

Detección de Potenciales Evocados Visuales de Estado Estacionario usando Filtros Adaptivos

Pablo F. Diez, Agustina Garcés Correa y Eric Laciari Leber

*Gabinete de Tecnología Médica, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de San Juan
San Juan, Argentina*

Resumen— En este trabajo se presenta un método de detección y clasificación de Potenciales Evocados Visuales de Estado Estacionario (PEVEE) usando filtros adaptivos. Estos filtros se basan en la teoría de optimización y tienen la capacidad de modificar sus propiedades de acuerdo a las características de la señal analizada. El método fue evaluado en señales electroencefalográficas (EEG) de cinco voluntarios (edad: 31 ± 2 años; 4 m y 1 f) adquiridas a una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Las señales EEG fueron captadas con dos canales bipolares (O_1-P_3 y O_2-P_4) y seis canales monopolares (O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , T_5 y T_6) referenciados a F_z . Los voluntarios fueron estimulados con cuatro leds que titilan a 13 Hz, 14 Hz, 15 Hz y 16 Hz. Para detectar y clasificar PEVEE se proponen dos esquemas de filtros adaptivos, el primero utiliza las frecuencias fundamentales de estimulación y el segundo, agrega también sus armónicos. Los resultados de ambos esquemas de filtrado son comparados con los resultados obtenidos mediante un filtro clásico Chebyshev tipo II. Mediante los filtros adaptivos se obtiene una exactitud promedio de clasificación de los PEVEE igual a 53,8% y 59,04% para los esquemas sin y con armónicos, respectivamente. El filtro clásico permite obtener una exactitud promedio general en la clasificación de los PEVEE de 52,76%. El método adaptativo es capaz de detectar correctamente los PEVEE analizados, permitiendo también obtener mejores resultados en la clasificación de los PEVEE que el filtrado clásico. Finalmente, cabe señalar que el algoritmo propuesto es rápido y se puede utilizar en aplicaciones de Interfaz Cerebro Computadora en tiempo real.

Palabras clave—Filtros adaptivos, Potenciales evocados visuales de estado estacionario (PEVEE), Interfaz cerebro computadora (ICC).

Abstract—In this study it is presented a method for Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP) detection using adaptive filter. Such filter is based in optimization theory and its properties are modified according to analyzed signal features. The proposed method was evaluated on electroencephalographic (EEG) signals. The EEG was recorded on a previous experiment over five volunteers (31 ± 2 y, 4m and 1 f). The sampling frequency was 256 Hz. The EEG was measured with two bipolar channels ($O1-P3$ and $O2-P4$) and six monopolar channels ($O1$, $O2$, $P3$, $P4$, $T5$ and $T6$) referenced at FZ . SSVEP were elicited with four flickering stimuli at 13 Hz, 14 Hz, 15 Hz and 16 Hz. Two classification schemes were proposed, the first approach, using stimulation frequencies and the second one using its harmonics as well. The results of both schemes were compared with the results obtained with a standard filter Chebyshev II. Adaptive filter allows obtaining an accuracy of 53.8% and 59.04% for the schemes without and with harmonics, respectively. On the other hand, the standard filter allows to obtain a general average accuracy on classification of 52.76%. The adaptive filter can track the SSVEP and the classification rates were higher than obtained with standard filtering. Finally, the proposed algorithm is fast and could be used in real time application as Brain-Computer Interface..

Keywords— Adaptive Filter, Steady-state visual evoked potential (SSVEP), Brain-computer interface (BCI).

I. INTRODUCCIÓN

Una Interfaz Cerebro Computadora (ICC) es un sistema que permite a un individuo controlar algún tipo de dispositivo usando sus propias señales cerebrales [1]. Una ICC puede ser muy útil para personas con algunas clases de discapacidades motoras, permitiéndoles comandar por ejemplo una silla de ruedas robotizada [2], [3].

Generalmente, estas señales cerebrales se obtienen en el cuero cabelludo con electrodos superficiales mediante

electroencefalografía (EEG). En los últimos años, las ICC basadas en la detección de Potenciales Evocados Visuales de Estado Estacionario (PEVEE) han recibido un gran interés por parte de la comunidad científica [4], [5]. Un PEVEE se puede definir como un potencial cerebral evocado inducido por una estimulación visual repetitiva, típicamente a frecuencias superiores a 6 Hz [6].

