



REDUCCIÓN DE ARTEFACTOS OCULARES EN SEÑALES EEG: FILTRADO ADAPTATIVO COMO ALTERNATIVA A LA REGRESIÓN LINEAL

Alvaro Estupinan Donoso

► **To cite this version:**

Alvaro Estupinan Donoso. REDUCCIÓN DE ARTEFACTOS OCULARES EN SEÑALES EEG: FILTRADO ADAPTATIVO COMO ALTERNATIVA A LA REGRESIÓN LINEAL. The electroencephalographic signals (EEG) are corrupted by various artifacts, among which the ocu.. 2009. <hal-00419918>

HAL Id: hal-00419918

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00419918>

Submitted on 25 Sep 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

REDUCCIÓN DE ARTEFACTOS OCULARES EN SEÑALES EEG: FILTRADO ADAPTATIVO COMO ALTERNATIVA A LA REGRESIÓN LINEAL

ESTUPIÑAN DONOSO Alvaro Antonio

alvaroestupinan@yahoo.com

Abstract - Las señales electroencefalográficas (EEG) están contaminadas con varios artefactos dentro de los que figura en gran medida los oculares haciéndose necesaria su eliminación. El objetivo de este trabajo más allá de implementar un filtro adaptativo y comprobar comparándolo cuantitativamente al método de regresión lineal, fue el poder dejar consideraciones para su aplicación a la reducción de artefactos oculares en EEG provenientes de fuentes reales, entregando resultados apreciables para aquellos que trabajen con sistemas EEG como por ejemplo los seguidores de las interfaces BCI (Brain Computer Interfaces).

Palabras claves: Artefactos oculares, EEG, EOG, BCI, Filtro Adaptativo

I. INTRODUCCIÓN

El electroencefalograma (EEG) registra la actividad eléctrica del cerebro siendo enormemente usado en el diagnóstico de estados disfuncionales neuronales como epilepsia, desordenes del sueño, tumores cerebrales, etc (1). También existe un considerado número de personas que han sufrido de grave pérdida en sus funciones motoras como resultado de accidentes o enfermedades; quienes han encontrado en las interfaces cerebro computadora (BCI) una prometedora alternativa para solventar en cierta medida sus discapacidades. De motivos como los anteriores surge la gran importancia de hacer una correcta visualización e interpretación de dicha actividad.

Al producir movimientos del glóbulo ocular el campo eléctrico alrededor del ojo cambia, produciéndose una señal eléctrica conocida como electrooculograma (EOG) (2). Ésta señal se propaga por medio del cuero cabelludo apareciendo como artefactos oculares (OA) no deseados en el registro de los electrodos electroencefalográficos, siendo un serio problema en el análisis de EEG, ya que pueden conducir a una interpretación errónea de los resultados.

El trabajo realizado por A. Schlögl (3) mostró que utilizando un filtrado de regresión lineal se eliminan los artefactos oculográficos no deseados. Sin embargo, en éste escrito se plantea la posibilidad que al emplear un filtrado adaptativo los resultados en la supresión de OA podrían ser mejores, esto con base a resultados obtenidos por otros autores (4). Realizando el estudio del filtro adaptativo en la eliminación de OA en EEG, se deja a la comunidad una comparación entre éste método y el método de regresión lineal para futuros trabajos con señales EEG en donde sea requerida la eliminación de artefactos oculares.

II. SEÑALES EMPLEADAS

En bibliografía revisada para la realización del estudio se encontró que las personas que han trabajado en éste tipo de filtrado, han optado por comparar los métodos de reducción creando datos simulados. Para lograrlo recrean una señal EEG y otra EOG correlacionada con la anterior y les dan algunas características propias de señales reales, luego éstas son sumadas para obtener una señal EEG_{contaminada} con presencia de artefactos ocasionados por EOG. Pudiendo así tener como base de comparación el error resultante entre la señal obtenida en el proceso de filtrado y el EEG anterior a la contaminación (4).

En el transcurso de la investigación se ha encontrado que las señales provenientes del cerebro difieren para cada tipo de persona, y en el caso de interfaces BCI se hace necesario entrenar a los sistemas para cada individuo (5).

