

Desarrollo de una BCI utilizando el potencial P300 y la diadema Mindwave®

Sergio René Vivar Vera¹, María Antonieta Abud Figueroa¹,
Gabriel Rodríguez Vásquez², Ulises Juárez Martínez¹, Gustavo Peláez Camarena¹,
Jorge Airy Mercado Gutiérrez³, Josefina Gutiérrez Martínez³

¹ Instituto Tecnológico de Orizaba, Veracruz, |
México

² Asti Consultoría de Software S.A. de C.V., Veracruz,
México

³ Instituto Nacional de Rehabilitación, Ciudad de México,
México

svivar@acm.org, {mabud, ujuarez, gpelaez}@ito-depi.edu.mxdireccion@astiservices.com,
jmercado@inr.gob.mx, jgutierrez@inr.gob.mx

Resumen. En este trabajo se presenta un esquema de registro, procesamiento y clasificación para una Interfaz Cerebro-Computadora de deletreo, basada en el potencial P300 y el dispositivo de electroencefalografía (EEG) Mindwave-NeuroSky®; este dispositivo cuenta con un solo canal de registro de EEG y es el más económico en el mercado en la actualidad. El registro de la señal se llevó a cabo con el software libre OpenVibe, para el análisis de la señal se crearon *scripts* en Matlab y se utilizó el algoritmo de clasificación Análisis Discriminante Lineal (*Linear Discriminant Analysis*, LDA). Cinco sujetos de prueba realizaron 3 sesiones de deletreo cada uno, donde se analizaron dos cantidades de repeticiones: 8 y 12. En cuanto a los tipos de secuencia de caracteres a deletrear, se establecieron dos: al azar y predefinida; y se analizaron dos zonas de colocación del electrodo: Oz y Pz. Los sujetos lograron, en total, el 45 % de exactitud de reconocimientos de renglones y columnas objetivo. En un trabajo similar, con registros de 64 canales, se obtuvo el 90.4 % de exactitud contra el 41.9 % obtenido en el presente, tomando en cuenta sólo la secuencia predefinida. La diadema MindWave-NeuroSky® no fue diseñada para utilizarse en BCI; a pesar de ello y en vista de los resultados obtenidos, su utilización en esta tecnología es factible si se combina con algún esquema de predicción de palabras basándose en el contexto de la frase deletreada u otros que ayuden en la construcción de frases correctas.

Palabras clave: interfaz cerebro-computadora, OpenViBE; MindWave NeuroSky, dispositivo de bajo costo, clasificación, deletreo.

Development of a BCI Using P300 Potential and MindWave® Headset

Abstract. In this paper we propose a recording, processing and classification scheme for a spelling Brain-Computer Interface application based on the P300 potential and the electroencephalography (EEG) device Mindwave-NeuroSky®; this device has only one EEG recording channel and is currently the most affordable in the market for this purpose. Open access software Openvibe was chosen for signal recording, and Matlab scripts were written for signal analysis and classification, the latter being based on Linear Discriminant Analysis (LDA). Five test subjects were exposed to several spelling sessions each, in which different acquisition and stimulation parameters were varied to evaluate the effects in character identification. Those parameters were the number of repetitions of the stimulation sequence of the speller character matrix ($r=8, 12$), the type of character sequence (chosen randomly or beforehand), and the EEG recording site (Pz or Oz). The subjects achieved, an average performance of 45% correct row and column identifications. In comparison, a very recent work in which 64 EEG channels were acquired, and a complex classification and feature extraction scheme was used, they achieved an average of 90.4% correct character identifications. The MindWave-Neurosky® headset was not designed for application in BCI systems. However, by looking at the results in this work, its application for BCI it seems feasible when thinking of combining the proposed approach with some word prediction scheme based on the context of the spelled phrase.

Keywords: brain-computer interface, OpenViBE; MindWave NeuroSky, low cost device, classification, spelling.

1. Introducción

Una Interfaz Cerebro-Computadora (BCI, del inglés Brain-Computer Interface) es un canal de comunicación entre el cerebro de una persona y un dispositivo de procesamiento y retroalimentación, tal como una computadora, un sistema embebido o un dispositivo mecatrónico [1]; estos sistemas son muy útiles para personas que son incapaces de mover gran parte de su cuerpo[2]; tienen utilidad en otras áreas como la navegación, la domótica, entre otros [1, 3].

La comunicación con el cerebro se logra registrando las señales eléctricas en el rango de los microvolts (μV) generadas por la actividad cerebral; con estos datos, es posible el desarrollo de aplicaciones y dispositivos que sirvan para interactuar con el usuario de una manera práctica [1].

EEG es una técnica que permite el registro de la actividad cerebral mediante electrodos y es adecuada para detectar la respuesta cerebral a los estímulos [4-6].

