

RECONOCIMIENTO DE MOVIMIENTO OCULAR MEDIANTE EL ANÁLISIS DE SEÑALES EEG

Oscar G. Rivera Calderón, Mario I. Chacón-Murguía, Juan A. Ramírez-Quintana
Instituto Tecnológico de Chihuahua
Laboratorio de Sistemas de Percepción Visual con Aplicaciones en Robótica
Ave. Tecnológico #2909, Chihuahua, Chih, CP 31310
Tel: (614) 201-2000 Ext. 112 y 114
ogriverac@itchihuahua.edu.mx, mchacon@ieee.org, jarq1910@gmail.com

RESUMEN.

En este trabajo se desarrolló un algoritmo para el reconocimiento de movimiento ocular en cuatro direcciones: mirada arriba, abajo, izquierda y derecha. Las señales de movimiento ocular provenían de señales electroencefalográficas (EEG) y fueron registradas por el dispositivo Emotiv Epoc+. Posteriormente, se generaron imágenes en escala de grises que representaban la información de los movimientos oculares. Después, se extrajeron características estadísticas de las imágenes para desarrollar un clasificador modular que emplea tres perceptrones simples. El resultado del reconocimiento indica que se logró un desempeño del 92%, resaltando que el reconocimiento entre movimiento ocular en dirección horizontal o vertical es de 100%.

Palabras Clave: reconocimiento de movimiento ocular, EEG, generación de imágenes, perceptrón simple.

ABSTRACT.

In this work, it was developed an algorithm for eye movement recognition in four directions: look up, down, left and right. The eye movement signals came from electroencephalographic (EEG) signals and were recorded by the Emotiv Epoc+ device. Then, images in gray scales were generated representing information on eye movements. After that, Statistical characteristics were extracted from the images to develop a modular classifier using three simple perceptrons. Recognition result indicates a 92% performance, highlighting that the recognition between horizontal and vertical eye movement is 100%.

Keywords: eye movement recognition, EEG, images generation, simple perceptron.

1. INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de movimiento ocular se refiere a las técnicas y algoritmos desarrollados para medir y determinar el movimiento de los ojos [1]. Algunas técnicas que se han empleado son: el rastreo de los ojos con cámaras de videos, la electrooculografía (EOG) y la electroencefalografía (EEG) [2]–[5]. Para este trabajo se decidió que se trabajaría con señales obtenidas por la técnica de electroencefalografía, que consiste en la medición y registro de los potenciales eléctricos generados por la actividad cerebral, sin embargo, estas señales suelen estar contaminadas por distintas fuentes de ruido catalogadas como artefactos, los cuales suelen ser etiquetados en dos clases: artefactos técnicos (línea de base eléctrica y offset de la señal) y artefactos fisiológicos (parpadeos, movimiento ocular y/o movimiento muscular) que generan distorsiones en las señales [2], [3], [6]–[8]. Las distorsiones

generadas por movimientos oculares, se deben a que las señales EEG también se registran las diferencias de potencial causado entre la córnea y la retina, señalando que los ojos pueden ser modelados como dipolos, donde la córnea representa el polo positivo y la retina representa el polo negativo [3], [9]. En la Fig. 1 se presenta un ejemplo del dipolo modelado entre la córnea y la retina, además de una serie de artefactos como: mirada arriba y mirada abajo. Se observa que al mantener la mirada centrada, la amplitud de la señal no presenta distorsiones muy abruptas, pero al realizar un movimiento ocular, se presenta un cambio significativo de amplitud positiva o negativa, según el tipo de artefacto. La amplitud de estas distorsiones en las señales varía dependiendo desde la zona donde se registre, causando distorsiones más abruptas en la zona frontal y disminuyendo en medida se acerque a la zona occipital del cerebro [10].

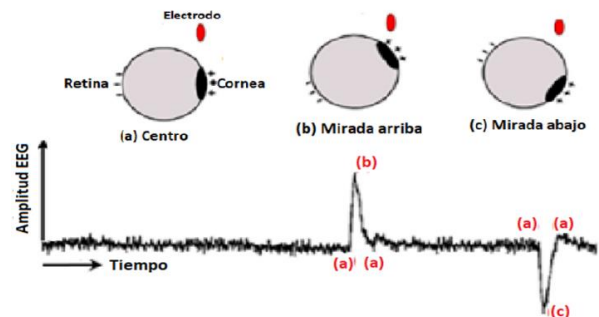


Fig. 1 Ejemplo del dipolo córnea-retina y movimientos oculares.