Las ICC utilizan diferentes métodos de procesamiento de señales para detectar los PEVEE en el registro EEG. Dichos métodos abarcan desde una simple estimación espectral (aplicando la Transformada de Fourier) [5], [7] hasta técnicas más complejas basadas en criterios de energía mínima [8].

Una manera diferente de detectar los PEVEE en señales EEG es utilizando algún esquema de filtrado. Los filtros adaptivos han sido utilizados para la detección de potenciales relacionados a eventos (*single sweep event related potential*) [9-11], para la estimación de potenciales evocados auditivos [12] y para la detección de señales de imaginación motora [13]. Se ha demostrado que el empleo de un filtro peine (*comb filter*) mejora la relación señal/ruido de los PEVEE detectados [14]. También se ha propuesto el uso de filtros óptimos dado que la señal y el ruido tienen características no estacionarias [15]. Algunos de estos filtros requieren de cálculos extensos y presuponen un conocimiento previo de la señal. En consecuencia, estos enfoques son difíciles de aplicar para aplicaciones en tiempo real.

En un trabajo anterior de nuestro grupo de investigación [16], se ha utilizado exitosamente una cascada de filtros adaptivos para atenuar los artefactos biológicos (ECG y EOG) e interferencia de línea en los registros EEG.

En el presente trabajo, se propone un método de detección y clasificación de PEVEE a partir de señales EEG obtenidas en un experimento de ICC. El método está basado en una estructura de filtros adaptivos en paralelo. El algoritmo propuesto es rápido y se puede utilizar en aplicaciones de ICC en tiempo real.

II. BASE DE DATOS

La base de datos utilizada en este trabajo fue adquirida previamente por nuestro grupo en un trabajo de investigación anterior [17]. La misma fue adquirida en cinco voluntarios (edad: 31 ± 2 años; 4 masculinos y 1 femenino), los cuales nunca habían participado de un experimento con ICC (excepto el voluntario 3). Todos ellos permanecieron cómodamente sentados en un sillón (Fig. 1) frente a un monitor, al cual se le habían colocado cuatro barras translúcidas de 10 cm x 2,5 cm. Estas barras eran iluminadas con LEDs verdes de alta eficiencia y cada una de ellas titila a una frecuencia diferente. La frecuencia de cada estímulo se controló con precisión mediante un FPGA Xilinx Spartan3 en 13 Hz, 14 Hz, 15 Hz y 16 Hz para la barra de arriba, derecha, abajo e izquierda, respectivamente.

Las señales de EEG fueron adquiridas con un sistema de amplificadores Grass 15LT (ganancia = $2,0 \times 10^5$) y digitalizadas a una frecuencia de muestreo de 256 Hz con



Fig. 1: Montaje del experimento donde puede observarse a uno de los voluntarios sentado frente al monitor con las barras de estimulación en sus costados. También se puede observar el equipo de amplificación y digitalización de señales EEG.

un equipo NI-DAQPad6015. Las señales fueron filtradas analógicamente entre 1 Hz y 100 Hz y además, se utilizó un filtro ranura de 50 Hz para eliminar la interferencia de línea.

El EEG fue medido con dos canales bipolares (O_1 - P_3 y O_2 - P_4) y, simultáneamente, con seis canales en las posiciones O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , T_5 y T_6 todos referenciados a la posición F_z y A_1 - A_2 conectados a GND.

La Figura 2 ilustra el esquema de tiempo para cada uno de los ensayos realizados en este trabajo. La duración de cada ensayo fue de 7s, con una separación variable entre ellos de 2 a 4 s. Específicamente, en $t=0$ s se emitía una alerta sonora para que el voluntario supiera que comenzaba un nuevo ensayo. Luego, en $t=2$ s se le indicaba al sujeto, mediante una flecha en la pantalla, que debía mirar uno de los estímulos visuales. Los estímulos son seleccionados en forma aleatoria por el algoritmo diseñado. Entonces, a partir de $t=3$ s y hasta $t=7$ s la señal de EEG se procesaba en tiempo real. En base a este procesamiento el tramo de EEG era clasificado, cuyo resultado era realimentado en forma auditiva al voluntario. El resultado de la clasificación de cada ensayo podía ser:

- *Correcto*: si existía coincidencia entre el estímulo observado y el detectado,
- *Incorrecto*: no existía coincidencia, y
- *No clasificado*: no se ha podido detectar un PEVEE.

