

BCI - Interfaces Cerebro-Computadora: reconocimiento en señales EEG

Martín Patrone

Monografía vinculada a la conferencia del Prof. Ing. Fernando Silveira sobre "Electrónica para dispositivos médicos implantables: Necesidades y perspectivas" del 28 de mayo de 2013

mpatrone@fing.edu.uy

Resumen. Las interfaces cerebro-computadora (BCI) basadas en electroencefalogramas (EEG) permiten de forma no invasiva abrir un nuevo canal de comunicación que permite la interacción directa con una computadora únicamente con el pensamiento. Estos sistemas son de particular interés para aquellas personas que no pueden hacer uso, o pueden de forma muy limitada, del sistema motor. En este trabajo nos centramos en los problemas que existen hoy en día respecto a estas interfaces desde el punto de vista del procesamiento de las señales EEG para el correcto reconocimiento de la intención del usuario. En particular se analizan distintos métodos para combatir la alta dimensionalidad del problema, mostrando que alguno de ellos son más robustos frente a la variabilidad inter-usuario.

1. Introducción

En los últimos años las investigaciones alrededor de las Interfaces Cerebro Computadora (BCI por sus siglas en inglés) se han multiplicado. Los BCI son sistemas que permiten controlar algún dispositivo usando únicamente el pensamiento. Esto abren un nuevo canal de comunicación entre los humanos y las computadoras, reemplazando el canal usual compuesto por una acción motora.

Un sistema BCI clásico (ver figura 1) consiste en la obtención de un estado cerebral (indicando pensamientos o intenciones) a través de la adquisición de potenciales eléctricos generados por el cerebro, que luego son utilizados como entrada de control en un dispositivo, generalmente una computadora. Una forma de obtener estos potenciales eléctricos es a través de un electroencefalograma (EEG), que consiste en varios electrodos colocados a nivel del cuero cabelludo de una persona, distribuidos en distintas regiones de interés. La adquisición mediante EEG es una técnica muy utilizada y prometedora en este campo de investigación dado que no trae ningún riesgo asociado para el paciente, además de ser relativamente práctico y barato. Existen técnicas más invasivas como los electrocorticogramas (ECoG) que toman medidas de la corteza cerebral desde electrodos implantados directamente en la superficie expuesta del cerebro, lo cual requiere un procedimiento quirúrgico para su implementación. [1][2]

La mayor motivación para el desarrollo de las BCI viene del lado de la medicina. Los BCI permiten a personas con severas discapacidades motoras interactuar con el ambiente al evitar los canales de salida normales que utiliza el cerebro -nervios y músculos-. De esta forma se abren todos los canales de comunicación disponibles a través de una computadora para personas con parálisis, síndrome de enclaustramiento (Locked-in) u otras imposibilidades, sin la necesidad de utilizar un mouse o teclado.

Los BCI actuales presentan tasas de transferencia de información (del usuario al dispositivo a controlar) de entre 5 y 25 b/min [1]. Los desafíos actuales se concentran en aumentar esta tasa mediante mejoras en el procesamiento de las señales, la adquisición de la misma, los algoritmos de reconocimiento y el entrenamiento del usuario.

En esta monografía nos centraremos en la etapa del procesamiento de las señales EEG para la utilización de las mismas en BCI, analizando las dificultades que presentan este tipo de señales, algunos métodos utilizados y los resultados obtenidos en [3], investigación que buscaba la detección de una acción motora en un experimento de reconocimiento visual a través de señales de EEG de 31 canales.