Es así que se optó por trabajar con señales provenientes de fuentes reales, las señales escogidas fueron tomadas de un banco de datos (6) donde se escogieron 9 sujetos al azar para realizar la adquisición de señales, dichas señales se presentan en seis canales por muestra, tres canales bipolares EEG (C3, CZ, C4 - 0.5 : 100Hz - con filtrado notch para la reducción de interferencia de red), y tres canales monopolares EOG los cuales se van a tener como señales de referencia para reducir los artefactos causadas por éstas (6). La ubicación de los electrodos para la toma EOG fue como se muestra en la figura 1, por otra parte, los electrodos EEG fueron ubicados en la parte superior del cráneo. Todos los canales han sido muestreados a 250Hz.

A los sujetos se les indicaba cuando debían mover sus extremidades superiores o cuando debía imaginar que lo hacían; siendo ese hecho aprovechado para clasificar la actividad cerebral para estos dos casos de movimiento (brazo izquierdo o derecho). El proceso de extracción del banco fue realizado con la herramienta biosig de uso libre y disponible para Matlab y Octave (7).



Fig. 1 Montaje de electrodos EOG
(Extraído de BCI Competición 2008 - Graz data set B (6))

Se escogieron 15 sesiones en total (9 de prueba y 6 de validación), de personas al azar y teniendo en cuenta las posibilidades que nos ofrece biosig hemos separado las secciones en diferentes realizaciones almacenándolas en matrices tridimensionales, donde cada elemento

(realización) de la matriz principal es una matriz con los seis canales a estudiar (figura 2). Cada sección varía en número de realizaciones, van desde 120 a 160 muestras (*trials*), cada una con 7.5 segundos de duración.

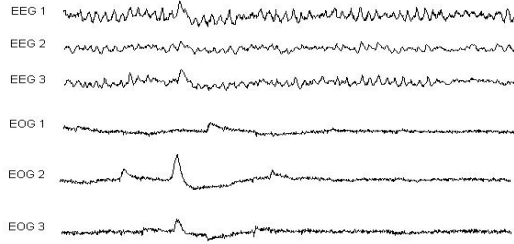


Figura 1 Ejemplo de una realización con los seis canales a procesar.

III. MÉTODOS IMPLEMENTADOS

Para presentar la teoría se muestra a continuación solo una fuente EOG con una EEG, no obstante cada sistema es mucho más complejo y se debe tener en cuenta la incidencia los tres canales EOG en cada señal EEG.

A. Filtrado adaptativo

Uno de los objetivos del presente trabajo consiste en el diseño e implementación de éste filtro, el cual se puede definir de manera sencilla y resumida como un filtro digital clásico, con la diferencia que sus parámetros pueden variar en el tiempo, delegando la tarea de variar dichos parámetros a un algoritmo de optimización, el cual calcula constantemente los valores más adecuados.

Como primera medida, al tratar filtros digitales necesariamente se hace referencia a dos tipos *FIR* (de respuesta finita al impulso) e *IIR* (de respuesta infinita al impulso) (8). En el recorrido por el mundo del filtrado digital se puede encontrar que existen diferencias entre estos dos tipos, y escoger uno u otro depende de la aplicación que se requiera; en éste caso se eligió trabajar con tipos *FIR* debió a la estabilidad que estos presentan (9). Luego se examina la solución de *Wiener* como la solución óptima en el sentido de reducción de la función de error (8), conocida también como *función de costo*.

Función de costo:

$$\xi = E[e^2(n)] = E[d^2(n)] - 2 \cdot \mathbf{p}^T \cdot \mathbf{w} + \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{R} \cdot \mathbf{w} \quad (1)$$

Donde:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{fig.3}) \quad (2)$$

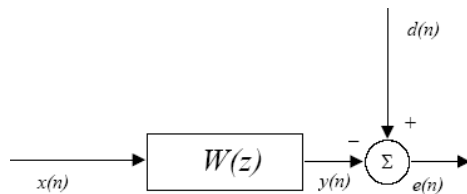


Figura. 3 Esquema de partida del problema de filtrado óptimo.