Cada sesión constó de 20 ensayos, con una pausa de unos pocos minutos entre sesiones. Los voluntarios participaron en un número diferente de sesiones. El Voluntario 1 (Vol_1) participó en 4 sesiones, los Vol_2, Vol_3 y Vol_4 en 5 sesiones, y el Vol_5 en 7 sesiones.

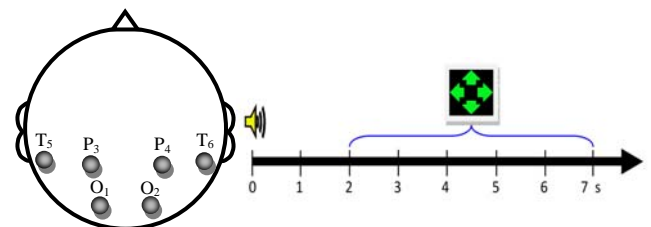


Fig. 2: Ubicación de los electrodos de EEG sobre la cabeza (izq.) y esquema temporal de cada ensayo (der.).

III. MÉTODOS

En esta sección se describirá la metodología usada en este trabajo. Primero se describirán los aspectos teóricos de los filtros adaptivos y luego se explicará su aplicación en la detección de PEVEE.

A. Filtrado adaptivo

Los filtros adaptivos se basan en la teoría de optimización y tienen la capacidad de modificar sus propiedades de acuerdo a las características de la señal que está procesando [18].

La Figura 3 ilustra la estructura de un filtro adaptivo, el cual consta de una señal primaria $d(n)$ y una señal secundaria $x(n)$. El filtro lineal $H(z)$ produce una salida $y(n)$, que se resta de $d(n)$ para calcular una señal de error $e(n)$.

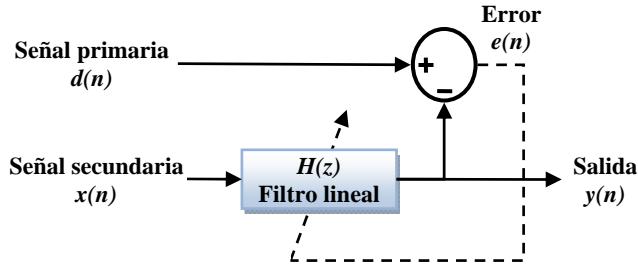


Fig. 3: Estructura de un filtro adaptativo.

El objetivo de un filtro adaptativo es modificar (adaptar) los coeficientes del filtro lineal, y por tanto su respuesta de frecuencia, para generar una señal similar al ruido presente en la señal que se desea filtrar. El proceso de adaptación implica la minimización de un funcional de costo, que se utiliza para determinar los coeficientes del filtro. El filtro adaptativo ajusta sus coeficientes para minimizar el error cuadrático entre su salida y la señal primaria $d(n)$. En condiciones estacionarias, el filtro debe converger a la solución de Wiener. Por el contrario, en condiciones no estacionarias, los coeficientes cambian (se adaptan) con el tiempo, de acuerdo con la variación de la señal, por lo tanto convergente a un filtro óptimo [18].

En un filtro adaptativo, hay básicamente dos procesos:

1) Un proceso de filtrado, en el cual una señal de salida es la respuesta de un filtro digital. Usualmente, los filtros FIR (*Finite Impulse Response*) se utilizan en este proceso porque son simples y estables.

2) Un proceso de adaptación, en el cual la función de transferencia $H(z)$ se ajusta de acuerdo a un algoritmo de optimización. La adaptación está dirigida por la señal de error entre la señal primaria y la salida del filtro. El criterio de optimización más utilizado es el algoritmo LMS.

La estructura de un filtro FIR se puede representar como:

$$y(n) = \sum_{k=0}^L w_k x(n-k) \quad (1)$$

donde L es el orden del filtro, $x(n)$ es la señal de entrada secundaria, w_k son los coeficientes del filtro e $y(n)$ es la salida del filtro.

