Extracción de Características en Interfaces Cerebro Computadoras mediante Distribuciones Tiempo-Frecuencia: Resultados preliminares

M A Quiroga¹, R C Acevedo¹, H L Rufiner^{2,3}

¹Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos, Argentina.
²Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas, Universidad Nacional de Litoral, Argentina.
³ CONICET.

E-mail: azulquiroga@gmail.com

Abstract. El objetivo de este trabajo es evaluar la detección potenciales evocados en interfaces cerebro computadora mediante su representación en distribuciones tiempofrecuencia(t-f) como método para la extracción de características. Se trata de aumentar la tasa de detección, así como también la sensibilidad y especificidad del método propuesto, respecto del habitual empleo de registros temporales. En este contexto, se presentan resultados preliminares obtenidos utilizando representaciones t-f utilizando transformada wavelet continua como distribuciones de energía en un plano tiempoescala. Se evaluaron distintas wavelets madre y se utilizó como medida de separabilidad entre clases la distancia de Kullback-Leibler. Se compararon los resultados obtenidos para los casos de época única, promedios de dos y tres épocas de los patrones temporales y wavelets, obteniéndose una mejora en la tasa de clasificación, especificidad y sensibilidad para los patrones wavelets.

1. Introducción

Los *potenciales evocados* (PE) son señales eléctricas registradas en el cuero cabelludo mediante electrodos, que se producen como respuesta de los sistemas sensoriales a la aplicación de un estímulo adecuado. Sin embargo, presentan la dificultad de que en su adquisición, se registra la respuesta evocada de la vía nerviosa de interés junto a otros potenciales no deseados generados por diversas fuentes, tanto fisiológicas como no fisiológicas.

La técnica habitual para mejorar la *relación señal a ruido* (RSR), y así estimar la señal de PE, es la promediación coherente, que consiste en aplicar sucesivos estímulos, y promediar la actividad eléctrica registrada en forma sincronizada con el instante de tiempo en que se aplica el estímulo. Si bien la técnica es de uso masivo, presenta limitaciones que justifican buscar alternativas [1].

Existe un amplio rango de posibilidades para poder representar estas señales minimizando simultáneamente los efectos del ruido, pero en todos los casos la información de la señal está contenida en un patrón de variaciones que presenta alguna forma determinada [2]. Hay situaciones en las que no se necesita estimar la morfología de la señal y sólo basta con saber si está presente o no, la señal de potencial evocado. Este es el caso de las *interfaces cerebro computadoras* (ICC), estos pueden implementarse siguiendo diversos paradigmas, uno de los cuales se basa en un caso particular

de PE, los *potenciales evocados relacionados a eventos* (ERP, del inglés: Event Related Potentials) [3]. Los ERP son potenciales evocados de latencias mayores a 100 ms cuya manifestación depende de procesos psicológicos y conductuales, de los cuales el más estudiado es la respuesta P300.

Donchin *et al* [4] fueron los primeros en utilizar el P300 en una ICC con estímulos visuales organizados por renglones y columnas sobre una matriz de caracteres que permitían su deletreo. La ventaja más sobresaliente de esta técnica, es que no requiere de ningún entrenamiento para el usuario, al mismo tiempo que resulta natural en tareas de selección de objetivos (deletreo de palabras, selección de direcciones, selección de menús, etc.) [5].



En la Figura 1 se muestran los bloques funcionales de una ICC: Instrumentación, Extracción de características y Clasificador.

Los últimos dos bloques conforman un sistema de reconocimiento de patrones donde el problema de clasificación a resolver tiene dos clases posibles: registros con respuesta (ERP) y registros sin respuesta.

El objetivo de este trabajo es evaluar una técnica alternativa de extracción de características mediante la representación de los PE en distribuciones tiempo-frecuencia (t-f). En particular, se usa transformada wavelet continua considerándola como una distribución de energía en un plano tiempoescala, utilizando distintas wavelets madre. Se trata de aumentar la tasa de detección en términos de sensibilidad y especificidad del método propuesto respecto del habitual. Para el bloque de clasificación se utilizó, como medida de separabilidad entre clases, la Distancia de Kullbac-Leibler adaptada para determinar diferencias entre distribuciones de energía.