Se presenta el problema del filtro óptimo (figura 3) en el que se busca minimizar dicha función; se denotan los coeficientes del filtro como \mathbf{w} , los cuales son invariantes en el tiempo; una señal de entrada $x(n)$, que produce una señal de salida $y(n)$, $d(n)$ (señal deseada), \mathbf{p} que es el vector de correlación cruzada entre la señal de entrada $x(n)$ y la señal $d(n)$ y \mathbf{R} la matriz de autocorrelación (8). La salida del filtro $y(n)$ es el resultado de la convolución entre la entrada y los coeficientes del filtro. L indica el número de coeficientes del filtro.

$$e(n) = d(n) - \sum_{l=0}^{L-1} w_l \cdot x(n-l) = d(n) - \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}(n) \quad (3)$$

Para encontrar el valor de estos coeficientes se presentan muchos métodos, los cuales pueden requerir grandes cálculos matriciales que resultan en pesados procesos para la máquina que los vaya a ejecutar; el objetivo, o principio básico de un filtro adaptativo es actualizar estos coeficientes de manera constante de acuerdo con la señal de entrada. Queda entonces encontrar un método para que los coeficientes se adapten en el tiempo.

Inicialmente el algoritmo *LMS* fue el elegido para la actualización de los pesos del filtro, tomando como base el respaldo de bibliográfico consultado a lo largo de la investigación. No obstante, se realizaron algunas pruebas donde se comprobó que aunque algoritmos como el *RLS* y *NLMS* convergían más rápidamente tenían un mayor peso computacional.

La forma como el *LMS* actualiza los coeficientes del filtro de *Wiener* se obtiene partiendo de una simplificación del método de descenso de máxima pendiente. La diferencia consiste en emplear una expresión alternativa de la función de coste, utilizando su potencia instantánea (9), esto es:

$$\hat{\xi}(n) = e^2(n) \quad (3)$$

Por lo que, la estimación del gradiente usado en el algoritmo *LMS* es el gradiente de la potencia instantánea, que es lo mismo:

$$\nabla \hat{\xi}(n) = 2 \cdot [\nabla e(n)] \cdot e(n) \quad (4)$$

considerando las ecuaciones 2 y 3 para definir el error, al derivar con respecto a los coeficientes del filtro se tiene:

$$\nabla e(n) = -\mathbf{x}(n) \quad (5)$$

de donde se llega a la ecuación de gradiente :

$$\nabla \hat{\xi}(n) = -2 \cdot \mathbf{x}(n) \cdot e(n) \quad (6)$$

Y con ésta estimación del vector gradiente y la expresión original del método de descenso de máxima pendiente (9), se obtiene finalmente la ecuación de actualización de los coeficientes del filtro adaptativo con algoritmo *LMS*:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \cdot \mathbf{x}(n) \cdot e(n) \quad (7)$$

En donde se encuentra un nuevo término μ , el cual viene del procedimiento de donde se derivó la última expresión; μ es un factor que hace converger más o menos rápido hacia los pesos óptimos del filtro. En la fórmula anterior es

donde se aprecia la sencillez del algoritmo al no necesitar grandes cálculos.

Una aplicación por excelencia que involucra filtros adaptativos es la de la supresión de ruido (figura 4), configuración que se empleó para la eliminación de los artefactos oculares.

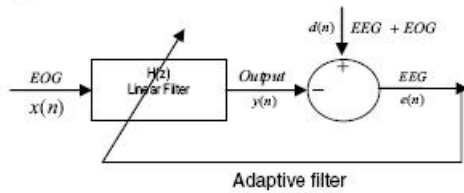


Fig. 4 Supresor de ruidos

Si bien es cierto que la teoría ofrece formas de calcular valores como el número de coeficientes, y del μ máximo, se observó que si éste valor se escogía en el límite teniendo en cuenta sólo una señal podía producir errores de desestabilización y/o lenta convergencia tal como se muestra en la figura 5c, lo visto comprobó que existe una dependencia de la señal de entrada, tal como lo plantea *Sharma* (5); pese a ello, realizando un cotejo visual acompañado de un análisis de correlación cruzada entre la salida del sistema y las señales de referencia (como se verá en la implementación), empleando 740 muestras de un mismo individuo se logró encontrar valores promedio que ofrecieron como resultado la eliminación de artefactos en todos los canales.

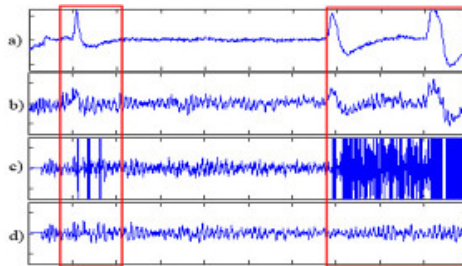


Figura 5 a) Señal EOG b) EEG de entrada
c) EEG(salida), desestabilizada
d) EEG(salida), corregida

Anticipadamente a lo que se presentará en los resultados, se puede de observar en la gráfica anterior (Figura.5, d) como se logró reducir los artefactos oculares de la señal original empleando un filtro adaptativo.

