

Clasificación de dos tareas mentales haciendo uso de mapas autoorganizativos de Kohonen (SOM)

Classification of two mental tasks based on kohonen's self-organizing map

Recibido: abril 18 de 2016 | Revisado: mayo 19 de 2016 | Aceptado: junio 06 de 2016

WILBER DIAZ SOTELO¹
GONZALO JOYA²
RICARDO RON²
FRANCISCO GARCÍA-LAGOS²

ABSTRACT

In this paper we carry out the classification of patterns corresponding to two mental tasks, which has been obtained by means a Brain Computer Interface (BCI). For this objective, the Kohonen's Self-Organizing Map paradigm (SOM) is used. The patterns used are obtained by applying the Fast Fourier Transform to the EEG signals directly delivered by two channels of the BCI. In a first phase, the patterns are captured along 8 seconds, but a specific SOM is implemented and trained for each second. The SOM with the best performance will be used in the second phase (work phase), to classify all seconds. The obtained results in the validation tests give error percentages between 3.75% (for 5th and 6th seconds) and 11.25% (for the 8th one). These errors are minor or similar than the obtained in other reported works.

Keywords: Brain Computer Interface BCI, Self-Organizing Maps SOM, Fast Fourier Transform FFT, Electroencephalograph EEG, Mental task classification

RESUMEN

En este trabajo se llevó a cabo la clasificación de patrones correspondientes a dos tareas mentales, obtenidos mediante un sistema BCI (*Brain Computer Interface*). Para ello se utilizó el paradigma neuronal de los Mapas Autoorganizativos de Kohonen (SOM, por *Self-Organizing Maps*). Los patrones utilizados en cada clasificador se obtuvieron mediante la aplicación de la Transformada Rápida de Fourier a las señales EEG directamente proporcionadas por el sistema BCI. En una primera fase, las capturas de los patrones se realizaron a lo largo de ocho segundos, pero una red SOM es implementada y entrenada de manera independiente para cada segundo. La SOM con el mejor rendimiento se usó en la segunda fase (fase de trabajo), para clasificar todos los segundos. Los resultados obtenidos en las pruebas de validación proporcionan un porcentaje de error entre 3.75%, (para los segundos 5° y 6°), y 11.25% para el 8°. Estos errores son menores o similares a los resultados obtenidos en otros trabajos de referencia.

Palabras claves: Interfaz Cerebro Computadora BCI, Mapas Autoorganizativos de Kohonen, Fast Fourier Transform FFT, electroencefalograma EEG, Clasificación de tareas mentales

¹ Estudiante de Ing. Mecatrónica de la Universidad Nacional Federico Villarreal.

E-mail: josd_ds@hotmail.com

² Dpto. de Tecnología Electrónica. Universidad de Málaga.

INTRODUCCIÓN

Los sistemas BCI (Interfaz Cerebro-Computadora) proporcionan una nueva manera de comunicación entre el cerebro y la computadora basada en el análisis e identificación de señales cerebrales (EEG), captadas mientras el sujeto de prueba realiza tareas mentales establecidas. Estas señales son capturadas mediante electrodos distribuidos en distintas áreas del cerebro basándonos en el Sistema 10-20 (Pascau et al., 2000). La identificación de estas señales permitirá asociarlas a una tarea física particular que podrá ser realizada mediante algún automatismo.

En (Ron Angevin, 2005), trabajo que se usó como principal referente, se lleva a cabo la clasificación de dos tareas mentales a partir de señales EEG captadas en dos canales. Estas señales tienen una duración de ocho segundos y se subdividen en periodos de un segundo. El procesado, es decir, la clasificación, se hace para cada segundo de manera independiente. En primer lugar, se estima la potencia de las señales EEG en la banda de frecuencia de interés; para ello se llevan

a cabo los siguientes pasos: filtrado de la traza, cálculo del cuadrado de cada muestra y la estimación de la potencia en cada muestra promediando entre muestras consecutivas para una longitud de ventana dada. En segundo lugar, se lleva a cabo la clasificación de los patrones obtenidos mediante un Análisis Discriminante Lineal (LDA, por *Linear Discriminant Analysis*). En tercer lugar, se obtiene la curva de error para los ocho segundos de cada prueba.