1.1. Descomposiciones por átomos-distribuciones de energía

Una primer clase de representaciones tiempo-frecuencia está dada por las descomposiciones atómicas (también conocida como representaciones tiempo-frecuencia lineales), que descomponen la señal en sus componentes elementales, ó átomos, localizados en el tiempo y en la frecuencia. En el caso del la Transformada de Fourier de Tiempo Corto, la distribución en el plano t-f de los mismos, se denomina *espectrograma*. Una distribución similar al espectrograma se puede definir en el caso de la Transformada Wavelet Continua. Esto nos lleva a definir el *escalograma* como una distribución de energía de la señal en el plano tiempo-escala asociada a la señal.

1.2. Transformada Wavelet Continua – Escalograma

La *transformada wavelet continua* (CWT, del inglés Continue Wavelet Transform) es adecuada para trabajar con señales no estacionarias en aplicaciones donde se necesite buena resolución temporal a altas frecuencias, junto con una buena resolución frecuencial a bajas frecuencias. A grandes escalas corresponden a señales comprimidas (frecuencias altas), mientras que escalas pequeñas corresponden

a señales dilatadas (frecuencias bajas). La relación entre frecuencia y escala está dada en función de cada wavelet madre en particular reflejado en el parámetro η [2].

Una manera de introducir la CWT es pensar a las onditas como un diccionario de átomos tiempofrecuencia, los cuales se representa por la siguiente ecuación:

$$SW[\tau, a] = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt$$

que mide la similitud entre la señal x(t) y las onditas $\Psi_{a,\tau}(t)$, que son versiones escaladas *a* y trasladadas τ de la wavelet básica o prototipo $\Psi(t)$:

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)$$

De este modo, la CWT permite definir una densidad de energía tiempo-frecuencia $PW[\tau, f]$ que mide la energía de x(t) en el rectángulo de Heisenberg de cada wavelet $\Psi_{a,\tau}(t)$ centrada en $f = \eta/a$ [2]:

$$PW[\tau, f] = |SW[\tau, a]|^2 = |SW[\tau, \eta / f]^2$$

1.3. Distancia de Kullback-Leibler

Ante la presencia de un problema de dos clases separables representado por distribuciones de probabilidad de energía, la *Distacia de Kullback-Leibler* (KL) brinda una herramienta de medida no simétrica de similitud o diferencia entre dos funciones de distribución de probabilidad P y Q.

Para distribuciones de probabilidad $P \neq Q$ de una variable aleatoria discreta su divergencia KL se define como

$$D_{KL}(P / / Q) = \sum_{i,j} P(i,j) \ln \frac{P(i,j)}{Q(i,j)}$$

A este promedio ponderado de la diferencia logarítmica entre las probabilidades P and Q, donde el promedio se toma usando las probabilidades P, se le conoce como entropía relativa. La divergencia KL solamente se define si P y Q suman 1 y P(i, j) > 0, Q(i, j) > 0 [3].

En la detección de potenciales relacionados a eventos, P y Q son las distribuciones t-f de épocas con y sin P300.

2. Metodología

2.1. Registros de ERP

En el presente trabajo se utilizaron registros obtenidos con amplificadores Grass® modelo 8-18-36, los parámetros de adquisición de las señales de EEG se indican en la tabla 1. Se utilizó el software BCI2000 desarrollado en el Wadsworth Center, Albany, New York [6].

Tabla 1. Parámetros de adquisición del EEG

Parámetro	Descripción		
Canales	Fz, Cz, Pz, Oz, C3 y C4, M1 (referencia) y M2 (tierra)		
Banda de Paso	0,1 – 15 Hz		
Frecuencia de Muestreo	1024 Hz		

Para la estimulación se utilizó el esquema del deletreador de Donchin [7], sólo que se reemplazaron los caracteres del abecedario por íconos que controlan el movimiento de una silla de ruedas.

En la etapa de extracción de características, se trabajó con registros con P300 y sin P300 del canal Oz, debido a que éste refleja diferencias más evidentes entre, los registros promediados de épocas con P300 y sin P300 en presencia de un análisis con CWT, situación que se mantiene de forma marcada de promedios hasta 3 épocas [8].