El hardware de EEG, tiene un alto costo monetario, entre US \$1,000 y US \$25,000; los trabajos relacionados a BCI requieren un gran presupuesto. Por otro lado, existen

lectores EEG de bajo costo, como la diadema MindWave-NeuroSky® [7]; sin embargo, son pocos los estudios que abordan el análisis con este dispositivo.

El potencial P300 se utiliza ampliamente en BCI[3,4]. El P300 se genera cuando el individuo recibe un estímulo de interés poco frecuente entre una serie de estímulos irrelevantes, pero más frecuentes (paradigma evento raro, *oddball*); lo que permite averiguar el objeto de atención del sujeto.

El *software* OpenViBE [8] es una plataforma que sirve para el desarrollo de experimentos y aplicaciones BCI; es libre y de código abierto y tiene integrada una aplicación (similar al utilizado por Farwell y Donchin [9]) que muestra una matriz de caracteres de 6 renglones x 6 columnas que estimula secuencialmente (estimulación es la iluminación o intensificación simultánea de los 6 caracteres contenidos en una misma fila o columna) de acuerdo con el paradigma de evento raro (Figura 1).

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	1	2	3	4
5	6	7	8	9	0

Fig. 1. Interfaz gráfica de deletreador para la etapa de adquisición.

El análisis de la señal EEG se desarrolló mediante algoritmos en Matlab®, una plataforma de software que proporciona un Entorno de Desarrollo Integrado (IDE) y un lenguaje de programación propio para el análisis matemático

En este trabajo se nombrará *reconocimiento* a la determinación correcta del renglón o columna en donde se encuentra ubicado el carácter en el que el usuario centra su atención (carácter objetivo) y *deletreo correcto* a la determinación correcta de un carácter objetivo, habiendo reconocido su renglón y columna de ubicación.

En la Sección 2 se mencionan trabajos previos relacionados en el área de las BCI; en la Sección 3 se detallan los dispositivos utilizados, se mencionan las características generales de los sujetos de prueba, se especifica cómo será la evaluación de los resultados y se describen las sesiones de deletreo y los experimentos para llevar a cabo los reconocimientos. En la Sección 4 se presentan algunas conclusiones. Finalmente, en la Sección 5 se proponen actividades para darle continuidad al presente trabajo.

2. Estado del arte

A continuación, se presenta la revisión y comparación de algunos trabajos con BCI.

En 2012, Pires y cols. [10] desarrollaron una BCI para el deletreo basado en renglones y columnas, y otra que presenta los caracteres individualmente. La exactitud de deletreo fue ligeramente superior en la aplicación basada en renglones y columnas.

En 2013, Poli y cols. [11] experimentaron con un apuntador que consta de 8 círculos en el centro de la pantalla que se iluminan secuencialmente, el cual utilizaron para controlar un apuntador en la pantalla de un simulador. Los usuarios obtuvieron el 66 % de exactitud de movimientos.

En 2015, Wang y cols. [12] utilizaron un deletreador de P300 y Potenciales Evocados Visuales de Estado Estable (Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP) al cambiar la forma y el color de iluminación de los objetivos. Concluyeron que este paradigma híbrido logra mejores resultados que otros paradigmas híbridos basados únicamente en el cambio de color de los elementos objetivo.

En 2015, Suryotrisongko y cols. [13] llevaron a cabo un análisis de la utilización de electrodos OpenBCI Spiderclaw VI [14] en una aplicación BCI de deletreo basada en Ritmos Sensorial Motores (SMR, Sensory Motor Rhythms). Los autores concluyeron que estos electrodos no son óptimos para aplicaciones basadas en SMR.

Un nuevo enfoque, llamado diseño centrado en el usuario, se presentó en 2015 por Schreuder y cols. [15], en el cual se tomaron en cuenta las deficiencias propias del paciente para llevar a cabo dos sistemas BCI, uno basado en estímulos auditivos y otro en estímulos visuales, ambos mediante el paradigma P300.

Otra aplicación BCI de deletreo basado en un paradigma híbrido SSVEP y P300 se presentó en 2016 por Chang y cols. [16] con el cual se obtuvo mayor exactitud que con los paradigmas SSVEP y P300 por separado y utilizando estímulos que se iluminan a una frecuencia menor que los necesarios para la técnica SSVEP.

En 2017, Yoon y cols. [17] utilizaron, en un deletreador BCI P300, un nuevo algoritmo de clasificación, el Multiple Kernel Learning (MKL) con tres tipos de características discriminantes (señal en crudo raw, amplitud y parte negativa de la señal), Los registros de señal utilizados en esta BCI fueron tomados del *Dataset II of BCI competition III*, que consiste en registros EEG de 64 canales. El estudio demostró que la característica discriminante raw tiene un mayor peso que las características amplitud y parte negativa.