En este trabajo, se reproduce la experiencia anteriormente descrita introduciendo importantes modificaciones (Figura 1). Así, en la fase de pre-procesado y extracción de características, se obtiene la Transformada Rápida de Fourier (FFT, por *Fast Fourier Transform*) para cada segundo de la señal y selecciona los valores para las bandas reactivas. Nuestros patrones estarán constituidos por el vector resultante de la unión de los valores obtenidos para los dos canales utilizados más la norma de dicho vector. El paradigma clasificador que nosotros usamos es un Mapa Autoorganizativo de Kohonen (SOM, por *Self-Organizing Maps*).

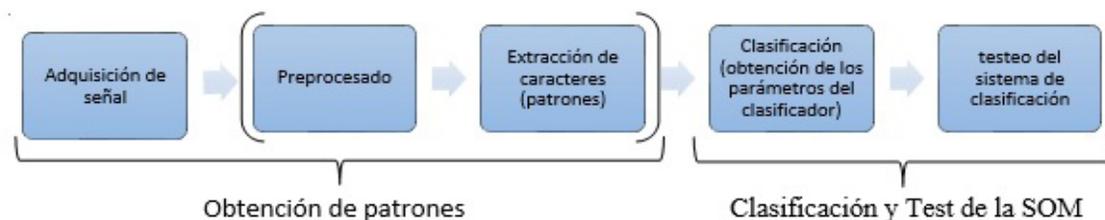


Figura 1. Diagrama de bloques en el proceso de clasificación de dos tareas mentales.

El resto de esta memoria está dedicado a la descripción a la metodología seguida en el experimento, la cual viene descrita en la Figura 1. En la segunda sección se describe el proceso de la obtención de patrones: captación de las señales EEG de ambos canales, prepro-

cesado de las mismas, y obtención del patrón final. En la tercera, se explica el sistema clasificador y su proceso de entrenamiento. En la cuarta, se detalla el nuevo experimento de prueba del clasificador mediante la presentación de un nuevo lote de patrones y analiza

los resultados obtenidos. Finalmente, la quinta parte está dedicada a la exposición de conclusiones y líneas de trabajo futuro.

El objetivo del presente trabajo fue la clasificación de dos tareas mentales haciendo uso del Mapa Autoorganizativos de Kohonen.

Obtención de patrones

Adquisición de señales EEG

Los datos de EEG se capturaron haciendo uso de electrodos no invasivos, basándose en el sistema 10-20 (Pascau et al., 2000). Se captaron dos canales Laplacianos del área sensoriomotor alred-

edor de los puntos C3 y C4 (F3/F4, Cz, C3/C4, T7/T8 y P3/P4) (Figura 2, Ron Angevin, 2005). Las señales son capturadas mientras el sujeto realiza dos tareas mentales: a) *pensamiento de movimiento de mano derecha* (la señal que indica al sujeto de prueba que este tiene que realizar esta tarea mental aparece en el 3^{er} segundo), y b) *reposo*. Las señales son registradas a una frecuencia de 200hz, durante un periodo de ocho segundos, con un total de 80 periodos para cada tarea mental. Adicionalmente, se cuenta con un segundo lote de 80 periodos registrados (40 para cada tarea) correspondientes a una segunda sesión de trabajo.

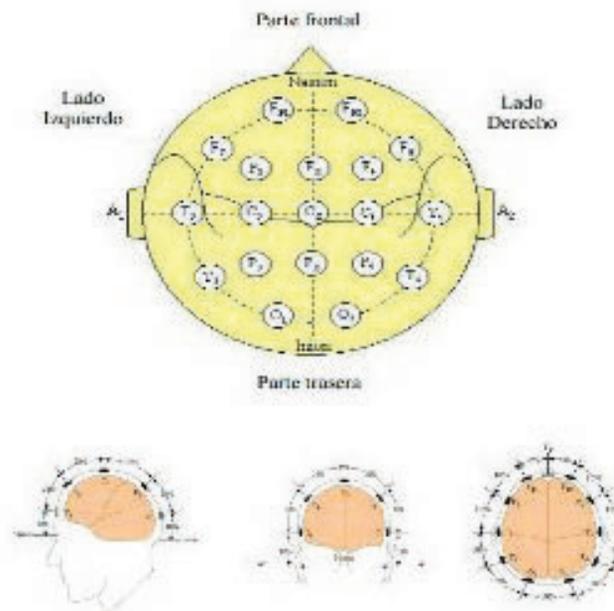


Figura 2. Referencia del sistema internacional 10-20.

Las Figuras 3a y 3c muestran un caso particular de señal EEG captada durante un segundo por un canal de las tareas *reposo* y *pensamiento de mano derecha*, respectivamente.

