



2019 10 al 13 de septiembre - Cartagena de Indias, Colombia

RETOS EN LA FORMACIÓN DE INGENIEROS EN LA ERA DIGITAL

RECONOCIMIENTO DE ESTADOS EMOCIONALES A PARTIR DE REGISTROS DE EEG

Juan Sebastián Olivares Cortés, Manuel Felipe Huertas Luna, Sergio Leonardo Barbón Landínez, Juan Manuel López López

**Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito
Bogotá, Colombia**

Resumen

Se diseñó e implementó un protocolo experimental, enfocado al estudio de las emociones desde la electrofisiología y la psicología. Se adquirieron señales de electroencefalografía (EEG), a través del sistema g.Nautilus. Los canales utilizados fueron AF3, AF4, Fp1 y Fp2, con el electrodo de tierra en Fpz y la referencia en el lóbulo de la oreja derecha. Adicionalmente, se usaron estímulos visuales de la base de datos "Open Affective Standardized Image Set OASIS" y un modelo de autoevaluación emocional llamado "Self Assessment Manikin SAM". El protocolo fue implementado en 10 sujetos sanos de entre 18 y 25 años. Las señales de EEG fueron estudiadas en el dominio tiempo-frecuencia mediante la transformada Wavelet continua y fueron contrastadas con los resultados del SAM. El estudio indicó que las diferencias interhemisféricas de potencia relativa en la banda alfa (8 a 12 Hz), se comportan siguiendo las respuestas obtenidas en el SAM. Es decir que a partir de las señales de EEG se pudo estimar la valencia y la dominancia emocional inducida en los participantes. Los resultados indicaron que características y métodos simples de análisis de las señales de EEG se pueden asociar a características emocionales, según el modelo de Ekman. Aunque otros estudios sugieren la utilización de un número mayor de canales, en este proyecto con 4 canales se logró la correcta identificación de las dimensiones emocionales. Adicionalmente, observó que imágenes con una activación alta indujeron, en 8 de los 10 participantes, una actividad de EEG con una potencia mayor que las imágenes con activación baja, evidenciándose un incremento promedio de más del 400%, lo que puede estar relacionado con un requerimiento fisiológico mayor para procesar estas imágenes.

Palabras clave: EEG; emociones; activación

Abstract

An experimental protocol was designed and implemented, with focus on the study of emotions from an electrophysiological and psychological viewpoint. Electroencephalographic (EEG) signals were acquired using the g.Nautilus system. The channels used were AF3, AF4, Fp1 and Fp2, with Fpz as ground and the right earlobe as reference. Additionally, visual stimuli from the database "Open Affective Standardized Image Set OASIS" and an emotional self-assessment model called "Self-Assessment Manikin SAM" were used. The protocol was implemented in 10 healthy subjects, between 18 and 25 years old. The EEG signals were studied in the time-frequency domain by continuous wavelet transform and were compared with the SAM results. The study showed that the interhemispheric differences of the relative power in the alpha band (8 to 12 Hz), behave following the responses in the SAM; i.e., the emotional valence and arousal induced in the participants can be estimated from the EEG signals. The results showed that simple features and methods of analysis of the signals can be associated to emotional qualities, following the Ekman model. Although other studies suggest the use of a greater number of channels, it was observed that with 4 channels a correct identification of the emotional dimensions was possible. Additionally, images with a high activation, in 8 out of 10 participants, induced activity with a higher power than the images with low activation, exhibiting an average increase of more than 400%, which may be due to a greater physiological requirement to process those images.