De la revisión bibliográfica se observó que, con la finalidad de mejorar el desempeño de los deletreadores BCI, se han utilizado diferentes algoritmos e interfaces de retroalimentación y se han combinado diferentes paradigmas de BCI.

3. Propuesta

Se presenta el desarrollo de un deletreador BCI basado en el ERP (Event-Related Potential, Potencial Relacionado a Eventos) P300. Se utilizó la diadema MindWave NeuroSky® como hardware de EEG; OpenViBE como *software* de adquisición e interfaz de retroalimentación al usuario; y una implementación, desarrollada en Matlab® para este trabajo, como software de análisis y reconocimiento.

Se utilizó solamente un algoritmo de clasificación ya que se pretende conocer una línea base de desempeño con un solo electrodo, más que una comparativa entre clasificadores. La solución presentada en este trabajo no representa por sí misma una solución de bajo costo, adjetivo que se asigna únicamente a la diadema utilizada, la cual es el dispositivo comercial de EEG de menor precio en la actualidad.

3.1. Dispositivos utilizados

La diadema MindWave MW001 NeuroSky® cuenta con un único electrodo, el cual es posible fijar en la posición de interés con ligera presión sobre el cráneo por la flexibilidad del brazo que lo soporta (Figura 2).



Fig. 2. Diadema MindWave MW001 NeuroSky®.

En el clip de la oreja se encuentran la referencia y la parte negativa del electrodo, de esta manera se logra una colocación rápida del dispositivo para su uso.

El equipo de cómputo utilizado es portátil, con la pantalla a una distancia de 60 cm. del sujeto. La computadora se desconectó de la corriente eléctrica funcionando únicamente con batería, para reducir la contaminación de la señal por ruido de línea.

3.2. Posiciones del electrodo

El diseño de la diadema determina presupone la zona frontal del cráneo como el lugar de la colocación del electrodo; sin embargo, como los potenciales P300 se registran con mayor amplitud en la zona parietal y occipital, la diadema se utilizó en una posición invertida para alcanzar las posiciones Oz y Pz del Sistema Internacional 10-20 (Figura 3).

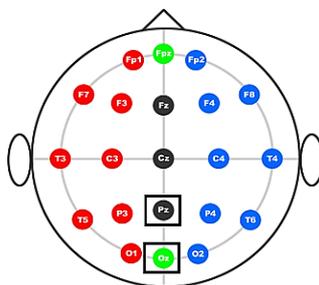


Fig. 3. Sistema Internacional de posicionamiento de electrodos 10-20. Se encuentran remarcados los puntos Pz y Oz que se utilizaron en los experimentos.

3.3. Valoración de los resultados

Para deletrear correctamente un carácter se requiere reconocer el renglón y la columna de la interfaz gráfica en los que se encuentra ubicada, por lo tanto, se asignó un puntaje de 1 acierto por cada renglón o columna reconocidos. Cada sesión constó de 8 caracteres, lo que indica un total de aciertos posibles de 16.

Sujetos de prueba. Las personas que participaron en las sesiones de este trabajo fueron:

- Sujeto 1: Masculino de 14 años de edad.
- Sujeto 2: Femenino de 15 años de edad.
- Sujeto 3: Femenino de 22 años de edad.
- Sujeto 4: Femenino de 40 años de edad.
- Sujeto 5: Masculino de 41 años de edad.

Todos ellos son sujetos sanos sin limitación cognitiva alguna. Para que los experimentos no se vieran afectados por el cansancio, se programaron para llevarse a cabo después de sus horas de descanso.

3.4. Sesiones de deletreo y registro de la señal

Las sesiones de deletreo tuvieron por objetivo la generación del potencial P300 en los sujetos de prueba mediante el deletreador, así como el almacenamiento del registro EEG en archivos CSV.

En la Figura 4 se muestra el escenario de OpenViBE utilizado, que consta de dos partes: el deletreador y el escritor del registro EEG, que se ejecutan simultáneamente.

Los parámetros de operación del deletreador se establecieron como muestra la Tabla 1. Con el retardo en la primera estimulación se trató de lograr una señal con línea base estable. El espacio de tiempo entre caracteres fue para que la persona descansara sus ojos y reacomodara su postura.

Tabla 1. Valores de configuración del deletreador.

