Congr. Int. en Ing. Electrónica. Mem. ELECTRO, Vol. 39, pp. 83-88, Oct 2017, Chihuahua, Chih. , México
http://electro.itchihuahua.edu.mx/memorias_electro/MemoriaElectro2017.zip
ISSN 1405-2172

# EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS Y CLASIFICACIÓN DE LA ONDA P300 MEDIANTE UN CANAL EN EL DELETREADOR DE DONCHIN

Luis Madrid Herrera, Juan A. Ramírez Quintana, Mario I. Chacón Murguía
Laboratorio de Percepción Visual con Aplicaciones en Robótica
Instituto Tecnológico de Chihuahua
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Ave. Tecnológico No. 2909, 31310, Chihuahua, Chih., MÉXICO
6142026511
lmadrid@itchihuahua.edu.mx, jaramirez@itchihuahua.edu.mx, mchacon@ieee.org

## RESUMEN.

**Las interfaces cerebro computadora son un método de comunicación humano máquina, basadas en la interpretación de las señales eléctricas que genera el cerebro. La onda P300 es un potencial evocado relacionado a eventos (ERP), la cual puede ser generada por medio de estímulos visuales basados en el paradigma Oddball. El deletreador de Donchin genera estímulos visuales, los cuales se ven reflejados en las señales electroencefalográficas como la onda P300. En este trabajo se propone un algoritmo que consta de un discriminante lineal SVM para la clasificación de las señales que contienen o no la onda P300, y por medio de inferencia probabilística se decide cual es el carácter deseado. Con este algoritmo es posible detectar los objetivos de la base de datos II de BCI Competition III con una precisión de 54.11%, lo cual es un buen desempeño en comparación con otras metodologías si se considera que el método propuesto utiliza un canal.**
**Palabras Clave: BCI, deletreador, Donchin, P300, SVM**

## ABSTRACT.

**Brain computer interfaces are human machine communication methods. Those interfaces are based on the interpretation of electrical signals generated in the brain. A P300 wave is an event related potential (ERP), which can be evoked by visual stimulus based on oddball paradigm. Donchin speller is based on this paradigm and generates visual stimulus, which appears in electroencephalographic signal as p300 wave. In this paper we propose an algorithm that works with a linear discriminant SVM for the classification of signals that recognizes whether the signal is a p300 wave or not, and the desired character is decided by probabilistic inference. It is possible with this algorithm to detect the targets in the dataset II of BCI competition III achieving and accuracy of 54.11%. This accuracy is a good performance considering that our proposed method use one channel only.**
**Keywords: BCI, Donchin, P300, speller, SVM**

## 1. INTRODUCCIÓN

Las interfaces cerebro-computadora son sistemas de comunicación humano-máquina, con los cuales las personas pueden interactuar con diferentes dispositivos electrónicos sin la necesidad de realizar algún movimiento con las extremidades del cuerpo [1]. El funcionamiento de los sistemas BCI se basa en la interpretación de las señales eléctricas que se generan en el cerebro [2]. La electroencefalografía (EEG) es un método de medición de la actividad eléctrica cerebral, la cual mide la variación del voltaje sobre el cuero cabelludo. Una de las principales ventajas de hacer estudios por medio de EEG es que es un método no invasivo y se puede realizar mediante un costo relativamente bajo. Los potenciales evocados relacionados a eventos (ERP) son pequeños voltajes que se generan en el cerebro cuando las personas son expuestas a estímulos aleatorios [3], en el caso de este trabajo, estos estímulos aleatorios son visuales. Las ondas que se producen como ERP se describen en base al tiempo de ocurrencia y su amplitud; se utilizan el prefijo P para las ondas positivas y N para las negativas, seguido del número que representa el tiempo en que se presenta después del estímulo en milisegundos; en este trabajo se analiza la onda P300 la cual es una deflexión positiva que ocurre a los 300 ms después de que se presenta el estímulo visual [4].