Preprocesado y extracción de caracteres

Una vez que la señal EEG correspondiente a una tarea ha sido captada

durante ocho segundos es dividida en intervalos de un segundo, cada uno de los cuales es procesado de manera independiente.

Existen dos tipos de procesados, los realizados en el dominio del tiempo y los realizados en el dominio de la frecuencia. En este trabajo se utilizó el segundo, por lo cual, aplicamos la Trans-

formada de Rápida de Fourier (FFT) (Abdul-Bary & Abdul-Hameed, 2013). Una vez obtenida la FFT de la señal, se puede observar que hay una mayor variación en unas bandas de frecuencias determinadas en función de la activada mental del sujeto. A estas bandas se las conoce como bandas reactivas, y pueden variar para cada sujeto e incluso para el mismo sujeto dependiendo del mo-

mento en que se registra su actividad.

Por tanto, en nuestra fase de pre-procesado, a cada uno de los intervalos de un segundo se aplica la FFT, para la cual se busca las bandas de frecuencia reactiva. Para el sujeto experimental de este trabajo, estas bandas corresponden a frecuencias de 8 a 15Hz y de 20 a 30Hz (Figuras 3b y 3d).

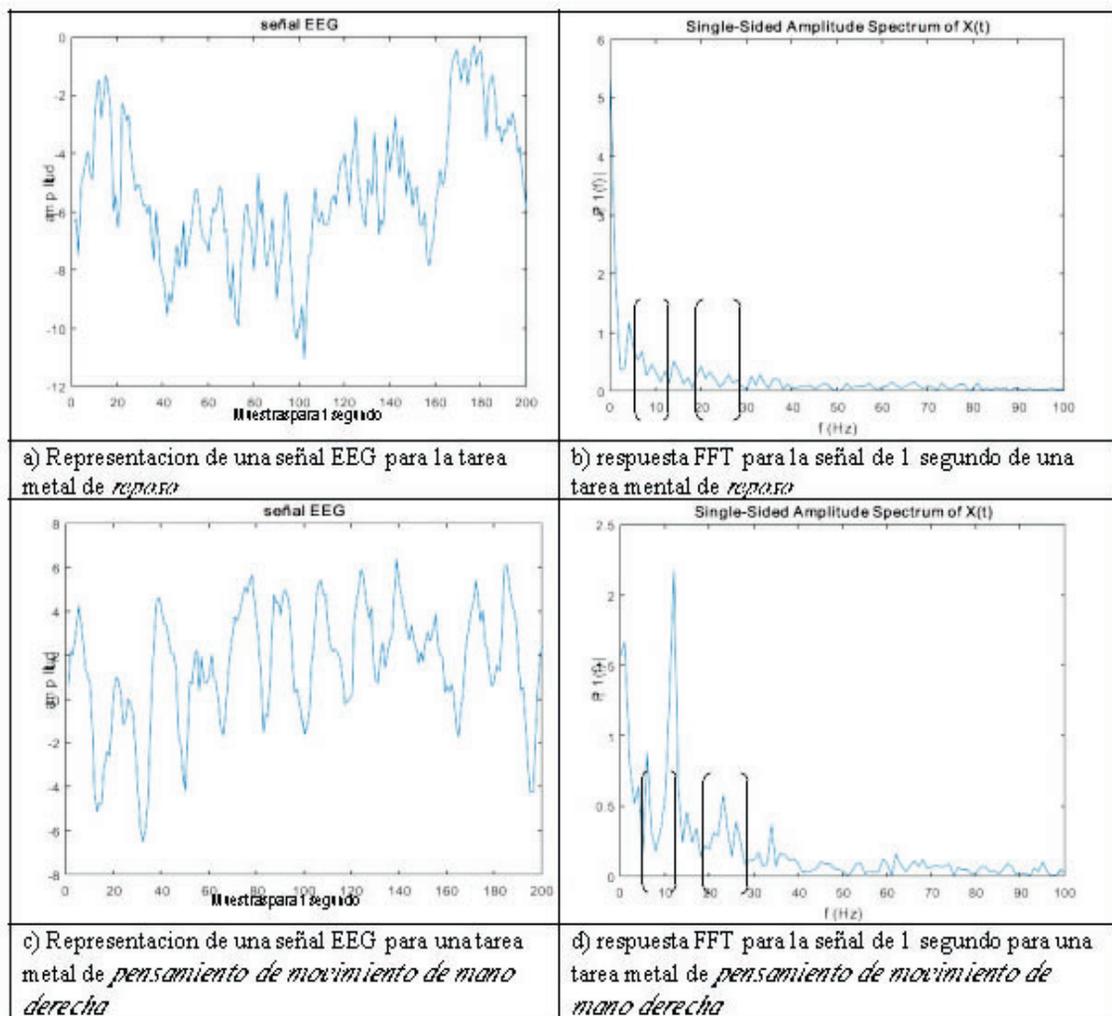


Figura 3. Representación gráfica de las señales EEG capturadas durante un segundo para la tarea mental de *reposo* (a), y para la tarea mental de *pensamiento de movimiento de mano derecha* (c), y sus respectivas respuestas FFT (b y d).

