

# CLASIFICACIÓN DE EMOCIONES BÁSICAS MEDIANTE ANÁLISIS CUANTITATIVO DE SEÑALES EEG

Juan M. Arriola<sup>1</sup>, Marcela P. Álvarez<sup>1</sup>, Liliana R. Castro<sup>1,2</sup> y Osvaldo Agamennoni<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>*Departamento de Matemática, Universidad Nacional del Sur, Av. Alem 1253, B8000CPB Bahía Blanca, Argentina, [juan.arriola@uns.edu.ar](mailto:juan.arriola@uns.edu.ar), [www.uns.edu.ar](http://www.uns.edu.ar)*

<sup>2</sup>*Instituto de Investigaciones en Ingeniería Eléctrica “Alfredo Desages” (UNS-CONICET) Av. Alem 1253, B8000CPB Bahía Blanca, Argentina, [lcastro@uns.edu.ar](mailto:lcastro@uns.edu.ar), [www.iiie-conicet.gob.ar](http://www.iiie-conicet.gob.ar)*

<sup>3</sup>*Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras, Universidad Nacional del Sur, Av. Alem 1253, B8000CPB Bahía Blanca, Argentina, [oagamen@uns.edu.ar](mailto:oagamen@uns.edu.ar), [www.uns.edu.ar](http://www.uns.edu.ar)*

**Resumen:** En este trabajo se presenta un método de clasificación automática de emociones humanas utilizando la Transformada Wavelet Discreta (TWD) y una red neuronal profunda. Para ello se extraen características cuantitativas de la información espectral de las señales electroencefalográficas (EEG) utilizando la TWD y se separan los datos en cuatro grupos de acuerdo a los atributos de los estímulos emocionales. Posteriormente, se clasifica automáticamente la información espectral utilizando una red neuronal profunda con una efectividad un poco superior a la alcanzada por otros métodos.

**Palabras clave:** *emociones, electroencefalograma, características cuantitativas, redes profundas.*

2000 AMS Subject Classification: 92C55-94A12

## 1. INTRODUCCIÓN

El cerebro humano es un sistema integrado por millones de neuronas densamente interconectadas. A través de estas conexiones sinápticas viajan corrientes eléctricas que gobiernan y dirigen todos los procesos, conscientes e inconscientes, que el cerebro lleva a cabo.

Dichos impulsos eléctricos pueden ser medidos y grabados por medio de electroencefalógrafos, mediante la colocación de electrodos adheridos al cuero cabelludo (método no invasivo) o mediante la inserción de electrodos en la corteza cerebral (método invasivo). Las señales EEG obtenidas llevan consigo información de los procesos que se desarrollan en el interior del cerebro, y su análisis reviste fundamental importancia a la hora de comprender su funcionamiento. En particular, las señales EEG adquiridas de sujetos bajo condiciones experimentales nos brindan información sobre cuáles son las zonas que se activan y cómo responden frente a determinados estímulos.

Entre los procesos inconscientes que se desarrollan en el interior del cerebro se encuentra un abanico de emociones, y su estudio se ha incrementado en los últimos años con aplicaciones en psicología, psiquiatría, neurociencias e inteligencia artificial. Especial atención se ha puesto en el reconocimiento, la caracterización y la clasificación automática de diferentes emociones mediante el análisis de los cambios que sufren diferentes señales fisiológicas frente a estímulos emocionales. Entre las señales fisiológicas estudiadas se encuentran la presión sanguínea, la respuesta galvánica de la piel, el ritmo respiratorio, la temperatura corporal, señales EEG, expresiones faciales, entre otras, y los estímulos utilizados generalmente son visuales (fotografías), auditivos (música, discursos), o audiovisuales (videos musicales) [1][4][5].

Partiendo de la hipótesis de que diferentes emociones pueden rastrearse en la actividad eléctrica cerebral, el objetivo de este trabajo es obtener información representativa de las señales EEG que permita caracterizar diferentes estados emocionales y clasificarlos automáticamente.

El trabajo está organizado como sigue. En la Sección II se presentan los conocimientos preliminares necesarios para desarrollar el trabajo. En la Sección III se describen las características de la base de datos utilizada, el procesamiento realizado sobre ésta y los resultados obtenidos. Finalmente, en la Sección IV se enuncian las conclusiones.