Parámetro	Valor
Retardo de la primera estimulación	70 s
No. de repeticiones	{8, 12}
Cantidad de caracteres	8
Duración de la estimulación	0.18 s
Intervalo inter-estímulo	0.07 s
Intervalo entre repeticiones	1 s
Intervalo entre caracteres	6 s

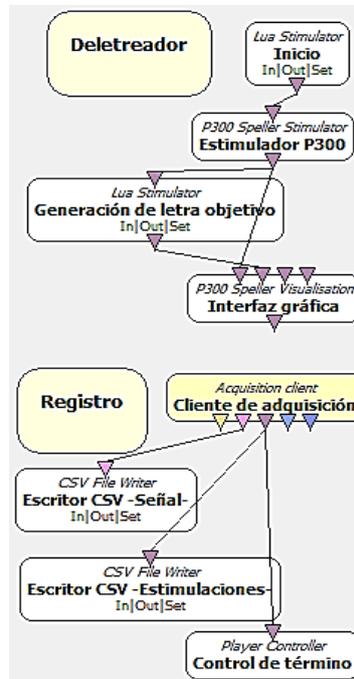


Fig. 4. Escenario de OpenViBE utilizado para la adquisición de la señal.

El bloque escritor de archivos CSV creó dos archivos por sesión, uno de ellos contiene las muestras (valores de amplitud en unidades de μV entregados por la diadema), que componen la señal de EEG así como los tiempos de ocurrencia de cada una y el valor de la frecuencia de muestreo del hardware. Otro archivo generado contiene información relativa a los eventos de estimulación ocurridos durante la sesión, tal como el tiempo de ocurrencia, la indicación del renglón o la columna estimulados, el renglón y la columna en los que se encuentra el carácter objetivo (renglón y columna objetivos). La estimulación de un renglón o columna objetivos se le llama *estimulación objetivo*.

Descripción de las sesiones de deletreo. Se mostró al sujeto la interfaz del deletreador en la pantalla, centrando el sujeto su atención en un carácter individual del deletreador (carácter objetivo). Posteriormente, las columnas y filas se estimularon aleatoria y alternadamente hasta que cada una (12) se estimuló una vez formando un ciclo denominado *repetición*; este ciclo se repitió r veces (cantidad de repeticiones). Posteriormente, el sujeto coloca su atención en el siguiente carácter de la secuencia de caracteres, repitiéndose la secuencia anterior. Las sesiones constaron de 8 caracteres. Se analizaron valores de $r = 12$ y $r = 8$.

Para cada posición del electrodo (Oz y Pz), se llevaron a cabo tres sesiones de 8 repeticiones y tres de 12 repeticiones, en total 12 sesiones por cada sujeto.

La secuencia de caracteres de las dos primeras sesiones se eligió al azar por el deletreador; la secuencia de la tercera sesión fue la cadena "P E R S O N A 9". Se eligió

la cadena mencionada ya que contiene ocho caracteres, no contiene caracteres repetidos, contiene al menos un número y, exceptuando ese número, la cadena es una palabra común.

El sujeto permaneció pendiente de las estimulaciones del carácter objetivo y al ocurrir tal evento, repitió mentalmente la palabra “ya”; esto tuvo como finalidad evitar la distracción de la atención del sujeto durante el experimento.

En las sesiones de deletreo predefinido, no se le proporcionó al sujeto ninguna ayuda para recordar el carácter que continúa dentro de la cadena mencionada, la persona controló por sí misma el orden de los caracteres.

3.5. Análisis de la señal y reconocimientos

Los registros generados en las tres sesiones se utilizaron para llevar a cabo cuatro experimentos de entrenamiento-reconocimiento mediante algoritmos implementados en Matlab® con el objetivo de determinar, a partir de señales EEG, los deletreos correctos y obtener parámetros de desempeño relacionados:

1. Entrenamiento con registro 1 y reconocimiento con registro 2 (E1 - R2).
2. Entrenamiento con registro 2 y reconocimiento con registro 1 (E2 - R1).
3. Entrenamiento con registro 1 y reconocimiento con registro 3 (E1 - R3).
4. Entrenamiento con registro 2 y reconocimiento con registro 3 (E2 - R3).

El registro 3 no contiene la identificación carácter objetivo ya que no son determinados por el deletreador, por lo tanto, no es posible utilizar este registro como entrenamiento.

Para poder evaluar el efecto de los distintos valores de r en la cantidad de reconocimientos, en cada experimento se utilizaron registros con el mismo valor r , es decir, los registros de entrenamiento de 12 repeticiones se utilizaron únicamente con los registros de reconocimiento de 12 repeticiones y de modo equivalente para aquellos de $r = 8$.

El procesamiento de los registros de EEG se dividió en dos etapas: entrenamiento y reconocimiento. En la primera se entrenó un clasificador binario de épocas individuales de EEG, las clases que se generan fueron “objetivo” y “no-objetivo”. En la segunda etapa se utilizó el clasificador generado en la primera para clasificar los datos de otra sesión de registro distinta (datos no observados), para determinar el renglón y columna objetivos. En la primera etapa los fragmentos de registro (épocas) se generaron basándose en estimulaciones objetivo y no-objetivo y en el segundo tratamiento, las épocas de generaron por estimulaciones de renglones y columnas (Figura 6).

El proceso de extracción de épocas se explica detalladamente al final de esta subsección.