Entre los trabajos relacionados al reconocimiento de movimiento ocular mediante el análisis de señales EEG podemos encontrar los reportados por Belkacem, *et al.* [1], [11], donde proponen un algoritmo de reconocimiento en tiempo real, capaz de distinguir entre 5 artefactos (mirada arriba, abajo, izquierda, derecha y parpadeos), y un estado de mirada centrada. El reconocimiento se realiza mediante un algoritmo basado en un árbol de decisiones que utiliza características estadísticas de la señal y coeficientes de wavelet. Finalmente, el desempeño general reportado es de un 85%.

En [8] proponen un clasificador K-nearest neighbors (KNN) para reconocer 3 tipos de artefactos (mirada a la izquierda, derecha y parpadeo) empleando características estadísticas y

obteniendo un desempeño de 76% en reconocimiento.

En el trabajo [9] proponen el reconocimiento de 4 tipos de artefactos (mirada arriba, abajo, izquierda y derecha) mediante el uso de características espectrales. Se evalúan 3 clasificadores, el primero de ellos es un perceptrón, el segundo es un algoritmo basado en regresión logística, el tercer clasificador es un árbol de decisiones j48. El desempeño reportado es de 86.45%, 86.47% y 85.96% respectivamente.

Para este trabajo se planteó realizar el reconocimiento de cuatro artefactos (mirada arriba, abajo, izquierda y derecha) mediante la generación de imágenes a partir de señales EEG, posteriormente, se realiza la extracción de características de las imágenes y finalmente realiza el reconocimiento de las imágenes fuera de línea.

El resto del documento consiste en las siguientes secciones: la sección 2 presenta la creación de la base de datos, en la sección 3 se explica el desarrollo del método, mientras, en la sección 4 se presentan los resultados obtenidos y en la sección 5 se dan las conclusiones.

2. BASE DE DATOS

En este trabajo se utilizó el dispositivo Emotiv Epoc+ para la adquisición de las señales EEG. El dispositivo cuenta con 14 canales (AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4) distribuidos acorde al Sistema Internacional 10-20 [12] y tiene una frecuencia de muestreo de 128 Hz [13].

2.1. Paradigma de experimentación.

Para la creación de la base de datos de señales EEG que contuvieran artefactos relacionados a movimientos oculares se contó con la participación de un solo sujeto de pruebas con 24 años de edad, saludable y sin ningún problema de visión.

No obstante, para poder hacer el registro de las señales EEG y estimular los artefactos de interés, fue necesario desarrollar una interfaz que permitiera medir y registrar las señales EEG, además de realizar los estímulos y guardar la información del tipo y tiempo en que se dio el estímulo. Tomando como referencia la interfaz propuesta en [1], la interfaz desarrollada (ver fig. 2) contiene 5 elementos circulares, uno ubicado en el centro de la interfaz y los otros cuatro ubicados en los puntos cardinales. La distancia entre el elemento central y los elementos a los costados es de 7 cm, mientras que la distancia entre el elemento central con los elementos ubicados por encima y por debajo de este, es de 4 cm.

La interfaz realiza secuencias de estímulos aleatorios que indican al sujeto de pruebas que movimientos oculares realizar y cuando realizarlos de la siguiente manera: el sujeto debe de seguir con su mirada el elemento de color verde, el cual al inicio de la secuencia es el elemento central, después de un tiempo de 2 s, el elemento cambia a color negro y aleatoriamente algunos de los otros cuatro elementos cambia a verde durante 0.75 s. Transcurrido el tiempo de 0.75 s, el elemento volverá a su color negro y el elemento central cambiara a verde nuevamente por 2 s (ver fig. 3), para después

repetir el proceso con el fin de generar 20 estímulos, 5 estímulos por artefacto de interés.

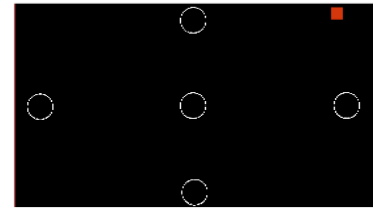


Fig. 2 Interfaz diseñada

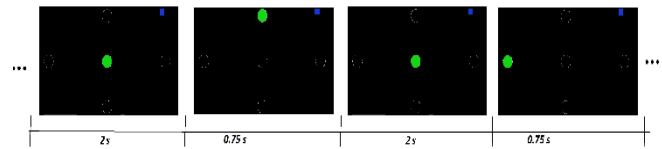


Fig. 3 Ejemplo de secuencias de estímulos aleatorios.