La propuesta inicial en cuanto a la configuración fue emplear 3 filtros adaptativos supresores de ruido conectados en cascada, en donde las señales de referencia eran cada EOG (figura 5a); al revisar la teoría presentada por *Haykin* (8), e implementaciones realizadas en este campo (10) se trabaja entonces con una configuración en paralelo como la que se evidencia en la figura 6b. Con las pruebas que se efectuaron, se evidenciaron mayores problemas de desestabilización que los obtenidos con la nueva disposición de los filtros(figura 6b).

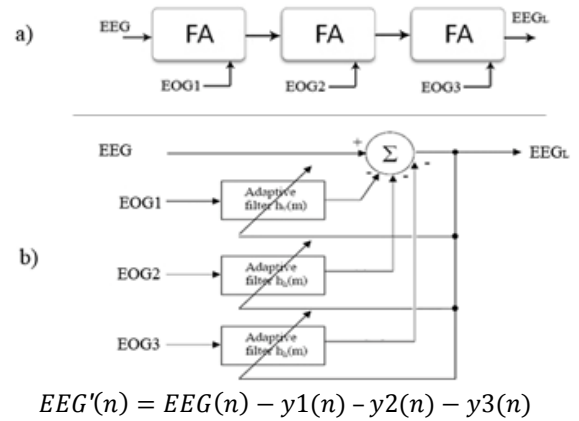


Figura. 6. Disposiciones de filtros adaptativos
a) Cascada b) Configuración actual (paralelo)

B. Regresión lineal

Este método ha sido propuesto como sistema de eliminación de artefactos oculares por varios autores como *A. Schlogl* y *G. Pfurtscheller* (11) quienes han desarrollado y puesto a disposición para uso público su trabajo de eliminación de OA en la herramienta *biosig*. El principio fundamental es tomar la señal *EEG* y restarle la señal *EOG* calculando de antemano un factor α de propagación.

$$EEG_{limpio} = EEG_{original} - \alpha EOG \quad (9)$$

Para ésta parte del estudio se obvió el análisis del procedimiento regresivo confiando en la herramienta ya desarrollada, se implementó éste sistema con cada muestra. Luego las salidas *EEG*, fueron almacenadas en una matriz 3D (tal como se almacenaron las realizaciones originales), para luego poder ser comparados con el sistema objetivo del artículo.

Haciendo una inspección visual se pudo comprobar cómo efectivamente se eliminaban los artefactos oculares de cada una de las señales tal como se puede apreciar (figura 7). Sin embargo, aun continúa el interrogante si el método adaptativo ofrece o no un mejor resultado.

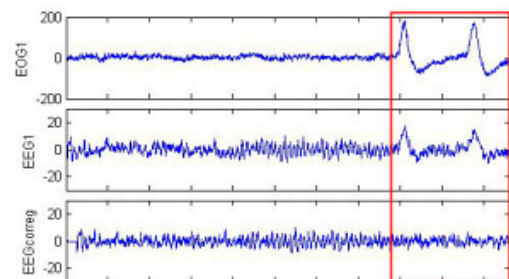


Figura. 7 Inspección visual de la salida del sistema de regresión.

EOG1, Señal de referencia para la eliminación de OA.
EEG1, Canal EEG al cual se le van a eliminar los OA.
EEGcoreg, Salida del sistema de regresión, EEG corregido.

IV. DISEÑO E IMPLEMENTACIONES

Las ecuaciones 3 y 8, fueron las implementadas en el algoritmo de filtrado adaptativo, se tomó en base un ejemplo de eliminación de ruido de *Poularikas* (9) y se le hicieron los cambios pertinentes para adecuarlo a los requerimientos.