El patrón final que fue utilizado como entrada al clasificador se construye uniendo los valores de las bandas reactivas obtenidas para los dos canales y añadiéndole la norma del vector resultante. Se tiene así un patrón final 37 componentes tal como se representa

en la Figura 4. Los componentes de 1 a 18 son los valores para el canal 1, los componentes del 19 a 36 son los valores seleccionados para el canal 2. Finalmente, el componente 37 es la norma de vector formando por los 36 primeros componentes.

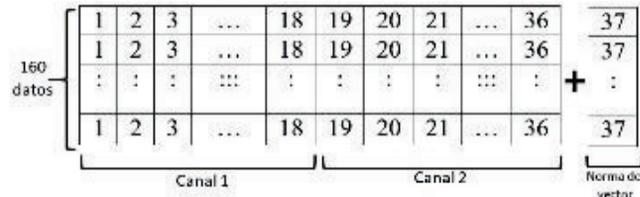


Figura 4. Representación esquemática de los patrones tras el preprocesado.

Clasificación mediante un Mapa Autoorganizativo

Los mapas autoorganizativos son un paradigma de las redes neuronales artificiales con aprendizaje no supervisado. Numerosas aplicaciones han demostrado su eficiencia en tareas de clasificación de patrones complejos, permitiendo una rápida visualización de las distintas clases e incluso sacado a la luz criterios de clasificación no evidentes. En esencia, un mapa autoorganizativo realiza una distribución desde un espacio continuo n-dimensional a un espacio discreto de dimensión 2 (o 1), respetando la topología del espacio original. De esta manera, la adscripción de un determinado patrón a una determinada clase (región), del espacio original, obviamente imposible de observar directamente en dicho espacio, podrá ser fácilmente observada en el espacio imagen

bidimensional (Bueno & Pons, 2007).

Las neuronas de una SOM forman una estructura basada en una relación de vecindad espacial (Figura 5). Cada neurona tiene asociado un vector de pesos de la misma dimensión que el espacio original. Durante el proceso de aprendizaje, al presentar un patrón, aquella neurona cuyo vector de pesos este más cercano al patrón de entrada (neurona ganadora), junto con sus vecinas, modificarán su vector peso en el sentido de acercarse más a dicho patrón. Al final del entrenamiento, la red se habrá autoorganizado de manera que dos patrones cercanos entre sí activarán la misma neurona o dos neuronas vecinas en la red, y a la inversa, dos neuronas vecinas serán activadas por vectores cercanos en el espacio n-dimensional (Kohonen, 1990; Medrano-Marqués & Martín-del-Brío, 1999).

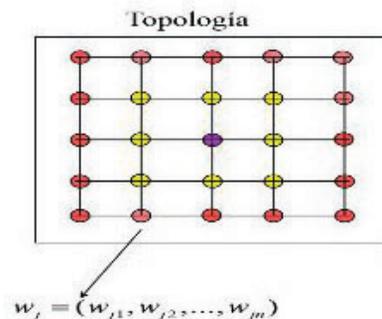


Figura 5. Arquitectura de una red SOM.

Implementación y entrenamiento de la red de Kohonen (SOM)

Los datos a presentar a la SOM fueron descritos en la Figura 4. La prueba se realiza con una red de 8x8 neuronas. Tanto la estructura de la red como el algoritmo de aprendizaje utilizados aparecen descritos en García-Lagos (2003), Joya, García-Lagos y Sandoval (2010) y Marín, García-Lagos, Joya y Sandoval (2002). Durante el entrenamiento se presenta a la red 144 patrones (72 de cada clase), lo que constituye el 90% de los patrones obtenidos. Para la fase de prueba se utilizan 16 nuevos patrones (ocho de cada clase), lo que constituye el 10% del total de patrones.