## 2. CONOCIMIENTO PRELIMINARES

### 2.1. SEÑALES EEG

Las señales EEG tienen una naturaleza oscilatoria cuyos ritmos se asocian con diferentes procesos mentales. Estas oscilaciones se clasifican según su frecuencia en 5 ritmos clásicos, y sus características principales se pueden ver en la Tabla 1.

Para estudiar las diferentes zonas del cerebro, se divide a éste en zonas o lóbulos. Durante el registro de las señales EEG en forma no invasiva, los electrodos se colocan siguiendo un orden y espaciamiento predeterminado según sistemas internacionales, como por ejemplo el sistema 10-20. En ese sistema, cada electrodo lleva por nombre la primera letra mayúscula de la zona o lóbulo a la que está conectado.

Nombre	Gamma	Beta	Alfa	Theta	Delta
Nomenclatura	$\gamma$	$\beta$	$\alpha$	$\theta$	$\delta$
Frecuencia (Hz)	30-80	12-30	8-12	4-8	0.5-4
Amplitud ( $\mu$ V)	+200	150-200	100-150	50-100	10-50

Tabla 1: Características de los ritmos clásicos.

### 2.2. EMOCIONES

Diferentes trabajos del campo de la psicología han caracterizado y clasificado las emociones humanas según diferentes criterios: emociones básicas [3][6], modelos con diferentes dimensiones y escalas [7][8], entre otros.

Para este trabajo se utilizó una reducción bidimensional del modelo tridimensional Valence-Arousal-Dominance (VAD, valencia-excitación-dominación), utilizando sólo las dimensiones de Valencia y Excitación (plano VE). Cada dimensión se refiere a diferentes atributos de una emoción.

*Valencia:* Se refiere al atractivo intrínseco de la emoción. La valencia baja o negativa denota emociones displacenteras (miedo, ira), mientras que la valencia positiva o alta emociones placenteras (alegría, gozo).

*Excitación:* Se refiere al estado de alerta o atención que genera una emoción. Un valor de excitación bajo indica una emoción poco intensa (tristeza, vergüenza) y un valor alto de excitación una emoción muy intensa (ira, alegría).

### 2.3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Una Red Neuronal Artificial (RNA) es una estructura matemática que emula las conexiones sinápticas del sistema nervioso de los animales, y entre las RNA se encuentran las redes tipo *feed-forward*, que son las que no tienen realimentación. Un caso especial de arquitectura de red tipo *feed-forward* es la red *Autoencoder* (RA). Este tipo de red es una RNA con una sola capa oculta que es entrenada mediante un algoritmo de aprendizaje para mapear la entrada sobre sí misma, *i.e.*, para emular la función identidad. La RA fue utilizada en un principio para comprimir información disminuyendo la cantidad de neuronas en la capa oculta. En la actualidad, y añadiendo un parámetro de dispersión para controlar la activación de las neuronas, se generan las redes tipo *Sparse Autoencoder* (RSA), mediante las cuales es posible entrenar a la red para que cada neurona se especialice en activarse frente a determinadas características de la información de entrada. Concatenando varias capas de redes tipo RSA es que se construye una *red profunda*.

En este trabajo se utilizó una red profunda, apilando redes tipo RSA para clasificar las emociones.

### 2.4. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA Y POTENCIAS RELATIVAS

La Transformada Wavelet Discreta (TWD) es una herramienta que permite expresar señales mediante combinaciones lineales de versiones escaladas y trasladadas de una función particular llamada *wavelet madre*. El proceso de descomposición se puede pensar como el filtrado de la señal por un filtro paso-altos y otro paso-bajos, en el que los conjuntos de coeficientes obtenidos del filtrado guardan, entre otras cosas, información espectral de la señal en determinadas bandas frecuenciales. Esta información puede cuantificarse mediante el cálculo de las *potencias relativas* de la señal, que consiste en sumar los cuadrados de los

coeficientes en cada nivel de descomposición y dividirlos por el cuadrado de la energía de la señal.

En este trabajo se utilizó la descomposición mediante la TWD para obtener información espectral de las señales EEG con el objetivo de caracterizar la actividad cerebral.

### 3. PROCESAMIENTO DE LA BASE DE DATOS

La base de datos utilizada para este trabajo es la base DEAP, y está disponible en la red <sup>1</sup>.