En 1988 E. Donchin y L. A. Farwell [5] desarrollan un deletreador basado en las ondas P300 (deletreador de Donchin), el cual genera estímulos visuales aleatorios basado en el paradigma Oddball por medio de la intensificación (como se muestra en la Figura 1) de las columnas y renglones de una matriz que contiene las letras del alfabeto y algunos otros símbolos y comandos; este deletreador es capaz de generar la onda P300 para que posteriormente sea captada por algún método de adquisición de señales, como en este caso se hace por medio de EEG.

Figura 1. Matriz del deletreador con un renglón intensificado.

Existen bases de datos que contienen sesiones de deletreo basados en este método y son compartidas para probar los diferentes algoritmos en los que los investigadores están trabajando. Una de ellas es proporcionada por el laboratorio de

neuroimagenología LINI, los cuales comparten su trabajo realizado en [6]. Otra base de datos es la II de BCI Competition III, que fue proporcionada por el laboratorio BCI Laboratory of the Wadsworth Center. Esta base de datos contiene las grabaciones de 2 personas a través del deletreador de Donchin, dichas grabaciones fueron obtenidas por medio del software BCI2000 [7]. Las grabaciones cuentan con las señales de los 64 canales del sistema internacional 10-20, la frecuencia de muestreo es de 240 Hz y todas las señales están filtradas por un filtro pasa bandas de 0.1 Hz a 60 Hz. Cada sujeto deletreó 85 caracteres [8].

Adicional a estas bases de datos, se han realizado diferentes algoritmos que interpretan las señales P300. En [9] proponen un modelo basado en una red neuronal convolucional (CNN) para la clasificación de la onda P300 la cual cuenta con siete clasificadores con diferentes características y trabajan con la base de datos BCI Competition III. Los resultados obtenidos son alrededor del 95.5% sin la selección de canales, es decir utilizan los 64 canales. En [10] trabajan en la clasificación de las señales en la base de datos BCI Competition III, en la cual proponen un modelo de máquinas de vectores de soporte SVM sobre el promedio de los datos, con este modelo obtienen resultados del 70.5% en 5 pruebas y 92.5% en 15 pruebas, con una velocidad aproximada de reconocimiento alrededor de 1.5 sec. En [11] proponen un algoritmo basado en el análisis de componentes independientes (ICA) y transformada Wavelet, prueban su algoritmo en la base de datos BCI Competition III donde obtienen el 85% de precisión para el sujeto A y 94% para el sujeto B. En [12] proponen un nuevo método de deletreo, el cual, para la clasificación utilizan el algoritmo *random forest*. En [13] detectan la onda P300 mediante el dispositivo Emotiv EPOC [14], detectando la onda P300 por un discriminante lineal, el cual se alimenta por el vector de características que contiene el valor promedio de las señales después de los estímulos visuales. Sin embargo, aún no se tiene algún método que pueda interpretar las señales en su totalidad, es por esto que aún se requiere seguir investigando sobre este potencial evocado relacionado a eventos.

Gran parte de los algoritmos mencionados muestran una gran complejidad computacional debido a la gran cantidad de canales que utilizan, es por esto, que el propósito principal de este trabajo se basa en detectar la onda P300 mediante un solo canal, esto ayuda a mejorar el tiempo de procesamiento, y que de esta manera diversos dispositivos puedan ser utilizados para la detección de la onda P300 sin una gran cantidad de canales.

El resto de este artículo consiste en las siguientes secciones: la Sección 2 explica el desarrollo del método, en la Sección 3 se muestra los resultados obtenidos y en la Sección 4 las conclusiones.

## 2. DESARROLLO

### 2.1. Pre procesamiento

Como se mencionó anteriormente, las características principales de las ondas P300 se encuentran en frecuencias bajas, por lo cual, las frecuencias altas se consideran ruido. Es por esto que se utiliza un filtro Butterworth $H(w)$ pasa bajas de orden $N$ = 3 con una frecuencia de corte $w_c$ = 20Hz. Si consideramos la señal EEG a filtrar como $s_j(n)$, entonces:

$$H(w): s_j(n) \rightarrow s_{fj}(n) \tag{1}$$

para

$$\left|H(w)\right|^2 = \frac{1}{1+\left(w/w_c\right)^{2N}} \tag{2}$$

donde $j$ es índice de canal, $n$ es el índice de muestras en el tiempo, $w$ es el índice de frecuencia y $s_{fj}(n)$ es la señal filtrada.