La Figura 6a muestra la distribución por neuronas de los patrones de entrenamiento de ambas clases (rojo

para *reposo* y negro para *pensamiento movimiento de mano derecha*). Se observa que la red ha quedado prácticamente dividida en dos zonas. Es decir, las dos clases han quedado casi completamente separadas, ya que únicamente aparecen tres neuronas (las 16, 48 y 56), contienen vectores de ambas clases. Ningún patrón correspondiente a la actividad *pensamiento movimiento de mano derecha* cae dentro de la región asociada a *reposo*, y únicamente tres patrones de la actividad *reposo* caen dentro de la región correspondiente a *pensamiento movimiento de mano derecha*. La Figura 6b muestra las neuronas activadas por los patrones reservados para la fase de prueba. Puede observarse que los 16 patrones han sido clasificados correctamente.

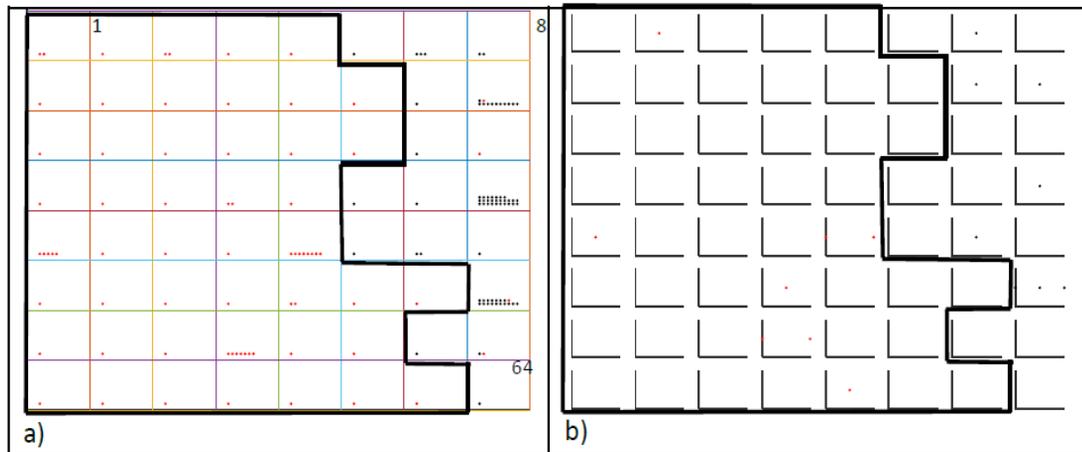


Figura 6. Representación gráfica de la SOM generada para el 5ºsegundo de la señal registrada. Puntos rojos corresponden a la actividad *reposo* y los negros a la actividad *pensamiento movimiento de mano derecha*. a) Distribución de los patrones de entrenamiento. b) Distribución de los patrones de prueba.

El procedimiento de entrenamiento y prueba descrito para la Figura 6 corresponde al 5ºsegundo de los ocho del registro total. Una red diferente es aplicada para cada segundo, la cual es entrenada 10 veces.

Es decir, obtenemos diez redes difer-

entes para cada segundo. Los resultados de error en la fase de prueba para cada segundo son promediados, obteniendo la curva de error de la Figura 7a. Los resultados para los tres primeros segundos son elevados (61.25%, 60% y 36.25%), lo cual se explica por el procedimiento seguido en el experimento:

es en el 3° segundo cuando se le indica al sujeto que realice la tarea mental de *pensamiento de movimiento de mano derecha*, por lo tanto, es en los segundos 4°, 5°, 6° y 7° cuando el sujeto desarrolla un mejor desenvolvimiento de la tarea. La Figura 7b muestra los resultados ob-

tenidos en (Ron Angevin, 2005), siguiendo el mismo procedimiento experimental, pero cambiando el clasificador SOM por un LDA. Se observa que durante los segundos 4°, 5°, 6° y 7° la red SOM rebaja considerablemente el error respecto al método LDA.