2.2. Extracción de características

Las señales de PE no son estacionarias, de modo que existen distintas maneras de representar las señales cuyas características de frecuencia varían con el tiempo. Por ello, en la etapa de extracción de características, el objetivo es extraer información relevante de la señal por medio de una representación de la señal, en términos de la distribución tiempo-frecuencia de su energía, a modo de poder resaltar aquellas características más representativas de la misma. En base a ello, y con las normalizaciones necesarias, es posible interpretar estas distribuciones o densidades en el sentido estadístico como medidas de la probabilidad de encontrar energía de la señal considerada en determinada región del plano t-f [2].

En el presente trabajo, como análisis preliminar, se utilizó la CWT como representación t-f, a fin de observar la distribución de energía de los coeficientes en el plano tiempo-escala (t-e). Se obtuvieron los coeficientes CWT de promediaciones coherentes de 3 épocas, 2 épocas y época simple (single trial) tanto de registros con y sin P300. Se utilizaron dos tipos de wavelets madre: Daubechies 4 (db4) y Biorthogonal 3.9 (bior3.9) para observar las diferencias en el plano t-e y en el desempeño de cada una en la clasificación.

Inicialmente, se obtuvieron 180 matrices para promedios de 3 épocas, 260 para promedios de 2 y 300 para single trial, todas de 512x1024 y representaban la distribución de los átomos CWT de cada wavelet. Se consideró necesario determinar la relación frecuencia-escala definida por cada wavelet, a fin de restringir el análisis de energía a la región del plano t-e que se correspondía con la banda de frecuencias de los PE. De este modo, se definió la región del plano t-e correspondiente a las bajas frecuencias, es decir, la región de escalas grandes, teniendo en cuenta que los PE poseen frecuencias aproximadas o menores a los 5 Hz., obteniéndose, a su vez, una disminución el volumen de datos, hecho que optimizó el tiempo empleado en la detección de los ERP.

Una vez determinada la región del plano t-e, se realizó un procedimiento de normalizaciones, a modo de poder interpretar estas distribuciones como medidas de la probabilidad de encontrar energía del PE en determinada región del plano t-e.

El método se basa en, obtener los coeficientes wavelets de los patrones dados, con y sin P300, ya sean promedios de 2 o 3 épocas o single trial, luego se obtiene el porcentaje de energía de cada coeficiente distribuido en el plano tiempo-escala (escalogramas), es decir, se realiza la normalización necesaria con respecto a la energía. A partir de los escalogramas, se obtienen *escalogramas promedios* de registros con y sin P300 (de promedios de 2, 3 y ST), a fin de que estos definan una distribución esperada de energía en cada región del plano t-e para cada wavelet, que caracterice a los registros con y sin P300. Finalmente, se normalizan los mismos, a modo que se consideren como los parámetros estadísticos de comparación con otros escalogramas de la misma clase mediante la distancia KL. La figura 2 muestra un esquema con las etapas del método.



2.3. Clasificación

Para el bloque de clasificación se utilizó, como medida de separabilidad entre clases de distribuciones de energía, la distancia de Kullback-Leibler, que posee como requisito que las distribuciones estén normalizadas, a fin de poder realizar un análisis estadístico.

En el método de clasificación se aplicó una validación cruzada de cuatro particiones. Con los espectrogramas obtenidos, correspondientes a registros con y sin P300, se usaron 3 para obtener los espectrogramas promediados normalizados y con los espectrogramas de la partición restante, fueron contra los que se calculó la distancia KL. Las particiones de los registros promediados de 3 épocas fueron de 45 patrones, los de promedios de 2 de 65 patrones y los single trial de 75. De este modo, se obtuvieron 4 índices de desempeño por cada cambio de partición en la obtención de los espectrogramas promedios normalizados que fueron promediados. Luego se calcularon los índices promedios con su respectiva desviación estándar.

2.4. Desempeño

Como índices para evaluar el desempeño del sistema completo de clasificación se utilizaron el porcentaje de clasificación, la sensibilidad y la especificidad; los cuales se definen de la siguiente manera:

$$Tasa.de.Acierto = \frac{Patrones\ bien\ clasificados}{Total\ de\ patrones}$$
$$Sensibilid\ ad = \frac{VP}{VP + FN}$$
$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP}$$

3. Resultados

3.1. Determinación del plano tiempo- escala

Con el fin de definir la región del plano tiempo-escala donde el P300 representaría sus características, se obtuvieron para cada wavelet, los escalogramas del promedio de 300 épocas con P300 y las relaciones frecuencia-escala en cada caso.