Para la creación de la base de datos se le pidió al sujeto de pruebas que repitiera 9 veces las secuencias de estímulos.

Las señales EEG y la información de los estímulos se guardó en un archivo con formato EDF (*European Data Format*). Después de revisar la información de los archivos, un archivo fue descartado, debido a que su información se encontraba dañada. Por lo que al final, la base de datos se compone por 8 archivos que contienen la información de 160 artefactos.

3. MÉTODO

3.1. Preprocesamiento de señales EEG.

En este trabajo se utilizaron los datos de las señales EEG capturadas por seis canales frontales (AF3, F3, F7, AF4, F4, F8) del dispositivo Emotiv Epoc+. El primer paso de la etapa de preprocesamiento es la eliminación del offset de la señal $X_i(n)$ que tiene cada canal i .

$$X_{oi}(n) = X_i(n) - \mu_{X_i}, \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (1)$$

Donde $X_i(n)$ representa la información de la señal de un canal en un tiempo n y cada canal está representado por el subíndice i , donde $i=1$ hace referencia al canal AF3, $i=2$ a F3, $i=3$ a F7, $i=4$ a AF4, $i=5$ a F4 e $i=6$ a F8. μ_{X_i} indica el valor de la media en el respectivo canal i y $X_{oi}(n)$ es la señal resultante de la eliminación del offset en un canal i .

El siguiente paso fue realizar un filtrado sobre las señales $X_{oi}(n)$, con el fin de limpiar la señal de artefactos técnicos, artefactos relacionados a señales fisiológicas como actividad muscular y dejando solo información de movimiento ocular. En el caso de los artefactos de interés, su información se encuentra en un ancho de banda de 0.5 a 30 Hz [4], [2]. Sin embargo, en varios trabajos han concluido que la información más relevante se encuentra entre 0.5 y 10 HZ [6], [14], [15]. Por ello, se

decidió implementar un filtro digital pasa bandas butterworth de orden 3, con frecuencias de corte $\omega_{cb}=10$ para el pasa bajas y $\omega_{cd}=0.5$ para el pasa altas. La función butterworth se eligió debido a que su respuesta a la frecuencia es suave y no presenta rizos en las bandas de transición.

Las señales filtradas $X_{fi}(n)$ están dadas por:

$$H(\omega) = X_{ui}(n) \rightarrow X_{fi}(n) \quad (2)$$

Donde

$$|H(\omega)|^2 = \frac{1}{1 + (\omega/\omega_{cb})^6} \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + (\omega/\omega_{ca})^6} \right) \quad (3)$$

$H(\omega)$ es la respuesta a la frecuencia del filtro y ω es la frecuencia que se evalúa. Posterior a la aplicación del filtro pasa bandas, las señales resultantes pasan por un filtro de promedios móviles de 3 muestras para reducir el ruido aleatorio [16].

$$X_{mi}(n) = \frac{1}{3} \sum_{k=0}^2 X_{fi}(n-k) \quad (4)$$

El último paso del preprocesamiento es la obtención de señales que resalten los movimientos oculares en direcciones horizontales y verticales. En el caso de movimientos horizontales, la información es resaltada mediante la operación de sustracción entre canales opuestos, es decir, la diferencia de las señales de los canales en el hemisferio izquierdo y el hemisferio derecho [2], [4], [16]. El realce de la información de movimientos horizontales se obtiene mediante la ecuación 5, donde la señal $Y_{hj}(n)$ tiene tres componentes j , donde j indica sobre que canales i se hace la operación de sustracción.

$$Y_{hj}(n) = \begin{cases} X_{m1}(n) + X_{m4}(n) & \text{si } j=1 \\ X_{m2}(n) + X_{m5}(n) & \text{si } j=2, \quad j=1,2,3 \\ X_{m3}(n) + X_{m6}(n) & \text{si } j=3 \end{cases} \quad (5)$$

En el caso de la detección de movimiento vertical, se realiza la operación de adición entre las señales registradas en los canales AF3 y AF4 [2], [17], pero, en [6] proponen aplicar la operación de adición sobre dos canales del mismo hemisferio (AF4 con F4 o AF3 con F3), estos tres casos se plantean en la ecuación 6.

$$Y_{vl}(n) = \begin{cases} X_{m1}(n) + X_{m4}(n) & \text{si } l=1 \\ X_{m1}(n) + X_{m2}(n) & \text{si } l=2, \quad l=1,2,3 \\ X_{m4}(n) + X_{m5}(n) & \text{si } l=3 \end{cases} \quad (6)$$