Este proceso de filtrado ayuda al análisis ya que se eliminan las altas frecuencias que perturban a las ondas P300. El resultado del filtrado se puede observar en la Figura 2, en la cual se muestra la onda antes, Figura 2a, y después, Figura 2b, de la aplicación del filtro.

Como el análisis presentado en este artículo se realiza sobre un solo canal, se realizó un análisis por observación visual para detectar en cual canal se presenta mejor la onda P300, y se llegó a la conclusión de que en el canal Cz de acuerdo al sistema internacional 10-20 el estímulo se encontraba con mayor intensidad para este sujeto de pruebas. Entonces, la señal utilizada de esta base de datos es:

$$s_{Cz}(n) = s_{fj}(n) \tag{3}$$

para $j$ = Cz.

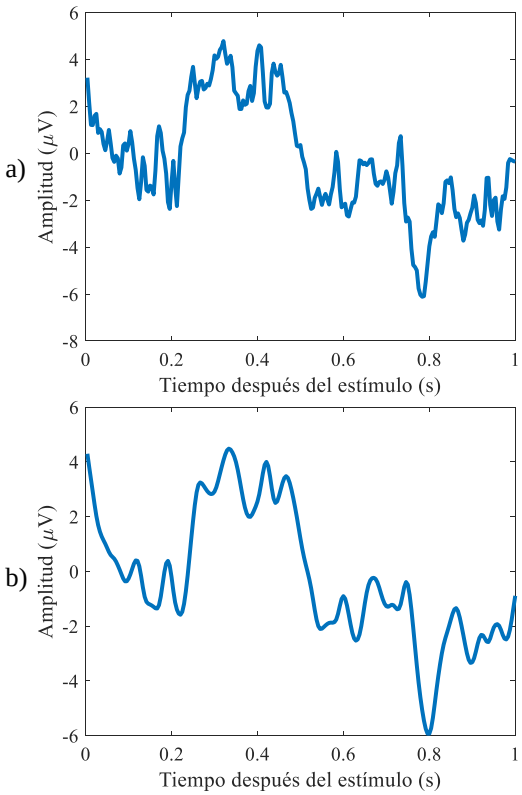


Figura 2. a) Señal $s_j(n)$ original. b) Señal $s_j(n)$ filtrada.

### 2.2. Agrupación de datos.

La onda P300 tiene una baja relación señal ruido, por lo tanto, es necesario agrupar los datos de tal manera que la señal que contiene el objetivo pueda resaltar de las demás. La agrupación de los datos consiste en que para cada una de las épocas de deletreo se realiza una recolección de estímulos, en la cual se obtienen las respuestas de cada letra un segundo después del estímulo, esto quiere decir que las respuestas de cada letra contienen 240 muestras debido a la frecuencia de muestreo. Se sabe que cada época de deletreo contiene 180 intensificaciones, por lo tanto, primero se recolectan las intensificaciones representadas por $x_i(m)$. Donde $x_i(m)$ recolecta las señales de $s_{Cz}(n)$ después de cada intensificación por época, $1 \leq i \leq 180$ corresponde al número de intensificación de la matriz y $1 \leq m \leq 240$ las muestras recolectadas equivalentes a un segundo.

Para cada una de las letras, se realiza un promediado de la respuesta que se tuvo cuando se iluminó el renglón o columna donde se encontraba, entonces, cada letra se intensifica un total de 30 veces por época, ya que cada renglón y columna son intensificados 15 veces. Cada letra es representada por el promedio de las señales que se obtienen al intensificar la fila y columna donde se encuentra, se representa mediante:

$$y_l(m) = \frac{1}{30}\sum_i x_i(m) \tag{4}$$

Tal que $i$ se agrupa por filas y columnas respectivamente para representar cada una de las letras $1 \leq l \leq 36$.

Por ejemplo, en la Figura 3 se muestra la matriz del deletreador, supongamos que se está obteniendo la respuesta de la letra "P", se promedian todas las señales obtenidas cada vez que se iluminó la columna 4 y el renglón 9. De esta manera es como se logra resaltar la presencia de la onda P300 contra el ruido.