A. Diseño del filtro adaptativo

1. Algoritmo LMS

Con el algoritmo *LMS*, para encontrar valores que se adecuara de manera óptima a las distintas muestras del sujeto, fue necesario crear una rutina en la que se escogió un número de intervalos de señal (740 muestras) y se tomaron en primera instancia aquellas combinaciones μ vs **número de coeficientes** que produjeron un menor valor del coeficiente de correlación entre $e(n)$ y $x(n)$ (se usó coeficiente de correlación tipo “*Pearson*”¹ (12)), es decir, aquellos valores en la que la salida estaba menos relacionada con el ruido de referencia; estos resultados se pueden ver en la figura 8, en la que se tiene como ejes X y Y la variación entre *orden de filtro* y μ , y el eje z representa el valor absoluto del coeficiente de correlación. Cabe recordar que la correlación cruzada es un método con el que se puede deducir que tan relacionadas se encuentran dos señales, y entre más cercano a cero sea el valor del coeficiente de correlación menos correspondencia existe entre ellas.

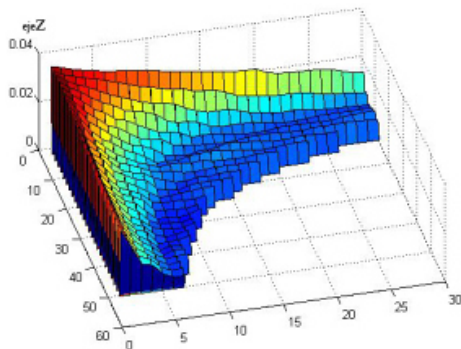


Figura 2 Ejemplo de combinaciones μ Vs *orden de filtro*, coeficientes de correlación en el eje z (La discontinuidad en la gráfica representa combinaciones que podrían presentar inestabilidad en el filtro).

2. Algoritmo NLMS

Por las observaciones realizadas anteriormente se decidió hacer una variación en el algoritmo adaptativo para dejar a un lado la dependencia de μ . Es por ello que se escogió un caso del algoritmo *NLMS* (*LMS* normalizado), en el que el factor μ varía de acuerdo a la señal de entrada al filtro por medio de la siguiente ecuación:

¹ El coeficiente de correlación de Pearson es un índice estadístico que mide la relación lineal entre dos variables cuantitativas. El cálculo del coeficiente se realiza dividiendo la covarianza por el producto de las desviaciones estándar de ambas variables, dicho cálculo se puede realizar en *MATLAB*, con la instrucción *corr(x,y)*

$$\mu(n) = 1/||x(n)||^2 \quad (10)$$

El cambio realizado en el algoritmo hace que se ejecute un trabajo extra por parte del ordenador, motivo por el cual no se había elegido desde un principio.

Los primeros resultados obtenidos en las pruebas realizadas hasta ahora (figura 8) hicieron cuestionarse acerca de que tan veraz podía ser la comparación por correlación cruzada que se estaba haciendo entre la salida del sistema adaptativo y cada señal *EOG* de referencia. Dicha comparación era la que se había sugerido y se estaba empleando.

B. Nuevas consideraciones de diseño

Para eliminar incertidumbres y conocer si se estaba realizando una correcta tarea, se buscó asesoría en la universidad del Norte donde se expuso el caso. El resultado fue principalmente una valiosa sugerencia que se resume en: hacer las comparaciones, pero, ésta vez entre la referencia *EOG* y la diferencia de la señal *EEG original* con la señal *EEG limpia*, pudiendo así comparar “manzanas con manzanas”.² Luego en una segunda asesoría realizada al *M.Sc. Juan Pablo Tello* en la Universidad del Norte; se llegó a las siguientes conclusiones.

- ✓ Teniendo en cuenta que el método de regresión escogido para la eliminación de artefactos oculares en *EEG* es un método válido y comprobado (11), se tomará como referencia para conocer si la salida del filtro adaptativo efectivamente está realizando su labor. Esto es: se toman las dos salidas de ambos sistemas y se correlacionan, como se espera que el filtro en cuestión realice un trabajo similar al proceso de regresión, éste resultado debe ser alto, donde un valor superior a 0.75 es aceptable.³
- ✓ La diferencia de las señales *EEG original* y *EEG limpia* indica la cantidad de ruido eliminado, por lo que entre mayor sea ese valor, mayor será la cantidad de ruido extraído.
- ✓ La cantidad de ruido eliminado se medirá en términos de *MSE* (error cuadrático medio) (4).

$$MSE = \sum_{n=1}^N [EEG_{original} - EEG_{limpio}]^2 / N \quad (11)$$

Resumiendo las dos reuniones:

Se toma la diferencia entre *EEG original* y *EEG limpia*, dicha diferencia se hace en términos de *MSE* y “entre más alta sea la cifra, más ruido se estará filtrando”. Esto siempre teniendo en cuenta que la señal *EEG limpia* resultado del sistema adaptativo, deberá estar altamente relacionada con la salida obtenida con otro “proceso válido” (regresión de *biosig*). Ésta forma de cotejo se le denominó *método híbrido*, y se hará referencia a ésta técnica como tal.

