujeto S01. Electrodo: FP1, FP2, AF7 y AF8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. En cian la media de todos los electrodos. Factor de remuestreo = 2.  $p_0 = 0.1$ .  $q = 10^{-9}$ .

#### 2.4.2 Parámetro $p_0$

Lo que podemos observar en la Fig. 4 en cuanto a la obtención de un óptimo del parámetro  $p_0$ , es que a partir de un valor de  $p_0$  (varía en función del factor de remuestreo), el valor de los índices de potencias obtenidos se estabiliza. 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.

**Figura 4.**

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:  $q=10^{-10}$ ,  $\gamma=1.15$ .

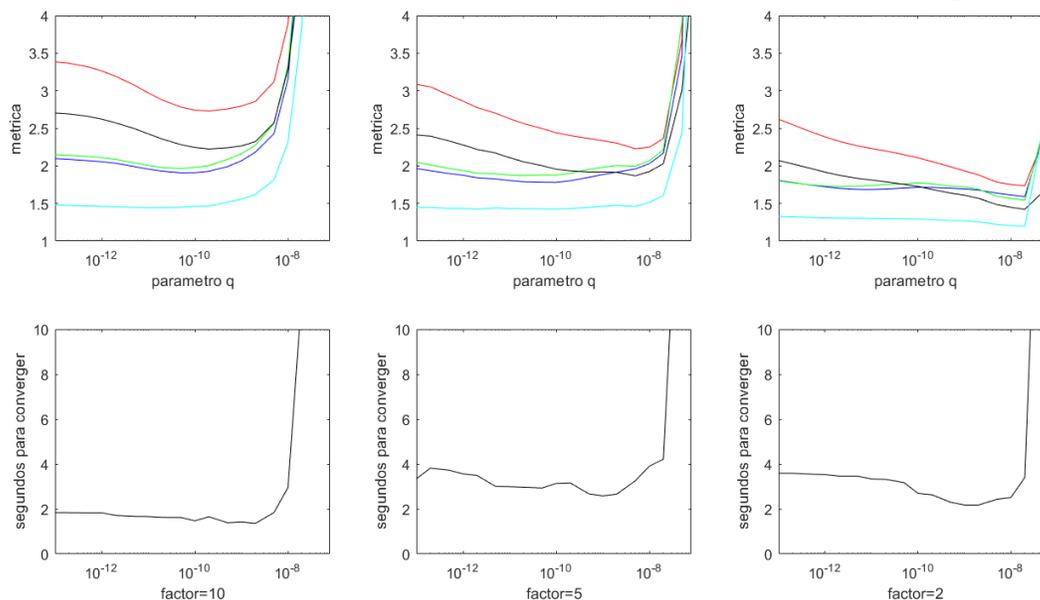
El aumento del factor de remuestreo, según lo observado en la gráfica, provoca que el valor a partir del cual el índice de potencias se estabiliza aumente. También nos hemos de fijar en que ese valor, el cual debemos considerar óptimo por lo explicado con anterioridad, varía en función de los electrodos en los que nos fijamos. Los dos 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).

### 2.4.3 Parámetro q

Tal y como se observa en la Fig. 5, la convergencia se pierde al aumentar q. A partir de este aumento, los valores del índice de potencias también aumentan, por lo que, para cualquier factor de remuestreo, existe un valor de q límite a no superar.

**Figura 5**

Barrido del índice de potencias variando el parámetro q en promedio para todos los registros.



Electrodos: FP1, FP2, AF7 y AF8 en azul, rojo, verde y negro respectivamente. La media de todos los electrodos en cian. Segundos de convergencia para el electrodo FP1. Parámetros:  $p_0=0.1$ ,  $\gamma=1.15$ .

### 2.5 Discusión

En cuanto al parámetro gamma, los valores óptimos de gamma para cualquier factor de remuestreo, y distintos valores de  $p_0$  y q, está alrededor de 1.15 y 1.2. Al aumentar este parámetro, el inicio de la convergencia es prácticamente inmediato, pero el valor del índice de potencias sufre un ligero aumento, por lo que no merece la pena pasar del valor de 1.2.