En la Fig. 4 se presenta un ejemplo del movimiento ocular en dirección horizontal, tomando como referencia las señales $X_{mAF3}(n)$, $X_{mAF4}(n)$ y la señal resultante $Y_{hl}(n)$. Se observa que cuando el sujeto tiene la mirada en el elemento central, las variaciones en la señal son muy pocas, comparadas a cuando se presentan los movimientos oculares. En la señal $Y_{hl}(n)$, se visualiza que cuando ocurre un artefacto de mirada a la derecha, hay un pico negativo. En el caso de mirada a la izquierda, se presenta el pico positivo.

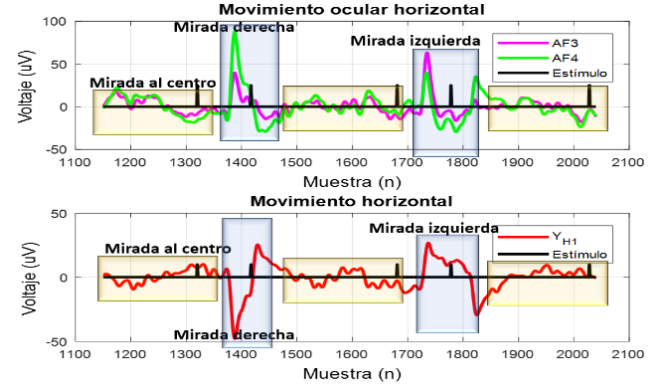


Fig. 4 Ejemplo de movimientos horizontales de las señales $X_{mAF3}(n)$ (violeta), $X_{mAF4}(n)$ (verde) y $Y_{hl}(n)$ (rojo).

Un ejemplo de movimiento vertical se presenta en la Fig. 5, donde se muestran las señales $X_{mAF3}(n)$, $X_{mAF4}(n)$ y la señal resultante $Y_{vl}(n)$. Se observa que cuando hay un artefacto de mirada arriba, se presenta un pico positivo, en el caso de mirada abajo hay un valle negativo.

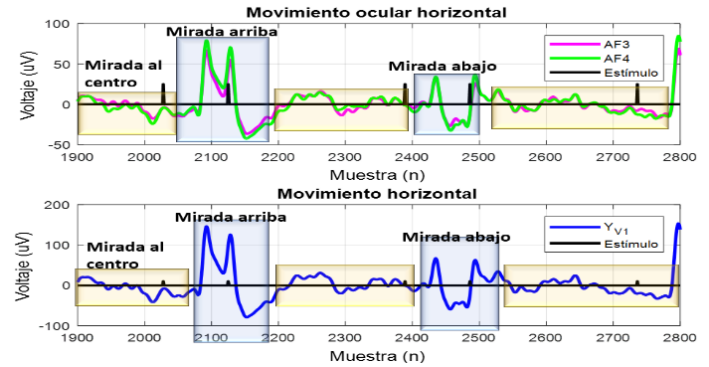


Fig. 5 Ejemplo de movimientos verticales de las señales $X_{mAF3}(n)$ (violeta), $X_{mAF4}(n)$ (verde) y $Y_{vl}(n)$ (rojo).

3.2. Generación de imágenes.

En este trabajo se propuso hacer el reconocimiento de movimientos oculares mediante el análisis de imágenes en tonos de gris, generadas a partir de señales EEG. Para esto se utilizan las componentes de las señales $Y_{hj}(n)$ y $Y_{vl}(n)$. Sin embargo, primeramente se normalizaron las señales de manera individual para cada una de sus componentes j y/o l de la siguiente manera:

$$Y_{N hj}(n) = \frac{Y_{hj}(n) - \min(Y_{hj}(n))}{\max(Y_{hj}(n)) - \min(Y_{hj}(n))} \quad (9)$$

$$Y_{N vl}(n) = \frac{Y_{vl}(n) - \min(Y_{vl}(n))}{\max(Y_{vl}(n)) - \min(Y_{vl}(n))} \quad (10)$$

Lo siguiente fue generar el arreglo bidimensional $P_{(6 \times L)}$ de longitud L equivalente al número de muestras que poseen las señales y seis renglones que representan las componentes de

$Y_{Nhj}(n)$ y de $Y_{Nvl}(n)$.