Entrenamiento. Este proceso tiene como finalidad el entrenamiento del clasificador, esto es, la generación de pesos y sesgos que maximicen la clasificación de épocas individuales de EEG (Figura 6a).

Registro de entrenamiento. Los registros utilizados para el entrenamiento del clasificador en los experimentos 1 y 3 fueron los de la sesión 1; para los experimentos 2 y 4 fue el registro de la sesión 2.

Filtrado. Se aplicó un filtro Butterworth de orden 4, con banda de paso de .15 a 15 Hz, ya que esta configuración ofrece balance entre reducción de ruido y conservación de la información para un delectador P300 [18].

Decimación. El factor de decimación (reducción de la frecuencia de muestreo del dispositivo) se estableció en 8, ya que la frecuencia de muestreo de la diadema es de 512 Hz, quedando la frecuencia efectiva en 64 Hz. Esta frecuencia final de muestreo es mayor que dos veces la frecuencia máxima que se recibe de la señal cerebral (15 Hz), por lo que cumple con el criterio del muestreo de Nyquist.

Extracción de épocas objetivo y no-objetivo. Las épocas se generaron con base en la estimulación: estimulación objetivo, o no-objetivo.

Creación de las matrices de clase. Los dos tipos de épocas se colocaron en matrices diferentes (matriz objetivo y matriz no-objetivo).

Balanceo de clases. Las matrices no-objetivo generadas contuvieron cinco veces más épocas que las matrices objetivo, debido a que por cada estimulación de un renglón o columna objetivo existieron cinco estimulaciones no-objetivo. Es necesario entrenar al clasificador con el mismo número de épocas de ambas clases (balanceadas), para que el clasificador no genere una frontera de decisión con sesgo hacia la clase con mayor prevalencia; para ello, la matriz objetivo final consistió en la replicación, por 5 veces, de las épocas de la matriz objetivo original.

Creación de los vectores de etiquetas de clase. Por cada matriz se creó un vector que contiene la etiqueta de cada época de la matriz correspondiente; la etiqueta de clase 1 para la matriz objetivo, y la etiqueta de clase 0 para la no-objetivo.

Creación del conjunto de entrenamiento. En este paso se unieron verticalmente las dos matrices de épocas, de forma que se duplicó el número de renglones y se conservó el número de columnas. La matriz resultante de esta unión constituyó el *conjunto de entrenamiento* para el clasificador, y este conjunto contiene todas las épocas objetivo y las no-objetivo relacionadas con una sesión de registro.

Aleatorización del conjunto de entrenamiento. Se reordenaron aleatoriamente las épocas del conjunto de entrenamiento para eliminar el orden obtenido al momento del registro y en el paso anterior (épocas objetivo - épocas no-objetivo).

Clasificación. Se entrenó un clasificador a partir del conjunto de entrenamiento, esto es: se obtuvieron los pesos y sesgos que determinan la ecuación de la frontera de decisión que servirá para realizar la clasificación en la etapa de reconocimiento. El algoritmo de clasificación utilizado es LDA elegido por su alta estabilidad [19].

Reconocimiento. Esta etapa tiene como finalidad conocer la etiqueta de clase de un conjunto de datos no observados, distinto al utilizado para entrenar el clasificador (Figura 6b). Los registros utilizados para el reconocimiento en el experimento 1 fue el correspondiente a la sesión 2; para el experimento 2 se utilizó el registro de la sesión 1 y finalmente para los experimentos 3 y 4 fue el registro de la sesión 3.

En esta etapa las épocas se extrajeron basándose en el tipo de estimulación de renglón y columna para clasificarlas como clase 1 o clase 0, por lo tanto, se generaron

12 matrices de datos para reconocimiento, una por cada renglón y cada columna del deletreador.

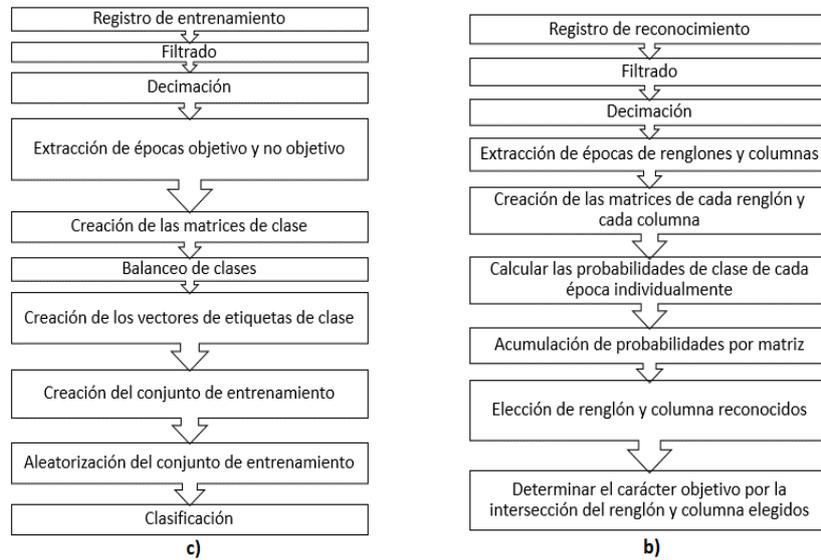


Fig. 5. Preparación de la señal para el entrenamiento (a) y para reconocimiento (b).