Éste procedimiento se presentó de aquí en adelante como el mecanismo utilizado en las comparaciones pretendidas para el diseño final del sistema adaptativo.

² Juan Carlos Vélez PhD. Profesor de la Universidad del Norte. Barranquilla, 4 de mayo de 2009.

³ Juan Pablo Tello M.Sc. Profesor de la Universidad del Norte. Barranquilla, 9 de mayo de 2009.

El primer trabajo consistió en encontrar un valor óptimo para el número de coeficientes del filtro adaptativo, la táctica fue tomar las 2220 realizaciones por canal *EEG* y en cada una de ellas hacer una variación en el número de coeficientes (de 1 hasta 100), observando el índice de correlación existente entre la salida del filtro adaptativo y el sistema de regresión para cada muestra.

V. PRUEBAS Y RESULTADOS

Se presenta una imagen (figura 9), donde para una muestra dada, se observan la entrada a los filtros y las salidas de cada configuración adaptativa (Pagina 3) con la correlación existente entre la salida de cada configuración y la salida del método regresivo, en ella se puede ver que ambas configuraciones eliminaban artefactos pero la segunda guardaba mayor correlación con la salida del sistema válido, el promedio de estos valores se aprecia en la figura 9. Con todo esto se pretende justificar la disposición elegida. Además cabe anotar, que para algunas realizaciones la disposición en cascada presentaba inestabilidad.

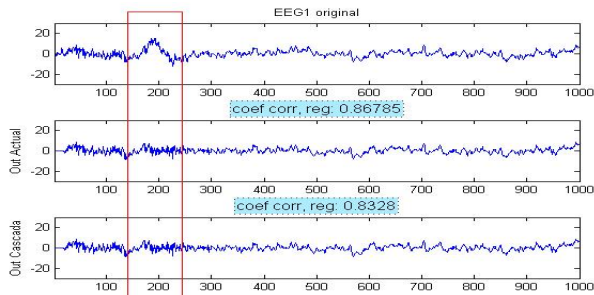


Figura 3 Salidas de las diferentes disposiciones para el filtro adaptativo (con el promedio de los coeficientes de correlación observados).

A. Selección del número de coeficientes para el filtro adaptativo

Se empleó el “*método híbrido*” para escoger el número de coeficientes del filtro adaptativo, asumiendo las conclusiones de las entrevistas y teniendo en cuenta lo observado, se tomó como factor de decisión un índice mínimo de correlación de 0.85. El procedimiento se cristalizó y se ven los resultados en la figura 10, en la que se muestra la evolución de *MSE* y la correlación con el cambio del orden del filtro. De la evolución se obtuvo el orden del filtro teniendo en cuenta la consideración inicial. Se encontró que el orden óptimo era diferente para cada filtro de cada *EEG*. Queriéndose unificar un único valor de número de coeficientes, hubo la necesidad de remitirse al análisis de *MSE*, el cual en general, para ese rango de orden de filtro presentaba un comportamiento constante, pero en el caso de *EEG1* solo era a partir del orden 47. Se escogió el orden inmediatamente mayor para alejarse un poco de límite, y no se escogió uno mayor porque entre mayor orden, mayor peso para la máquina, menor correlación con el sistema de referencia (regresión), y en promedio no habrían mejoras sustanciales en cuanto cantidad de ruido suprimido.

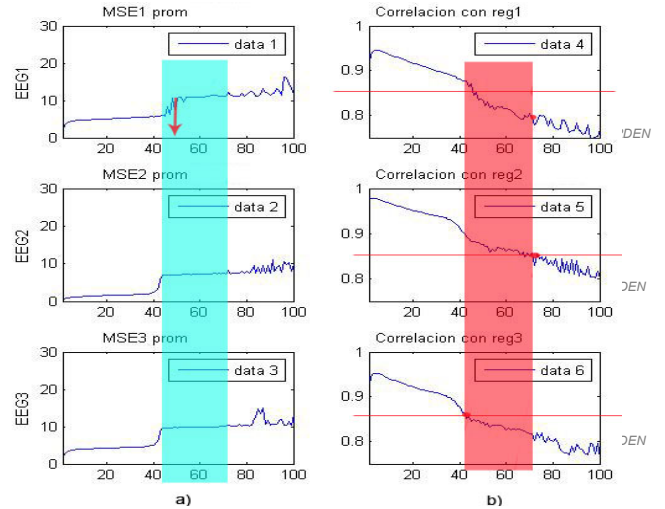


Figura 4 Comportamiento promedio del filtro adaptativo ante la variación del número de coeficientes.