$$P_{(6 \times L)} = \begin{bmatrix} Y_{Nh1}(0) & Y_{Nh1}(1) & \dots & Y_{Nh1}(L-1) \\ Y_{Nh2}(0) & Y_{Nh2}(1) & \dots & Y_{Nh2}(L-1) \\ Y_{Nh3}(0) & Y_{Nh3}(1) & \dots & Y_{Nh3}(L-1) \\ Y_{Nv1}(0) & Y_{Nv1}(1) & \dots & Y_{Nv1}(L-1) \\ Y_{Nv2}(0) & Y_{Nv2}(1) & \dots & Y_{Nv2}(L-1) \\ Y_{Nv3}(0) & Y_{Nv3}(1) & \dots & Y_{Nv3}(L-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

Los primeros tres renglones son las tres componentes j de $Y_{Nhj}(n)$ y los siguientes tres renglones son las tres componentes l de $Y_{Nvl}(n)$.

El número de muestras L por cada experimento tiene en promedio 7300 muestras y después de analizar las señales se determinó que un artefacto relacionado a movimiento ocular se encuentra contenido en promedio en 110 muestras. Con el fin de generar una imagen por artefacto, se decidió crear subimágenes a partir de la imagen $P_{(6 \times L)}$ que debe de contener 20 artefactos. Para crear las subimágenes se utilizó la información de los estímulos y tiempos en que se dieron, para después, generar subimágenes de dimensiones 6×200 , buscando que la información relacionada al evento de movimiento ocular quedara centrada y en las esquinas la información de la mirada al centro.

Adicionalmente, para facilitar la interpretación de las imágenes, se decidió escalar los renglones en una relación 5:1 obteniendo imágenes de dimensiones 30×200 . En la Fig. 6 se observa una subimagen, que contiene información de un artefacto de mirada a la izquierda en el centro de la imagen, mientras que en los extremos se tiene información de mirada al centro.



Fig. 6. Ejemplo de subimagen escalada.

La información relevante a movimiento horizontal se encuentra en los primeros 15 renglones, se puede apreciar que cuando la persona tiene la mirada fija en el elemento central, se tiene un tono de gris neutro, una vez que se presenta el artefacto, el pico positivo que presentaban las señales $Y_{hj}(n)$ representativo del artefacto de mirada a la izquierda, se representa como una sección de píxeles con valores cercanos a 1, y cuando la persona regresaba su mirada al elemento central se producía un pico negativo, esté ahora es representado como una zona de píxeles con un valor de gris muy bajo, cercano a 0.

En la Fig. 7 se presenta una imagen generada por un artefacto de mirada arriba, donde ahora la información importante se presenta en los últimos 15 renglones. Recordando que un artefacto de mirada arriba tenía un patrón en las señales $Y_{vl}(n)$ de presentar un pico positivo seguido de uno negativo tras regresar la mirada al centro, ahora es representado por una sección de píxeles en tonos de gris claros seguido por una sección en tonos de gris oscuros.



Fig. 7 Subimagen en tonos de gris de mirada arriba.

Tras generar las subimágenes de cada experimento se creó una base de datos de 160 imágenes, donde se tienen 40 imágenes por cada movimiento ocular de interés.

3.3. Extracción de características

La meta de la etapa de extracción de características es la obtención de valores medibles y representativos de los patrones generados en las subimágenes, con el fin de generar valores discriminativos para cada uno de los tipos de artefactos.

Recordando que las subimágenes tienen una dimensión de 30×200 y que los primeros 15 renglones contienen información de movimiento horizontal y los siguientes 15 renglones la información de movimiento vertical, ahora los primeros 15 renglones serán llamados como la sección horizontal y los siguientes 15 serán la sección vertical.

Expresado de manera formal, tendremos una subimagen $I(x,y)$ definida por la ecuación 12, donde el dominio de la variable x es $\{0,1,\dots,29\}$ mientras que el dominio de y está definido en $\{0,1,\dots,199\}$.

$$I(x,y) = \begin{bmatrix} I(0,0) & I(0,1) & \dots & I(0,199) \\ I(1,0) & I(1,1) & \dots & I(1,199) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I(29,0) & I(29,1) & \dots & I(29,199) \end{bmatrix} \quad (12)$$

La definición de una segunda subimagen relacionada a la sección vertical es $I_v(x,y)$ dada por:

$$I_v(x,y) = \{i(x_v,y) : i(x_v,y) \in I(x,y)\} \quad (13)$$

Donde el dominio de x_v está definido de $\{16,17,\dots,29\}$.