Una vez que se obtuvieron las matrices de datos correspondientes a cada renglón y cada columna, se proyectó cada época de cada matriz sobre la ecuación de la frontera de decisión; en otras palabras, para cada época, se multiplicaron los valores de amplitud de cada una de sus muestras con los coeficientes discriminantes para obtener una probabilidad a posteriori de pertenencia a una clase. Las probabilidades de cada matriz de datos de renglones se acumularon para conocer cuál acumuló la mayor probabilidad de pertenecer a la clase 1 y el renglón relacionado se denominó *renglón reconocido*; el mismo procedimiento se realizó para las columnas y obtener las *columnas reconocidas*. El deletreo correcto, entonces, se determinó por la intersección del renglón y columna reconocidos.

Proceso de extracción de épocas. Se obtuvo la información del tiempo en el que ocurrió una estimulación del tipo buscado (objetivo, no-objetivo, renglón n o columna n , donde $n = 1, 2, \dots, 6$). Posteriormente se localizó en el registro EEG la muestra correspondiente a ese momento y se tomaron, -a partir de ella, un número de muestras que correspondan a $t = 600$ ms (el potencial P300 se produce aproximadamente a 300 ms post-estímulo esperado, por lo que se tomó un espacio de tiempo suficiente para registrarlo); se obtuvieron 38 muestras en cada época.

La época correspondiente al estímulo actual contiene todas las muestras registradas durante t , y se colocó en la matriz que corresponde a su tipo; de esta manera, cada época constituye un renglón de la matriz a la cual pertenece y cada muestra que existe en el lapso de tiempo t , constituye una columna o rasgo de la señal EEG en la matriz. La figura 5 ejemplifica el proceso de extracción de épocas basándose en un estímulo de

carácter objetivo y uno de carácter no-objetivo. Las flechas representan los instantes de presentación de los estímulos.

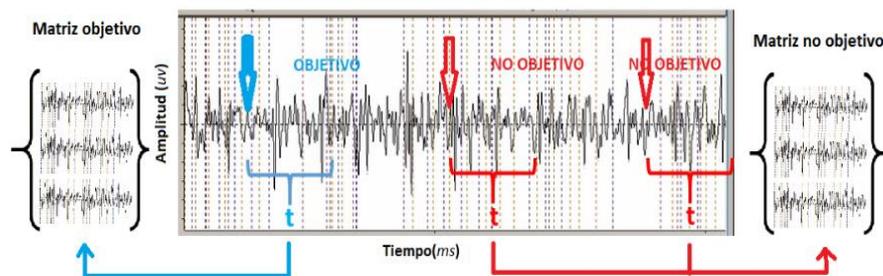


Fig. 6. Extracción de épocas basada en estimulaciones objetivo y no-objetivo.

3.6. Resultados

La tabla 2 muestra la cantidad de reconocimientos logrados mediante la BCI para cada sujeto y en cada posición del electrodo. Los valores de los renglones de cada sujeto indican el número de reconocimientos logrados, de un máximo de 16.

La Tabla 3 muestra el número de aciertos promediados de cada sujeto, las dos primeras columnas muestran promedios por tipo de secuencia, las columnas 3 y 4 promedian según el número de repeticiones, las columnas 5 y 6 por zona de colocación de los electrodos y la última columna muestra el promedio total por sujeto. La última fila muestra promedios de todos los sujetos para los dos tipos de secuencia, para los dos valores de repeticiones, para las dos zonas y el total.

Tabla 2. Cantidad de reconocimientos, de un total de 16, logrados por cada sujeto.