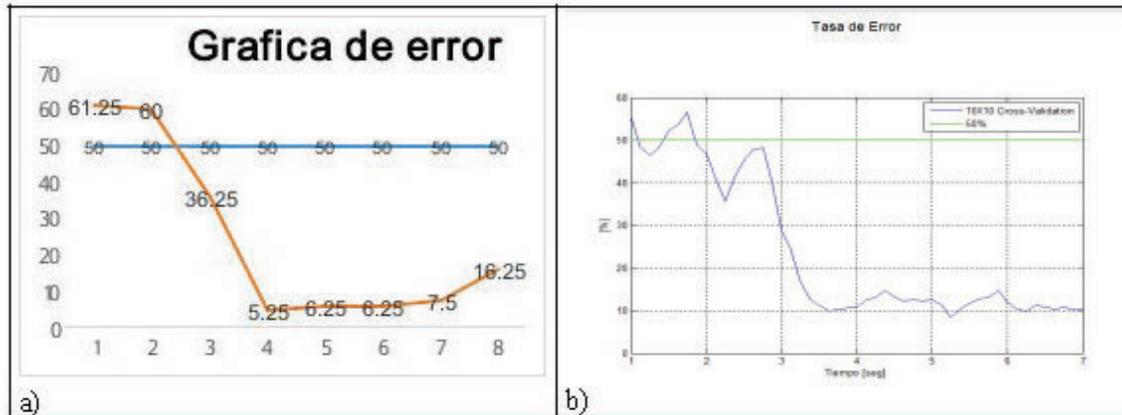


Figura 7. a) Curva de error obtenida por red de Kohoen; b) curva de error obtenida por LDA.

RESULTADOS

Selección definitiva de las redes de clasificación y prueba con patrones nuevos

A partir del proceso de entrenamiento y prueba anterior seleccionamos la red de mejor rendimiento, la cual será utilizada para todos los patrones obtenidos durante los 8 segundos del

registro. Utilizamos un nuevo conjunto de patrones correspondientes a 40 registros de cada clase obtenidos con el mismo sujeto, pero en una segunda sesión realizada en un día diferente. Los resultados de clasificación para nuestra red definitiva correspondientes a los segundos 4°, 5°, 6° 7° y 8° son mostrados en las Figuras 8 al 10.



Figura 8. Resultados de clasificación de los nuevos patrones presentados (4° segundo)

De los 80 patrones correspondientes al cuarto segundo fueron correctamente clasificados 76, mientras que solo cuatro patrones fueron erróneamente clasificados.

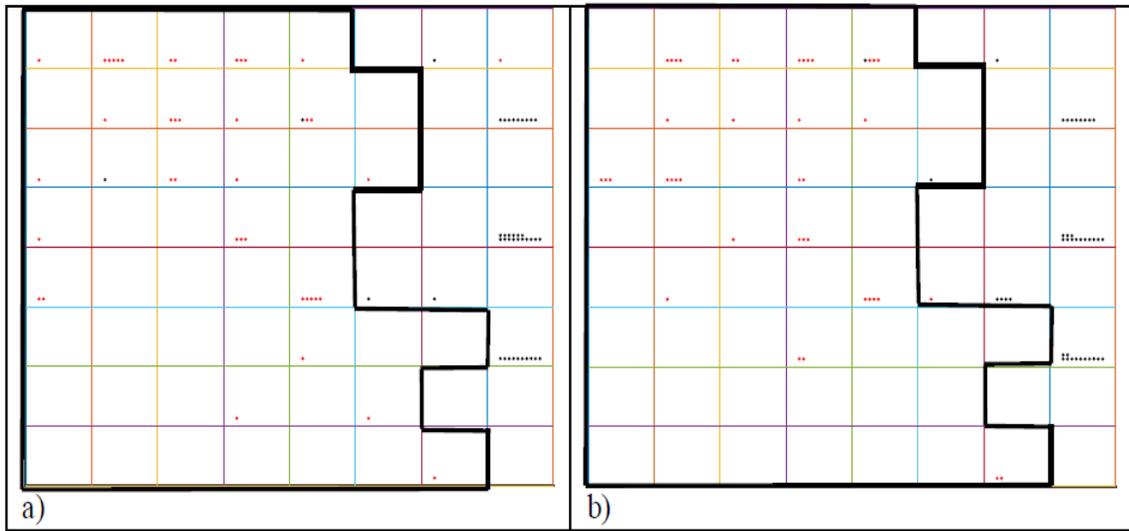


Figura 9. a) Respuesta de la red para el 5° segundo. b) respuesta para el 6° segundo.

De los 80 patrones correspondientes al quinto segundo fueron correctamente clasificados 77, mientras que solo tres patrones fueron erróneamente clasificados. Idénticos resultados se obtuvieron para el sexto segundo.