Keywords: EEG; emotions; activation

1. Introducción

Las emociones juegan cotidianamente un papel de vital importancia en la comunicación y la toma de decisiones. El reconocimiento de emociones a partir de electroencefalografía (EEG) puede ayudar en la terapia contra desórdenes emocionales a través de neurofeedback (Blanco, 2016), facilitar procesos de rehabilitación en pacientes que sufrieron estados de coma (García, 2012), o mejorar la interacción de los sistemas de BCI (Brain Computer Interface) con técnicas de aBCI (afective Brain Computer Interaction) a través de la habilidad de detectar, procesar y responder a los estados afectivos del usuario. Sin embargo, aún no hay consenso en los procedimientos para conseguir esta tarea. El desarrollo de estos sistemas ha sido un reto hasta el momento, debido a la complejidad del fenómeno y a las variaciones individuales de los registros de EEG. Las investigaciones realizadas en el tema, en general, buscan patrones de EEG estables que sean consistentes entre individuos en cuanto a características como áreas del cerebro o bandas de frecuencias relacionadas a cada emoción (Ramírez, 2012), (Estevez, 2015). Este trabajo se desarrolló desde la hipótesis de que es posible identificar estados emocionales a partir de las características de tiempo-frecuencia, y ubicación de la actividad EEG. El objetivo de este trabajo fue desarrollar una interfaz cerebro máquina que permita la identificación de diferentes emociones a partir del registro de EEG. Para esto se busca inicialmente determinar las características más relevantes que permitan identificar estados emocionales y con base en estas desarrollar un algoritmo estadístico que permita la clasificación de las señales.

Tradicionalmente los estudios que se han realizado para el reconocimiento de emociones han tomado como base las expresiones externas de emociones como el lenguaje y el habla, las expresiones faciales, o los gestos. Sin embargo, el estado emocional en muchas ocasiones permanece interno y no se puede determinar a partir de estas expresiones externas. Más aun, hay casos en los cuales la interpretación de estas características puede llevar a juicios erróneos debido a enmascaramientos sociales, o a situaciones en donde las emociones externas no concuerden con las internas (Choppin, 2000). Actualmente, las emociones se asocian a patrones particulares de actividad fisiológica que incluyen la del sistema nervioso central y el sistema nervioso autónomo y que pueden usarse como otro método de reconocimiento de emociones. Esta actividad puede obtenerse mediante métodos no invasivos, como la grabación de las señales electrofisiológicas por medio de electrocardiografía, respuesta galvánica de la piel, o EEG. En un principio se buscaron correlaciones neuronales con emociones, pero no se identificaron regiones específicas para cada emoción. Más recientemente se ha propuesto que los estados emocionales involucran patrones de actividad cerebral específicos. Consistentemente, se ha encontrado un efecto de laterización de la actividad cortical en respuestas emocionales. Se ha reportado, por ejemplo, que el aumento de actividad gamma (30-50Hz) sobre la región temporal izquierda se asocia a emociones negativas.

También se han asociado tendencias de acercamiento o evitación con la asimetría de la señal de EEG. Así la actividad frontal izquierda se ha relacionado con tendencias de acercamiento y la actividad frontal derecha con tendencias de evitación (Blanco, 2016), (Ramirez, 2012). Algunos informes afirman que las principales características asociadas con las emociones positivas y negativas se hallan en lóbulos parietal y occipital derecho en la banda alfa; la región central para la banda beta y el lóbulo frontal izquierdo y temporal derecho para la banda gamma. También se ha reportado que las dos bandas más importantes son las ondas alfa (8-12Hz) y las ondas beta (12-30 Hz). Las ondas alfa se originan predominantemente durante estados de relajación mental, estas bandas se pueden usar en diferentes formas para detectar estados emocionales en humanos (Ramirez, 2015). Por ejemplo, se ha expresado que es posible identificar emociones positivas por una alta coherencia frontal de alfa, y un alto poder de beta en parietal derecho (Choppin, 2000), (Ramirez, 2012). De forma general, la relación beta/alfa es un indicador del estado de activación de una persona. Como se ha mencionado, la inactivación frontal izquierda es un indicador de respuesta de retirada, y esto se asocia a una emoción negativa, mientras que la inactivación frontal diestra es un indicador de respuesta de acercamiento, una emoción positiva (Ramirez, 2012). Esta inactivación se puede evaluar a través de la potencia relativa de alfa.