La segunda subimagen de la sección horizontal es $I_h(x,y)$ cuya definición se da por:

$$I_h(x,y) = \{i(x_h,y) : i(x_h,y) \in I(x,y)\} \quad (14)$$

El dominio de x_h es $\{0,1,\dots,15\}$.

Para la extracción de características se procedió a encontrar los valores máximos y mínimos de tonos de gris en la subimagen $I(x,y)$ y de las segundas subimágenes $I_v(x,y)$ e $I_h(x,y)$.

$$V_{\min} = \min_{x,y} [I(x,y)] \quad (15)$$

$$V_{\max} = \max_{x,y} [I(x,y)] \quad (16)$$

$$V_{v\min} = \min_{x,y} [I_v(x,y)] \quad (17)$$

$$V_{v\max} = \max_{x,y} [I_v(x,y)] \quad (18)$$

$$V_{h\min} = \min_{x,y} [I_h(x,y)] \quad (19)$$

$$V_{h\max} = \max_{x,y} [I_h(x,y)] \quad (20)$$

También se calculó la desviación estándar y la potencia promedio de la subimagen y las dos secciones.

$$V_{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{29} \frac{1}{199} \sum_{q=0}^{29} \sum_{p=0}^{199} (I(q, p) - \overline{I(x, y)})^2} \quad (22)$$

$$V_{v\sigma} = \sqrt{\frac{1}{14} \frac{1}{199} \sum_{q=15}^{29} \sum_{p=0}^{199} (I_v(q, p) - \overline{I_v(x, y)})^2} \quad (23)$$

$$V_{h\sigma} = \sqrt{\frac{1}{14} \frac{1}{199} \sum_{q=0}^{14} \sum_{p=0}^{199} (I_h(q, p) - \overline{I_h(x, y)})^2} \quad (24)$$

Donde $\overline{I(x, y)}$, $\overline{I_v(x, y)}$ e $\overline{I_h(x, y)}$ representan la media de la subimagen y de las secciones vertical y horizontal respectivamente. El cálculo de la potencia promedio se obtuvo mediante:

$$E = \frac{1}{30} \frac{1}{200} \sum_{q=0}^{29} \sum_{p=0}^{199} I^2(q, p) \quad (24)$$

$$E_v = \frac{1}{15} \frac{1}{200} \sum_{q=0}^{14} \sum_{p=0}^{199} I_v^2(q, p) \quad (25)$$

$$E_h = \frac{1}{15} \frac{1}{200} \sum_{q=0}^{14} \sum_{p=0}^{199} I_h^2(q, p) \quad (26)$$

Al analizar el potencial discriminante de las características mediante un análisis experimental y la prueba de Fisher de 120 subimágenes, 30 por cada movimiento ocular, se encontró, que solo las características de V_{max} , V_{min} , V_{vmax} , V_{vmin} , V_{hmax} , V_{hmin} , $V_{v\sigma}$, E_v y E_h tienen un potencial discriminante que permite diferenciar entre los artefactos de interés, lo que contrasta con las características V_{σ} , $V_{h\sigma}$ y E que presentaron un bajo potencial discriminante entre las clases de movimiento ocular, por esta razón, estas no fueron utilizadas en la etapa de diseño del clasificador.

3.4. Desarrollo de clasificador modular

Para el reconocimiento de movimiento ocular varios trabajos han optado por usar un clasificador basado en un árbol de decisiones donde definen un umbral específico y han reportado una precisión que va del 65% hasta el 95% [11], [15]. Sin embargo, otros trabajos han propuesto el uso de clasificadores con un mayor costo computacional como lo son el uso de redes neuronales, *Baggin*, *Boosting*, lógica difusa y funciones discriminantes lineales [18], [19] que han un alto desempeño en la clasificación, con una precisión promedio a 93%.

En este trabajo se decidió hacer un clasificador modular con 3 perceptrones simples, donde el primero tiene como objetivo diferenciar si la subimagen pertenece a un artefacto de mirada en dirección vertical o en dirección horizontal, después alguno de los otros dos perceptrones hace el reconocimiento del artefacto en específico de mirada abajo o arriba, o bien mirada a la derecha o izquierda.

Para el entrenamiento del perceptrón se utilizaron las características de 120 imágenes (60 de movimiento ocular en dirección vertical y 60 en dirección horizontal) escogidas de

manera aleatoria para la etapa de entrenamiento, dejando 40 más para validación.