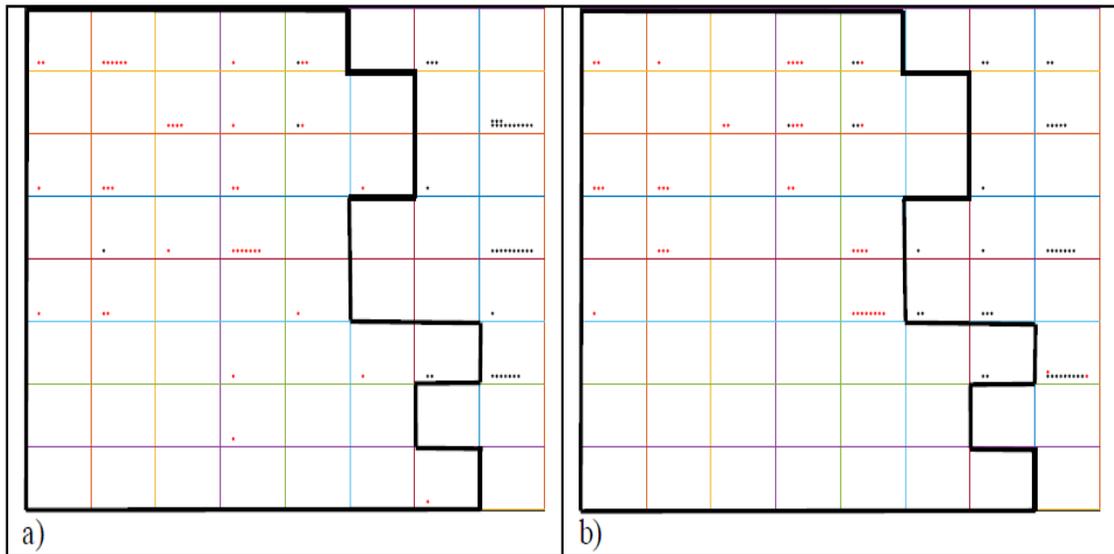


Figura 10. a) Respuesta de la red para el 7° segundo; b) respuesta para el 8° segundo.

De los 80 patrones correspondientes al sétimo segundo fueron correctamente clasificados 75, mientras que solo cinco patrones fueron erróneamente clasificados. Para el octavo segundo fueron correctamente clasificados 70 (10 erróneamente clasificados).

DISCUSIÓN

Los resultados relativos de error para la SOM y para el LDA aparecen en la Figura 11. El comportamiento seguido por ambos clasificadores mantiene la misma pauta que el observado para el primer conjunto de patrones.

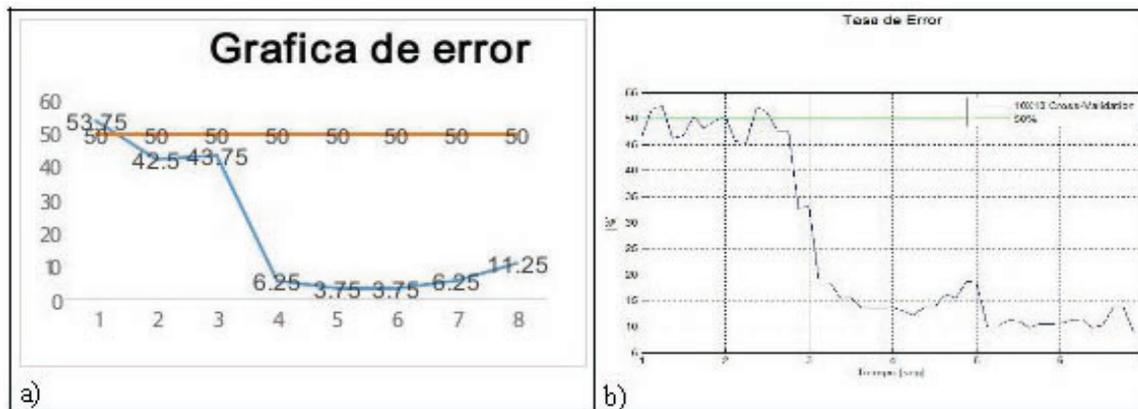


Figura 11. a) Gráfica de error para la SOM b) Gráfica de error obtenida para el LDA.

A partir de la Figura 11 podemos concluir que el clasificador SOM ha conseguido diferenciar las dos clases de tareas mentales con patrones nuevos que no se usaron en la fase de entrenamiento. En los segundos 1, 2 y 3 se observa que el porcentaje de error se encuentra elevado, esto se debe a que al sujeto de prueba solo se le indicó que realizara la tarea de *pensamiento de movimiento de mano derecha* a partir del tercer segundo. Se observa que el error disminuye hasta un 3.75% y este se mantiene para dos segundos. Para los dos últimos segundos los valores se incrementan, esto puede deberse a muchos factores, que no se consideraron al momento de adquirir los datos EEG; algunos de estos pueden ser cansancio o desánimo.