2. Materiales y métodos

Se diseñó un protocolo para la interacción del participante con el equipo de registro de señales g.Nautilus. Se realizó el registro de EEG usando el equipo g.Nautilus, a una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Los participantes fueron 10 estudiantes universitarios hombres entre 18 y 22 años. Los sujetos fueron expuestos a 20 estímulos visuales con contenido emocional de la base de datos OASIS. Las imágenes se seleccionaron de forma semi-aleatoria: primero se formó un grupo de 40 imágenes con valores extremos de Valencia y Activación (Kurdi, 2017), y luego entre estas, se seleccionaron 20 imágenes al azar. Esto con el objetivo de evitar factores de habituación por

repetición en los participantes y de manejar un amplio rango de activación emocional. El manejo de los registros se especifica en la figura 1.



Figura 1. Diagrama de trabajo

Las señales fueron preprocesadas para reducir el ruido usando un filtro pasa bajos a 50 Hz y pasa altos a 0.5 Hz. También se realizó el cálculo de la potencia relativa por bandas, con especial interés de la actividad alfa y beta en regiones frontales. Con base en (Blanco, 2016) se usaron los siguientes cálculos para clasificar dos dimensiones:

$$Valencia = \alpha AF3 - \alpha F4 \quad (1)$$

$$Activación = \frac{1}{\alpha AF3 + \alpha F4 + \alpha Fp1 + \alpha Fp2} \quad (2)$$

Tabla 1. Imágenes usadas de la base de datos oasis con sus respectivos valores promedios de valencia y activación

Nombre	Valencia	Activación	Orden	Nombre	Valencia	Activación	Orden
I306	1,98	5,19	1	I287	1,19	4,62	11
I463	6,24	4,08	2	I578	6,04	6,24	12
I496	1,13	0,47	3	I209	1,36	4,31	13
I579	5,33	5,69	4	I540	5,12	6,14	14
I581	5,82	5,77	5	I322	1,93	4,95	15
I208	1,32	4,22	6	I59	6,22	4,64	16
I869	1,64	4,67	7	I566	5,49	5,98	17
I60	6,08	4,02	8	I256	6,16	4,57	18
I576	5,94	5,63	9	I440	1,49	5,37	19
I468	6,04	4,68	10	I262	6,10	4,34	20

Prueba SAM (Self-assessment manikin): La prueba SAM está principalmente orientada al desarrollo específico de la imagen, la cual busca medir la respuesta emocional que tiene un individuo al reaccionar a un estímulo visual y su respectiva clasificación por medio de dibujos humanoides, los cuales tiene un valor añadido para tres dimensiones emocionales (de 1 a 9), siendo 1 la puntuación más baja y 9 la puntuación más alta. Esta clasificación emocional se lleva a cabo según el modelo de estado emocional PAD (Bradley & Lang, 1994). En este se usan 3 dimensiones numéricas para representar cualquier emoción. La primera dimensión, llamada **valencia** o **placer** (pleasure), usa una escala de placer-desagrado. En esta escala se evalúa qué

tan positiva (agradable) o negativa (desagradable) es la emoción que se está sintiendo. La segunda dimensión, **activación** (arousal), varía entre alta activación y baja activación, y mide la que tan activada o relajada se siente la persona. Por ejemplo, la tristeza puede ser una emoción de baja activación y de valencia negativa, mientras que la furia, puede tener también una valencia negativa pero una activación alta. La tercera dimensión, **dominancia** (dominance), abarca desde dominante hasta dominado y cuantifica cuanto control tiene la persona sobre la emoción.

Base de datos OASIS: OASIS (Open Affective Standardized Image Set) es una base de datos con 900 imágenes a color, y con información estadística de la respuesta emocional en términos de valencia y activación. A través de este grupo de imágenes se busca incrementar la confiabilidad en la respuesta generada en los participantes de diferentes estudios. El grupo de imágenes fue validado con un estudio en línea de casi 800 participantes (Kurdi, 2017).