El primer perceptrón o módulo 1, tiene cinco entradas incluyendo la polarización con valor de -1, las cuatro entradas restantes son los valores de V_{hmax} , V_{hmin} , $V_{v\sigma}$ y V_{min} . La función de activación del perceptrón es una función sigmoideal, los pesos fueron inicializados aleatoriamente y se utilizó el método de optimización clásico para el entrenamiento, basado en reducir una función de costo empleando el algoritmo de gradiente descendiente, el cual es solucionado de manera iterativa.

Para el entrenamiento del segundo y tercer perceptrón se siguió la misma metodología para encontrar los pesos, diferenciándose por el número de entradas y que en cada perceptrón se usaron 60 subimágenes.

En el caso del perceptrón del módulo 2 se utilizaron las características de V_{vmax} , V_{hmin} , E_v y E_h para reconocer entre artefactos de mirada a la izquierda y artefactos de mirada a la derecha.

Para el entrenamiento del perceptrón del módulo 3 encargado de diferenciar entre artefactos de mirada arriba y mirada abajo, se usaron solo dos características, las cuales son: V_{max} y V_{min} que fueron las que presentaron un mayor potencial discriminante entre los artefactos a reconocer.

Después de entrenar los módulos de manera individual se procedió a conjuntar los tres módulos, proponiendo en cada uno, un umbral para obtener una salida binaria. El proceso de entrenamiento, validación y unión de los módulos se repitió 5 veces cambiando las subimágenes utilizadas para entrenar y validar, con el fin de generar una validación cruzada.

En la tabla 1 se presentan los resultados obtenidos durante los entrenamientos, validación y el desempeño de la salida del clasificador modular. Se observa que el desempeño del clasificador modular para reconocer entre las subimágenes de artefactos generados por los cuatro movimientos oculares de interés, es mayor a 90%. Este valor se obtiene mediante el promediado del desempeño obtenido en el módulo 2 y módulo 3. Este desempeño puede considerarse aceptable, comparado con los reportados en la literatura.

4. RESULTADOS

En la tabla 1 se observa que el desempeño del clasificador para reconocer artefactos movimiento ocular en dirección vertical y horizontal es de 100%, al igual que el módulo dos que reconoce entre artefactos de mirada a la izquierda y mirada a la derecha. No obstante, el módulo 3 encargado del reconocimiento entre artefactos de mirada arriba y mirada abajo, tiene un desempeño promedio en las etapas de entrenamiento y validación de 84.6%, lo que señala una oportunidad de mejora para futuros trabajos y obtener así mejores desempeños.

Si consideramos que el desempeño general durante entrenamiento y la validación del clasificador modular es de 92% se puede considerar aceptable, debido a que como se mencionó antes, los clasificadores basados en lógica difusa,

redes neuronales y/o algunas otras técnicas de *machine learning* que fueron consultados, reportan una precisión promedio de 93%.

Tabla 1. Desempeños obtenidos por cada módulo y clasificador modular durante 5 entrenamientos y validaciones.

		% de desempeño					
Módulo y clasificador	Entrenamiento	#1	#2	#3	#4	#5	Promedio
1 (Movimiento ocular en dirección vertical vs horizontal)		100	100	100	100	100	100
2 (Mirada izquierda vs mirada derecha)		100	100	100	100	100	100
3 (Mirada arriba vs mirada abajo)		83.33	85	88.33	86.66	83.33	85.33
Clasificador modular		91.67	92.50	94.17	93.33	91.67	92.67
Módulo y clasificador	Validación	#1	#2	#3	#4	#5	Promedio
1 (Movimiento ocular en dirección vertical vs horizontal)		100	100	100	100	100	100
2 (Mirada izquierda vs mirada derecha)		100	100	100	100	100	100
3 (Mirada arriba vs mirada abajo)		90	85	75	80	90	84
Clasificador modular		95.00	92.50	87.50	90.00	95.00	92.00

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En esta investigación se desarrolló un algoritmo que realiza el reconocimiento de movimiento ocular mediante el análisis de imágenes generadas a través de información de señales EEG de la zona frontal. La detección de movimiento ocular se realiza mediante un clasificador modular, donde cada módulo tiene un perceptrón simple. Aplicando la técnica de validación cruzada se obtiene un desempeño promedio de 92%, lo cual es aceptable comparado con algunos trabajos de la literatura. La manera de mejorar el reconocimiento es trabajar en la etapa de extracción de características y buscar más características discriminativas entre las imágenes generadas por artefactos de mirada arriba y mirada abajo. Otra propuesta para futuro es realizar una base de datos con una cantidad razonable de voluntarios. Posteriormente también se pretende implementar el algoritmo para que funcione en tiempo real.