La señal de error $e(n)$ es definida como la diferencia entre la señal primaria $d(n)$ y la salida del filtro $y(n)$, es decir,

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2)$$

donde,

$$e(n) = d(n) - \sum_{k=0}^L w_k x(n-k) \quad (3)$$

El error cuadrático viene dado por,

$$e^2(n) = d^2(n) - 2d(n) \sum_{k=0}^L w_k x(n-k) + \left[\sum_{k=0}^L w_k x(n-k) \right]^2 \quad (4)$$

La esperanza del error cuadrático para N muestras viene dada por

$$\zeta = E[e^2(n)] = \sum_{k=0}^L e^2(n) \quad (5)$$

$$\zeta = \sum_{n=1}^N [d^2(n)] - 2 \sum_{k=0}^L w_k r_{dx}(n) + \sum_{k=0}^L \sum_{l=0}^L w_k w_l r_{xx}(k-l) \quad (6)$$

donde $r_{dx}(n)$ es la función de correlación cruzada entre las señales de entrada primaria y secundaria y $r_{xx}(n)$ es la función de autocorrelación de la señal de entrada secundaria respectivamente, esto es,

$$r_{dx}(n) = \sum_{n=1}^N d(n)x(n-k) \quad (7)$$

$$r_{xx}(n) = \sum_{n=1}^N x(n)x(n-k) \quad (8)$$

El objetivo del proceso de adaptación es reducir al mínimo el error cuadrático, el cual describe una superficie de *performance*. Para alcanzar este objetivo hay diferentes técnicas de optimización; en particular para este trabajo se utilizó la técnica del gradiente descendente [19]. Con este método es posible calcular el vector de coeficientes del filtro en cada iteración k teniendo información del vector de coeficientes de la iteración anterior y el gradiente multiplicado por una constante, es decir,

$$w_k(n+1) = w_k(n) + \mu(-\nabla_k) \quad (9)$$

donde μ es un coeficiente que controla la velocidad de adaptación.

El gradiente es definido como,

$$\nabla_k = \frac{\partial \{e^2(n)\}}{\partial w_k(n)} \quad (10)$$

Sustituyendo la ecuación (10) en la ecuación (9) nos queda,

$$w_k(n+1) = w_k(n) - \mu \frac{\partial \{e^2(n)\}}{\partial w_k(n)} \quad (11)$$

Luego, si derivamos respecto de w_k y operando llegamos a,

$$w_k(n+1) = w_k(n) - 2\mu e(n) \frac{\partial \{e(n)\}}{\partial w_k(n)} \quad (12)$$

$$w_k(n+1) = w_k(n) - 2\mu e(n) \frac{\partial \left\{ d(n) - \sum_{k=0}^L w_k x(n-k) \right\}}{\partial w_k(n)} \quad (13)$$

Considerando que $d(n)$ y $x(n)$ son independientes respecto de w_k , queda,

$$w_k(n+1) = w_k(n) - 2\mu e(n)x(n-k) \quad (14)$$

La ecuación (14) es la expresión final del algoritmo para calcular los coeficientes del filtro como una función de la señal de error $e(n)$ y de la señal de referencia $x(n)$. El coeficiente μ es una constante que debe ser elegida para una rápida adaptación pero sin perder la estabilidad. El filtro es estable si μ satisface la siguiente condición,

$$0 < \mu < \frac{1}{10LP_{xx}} \quad (15)$$

donde L es el orden del filtro y P_{xx} es la potencia total de la señal de entrada.

$$P_{xx} \approx \frac{1}{M+1} \sum_{n=0}^{M-1} x^2(n) \quad (16)$$

Voluntario	Método	bip1	bip2	O ₁	O ₂	P ₃	P ₄	T ₅	T ₆	Media
1	AnEsp	60	77,5	90	63,8	35	30	36,3	41,3	54,2
	Adap2	67,5	55	76,3	47,5	38,8	46,3	35	40	50,8
2	AnEsp	59	88	77	86	70	72	36	47	66,8
	Adap2	88	92	97	90	89	84	39	70	81,1
3	AnEsp	31	79	47	68	43	45	31	40	48
	Adap2	64	61	42	51	36	53	28	36	46,4
4	AnEsp	81	53	77	54	43	45	33	27	51,6
	Adap2	75	60	67	47	58	43	41	33	53
5	AnEsp	53,3	73,3	40,8	67,1	31,7	47,5	30,6	47,1	48,9
	Adap2	68,8	75	61,3	78,8	47,5	68,8	37,5	73,8	63,9
Media										53,9
Media Adap2										59,1

Adap2 es el esquema de clasificación correspondiente a la Tabla I y AnEsp son los resultados obtenidos mediante una técnica de estimación espectral presentada en [17]. Todos los valores están expresados en forma porcentual.

de estimulación. Cada etapa utiliza un filtro FIR, que ajusta sus coeficientes para producir una salida similar al PEVEE presente en el EEG.