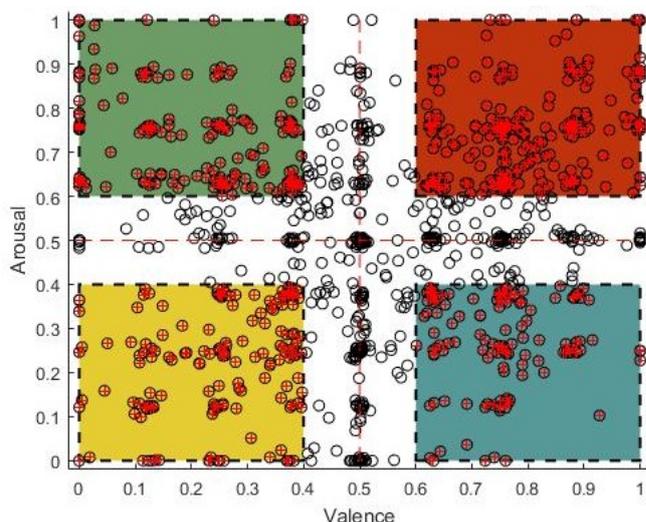


Figura 1: Plano VE. Grupos: I-Rojo, II-Verde, III-Amarillo, IV-Celeste.

El conjunto de datos DEAP contiene 40 señales fisiológicas de 32 sujetos. Cada uno ha visto 40 fragmentos de videos musicales de 1 minuto de duración. Las señales EEG fueron registradas con 32 electrodos o canales, de acuerdo al sistema internacional 10-20. También se grabaron otras 8 señales, que incluyen la respuesta galvánica de la piel, la temperatura de la piel, la presión del volumen de sangre, la tasa de respiración, el electromiograma<sup>2</sup> y el electrooculograma<sup>3</sup> (horizontal y vertical). Los participantes puntuaron cada vídeo en términos de los niveles de excitación, valencia, dominación, agrado/desagrado y familiaridad, utilizando una escala continua de 1 a 9. Más detalles sobre la base de datos

DEAP pueden verse en [4].

Para caracterizar y clasificar los diferentes estados emocionales evocados en los sujetos por los estímulos, se redujo el análisis al plano VE.

Se consideró que las puntuaciones de VE de los sujetos son ciertas, es decir, que cada sujeto puntuó cada video según la emoción que verdaderamente aquel evocó. También se asumió independencia entre los puntajes de diferentes sujetos al mismo video, y entre las puntuaciones de un mismo sujeto a diferentes videos. Bajo estas suposiciones, se obtuvieron un total 1280 datos (32 sujetos por 40 videos).

Para estudiar las diferencias entre la actividad cerebral frente a diferentes emociones, se separaron los datos en 4 grupos, separando el plano VE en 4 cuadrantes, a saber: grupo I-VAEA, grupo II-VBEA, grupo III-VBEB y grupo IV-VAEB, para las puntuaciones de valencia alta-excitación alta, valencia baja-excitación alta, valencia baja-excitación baja y valencia alta-excitación baja, respectivamente. Las puntuaciones, escaladas entre 0 y 1, se consideraron altas cuando superaban 0.6 y bajas cuando no superaban 0.4, para ambas dimensiones. De este procedimiento se obtuvieron un total de 307, 208, 172 y 136 representantes para cada uno de los grupos, respectivamente (Figura 1).

La caracterización de la actividad eléctrica cerebral de los sujetos en cada cuadrante se realizó descomponiendo las señales EEG mediante la TWD utilizando como madre wavelet la wavelet de Daubechies de

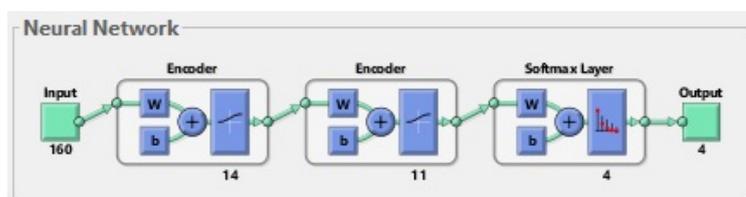


Figura 2: Arquitectura de la red profunda utilizada.