Tipo de secuencia		Al azar				Predefinida			
		E1 - R2		E2 - R1		E1 - R3		E2 - R3	
Experimentos									
Repeticiones		12	8	12	8	12	8	12	8
Oz	Sujeto 1	12	11	11	9	9	5	9	8
	Sujeto 2	9	6	8	7	8	5	9	7
	Sujeto 3	11	11	11	10	5	4	3	2
	Sujeto 4	7	7	5	6	4	3	3	4
	Sujeto 5	7	7	11	7	14	8	13	10
Pz	Sujeto 1	5	6	7	6	6	4	7	3
	Sujeto 2	8	2	3	3	8	6	8	6
	Sujeto 3	13	14	11	11	12	11	12	11
	Sujeto 4	3	3	6	3	2	0	4	6
	Sujeto 5	9	6	10	8	7	7	10	5

Para tener una mejor perspectiva del alcance de estos resultados, se compararon con los obtenidos por Yoon y cols. en 2017 [17], donde utilizaron el algoritmo MKL con

tres tipos de rasgos discriminantes, 5 caracteres, dos sujetos de prueba y número de repeticiones $r = \{1, 2, 3, \dots, 15\}$, utilizando los registros del *Dataset II of BCI competition III*; en este estudio se promediaron los resultados de los dos sujetos con el conjunto de prueba completo, por lo que se obtuvieron los porcentajes de exactitud de deletreos (reconocimiento de carácter) de 85.1% para $r = 8$ y de 95.7 para $r = 12$.

Tabla 3. Cantidad de reconocimientos, de un total de 16, promediados por tipo de secuencia de caracteres, por cantidad de repeticiones, por zonas de colocación del electrodo y totales.

Sujeto	Secuencia		Repeticiones		Zonas		Total
	Azar	Pred	12	8	Oz	Pz	
1	8.3	6.3	8.2	6.5	9.2	5.5	7.3
2	5.7	7.1	7.6	5.2	7.3	5.5	6.4
3	11.5	7.5	9.7	9.2	7.1	11.8	9.5
4	5	3.2	4.2	4	4.8	3.3	4.1
5	8.1	9.2	10.1	7.2	9.6	7.7	8.6
Total	7.7	6.7	8	6.4	7.6	6.8	7.2

Para el trabajo actual se tomaron de la Tabla 2 únicamente lo referente a los resultados para la secuencia predefinida; se obtuvieron 5.75 de reconocimiento para $r = 8$ y 7.65 reconocimientos para $r = 12$ (reconocimientos de renglones o columnas); por lo tanto, los porcentajes de aciertos (exactitud de reconocimientos) correspondiente a cada valor de r : $r = 8 \Rightarrow 35.94\%$; $r = 12 \Rightarrow 47.81\%$. La comparativa resultante se observa con mayor detalle en la Tabla 5.

Tabla 4. Comparativa con los resultados obtenidos con el conjunto de datos *Dataset II of BCI competition III*.

Fuente de los datos	Repeticiones			Cantidad de electrodos utilizados	Número de caracteres utilizados
	8	12	Prom		
Yoon y cols (exactitud de reconocimiento de caracteres)	85.1	95.7	90.4	64	5
Presente trabajo (exactitud de reconocimiento de renglones y columnas)	35.94	47.81	41.875	1	8

4. Conclusiones

La secuencia de caracteres al azar permitió mayor cantidad reconocimientos que una predefinida; esto muy probablemente se debió a que, en el segundo caso, el usuario tuvo dificultades para mantener la atención en un solo carácter, o bien, olvidó, momentáneamente en algunas ocasiones, el siguiente carácter de la secuencia. Así, se considera que los deletreos con secuencia predefinida fueron más representativos del desempeño real del enfoque propuesto.

El número de repeticiones r influyó directamente en el desempeño de reconocimientos, descendió este un 20% (de 8 a 6.4) con una disminución del 33.33%

en el número de repeticiones (de 12 a 8); en otras palabras, una disminución del 33.33% de repeticiones provocó una disminución del 20% de reconocimientos. Un valor de r aún mayor mejoraría los mismos, pero también provocaría un cansancio excesivo en las sesiones para el sujeto.

La diadema MindWave, a pesar de contar con un sólo electrodo, permitió obtener, en este grupo de sujetos, un promedio general de 7.2 reconocimientos (renglón o columna) de un total de 16, es decir, el 45% del total. Con el trabajo comparado en la Sección 4, con un conjunto de datos de 64 canales, se obtuvo un 90.4 de exactitud de reconocimientos de caracteres; esta comparación se hace considerando únicamente los resultados del presente trabajo en los experimentos 3 y 4, en los cuales el tipo de secuencia a deletrear es predefinida.

Cabe mencionar que, dado el número de caracteres de la matriz del deletreador (36), si se operara con señales aleatorias y no relacionadas con la atención del sujeto, el porcentaje de aciertos estaría apenas por encima del 2.7 % (1/36). En perspectiva, un porcentaje de reconocimientos del 45% denota que tanto la señal de EEG registrada, como el enfoque propuesto de procesamiento y clasificación, son informativos de la presencia del potencial P300 y de los caracteres de interés del sujeto, a pesar de contar con un solo canal de registro.

5. Trabajo a futuro

Se recomienda continuar experimentando con la diadema MindWave en aplicaciones BCI con otros algoritmos de clasificación como Máquinas de Soporte Vectorial, Perceptrón Multicapa y otros enfoques novedosos que puedan surgir. También puede ser viable explorar el uso de la diadema con otros paradigmas de BCI, como los Potenciales Visuales de Estado Estable o los Ritmos Sensorial Motores.