Teniendo en cuenta que la banda de frecuencia del P300 es alrededor de los 3 Hz y, observando los espectrogramas de las figuras 3 y 4, se puede definir la región aproximada de estudio a la que se corresponde con frecuencias menores a 5 Hz (escalas grandes), indicada a partir de la línea rosa.

También, se observa la señal temporal promediada (en la parte superior), de 1 segundo de duración y una frecuencia de muestreo de 1024 Hz, con su correspondiente escalograma. En el eje de las ordenadas, las escalas varían de 0 a 512, con una correspondencia uno a uno con la frecuencia, relación determinada por la relación definida por cada wavelet madre.



En la Figura 5 y 6, se muestra la relación inversa de frecuencia-escala de las wavelets bior3.9 y db4, respectivamente, junto a la frecuencia de 5 Hz como referencia. A partir de dicha relación, se definió el análisis en el plano t-e para la wavelet bior3.9, el correspondiente a las escalas desde 195 a 512, y para la wavelet db4, el correspondiente a las escalas desde 145 a 512, ambos intervalos correspondientes con el ancho de banda de interés. Así, se obtuvieron los escalogramas como matrices de 368x1024 para db4 y matrices de 319x1024 para bior3.9.



3.2. Escalogramas

En las figuras 7 y 8, se muestran los escalogramas normalizados promedios de las 4 particiones con y sin P300 de promedios de 3, 2 y época simple. En cada escalograma, el eje de las ordenadas para la wavelet bior 3.9, se corresponde con el definido, siendo desde 195 a 512 y para la wavelet db4, desde 145 a 512, en ambos casos el eje temporal es de 1 segundo.

En ambos casos, se observa un aumento de la densidad de energía en los registros con P300 localizado alrededor de los 300ms, siendo más notorio en el caso de la wavelet bior 3.9. También se puede observar que los escalogramas promedios de las particiones 3 y 4 para las dos wavelets, muestran mayor densidad de energía en dicha región que las primeras dos particiones, esto se debe a que en los primeros registros de la base usada el P300 poseía menor energía que en los finales.



3.3. Desempeño en la detección de ERP

Con el fin de comparar el desempeño entre, el método basado en distribuciones t-f respecto del uso de registros temporales, empleando la distancia KL como medida de clasificación, fue necesario que los registros temporales sean representados por distribuciones normalizadas de su energía.

Se realizaron las cuatro particiones y se calculó la distancia KL entre, los patrones de energía de una partición y los promedios de las 3 particiones restantes tanto de los registros con y sin P300 de cada método.

En la tabla 2, se observan los índices de desempeño y el correspondiente desvío estándar, obtenidos de los registros temporales de promedios de 3, 2 y época simple.

Tabla 2. Índices de desempeño método temporal							
	Tasa de Acierto	Especificidad	Sensibilidad				
Promedios de 3	0.5611±0.0612	0.5945±0.1016	0.5278±0.1744				
Promedios de 2	0.5423±0.0183	0.5500 ± 0.0747	0.5346±0.0710				
Single Trial	0.5567±0.0803	0.5967±0.0887	0.5167±0.1000				

M.A. Quiroga, R. C. Acevedo & H. L. Rufiner, "Extracción de Características en Interfaces Cerebro Computadoras mediante Distribuciones Tiempo-Frecuencia: Resultados preliminares" Memorias del XIX Congreso Argentino de Bioingeniería y VIII Jornadas de Ingeniería Clínica (SABI 2013), sep. 2013. sinc(i) Research Center for Signals, Systems and Computational Intelligence (fich.unl.edu.ar/sinc)

En la tabla 3, se presentan los índices de desempeño y el correspondiente desvío estándar, obtenidos de las distribuciones de energía de los coeficientes db4 y bior3.9, de promedios de 3, 2 y época simple.