Para adquirir las señales de EEG se hizo uso del equipo inalámbrico g.Nautilus. Dicho dispositivo permite obtener grabaciones de electroencefalografía con una frecuencia de muestreo de hasta 500Hz y hasta 32 canales (G.tec, 2012). Para este caso, se empleó una frecuencia de muestreo de 256 Hz y los canales utilizados fueron AF3, AF4, Fp1 y Fp2, debido a que el lóbulo frontal juega un papel vital en la toma de decisiones, la memoria, interacción social y emociones (Estevez, 2015). Las cuales son características de principal interés para el sistema de clasificación debido a que la persona con base a lo que sabe (memoria), clasifica que tan negativa o positiva es la imagen presentada (toma de decisiones) con el fin de brindar de manera cualitativa a través del SAM una aproximación cuantitativa para poder explicar las emociones. Cabe resaltar que se empleó el montaje con el electrodo de tierra en Fpz y la referencia en el lóbulo de la oreja derecha. Por otra parte, para la etapa de pre-procesamiento se identificaron los instantes de tiempo para los cuales cambiaba el estímulo visual mostrado al participante, esto con el fin de segmentar la señal e identificar el inicio y fin de la presentación del estímulo visual y la respuesta al SAM, de todas las imágenes presentadas al sujeto. Además, se realiza una etapa de filtrado con el fin de remover artefactos de movimiento, ruidos a altas frecuencias y ruidos de la red eléctrica como se mencionó anteriormente. La duración del estímulo visual fue de diez segundos. Luego, se realiza la etapa de extracción de características, en la cual se recurrió a utilizar el método de PSD (Power-Spectral-Density) de Welch con ventanas de 3 segundos, con un traslape del 50%, es importante aclarar que no se empleó toda la señal segmentada sino por cada imagen se realizó la PSD desde el 8vo segundo hasta el inicio del otro estímulo visual debido a que la emoción inducida no se refleja en la señal de EEG de manera inmediata, estos cambios se instalan en el cerebro después de un lapso de tiempo. Después, como se mencionó anteriormente se calculó la potencia de la banda α para los canales AF3, AF4, Fp1 y Fp2. Por último, se estima la valencia y la activación con las fórmulas mencionadas anteriormente. Después de extraer la potencia relativa alfa de cada canal y haber estimado los valores de valencia y activación se procede a decidir el tipo de emoción a partir del modelo de clasificación mencionado anteriormente (ver Fig. 3). Para esto se normalizan los resultados obtenidos para obtener una escala similar a la del SAM. Los parámetros empleados para la toma de decisiones son los siguientes:

2.1 Identificación de valencia y activación a partir de la señal de EEG:

- Si el valor de la valencia es mayor o igual que el promedio de la valencia total la valencia se considera positiva.

- Si el valor de la valencia es menor que el promedio de la valencia total la valencia se considera negativa.
- Si el valor de la activación es mayor o igual que el promedio de la activación total la activación se considera alta.
- Si el valor de la activación es menor que el promedio de la activación total la activación se considera baja.

2.2 Identificación valencia y activación a partir del SAM:

- Si el valor de la valencia es mayor o igual a 5 la valencia se considera positiva.
- Si el valor de la valencia es menor a 5 la valencia se considera negativa.
- Si el valor de la activación es mayor o igual a 5 la activación se considera alta.
- Si el valor de la activación es menor a 5 la activación se considera baja.

Una vez definidos estos parámetros y normalizado los valores de valencia y activación de las señales de EEG registradas se comparan los valores de identificación de la señal de EEG y del SAM para corroborar que lo que siente la persona a nivel neurológico es lo mismo que plasma en el SAM. Si la valencia es positiva en el EEG y en el SAM también se suma un punto a favor del algoritmo, y así para el resto de los casos. De igual manera en el caso contrario, si la respuesta del SAM no corresponde al parámetro de la señal de EEG obtenido, no se suman puntos a favor del algoritmo. El desempeño del algoritmo se obtiene sumando todos los puntos a favor del algoritmo y dividiendo entre la cantidad de imágenes.