Figura 3. Numeración de filas y columnas de la matriz del deletreador.

### 2.3. Extracción de características.

Por medio de la respuesta obtenida de las 36 letras para las épocas, se logró observar que la onda P300 no solo está presente en una letra, sino en varias de ellas. Con el fin de poder detectar el objetivo de cada una de las épocas, es necesario encontrar en cuales letras está presente la onda P300, ya que el objetivo se encontrará en la fila y columna de las letras en las que se tienen mayores estímulos.

La primera característica utilizada para encontrar la onda P300 se puede definir como la media de la amplitud de las muestras de una ventana de la muestra 72 a la muestra 120, que va de los 300 ms a los 500 ms como se muestra en la Figura 4.

$$C1_l = \frac{1}{49}\sum_{m=72}^{120} y_l(m) \quad , \quad l = 1,2,\ldots,36 \tag{5}$$

Donde $C1$ es la primera característica.

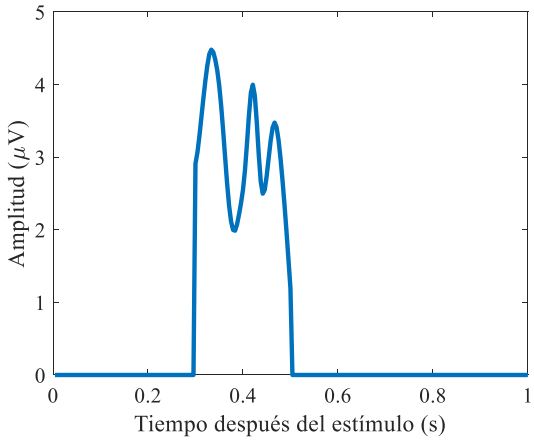


Figura 4. Ventana de 300 a 500 ms.

Cabe mencionar que las medias fueron normalizadas con respecto a la máxima media de cada época.

$$C1_l = C1_l / \max[C1] \tag{6}$$

Esta característica fue elegida ya que normalmente en los estímulos que contienen P300 la media en esta ventana es alta con respecto a las señales que no contienen la onda P300 como se muestra en la Figura 5 donde los círculos son las señales correspondientes a las letras no acertadas y la X es la letra correcta.

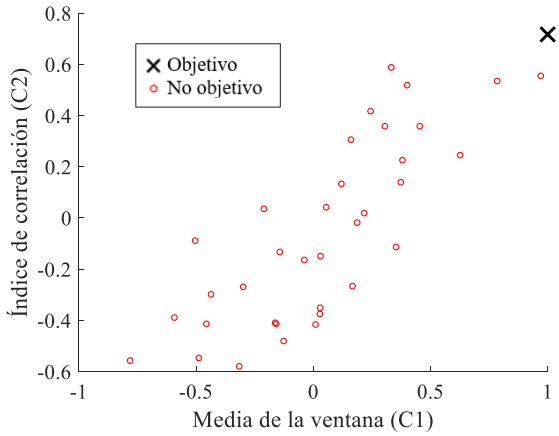


Figura 5. Espacio de características para una época.

La segunda característica es el índice de correlación de cada una de las señales con respecto a una señal base *z*, donde:

$$z(m) = \frac{1}{85}\sum_{l=1}^{85} y_l(m) \tag{7}$$

conformada por el promedio de las 85 letras correctas de la base de datos, en la Figura 6 se muestra la señal *z*.

$$C2_l = \rho(y_l, z) = \frac{cov(y_l, z)}{\sigma_{y_l}\sigma_z} \quad , \quad l = 1,2,\ldots,36 \tag{8}$$

Donde $\rho$ es la matriz de coeficientes de correlación, *cov* es la matriz de covarianza, $\sigma$ la desviación estándar.
Esta característica es tomada en cuenta para encontrar las señales que tienen la onda P300 ya que tiende a seguir el mismo comportamiento de deflexión positiva a los 300 ms cada vez que es presentado el estímulo visual, se puede observar en la Figura 5 como el objetivo normalmente tiene el mayor índice de correlación con respecto a las demás señales.