6. RECONOCIMIENTO

Se agradece al Tecnológico Nacional de México/IT Chihuahua por el apoyo brindado para la realización de este trabajo bajo los proyectos 5684.16-P y 6418.18-P.

7. REFERENCIAS

- [1] A. Nasreddine, D. Shin, and H. Kambara, "Online classification algorithm for eye-movement-based communication systems using two temporal EEG sensors," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 16, no. Febrero 2015, pp. 40–47, 2015.
- [2] V. Gerla *et al.*, "Automatic identification of artifacts and unwanted physiologic signals in EEG and EOG during wakefulness," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 31, no. Enero 2017, pp. 381–390, 2017.
- [3] A.-Z. M., S. M. Ahmed, and S. N. Abbas, "A new multi-level approach to {EEG} based human authentication using eye blinking," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 82, no. Parte 2, pp. 216–225, 2015.
- [4] K. R. Lee, W. Du Chang, S. Kim, and C. H. Im, "Real-time eye-writing recognition using electrooculogram," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 25, no. 1, pp. 37–48, 2017.
- [5] A. L. C. Bissoli, M. M. Sime, and T. F. Bastos-Filho, "Using sEMG, EOG and VOG to Control an Intelligent Environment," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 30, pp. 210–215, 2016.
- [6] J. Heo, H. Yoon, and K. S. Park, "A Novel Wearable Forehead EOG Measurement System for Human Computer Interfaces," *Sensors*, vol. 17, no. 7, pp. 1–14, 2017.
- [7] A. Dasgupta, S. Chakraborty, and A. Routray, "A two-stage framework for denoising electrooculography signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 31, no. Enero 2017, pp. 231–237, 2017.
- [8] R. Patel, M. P. R. Janawadkar, S. Sengottuvel, K. Gireesan, and T. S. Radhakrishnan, "Suppression of Eye-Blink Associated Artifact Using Single Channel EEG Data by Combining Cross-Correlation with Empirical Mode Decomposition," *IEEE Sens. J.*, vol. 16, no. 18, pp. 6947–6954, 2016.
- [9] S. M. Abdelfattah, K. E. Merrick, and H. A. Abbass, "Eye Movements as Information Markers in EEG Data," in *2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, 2016.
- [10] C. Hsieh, H. Chu, and Y. Huang, "An HMM-based Eye Movement Detection System Using EEG Brain-Computer Interface," in *2014 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 2014, pp. 662–665.
- [11] A. N. B. H. H. N. Y. Y. Koike, "Classification of Four Eye Directions from EEG Signals for Eye-Movement-Based Communication Systems," *J. Med. Biol. Eng.*, vol. 34, no. December, pp. 581–588, 2014.
- [12] S. N. A. A. A. M.-S. M. Mostafa, "Brain computer interfacing: Applications and challenges," *Egypt. Informatics J.*, vol. 16, no. 2, pp. 213–230, 2015.
- [13] E. Inc, "Emotiv Systems," *Emotiv Systems*, 2014. [Online]. Available: <https://www.emotiv.com/files/Emotiv-EPOC-Product-Sheet-2014.pdf>. [Accessed: 16-May-2018].
- [14] A. N. Belkacem *et al.*, "Real-Time Control of a Video Game Using Eye Movements and Two Temporal EEG Sensors," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2015, no. 1, pp. 1–10, 2015.
- [15] A. U. E. L. J. M. Azorin, "Wireless and Portable EOG-Based Interface," *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 16, no. 5, pp. 870–873, 2011.
- [16] C. Hsieh and Y. Huang, "Low-Complexity EEG-Based Eye Movement Classification Using Extended Moving Difference Filter and Pulse Width Demodulation," in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2015, pp. 7238–7241.
- [17] C. H. Hsieh and Y. H. Huang, "Low-complexity EEG-based eye movement classification using extended moving difference filter and pulse width demodulation," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2015, vol. 2015–Novem, pp. 7238–7241.
- [18] A. Banerjee, M. Pal, S. Datta, D. N. Tibarewala, and A. Konar, "Eye movement sequence analysis using electrooculogram to assist autistic children," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 14, no. Noviembre, pp. 134–140, 2014.
- [19] H. E. M. O. I. M. Orak, "Detection of directional eye movements based on the electrooculogram signals through an artificial neural network," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 77, no. Agosto 2015, pp. 225–229, 2015.