3. Resultados

A partir de las señales obtenidas se distribuyó el orden de tareas a realizar con el fin de identificar las emociones a través de los siguientes parámetros: **Valencia y Activación EEG:** Se estiman a partir de los criterios de la subsección 2.1 y 2.2. Indican si la valencia y la activación marcada por el usuario en el SAM corresponde a la del EEG. **Valencia y Activación SAM:** Se estiman también a partir de los criterios mencionados anteriormente, sin embargo, se comparan entre la valencia y la activación marcada de la señal de EEG y la valencia y activación promedio de la base de datos OASIS. Indica si la activación y valencia mostrada en el EEG coincide con el promedio de activación y valencia de OASIS. **Emoción:** Se evalúa que la valencia y activación del SAM y la valencia y activación de la señal de EEG cumplan los parámetros para clasificar la emoción. En otras palabras, si la emoción que siente la persona corresponde a la marcada en el SAM.

Tabla II. Porcentaje de aciertos de para el algoritmo de detección implementado

Sujeto	Valencia EEG (%)	Activación EEG (%)	Valencia SAM (%)	Activación SAM (%)	Emoción (%)
1	75	70	60	50	60
2	50	55	55	40	30
3	70	55	55	45	45
4	85	60	70	60	45
5	40	70	55	45	25

6	60	55	60	30	30
7	60	55	65	45	35
8	40	65	55	30	30
9	60	80	55	40	45
10	45	45	55	30	20

TABLA III. PROMEDIO DE PORCENTAJE DESACIERTOS PARA EL ALGORITMO DESARROLLADO

Valencia EEG (%)	Activación EEG (%)	Valencia SAM (%)	Activación SAM (%)	Emoción (%)
59	61	59	42	37

Por otra parte, se empleó el promedio de la transformada wavelet para encontrar la potencia relativa media para el rango de frecuencias de 0.5 a 80 Hz durante todo el estímulo visual se obtienen los valores de la tabla 4 los cuales nos permiten cuantificar que tanto recursos o que tan activado está el cerebro frente a estos estímulos visuales.

TABLA IV. Promedio de transformada wavelet para las imágenes con mayor y menor valencia y activación según oasis

Sujeto	Promedio wavelet	Tipo	Imagen	Valencia Oasis	Activación Oasis
1	32,87	Max	19	1,5	5,4
	13,1	Min	2	6,2	4,1
2	25,49	Max	8	6,1	4
	9,49	Min	2	6,2	4,1
3	27,71	Max	9	5,9	5,6
	9,96	Min	10	6	4,7
4	18,63	Max	7	1,6	4,7
	8,43	Min	11	1,2	4,6
5	16,6	Max	16	6,2	4,6
	8,82	Min	7	1,6	4,7
6	11,09	Max	9	5,9	5,6
	7,5	Min	16	6,2	4,6
7	21,96	Max	12	6	6,2
	7,91	Min	13	1,4	4,3
8	20,68	Max	19	1,5	5,4
	8,76	Min	9	5,9	5,6
9	201,34	Max	17	5,5	6
	8,4	Min	2	6,2	4,1
10	42,3	Max	7	1,6	4,7
	11,52	Min	13	1,4	4,3

4. Discusión

A partir de los resultados obtenidos se observó que la clasificación de valencia y activación tiene una efectividad promedio aproximada del 60%, sin embargo, el porcentaje de emoción no está por el mismo rango, esto se debe a que independientemente de que la activación y valencia que

se identifican en el SAM y en la señal de EEG pueden acertar indicando si la imagen produce alta o baja activación y valencia positiva o negativa, pero no difiere de manera precisa que emoción es la que se presenta. Sin embargo, para ser un procesamiento básico detecta con un buen porcentaje de acierto los parámetros de valencia y activación, surge la necesidad de implementar un mejor mecanismo en la decisión de emoción. También, durante la evaluación de los resultados se hizo evidente que métodos iterativos podían mejorar su desempeño, debido a que los porcentajes de acierto eran al menos parcialmente dependientes de características de procesamiento como el tamaño de las ventanas al calcular la potencia relativa por bandas de alfa y beta. Incluso podrían incluirse más canales que sean relevantes y asignar un peso que mejore la predicción. En este punto se hicieron claras las posibles ventajas de manejar algoritmos de aprendizaje de máquina que manejen estos procedimientos, los cuales para optimizarse consumen grandes cantidades de tiempo. Esto permitiría que se evaluara un mayor número de características y un mayor número de bandas, una nueva investigación puede ahondar en esta posibilidad. Según algunas investigaciones la evaluación de actividad EEG en frecuencias altas mejora la clasificación de emociones.