<sup>1</sup><http://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap/>

<sup>2</sup>Registro de la actividad eléctrica producida por los músculos esqueléticos.

<sup>3</sup>Registro de la actividad eléctrica de los músculos oculares.

orden 4 [2], en 4 niveles. Posteriormente se calcularon las potencias relativas de cada nivel, de donde se obtuvieron las variables cuantitativas espectrales asociadas a los ritmos característicos clásicos. Estas variables cuantitativas se utilizaron para clasificar los datos en los diferentes cuadrantes del plano VE, mediante una red profunda. Dicha red consistió en dos capas tipo RSA de 14 y 11 neuronas en la capa oculta, respectivamente, y una capa de salida tipo *Softmax* asociada a la pertenencia a cada grupo (Figura 2). Entrenando la red con el 70 % de los datos, se alcanzó alrededor de 83 % de éxito en la clasificación de todo el conjunto de datos, como se puede apreciar en la Figura 3.

#### 4. CONCLUSIONES

Clases estimadas por la red	1	269 32.7%	23 2.8%	18 2.2%	13 1.6%	83.3% 16.7%		
	2	17 2.1%	169 20.5%	3 0.4%	4 0.5%	87.6% 12.4%		
	3	11 1.3%	11 1.3%	138 16.8%	9 1.1%	81.7% 18.3%		
	4	10 1.2%	5 0.6%	13 1.6%	110 13.4%	79.7% 20.3%		
		87.6% 12.4%	81.3% 18.8%	80.2% 19.8%	80.9% 19.1%	83.4% 16.6%		
	Clases Objetivo				1	2	3	4

Figura 3: Matriz de confusión.

Los primeros trabajos que se han centrado en clasificar automáticamente emociones a partir de señales fisiológicas arrojaron como resultado un promedio de 60 % de efectividad, y alrededor de un 80 % de efectividad los desarrollados en los últimos años.

Basado en una separación bidimensional de emociones, este trabajo presenta un método de extracción de características cuantitativas de las señales EEG y un modelo de clasificación automática mediante un red profunda, que alcanza alrededor del 83 % de efectividad en la diferenciación de las señales EEG frente a diferentes estímulos emocionales.

Teniendo en cuenta lo anterior, podemos concluir que el modelo de clasificación automática de emociones mediante una red profunda es un método superador en términos de efectividad frente a diferentes procedimientos utilizados al mismo fin.

#### AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado parcialmente por el proyecto PICT 2013-0403, FONCyT, ANPCyT.

#### REFERENCIAS

- [1] A. S. ALMEJRAD, *Human emotions detection using brain wave signals: A challenging*, European Journal of Scientific Research, vol. 44 (2010), no. 4, pp. 640-659.
- [2] I. DAUBECHIES, *Ten Lectures on Wavelets*, Society for Industrial and Applied Mathematics-SIAM (1992).
- [3] P. EKMAN, W.V. FRIESEN, M. O'SULLIVAN, A. CHAN, I. DIACOYANNI-TARLATZIS, K. HEIDER, R. KRAUSE, W.A. LECOMPTE, T. PITCAIRN, P.E. RICCI-BITTI, Y OTROS, *Universals and cultural differences in the judgments of facial expressions of emotion.*, Journal of personality and social psychology, vol. 53 (1987), no. 4, pp.712-717.
- [4] S. KOELSTRA, C. MUHL, M. SOLEYMANI, J. LEE, A. YAZDANI, T. EBRAHIMI, T. PUN, A. NIJHOLT, E I. PATRAS, *Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals*, IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 3 (2012), no. 1, pp. 18-31.
- [5] M. MURUGAPPAN, M. RIZON, R. NAGARAJAN Y S. YAACOB, *An investigation on visual and audiovisual stimulus based emotion recognition using EEG*, International Journal of Medical Engineering and Informatics, vol. 1 (2009), no. 3, pp. 342-356.
- [6] W. G. PARROTT, *Emotions in social psychology: Essential readings*, Psychology Press (2001).
- [7] R. PLUTCHIK, *The nature of emotions*, American Scientist, vol. 89 (2001), pp. 344-350.
- [8] J.A. RUSSELL, *A Circunplex Model of Affect*, Journal of Personality and Social Psychology, vol. 39, no. 6, pp. 1161-1168.