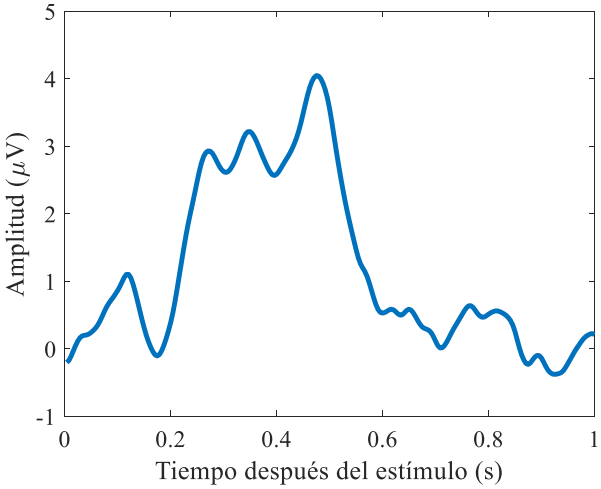


Figura 6. Señal *z*(*m*) utilizada para obtener el índice de correlación.

## 2.4. Clasificación

Para encontrar la letra que la persona está tratando de deletrear es necesario realizar dos etapas de clasificación. La primera etapa de clasificación consiste en discriminar las letras que no contienen a la onda P300, de esta manera, las letras que no sean discriminadas, tenderán a estar en la misma fila o misma columna de la letra elegida por la persona que está deletreando. En la Figura 7 se muestran las características de 20 épocas de deletreo de la base de datos, en las cuales las X son los objetivos y los círculos los no objetivos, se sabe que los objetivos contienen la onda P300 y se pude observar que tienden a tener características máximas.

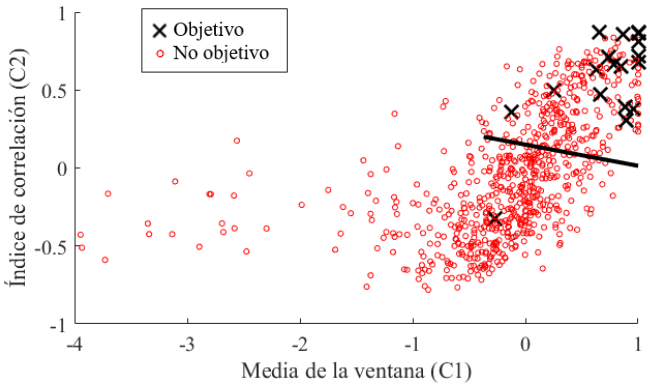


Figura 7. Gráfica de 20 épocas en el espacio de características.

Dado el espacio de características mostrado en la Figura 7, se puede observar que los objetivos se agrupan donde sus características tienden a uno, se conoce que estos objetivos contienen la onda P300, es por eso que todos los vectores de características que estén cerca de estos objetivos pueden contener la onda P300. Es por esto que se eligió una máquina de vectores de soporte como discriminante lineal, en la cual, se eligieron dos de los objetivos mínimos como vectores de soporte para generar la función discriminante generando la recta mostrada en la Figura 7.
La función discriminante lineal utilizada para el caso del sujeto A es:

$$g(x) = C1(-4.4136) + C2(-35.5245) + 4.8717 = 0 \tag{9}$$

En la Figura 8 se muestran las señales que al pasar por la primera etapa de clasificación se deduce que contienen la onda P300.

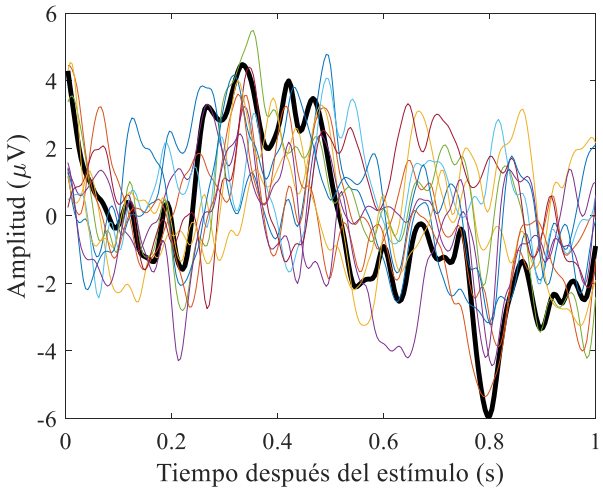


Figura 8. Señales que contienen estímulo.