a) *MSE* b) Correlaciones

B. Resultados con el “*método híbrido*”

Al tener almacenadas las cifras de *MSE* para cada sistema; efectuada para todas las realizaciones disponibles (figura 12) y cada canal *EEG* en vectores del mismo tamaño, se ejecuto una diferencia entre los vectores *MSE* del modo de regresión y la matriz del modo adaptativo. Esto con el fin de examinar cual sistema eliminaba mayor cantidad ruido.

$$DIF_{MSE} = MSE_{REG} - MSE_{ADP} \quad (9)$$

Es claro que cada elemento negativo en DIF_{MSE} , indica que para esa muestra el método adaptativo presentó mayor reducción de artefactos oculares que el de regresión, y la cantidad de veces que esto ocurrió dio una apreciación cuantitativa de la superioridad de un procedimiento frente al otro, se puede ver en la figura 13 el comportamiento a manera de resultados totales de ésta diferencia; la grafica indica que en un 97.34% de las realizaciones, el filtro adaptativo eliminó mayor cantidad de OA que el de regresión lineal.

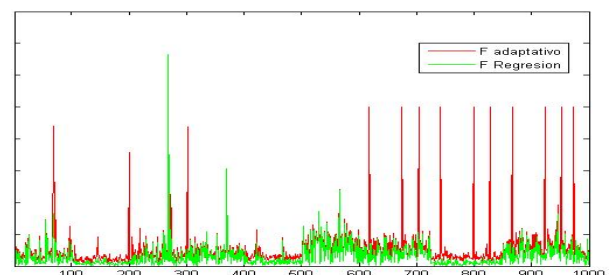


Figura 5 Ejemplo del conducta de *MSE* para cada sistema a lo largo de 1000 muestras.

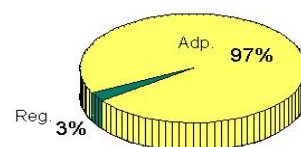


Figura 6. Resultados de la cantidad de OA suprimidos

Se puede consignar que, el valor medio de MSE para las muestras anteriores con el sistema adaptativo fue de 5.17 con una *desviación estándar* de 2.82, y en el sistema de regresión 3.04 con una *desviación estándar* de 1.76. La diferencia que existe en la dispersión de los valores MSE para el método adaptativo puede deberse, además de la naturaleza aleatoria de las señales, a que la perseverancia del algoritmo de actualización de los pesos hace que la señal de salida varíe en función de la señal de referencia, siendo esto notable para algunos instantes donde la presencia de ruido es muy marcada.

Considerando que el atenuador por regresión es un método comprobado, se afirma con los resultados de correlación (figura 14), los cuales arrojaron un valor medio de 0.88 con una desviación estándar de 0.1 que el filtro adaptativo estaba operando correctamente, es decir, el filtro realizaba la labor de eliminar los artefactos oculares de las señales electroencefalográficas.

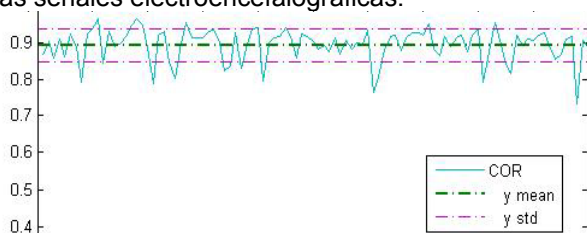


Figura 7 Ejemplo del comportamiento de los coeficientes de correlación a lo largo de las realizaciones (eje x).

VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El sistema de regresión mostró poder y estabilidad en el transcurso de cada prueba, la herramienta empleada son años que lleva en el dominio público, el cual, se ha fortalecido con los aportes de las personas que han trabajado en él.