Las cuatro salidas de los filtros se indican como $y_i(n)$ (con $i = 13, 14, 15$ y 16 Hz). Para cada salida $y_i(n)$ se calcula la Transformada Discreta de Fourier en segmentos de 1s. Los segmentos son solapados en tramos de 0,5s. Posteriormente, se obtiene la potencia de cada segmento de $y_i(n)$ y se extrae la potencia máxima. Esta última permite identificar cual de los estímulos ha detectado en el segmento temporal analizado. Por ejemplo, si la potencia máxima en un determinado instante corresponde a la señal $y_{13}(n)$, se considera que el PEVEE detectado es de 13 Hz, es decir correspondiente al estímulo proveniente de la barra superior.

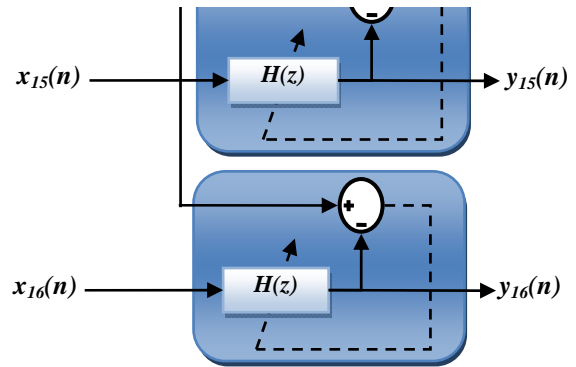


Fig. 4: Estructura de los cuatro filtros adaptivos en paralelo con sus correspondientes entradas y salidas.

El parámetro μ fue escogido en 0.001 de acuerdo a la ecuación (15). El orden del filtro L fue elegido empíricamente en 128, y basado en los resultados de un trabajo previo

En la Tabla II se presentan los resultados obtenidos con una técnica de estimación espectral (periodograma) en un trabajo previo [17] usando la misma base de datos.

trabajo previo

Voluntario	Filtro	bip1	bip2	O ₁	O ₂	P ₃	P ₄	T ₅	T ₆	Media
1	Cheb	55	73,8	40	42,5	36,3	36,3	36,3	45,6	50,8
	Adap1	69,3	52,5	76,3	41,3	37,5	43,8	36,3	38,8	49,1
2	Cheb	78	89	95	87	85	79	41	61	76,9
	Adap1	82	86	91	84	87	82	37	63	76,5
3	Cheb	51	39	32	41	29	36	25	30	35,4
	Adap1	50	48	36	44	33	51	28	31	40,1
4	Cheb	64	37	63	43	34	35	37	31	44,1
	Adap1	59	43	58	38	34	35	37	31	44,1
5	Cheb	70	67,5	62,5	78,3	41,3	65	45	61,3	61,1
	Adap1	63,8	68,8	56,3	73,8	43,8	68	36,3	66,3	59,2
5	Cheb	68,8	75	61,3	78,8	47,5	68,8	37,5	73,8	63,9
	Adap2	68,8	75	61,3	78,8	47,5	68,8	37,5	73,8	63,9
Media Cheb										52,8
Media Adap1										53,8
Media Adap2										59,0

En la Tabla

EEG exami

obtenidos c

decir, con

usando sola

señalado

resultados

etiquetado c

Para efec

tabla, los re

En un trab

filtros conv

en este tra

diferentes f

II, elíptico,

banda. De

resultados fue un filtro

ancho de banda de 0,5 Hz

frecuencias de estimulación.

TABLA II TASAS DE CLASIFICACIÓN CORRECTA DE LOS PEVEE OBTENIDOS CON DISTINTOS FILTROS Y CANALES EEG

trabajo previo

En la Tabla

EEG exami

obtenidos c

decir, con

usando sola

señalado

resultados

etiquetado c

Para efec

tabla, los re

En un trab

filtros conv

en este tra

diferentes f

II, elíptico,

banda. De

resultados fue un filtro

ancho de banda de 0,5 Hz

frecuencias de estimulación.