Agradecimientos. Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACYT, por la beca de estudios de maestría de Sergio Vivar y al Instituto Nacional de Rehabilitación, por las facilidades prestadas durante la estancia de investigación.

Referencias

1. Abdulkader, S. N., Artia, A., Mostafa, S., Mostafa, M.: Brain computer interfacing: Applications and challenges. *Egyptian Informatics Journal*, Vol. 16, pp. 213–230 (2015)
2. Mochizuki, Y., Hayashi, K., Nakayama, Y., Shimizu, T., Kamide, M., Ogino, M., Komori, T., Hasegawa, M., Isozaki, E., Nakano, I.: ALS patients with ability to communicate after long-term mechanical ventilation have confined degeneration to the motor neuron system. *Journal of the Neurological Sciences*, Vol. 363, pp. 245–248 (2016)
3. Ceres, R., Mañanas, M. Á., Azorín, J. M.: Interfaces y Sistemas de Rehabilitación y Compensación Funcional para la Autonomía Personal y la Terapia clínica. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, Vol. 8, No. 2, pp. 5–15 (2011)

4. García, P. A., Spinelli, E. M., Toccaceli, G. M., Haberman, M. A.: Interfaz Cerebro Computador basada en potenciales evocados visuales de estado estacionario: ensayos preliminares. In: XVIII Congreso Argentino de Bioingeniería SABI 2011 - VII Jornadas de Ingeniería Clínica, Mar de Plata (2011)
5. Hornero, R., Corralejo, R., Álvarez, D.: Brain-Computer Interface (BCI) aplicado al entregamiento cognitivo y control domótico para prevenir los efectos del envejecimiento. *Lychnos*, No. 8, pp. 29–34 (2012)
6. Strehl, U., Leins, U., Goth, G., Klinger, C., Hinterberger, T., Birbaumer, N.: Self-regulation of Slow Cortical Potentials: A New Treatment for Children With Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder. *Pediatrics*, Vol. 118, No. 5 (2006)
7. NeuroSky. Disponible en: <http://neurosky.com>. Último acceso: 10 Abril 2017
8. Renard, Y., Lotte, F., Gibert, G., Congedo, M., Maby, E., Delannoy, V., Bertrand, O., Lécuyer, A.: OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test, and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments. *Presence*, Vol. 19, No. 1, pp. 35–53 (2010)
9. Farwell, L. A., Donchin, E.: Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6, pp. 510–523 (1988)
10. Pires, G., Nunes, U., Castelo-Branco, M.: Evaluation of Brain-Computer Interfaces in Accessing Computer and other Devices by People with Severe Motor impairments. *Procedia Computer Science ELSEVIER*, Vol. 14, pp. 283–292 (2012)
11. Poli, R., Cinel, C., Matran-Fernandez, A., Sepúlveda, F., Stoica, A.: Towards cooperative brain-computer interfaces for space navigation. *De IUI '13: Proc. of the 2013 international conf. on Intelligent, ACM* (2013)
12. Wang, M., Daly, I., Allison, B. Z., Jin, J., Zhang, Y., Chen, L., Wang, X.: A new hybrid BCI paradigm based on P300 and SSVEP. *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 244, pp. 16–25 (2015)
13. Suryotrisongko, H., Samopa, F.: Evaluating OpenBCI Spiderclaw V1 Headwear's Electrodes Placements for Brain-Computer Interface (BCI) Motor Imagery Application. *Procedia Computer Science*, Vol. 72, pp. 398–405 (2015)
14. OpenBCI.: Disponible en: <http://openbci.com>. Último acceso: Mayo 2017
15. Schreuder, M., Riccio, A., Riseti, M., Dähne, S., Ramsay, A., Williamson, J. D., Mattia-Tangermann, M.: User-centered design in brain-computer interfaces-A case study. *Artificial Intelligence in Medicine (Elsevier B.V.)*, Vol. 59, No. 2, pp. 71–80 (2013)
16. Chang, M. H., Lee, J. S., Heo, J., Park, K. S.: Eliciting dual-frequency SSVEP using a hybrid SSVEP-P300 BCI. *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 258, pp. 104–113 (2016)
17. Yoon, K., Kim, K.: Multiple kernel learning based on three discriminant features for a P300 speller BCI. *Neurocomputing*, Vol. 237, No. 12, pp. 133–144 (2017)
18. Bougrain, L., Saavedra, C., Ranta, R.: Finally, what is the best filter for P300 detection? *Tools for Brain-Computer Interaction* (2012)
19. Breiman, L.: Arcing classifiers. *The Annals of Statistics*, Vol. 26, No. 3, pp. 801–849 (1998)