Aunque el filtro adaptativo se pudo diseñar de manera teórica y al principio haciendo una inspección visual de la salida del sistema; luego se justificó mediante el meritorio aporte del *método híbrido*, haciéndose evidente el no realizar comprobaciones visuales ya que la correlación indicó, entre otras cosas, los momentos en los que el filtrado puede presentar desequilibrios. De igual manera, se alteró el diseño original para omitir la dependencia de μ , llegando con esto a trabajar finalmente con un algoritmo $NLMS$, el cual se plantea como recomendación para señales con las mismas características.

Para cambios bruscos en la señal, o sea con aumentada presencia de EOG , el filtro mostró cierta inestabilidad, esto debido a que en esos instantes el filtro tenía que variar bruscamente sus parámetros. Por lo que se aconseja antes de tratar EEG eliminar estas épocas con fuertes cambios EOG .

En el trabajo realizado se pudo comprobar lo pronosticado al inicio del mismo: "el filtro adaptativo reduce mayor cantidad de artefactos oculares en señales electroencefalográficas que el método de regresión."

Desde la vista del título de éste trabajo ("*Reducción de artefactos oculares en señales EEG: filtrado adaptativo como alternativa a la regresión lineal*")

Se puede exponer de forma resumida que: aplicaciones en las que se requiera una mayor reducción de artefactos oculares en señales electroencefalográficas, el proceso adaptativo ofrece un mejor resultado como alternativa a la regresión. Se plantea entonces como futuro trabajo emplear el resultado de éste estudio como etapa predecesora en la clasificación de señales EEG ; examinado si se logra incrementar el acierto en la clasificación con una mayor atenuación de artefactos oculares.

VII. BIBLIOGRAFÍA

1. Enciclopedia Británica online, (electroencephalography). [En línea] <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/183075/electroencephalography>.
2. CROFT, R.J. BARRY, R.J. Removal of ocular artifact from the EEG: a review. *Neurophysiologie Clinique*. [En línea] February 2000. <http://www.sciencedirect.com/science/article/B6VMP-40GJGXT-2/2/bfeaaf55e4378e1df0a45cb22a2e7c25>.
3. SCHLOGL, A. KEINRATH, C. ZIMMERMANN, D. SCHERER, R. LEEB, R. PFURTSCHELLER, G. A fully automated correction method of EOG artifacts in EEG recordings. *Clinical Neurophysiology*, Enero 2007.
4. He, P. Kahle, M. Wilson, G. Russell, C. Removal of Ocular Artifacts from EEG: A Comparison of Adaptive Filtering Method and Regression Method Using Simulated Data. [En línea] 2006-04-10. http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?tp=&arnumber=1616614&isnumber=33900.
5. SHARMAN, Ken y ESPARCIA, Anna. Interfaz Cerebro-Computadora. *Revista del Instituto Tecnológico de Informática*. [En línea] Grupo de Sistemas Adaptativos Complejos. <http://www.iti.upv.es/cas/>.
6. BCI Competition, IV. Graz data set B. [En línea] 2008. http://ida.fraunhofer.de/projects/bci/competition_iv/#dataset2a.
7. The BioSig, Project. *Biosig*. [En línea] <http://biosig.sourceforge.net/>.
8. HAYKIN, Simon. *Adaptive filters theory*. s.l. : 3 ed. Prentice Hall, 1996.
9. POULARIKAS, Alexander. RAMADAN, Zayed M. *Adaptive Filtering primer with Matlab*. s.l. : Taylor & Francis, Inc., 2006.
10. RUSSELL, Chris A. HE, Ping. WILSON, Glenn F. *Artifact Detection and Correction for Operator Functional State*. [En línea] <http://www.cs.wright.edu/~phe/Research/HCI-05.pdf>.
11. SCHLOGL, A. y PFURTSCHELLER, G. EOG AND ECG MINIMIZATION BASED ON REGRESSION ANALYSIS. [En línea] http://www.dpmi.tu-graz.ac.at/~schloegl/publications/Eog_min.pdf.
12. WEISS, Neil A. *A course In probability*. s.l. : Pearson Education Inc, 2006.
13. GARRICK, L. WALLSTROM, Robert. MILLER, Anita COHN, Jeffrey. *Automatic correction of ocular artifacts in the EEG: a comparison of regression-based and component-based methods*. [En línea] Marzo 2004. Disponible en: <http://lib.stat.cmu.edu/~kass/papers/artifacts.pdf>.