Como se puede observar en la Figura 8, muchas de las señales tienen el mismo comportamiento, por lo que la segunda etapa de la clasificación consiste en realizar una tabla de votaciones

para encontrar cuales letras tienen la mayor probabilidad de ser el objetivo. El criterio de las votaciones se toma en base a las señales que contienen el ERP. Cada una de las señales corresponde a una letra, y cada letra se encuentra en cierta fila y columna; entonces, cada una de las letras que contienen el ERP generan un voto para la fila y columna en la que se encuentran, en la Figura 9a se muestra una matriz de votaciones donde la letra correcta tiene el mayor número de votaciones y en la Figura 9b es una matriz de votaciones en la cual existen dos letras con máxima votación. En este último caso, se requiere de una clasificación extra cuando existen dos o más letras con una votación máxima. Al analizar las muestras de entrenamiento, se encontró que generalmente las valores de las características de la letra ganadora tendían a ser mayores que las otras, entonces, para la toma de la decisión final se realiza un cálculo de la magnitud máxima del vector de características de cada una de las letras ganadores en la votación, aquellas que tengan la mayor magnitud son las que tienen mayor probabilidad de ser la letra ganadora.

$$Letra = max\left[\sqrt{(C1_k^2 + C2_k^2)}\right] \tag{10}$$

Donde $k$ es el índice de las letras con mayor votación.

a)

```
val(:,:,2) =

    11     7     7     6     6     5
     9     5     5     4     4     3
     7     3     3     2     2     1
     7     3     3     2     2     1
     7     3     3     2     2     1
     7     3     3     2     2     1
```

b)

```
val(:,:,14) =

     2     2     0     2     0     3
     3     3     1     3     1     4
     6     6     4     6     4     7
     2     2     0     2     0     3
     2     2     0     2     0     3
     6     6     4     6     4     7
```

Figura 9. a) Solo un objetivo. b) Dos objetivos.

## 3. RESULTADOS

El algoritmo fue evaluado con 85 épocas de deletreo propuestas por la base de datos II de BCI Competition III. Los resultados arrojados por el algoritmo propuesto en este artículo, con base a la toma de la decisión final mostrada en la ecuación 10, se tuvieron 49 casos en los que la decisión fue única, de las cuales 32 épocas fueron correctas; hubo 17 casos en los que la decisión se tomó entre 2 votaciones máximas de las cuales 6 casos fueron correctos; 7 casos para la toma de decisión entre los que tuvieron 3 votaciones máximas con 4 épocas correctas; 5 casos para la toma de decisión entre 4 votaciones máximas teniendo 2 aciertos; solo un caso tuvo votaciones de 5 el cual fue acertado; y para 6 votaciones máximas hubo 6 casos de los cuales uno se acertó. Para 28 de los casos la letra correcta no se encontraba dentro de las mayores votaciones. Dada esta situación, se tiene un reconocimiento de 46 épocas de un total de 85, obteniendo un resultado del 54.11% de precisión solamente en un canal del sistema internacional 10-20.

El algoritmo se implementó en Matlab, al cual, para el reconocimiento de cada época le toma un tiempo promedio de 38 ms, siendo este tiempo suficientemente rápido para este tipo de aplicaciones.

En la Tabla 1 se muestra cual fue el reconocimiento total para los 85 caracteres de la base de datos, y entre cuantos caracteres se tuvo que decidir en base a las votaciones máximas.