5. Conclusiones

Se realizó exitosamente el registro y procesamiento de EEG. A partir de esto se desarrolló un algoritmo de clasificación de estados emocionales con una clasificación promedio de activación y valencia cercana al 60% y detección de emoción del 37%. La interpretación de los datos adquiridos por medio de los cuatro canales analizados fue exitosa, brindó resultados adecuados y arrojó información valiosa para la identificación de la emoción. De alguna u otra forma, para optimizar los resultados y mejorar la precisión se podría utilizar más canales en la adquisición de las señales eléctricas cerebrales. Aunque la actividad fisiológica es un excelente indicador de los estados afectivos, aún es muy difícil conseguir un sistema confiable de detección de emociones usando un único tipo de señal fisiológica, más aún cuando esta es tan sensible al ruido. Los mejores sistemas de detección usan una combinación de varias señales fisiológicas. Los resultados enfocados hacia la detección de emociones en principio sugieren que para imágenes con valencia negativa el cerebro se "activa" más, lo cual sugiere un recurso mayor del mismo para la recepción, interpretación y estímulo corporal frente a esa emoción inducida.

6. Referencias

Artículos de revistas

- Blanco. "Design and Evaluation of a Musical Neurofeedback Software in Matlab", M.S. thesis, Universitat Pompeu Fabra Barcelona, 2016.
- Garcia. Análisis de ondas cerebrales para determinar emociones a partir de estímulos visuales. 2016.
- R. Ramirez, Z. Vamvakousis "Detecting Emotion from EEG Signals Using the Emotive Epc Device", Universitat Pompeu Fabra, 2012

- Choppin, "Eeg-based human interface for disabled individuals: Emotion expression with neural networks". Masters thesis, Tokyo Institute of Technology, 2000.
- R. Ramirez, M. Palencia-Lefler, S. Giraldo, Z. Vamvakousis. "Musical Neurofeedback for treating depression in elderly people", *Frontiers in Neuroscience*, 2015.
- P. Estevez. Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos. 2015.
- MM. Bradley PJ. Lang Medición de la emoción: el auto-evaluación del maniquí y el diferencial semántico. 1994.
- Kurdi, S. Lozano, M. Banaji. Introducing the Open Affective Standardized Image Set (OASIS). 2017.
- J. Hillenbrand. "Acoustic Analysis of Voice: A Tutorial", Michigan University.
- G.tec Medical engineering. G.nautilus wireless biosignal acquisition.

Fuentes electrónicas

- "No hay dos cerebros iguales", *Investigación y Ciencia*, 2019. [Online]. Available: <https://www.investigacionyciencia.es/noticias/no-hay-dos-cerebros-iguales-16587>. [Accessed: 26- Mar- 2019].

Sobre los autores

- **Juan Sebastián Olivares Cortés:** Estudiante de Ingeniería Biomédica. Integrante del Semillero de Investigación en Procesamiento de Imágenes y Señales PROMISE. Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito - Universidad del Rosario. juan.olivares@mail.escuelaing.edu.co
- **Juan Manuel López López:** Ing. Electrónico, Magister en Ingeniería. Área: Electrónica y de Computadores, Doctor en Ingeniería, Profesor Asistente del Programa de Ingeniería Biomédica de la Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito. juan.lopezl@escuelaing.edu.co.
- **Manuel Felipe Huertas Luna:** Estudiante de Ingeniería Biomédica. Integrante del Semillero de Investigación en Procesamiento de Imágenes y Señales PROMISE. Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito - Universidad del Rosario. manuel.huertas@mail.escuelaing.edu.co

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2019 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)