Wavelet	Daubechies 4			Biortogonal 3.9		
	Tasa de Acierto	Especificidad	Sensibilidad	Tasa de Acierto	Especificidad	Sensibilidad
Promedio 3	0.6250±0.0761	0.6889±0.1058	0.5611±0.1696	0.5945±0.1178	0.6333±0.1001	0.5556±0.2359
Promedio 2	0.6077±0.0453	0.6231±0.0716	0.5923±0.1531	0.5846±0.0638	0.6154±0.0548	0.5539±0.1754
Single Trial	0.5700±0.0387	0.6034±0.0454	0.5367±0.1012	0.6067±0.0628	0.6567±0.0067	0.5567±0.1262

 Tabla 3. Índices de desempeño con patrones waveltes

En el caso de la wavelet db4, posee índices de desempeño mayores que la wavelet bior3.9, pero se puede observar una disminución de la tasa de acierto y de la especificidad a medida que decrece la cantidad de patrones promedio. La sensibilidad muestra su mayor valor para promedios de dos épocas. Para la wavelet bior3.9, se observa un incremento de la tasa de acierto, la especificidad y la sensibilidad en los patrones de época simple. La sensibilidad, sin embargo, se mantuvo aproximadamente constante para los tres casos.

4. Conclusiones

Del análisis de los resultados, se desprende que la representación de los PE mediante transformada wavelet continua como distribución t-f, presenta mejor desempeño como método de extracción de características respecto del empleo de registros temporales.

El desempeño de los patrones de las dos wavelets usadas es mayor con respecto a los temporales, mostrándose mayores índices de desempeño en la wavelet db4, al realizar una comparación por cantidad de épocas promediadas.

Cabe destacar que los índices de desempeño presentados con la wavelet bior3.9, presentan un aumento para época simple, resultado importante a la hora de minimizar el tiempo de detección.

Si bien los resultados obtenidos son satisfactorios, son consecuencia de un análisis preliminar de la extracción de características mediante representaciones t-f. De este modo, se abre el estudio para otras representaciones t-f que permitan resaltar aquellas características que mejoren los índices de desempeño obtenidos. Asimismo, se hace necesario disminuir el tiempo de detección, por lo que se proponen en próximos estudios, métodos de decimación para disminuir la cantidad de datos en los registros o utilizar otras bases de P300 registrados a una frecuencia de muestreo menor.

5. Referencias

- R. Acevedo, C. Bonell, G. Gentiletti, J. Aldonate, C. Mercuri, S. Escobar, J. Biurrun. *Potenciales evocados auditivos de tronco cerebral: Aspectos tecnológicos del registro*. Revista Argentina de Bioingeniería (SABI), Vol. 12 No. 1, pp. 10-17, Junio 2006, ISSN: 0329-5257
- [2] H.L. Rufiner, "Análisis y modelado digital de la voz: técnicas recientes y aplicaciones", aprobado por Consejo Editorial UNL, Ediciones UNL, Colección Ciencia y Técnica, 284 páginas, Agosto 2009, ISBN 978-987-657-090-9.
- [3] C. Rodríguez-Caballero, "*Entropía y teoría de la información*", Universidad Complutense de Madrid, Marzo 2001, ISBN: 84-669-2696-8
- [4] G. Gentiletti, C. Tabernig, R. Acevedo, "Interfaz cerebro-computadora: Estado del arte y desarrollo en Argentina", Revista Argentina de Bioingeniería (SABI), Vol. 13 No. 1, pp. 13-

19, Junio 2007, ISSN: 0329-5257

- [5] L. A. Farrel y E. Donchin, "Taking off the top of your head: toward a methal prothesis utilizing event related brain potentials", Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, vol. 70, pp. 510-523, 1988.
- [6] R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, "Braincomputer interfaces for communication and control," Clinical Neurophysiology., vol. 113, pp.767-791, 2002.
- [7] Pasi A. Karjalainen, Jari P. Kaipio, Anu S. Koistinen, and Marko Vauhkonen. Subspace Regularization Method for the Single-Trial Estimation of Evoked Potentials. IEEE Trans. on Biomed. Eng., vol. 46, no. 7, July 1999.
- [8] Donchin E, Spencer KM, Wijesinghe R. The mental prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain–Computer Interface, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 8:174– 179 2000.
- [9] I. E. Gareis, G.G. Gentiletti, R. Acevedo, H.L. Rufiner. "Feature Extraction on Brain Computer Interfaces using Discrete Dyadic Wavelet Transform: Preliminary Results", SABI, Septiembre 2009.