Tabla 1. Épocas reconocidas en base al número de votaciones máximas.

| Votaciones máximas | Número de épocas | Épocas reconocidas |
|---|---|---|
| 1 | 49 | 32 |
| 2 | 17 | 6 |
| 3 | 7 | 4 |
| 4 | 5 | 2 |
| 5 | 1 | 1 |
| 6 | 6 | 1 |

## 4. CONCLUSIONES

El método descrito en este trabajo se enfoca en la detección de la onda P300 en un solo canal del sistema internacional 10-20, específicamente en canal Cz. Con este método es posible reducir considerablemente la complejidad computacional ya que el análisis se realiza sobre un canal. Los algoritmos propuestos en [9]–[13] muestran desempeños más altos, sin embargo, su procesamiento requiere de muchos más cálculos computacionales ya que se utilizan desde 8 hasta 64 canales. Existen diferentes dispositivos comerciales que no cuentan con una gran cantidad de canales, en algunos de ellos no se puede cambiar la posición de los electrodos y de esta manera se ven limitados a utilizar solamente los canales previamente establecidos.

Respecto al tiempo de procesamiento es relativamente rápido, ya que cada época de deletreo dura aproximadamente 30 segundos lo cual el esperar 38 ms para su procesamiento no tiene relevancia. Además, como trabajo futuro, este algoritmo de baja complejidad computacional puede ser utilizado en dispositivos que tengan una menor capacidad de procesamiento, los cuales pueden ayudar a hacer alguna aplicación móvil.

## 5. AGRADECIMIENTOS

Se agradece al Tecnológico Nacional de México por el apoyo brindado para la realización de este trabajo bajo el proyecto 5684.16-P.

## 6. REFERENCIAS

[1] L. F. Nicolas-Alonso and J. Gomez-Gil, "Brain computer interfaces, a review," *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 1211–1279, 2012.

[2] D. Marshall, D. Coyle, S. Wilson, and M. Callaghan, "Games, gameplay, and BCI: The state of the art," *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, vol. 5, no. 2, pp. 82–99, 2013.

[3] S. N. Abdulkader, A. Atia, and M.-S. M. Mostafa, "Brain computer interfacing: Applications and challenges," *Egypt. Informatics J.*, vol. 16, no. 2, pp. 213–230, 2015.

[4] S. Sur and V. K. Sinha, "Event-related potential: An overview," *Ind. Psychiatry J.*, vol. 18, no. 1, pp. 70–73, 2009.

[5] E. Donchin and L. A. Farwell, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, 1988.

[6] C. Lindig-León and O. Yáñez-Suárez, "Optimized detection of the infrequent response in p300-based brain-computer interfaces," *Rev. Mex. Ing. Biomed.*, vol. 34, no. 1, pp. 53–69, 2013.

[7] G. Schalk, D. J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. R. Wolpaw, "BCI2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) system," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 1034–1043, 2004.

[8] B. Blankertz, K. R. Müller, D. J. Krusienski, G. Schalk, J. R. Wolpaw, A. Schlögl, G. Pfurtscheller, J. D. R. Millán, M. Schröder, and N. Birbaumer, "The BCI competition III: Validating alternative approaches to actual BCI problems," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 153–159, 2006.

[9] H. Cecotti and A. Gr, "Convolutional neural networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces," vol. 33, no. 3, pp. 433–445, 2011.

[10] V. Bhatnagar, N. Yede, R. S. Keram, and R. K. Chaurasiya, "A modified approach to ensemble of SVM for P300 based brain computer interface," *2016 Int. Conf. Adv. Hum. Mach. Interact. HMI 2016*, pp. 12–15, 2016.

[11] Y. Wang, J. Shen, J. Liang, and Y. Ji, "Research of P300 feature extraction algorithm based on ICA and wavelet transform," *Proc. - 2014 6th Int. Conf. Intell. Human-Machine Syst. Cybern. IHMSC 2014*, vol. 1, pp. 41–45, 2014.

[12] F. Akram, S. M. Han, and T. S. Kim, "An efficient word typing P300-BCI system using a modified T9 interface and random forest classifier," *Comput. Biol. Med.*, vol. 56, pp. 30–36, 2015.

[13] A. F. Perez Vidal, M. A. Oliver Salazar, and G. Salas Lopez, "Development of a Brain-Computer Interface Based on Visual Stimuli for the Movement of a Robot Joints," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 14, no. 2, pp. 477–484, 2016.

[14] "EMOTIV - Brainwear Wireless EEG Technology," 2016. [Online]. Available: https://www.emotiv.com/. [Accessed: 12-Jun-2016].