CONCLUSIONES

En este trabajo se propone un modelo alternativo para la clasificación de dos tareas mentales: los Mapas Autorganizados de Kohonen.

Las tareas mentales clasificadas son

denominadas *reposo* y *pensamiento de movimiento de mano derecha*. Mediante un Interfaz Cerebro Computador las señales EEG generadas para cada tarea son registradas utilizando un sistema de electrodos basado en el sistema 10-20; se captan dos canales Laplacianos del área sensomotor mientras el sujeto de prueba realiza cada tarea mental en sesiones de ocho segundos; estos registros son segmentados en intervalos de un segundo a los que se le aplica la FFT para obtener la respuesta en frecuencia; una vez obtenida la FFT se seleccionan únicamente los valores de las bandas reactivas (las de mayor actividad). En nuestro caso, cada canal proporciona 18 componentes. El patrón que será presentado a la SOM constará de un total 37 componentes: Las componentes de 1 a 18 son los valores para el canal 1, las componentes de 19 a 36 son los valores seleccionados para el canal 2, finalmente la componente 37 es la norma de vector formando por las 36 primeras componentes.

Para cada segundo se ha implementa una SOM de 8x8 neuronas, a la cual se

le han presentado 144 patrones (72 por cada tarea), durante el entrenamiento. En la fase de prueba se hace uso de 16 patrones. Los mejores resultados para los segundos 4° al 7° presentan unos porcentajes de error de 5.25%, 6.25%, 6.25% y 7.5%, respectivamente.

Tras el entrenamiento, la red de mejor rendimiento es seleccionada y aplicada a la clasificación de todos los segmentos. Una última prueba de validación es realizada con 80 nuevos patrones (40 de cada tarea), obtenidos mediante nuevas sesiones con el mismo sujeto, pero en un día diferente. La red seleccionada presenta unos porcentajes de error comprendidos entre 6.25% y 3.75% para los segundos cuarto al séptimo. Estos errores son menores o similares a los obtenidos en otros trabajos de referencia.

Como líneas de trabajo futuro nos planteamos las siguientes: i) Aplicación de los Mapas Autoorganizativos para la clasificación de más de dos tareas mentales. ii) Rediseño el proceso de obtención de los patrones a partir de más de dos canales de captura de señales EEG. iii) Implementación hardware de nuestro clasificador SOM.

Agradecimiento

El autor agradece al Dr. Gonzalo Joya, Dr. Ricardo Ron y del Dr. Francisco García-Lagos por la paciencia y dedicación que tuvieron durante el tiempo que tomó la realización de esta investigación. Sin su valioso apoyo no se habría logrado alcanzar los objetivos propuestos.

REFERENCIAS

Abdul-Bary, R. S., & Abdul-Hameed, T. (2013). *Features extraction techniques of EEG signal for bci applications*. College of Electronics Engi-

neering, University of Mosul, Iraq.

Bueno, L., & Pons, J. (2007). Un sistema de interfaz cerebro ordenador basado en redes neuronales auto-organizadas. *XXVIII Jornadas de Automática*.

García-Lagos, F. (2003). *Redes neuronales artificiales para la gestión de sistemas de energía eléctrica* (Tesis doctoral). Universidad de Málaga, Málaga.

Joya, G., García-Lagos, F., & Sandoval, F. (2010). Contingency evaluation and monitorization using artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 19(1), 39-150.

Kohonen, T. (1990). The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 78(9), 1464-1480.

Marín, F. J., García-Lagos, F., Joya, G., & Sandoval, F. (2002). Global model for short-term load forecasting using artificial neural networks. *EE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, 149(2), 121-125.

Medrano-Marqués, N. J., & Martín-del-Brío, B. (June, 1999). Topology Preservation in SOFM: An Euclidean versus Manhattan Distance Comparison. *Proceeding of the International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN'99, Alicante, Spain*, 1, 601-609.

Pascau, J., Desco, M., Rojo, P., Santos, A., Lopez, J., & Pozo, M. A. (2000). Spatial localisation of EEG dipoles in MRI using the 10-20 International System anatomical references. *Proceedings of the First International Workshop on Image and Signal Processing and Analysis IWISPA, Pula, Croatia*, 151-156. doi:10.1109/ISPA.2000.914906

Ron Angevin, R. (2005). *Retroalimentación en el entrenamiento de una interfaz cerebro-computadora usando técnicas basadas en realidad virtual* (Tesis doctoral). Universidad de Málaga, Málaga.