Mientras tanto, para los parámetros  $p_0$  y q podemos hallar valores numéricos a partir de las Fig. 4 y 5. Para el parámetro  $p_0$ , observando las matrices de datos de las que extraemos las gráficas y sin tener en cuenta la convergencia, para un factor de resamplio 10 (100Hz), el  $p_0$  óptimo es 5; para un factor 5 (200Hz) 0.5 y para un factor 2 (500Hz), 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).

**Tabla 1**

Valores óptimos de  $p_0$  para distintos factores de remuestreo sin tener en cuenta los segundos para converger.

Frecuencia de muestreo/ Factor Remuestreo	100Hz/10	200Hz/5	500Hz/2
$p_0$ óptimo	5	0.5	0.1
q óptimo	$10^{-10}$ - $2 \cdot 10^{-10}$	$2^{-9}$ - $5 \cdot 10^{-9}$	$10^{-8}$ - $2 \cdot 10^{-8}$
gamma	1.15-1.2		

El parámetro  $q$  es el que tiene una mayor influencia en el filtrado del artefacto. La Fig. 5 muestra que, los electrodos frontales izquierdos (FP1 y AF7) y derechos (FP2 y AF8) tienen un comportamiento similar entre sí. Eso significa que el óptimo puede ser diferente para un hemisferio respecto del otro. No obstante, la búsqueda del óptimo debe ser única para cada factor de resamplio y para todos los electrodos, por lo que el valor se da en un rango de valores óptimos para cada frecuencia de muestreo en la tabla 1.

### 3. Conclusiones

El artículo ha analizado un algoritmo de eliminación de artefactos oculares en tiempo real basado en el algoritmo adaptativo  $H^\infty$ . Los resultados revelan que, mientras que el parámetro  $\gamma$  se debe mantener en periodos similares al estándar 1.15-1.2, para limitar la sobreoscilación de la señal filtrada y asegurar su convergencia, los parámetros  $p_0$  y  $q$  deben adaptarse a cada frecuencia de muestreo para minimizar la presencia del artefacto en la señal filtrada y asegurar su convergencia.

### Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada en el marco de los proyectos Walk Controlling lower-limb exoskeletons by means of brain-machine interfaces to assist people with walking disabilities RTI2018-096677-B-I00 (MCI/AEI/FEDER, UE), "Desarrollo de nuevas interfaces cerebro-máquina para la rehabilitación de miembro inferior" (GV/2019/009) y la beca CAS18/00048 José Castillejo.

### Referencias

- Kilicarslan, Atilla, Robert G Grossman, and Jose Luis Contreras-Vidal. 2016. "A Robust Adaptive Denoising Framework for Real-Time Artifact Removal in Scalp EEG Measurements." *Journal of Neural Engineering* 13(2): 26013. <http://stacks.iop.org/1741-2552/13/i=2/a=026013?key=crossref.9a4f5a0f498daf56c652b097daf59baa>.
- Nouredin, Borna, Peter D. Lawrence, and Gary E. Birch. 2008. "Quantitative Evaluation of Ocular Artifact Removal Methods Based on Real and Estimated EOG Signals." In *Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS'08 - "Personalized Healthcare through Technology,"* IEEE Computer Society, 5041–44.
- . 2009. "Effects of Task and EEG-Based Reference Signal on Performance of on-Line Ocular Artifact Removal from Real EEG." In *2009 4th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER '09*, , 614–17.
- Ortiz, Mario et al. 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* 8: 735. <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fbioe.2020.00735/full>.
- Puthusserypady, S., and T. Ratnarajah. 2005. " $H^\infty$  Adaptive Filters for Eye Blink Artifact Minimization from Electroencephalogram." *IEEE Signal Processing Letters* 12(12): 816–19.