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

trabajo previo

En la Tabla II se presentan los resultados obtenidos con una técnica de estimación espectral (periodograma) en un trabajo previo [17] usando la misma base de datos.

el esquema establecer en

En la bibliografía relacionada, el filtrado adaptivo ha

mejorado la

avocados (PE) [40], pero no se han utilizado para procesar

PEVEE. En [8] se ó que los filtros adaptivos

e realizó la

clasificación de los P

En este trabajo se han propuesto dos esquemas de

los resultados

los resultados

los resultados

Particularmente, en el esquema Adap1 los resultados obtenidos son similares o superiores al filtro estándar. En cambio, el esquema Adap2 (con armónicos) permite obtener mejores resultados en casi todos los casos. Por otro lado, estos resultados coinciden con los hallados en el trabajo de Muller-Putz [21]. En dicho trabajo se estudia el efecto de los armónicos en la detección de PEVEE y se concluye que los armónicos de la frecuencia fundamental de estimulación permiten obtener mejores tasas de clasificación de dichos potenciales. A pesar que la cadencia del estímulo es monofrecuencial, la generación de los armónicos se debe a que las neuronas que producen los PEVEE se comportan como un sistema acoplado no lineal [22]. Asimismo, estos armónicos pueden deberse a que los LEDs que producen la luz de los estímulos son excitados con una onda cuadrada.

Una ventaja del método propuesto es la adaptabilidad a posibles variaciones en la señal de estimulación. Asimismo, sería posible que la señal secundaria $x_i(n)$ fuese alimentada con la misma señal generadora de los estímulos. De esta manera, el método propuesto podría seguir variaciones lentas de la señal de excitación.

Los resultados hallados muestran que las tasas de clasificación más altas son halladas con los canales bipolares (O_1 - P_3 y O_2 - P_4) y los dos monopolares occipitales O_1 y O_2 . Mientras que los resultados más bajos se obtienen con los canales temporales T_5 y T_6 . Esto tiene sentido ya que los canales O_1 y O_2 se encuentran directamente sobre la corteza visual. En un trabajo previo donde esta base de datos fue analizada con técnicas de estimación espectral, se puede apreciar este mismo comportamiento [17].

A partir de los resultados alcanzados usando estimación espectral en [17] (Tabla II), se puede observar que las tasas de clasificación con filtros adaptivos son similares o superiores. Obviamente, estos valores varían para cada uno de los voluntarios y para cada uno de los canales analizados. En el promedio general, la clasificación de PEVEE mediante estimación espectral logra un 53.9% y mediante el filtrado adaptivo presentado en este trabajo un 59,1%.

En resumen, el método propuesto con los filtros adaptivos según el esquema Adap2 es capaz de extraer PEVEE y sus armónicos, permitiendo así, obtener buenos resultados en la clasificación de dichos potenciales. Además, los resultados obtenidos son mejores que los obtenidos con el mejor filtro estándar. Asimismo, el algoritmo propuesto es rápido y se puede utilizar en ICC de tiempo real.

Como trabajo futuro, se propone llevar a cabo nuevos esquemas de clasificación y nuevas configuraciones del filtro, los cuales permitan obtener un mejor rendimiento en la fase de clasificación.

REFERENCIAS

- [1] J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, W.J. Heetderks, D.J. McFarland, P.H. Peckman, G. Schalk, E. Donchin, L.A. Quatrano, C.H. Robinson y T.M. Vaughan "Brain-Computer Interface Technology: A Review of the First International Meeting" *IEEE Trans. on Rehab. Eng.*, Vol. 8, No. 2, pp.164-173, 2000.
- [2] S.M. Torres Müller, T. Freire Bastos-Filho, W. Cardoso Celeste y M. Sarcinelli-Filho, "Brain-computer Interface Based on Visual Evoked Potentials to Command Autonomous Robotic Wheelchair", *J. of Medical and Biological Eng.*, Vol. 30, No. 6, pp.407-416, 2010.
- [3] J. del R Millán, F. Galán, D. Vanhooydonck, E. Lew, J. Philips y M. Nuttin "Asynchronous Non-Invasive Brain-Actuated Control of an Intelligent Wheelchair", *Proc. of 31st Annual Int. Conf. of IEEE EMBS (EMBC 2009)* Minneapolis-Minnesota (USA), 2 al 6 de septiembre, pp. 3361-3364, 2009.
- [4] F-B. Vialatte, M. Maurice, J. Dauwels y A. Cichocki "Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives", *Progress in Neurobiology*, Vol.90, pp.418-438, 2010.
- [5] P. F. Diez, V. Mut, E. Avila y E. Laciari, "Asynchronous BCI control using high-frequency SSVEP", *J. of Neuroengineering and Rehab.*, Vol. 8, No. 39, pp.1-9, 2011.
- [6] D. Regan, *Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine*. New York: Elsevier, 1989.
- [7] X. Gao, D. Xu, M. Cheng y S. Gao (2003) "A BCI-Based Environmental Controller for the Motion-Disabled" *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, vol. 11, No. 2, pp.137-140, 2003.
- [8] O. Friman, I. Volosyak y A. Gräser, "Multiple Channel Detection of Steady-State Visual Evoked Potentials for Brain-Computer Interfaces", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 54, No. 4, pp. 742-750, 2007.
- [9] A. Decostre y B Arslan, "An Adaptive Filtering Approach to the Processing of Single Sweep Event Related Potentials Data", *Proc. 5th Int. Workshop Biosignal Interpretation*, Tokyo- Japan, 2005.
- [10] X Kong y T.Qiu, "Latency change estimation for evoked potentials; a comparison of algorithms", *Med. Biol. Eng. Comp.*, vol. 39, pp 208-224, 2001.
- [11] P. Karjalainen, J. Kaipio, A. Koistinen y M. Vauhkonen, "Subspace regularization method for the single trial estimation of evoked potentials", *IEEE Trans on Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 46, pp 849-860, 1999.
- [12] N. Thakor, "Adaptive filtering of evoked potentials", *IEEE Trans on , Biomedical Eng.*, Vol. 34, No.1, pp 6-11, 1987.
- [13] V. Jeyabalan, A. Samraj y L.C. Kiong, "Motor Imaginary Signal Classification Using Adaptive Recursive Bandpass Filter and Adaptive Autoregressive Models for Brain Machine Interface Designs", *Int. Journal of Biological and Life Sciences*, Vol. 3, No. 2, pp. 116-123, 2007.
- [14] A. Materka y M. Byczuk, "Using Comb Filter to Enhance SSVEP for BCI Applications", *Proc. 3rd Int. Conf. Advances in Med. Signal and Inf. (MEDSIP)*, 2006.
- [15] P. Sykacek, J.R. Stephen y M. Stokes, "Adaptive BCI Based on Variational Bayesian Kalman Filtering: An Empirical Evaluation" *IEEE Trans.on Biomedical Eng.*, Vol. 51, No. 5, 2004.
- [16] A. Garces. Correa, E. Laciari, H. Patiño y M.E. Valentinuzzi, "Artifact removal from EEG signals using adaptive filters in cascade," *16th Argentine Bioeng. Congr. the 5th Conf. Clin. Eng., J. Phys.: Conf. Series*. Bristol, U.K.: IOP Publishing, 2007, vol. 90.
- [17] P.F. Diez, V. Mut, E. Laciari y E. Avila, "A Comparison of Monopolar and Bipolar EEG Recordings for SSVEP Detection", *Proc. 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Buenos Aires, Argentina, August 31 - September 4, pp.5803-5806, 2010.
- [18] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th Edition, Prentice Hall, New Jersey. ISBN-13: 978-0130901262
- [19] J.L. Semmlow, *Biosignal and Biomedical Imaging Processing*, New York, Marcel Dekker, 2004.
- [20] G. Sanchez, *Procesamiento de Señales Electroencefalográficas de Potenciales Evocados de Estado Permanente para optimizar una Interfaz Cerebro Computadora*, Tesis de grado, Biblioteca Facultad de Ingeniería – Universidad Nacional de San Juan, 2010.
- [21] G.R. Muller-Putz, R. Scherer, C. Brauneis y G. Pfurtscheller "Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components", *J. Neural Eng.* No.2, pp.123–130, 2005.
- [22] C. S. Herrmann , "Human EEG responses to 1–100 Hz flicker: resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena" *Exp. Brain. Res.* No.137, pp.346-353, 2001.