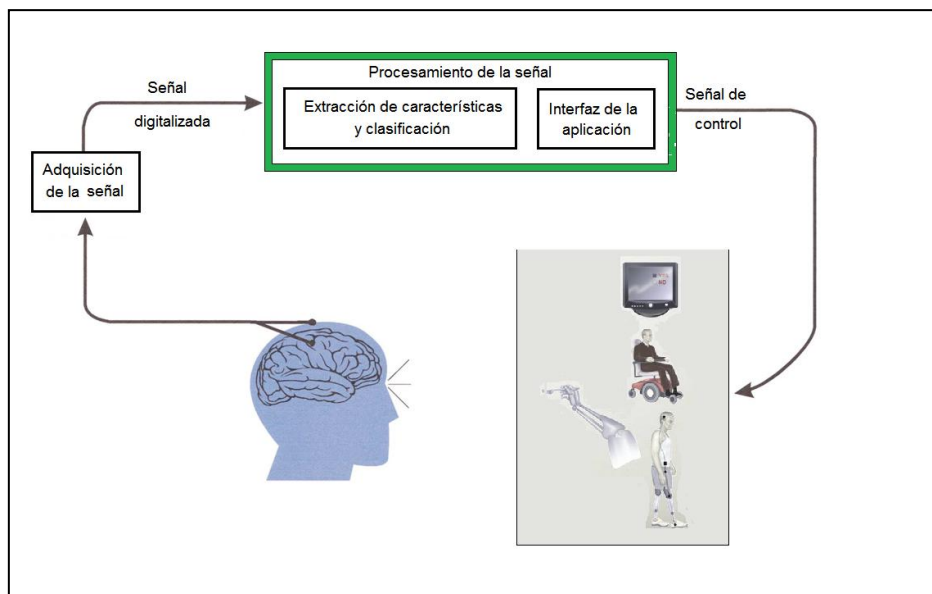


Figura 1 Sistema BCI general. Imagen adaptada de [2]

2. Procesamiento en señales EEG

Existen tres grandes etapas en el procesamiento de señales de EEG para las aplicaciones de BCI (también utilizadas en otra inmensidad de señales y aplicaciones de reconocimiento de patrones): pre-procesamiento de las señales adquiridas, extracción de características y clasificación.

La primer etapa consiste en adecuar los datos disponibles para su posterior procesamiento. Aquí se lleva la señal a una amplitud adecuada, se elimina ruido y artefactos superpuestos a la señal de interés (movimientos musculares, parpadeo, electrocardiograma, etc.).

El segundo paso consiste en la extracción y selección de cierto número de características relevantes de las señales. Aquí es donde se realiza una reducción de dimensionalidad para mejorar la posterior clasificación. Un método muy utilizado es el análisis de componentes principales (PCA, ICA o equivalente) que ayuda a reducir redundancia temporal (por sobremuestreo) y espacial (correlación entre electrodos situados cercanos unos a otros). En particular ICA se ha utilizado para la deducción de la verdadera ubicación de la actividad cerebral a partir de EEG [4]. Luego de este filtrado, también es usual la separación en franja de frecuencias para varias ventanas de tiempo y utilizar los componentes frecuenciales para la clasificación [5].

Finalmente se utilizan algoritmos de clasificación que traducen el conjunto de características en un comando concreto que refleje la acción o intensidad del usuario. Algoritmos clásicos utilizados son el perceptrón multicapa o el árbol de decisión.

Uno de los grandes problemas enfrentados al trabajar con señales EEG es la gran dimensionalidad. Usualmente se utilizan entre 10 y 100 canales, con un muestreo mayor a 100Hz; por lo tanto para experimentos cortos de 1s igual se tiene un espacio de dimensión mayor a 1000. Es por esto que la etapa de extracción y selección de características se vuelve esencial para el correcto funcionamiento del sistema BCI.

3. Investigación 'Motor intention recognition in EEG: in pursuit of a relevant feature set'

Esta investigación buscaba un primer acercamiento al procesamiento de señales de EEG para ser utilizadas en sistemas BCI, aplicando distintas técnicas para la obtención de un conjunto de características que mejor sirvan para discriminar entre dos clases correspondientes a una intención motora.

3.1. El experimento y los datos

Los datos (EEG) utilizados fueron extraídos de (<http://sccn.ucsd.edu/~arno/fam2data/data/>) puestos a disposición por A. Delorme. Los EEG fueron adquiridos en un experimento en el cual 14 personas de ambos sexos y edades variadas debían indicar si identificaban o no cierto 'disparador' en una imagen que se les presentaba durante 20ms. Los individuos debían oprimir un botón en todo momento y soltarlo sólo en caso de reconocer el 'disparador'. Para cada individuo se realizaron sesiones en dos días diferentes, con 10 series de 100 imágenes en cada una.

Para cada instancia se tomaban las señales provenientes de 31 canales distribuidos según el sistema internacional 10/20 (ver figura 2) muestreando a 1kHz durante 1s. Cada instancia consistía en la presentación de una imagen y el segundo posterior, tiempo que el individuo tenía para responder. Por lo tanto se contaba con 14000 instancias (14 sujetos, 1000 instancias por sujeto) y un espacio de características de 31000 dimensiones (1s a 1kHz con 31 canales). Sin embargo, la dependencia de las señales de electrocardiograma depende fuertemente de factores fisiológicos, muy distintos entre un usuario y otro. Por lo tanto, se utilizaron los datos como 14 sets independientes (de 1000 instancias cada uno), uno por cada usuario.

Como pre-procesamiento se forzó que todas las señales comenzaran en el origen y se realizó un decimado de las mismas en un factor de 10 (submuestreo a 100Hz dado que la energía de las señales se encontraba hasta los 50Hz).

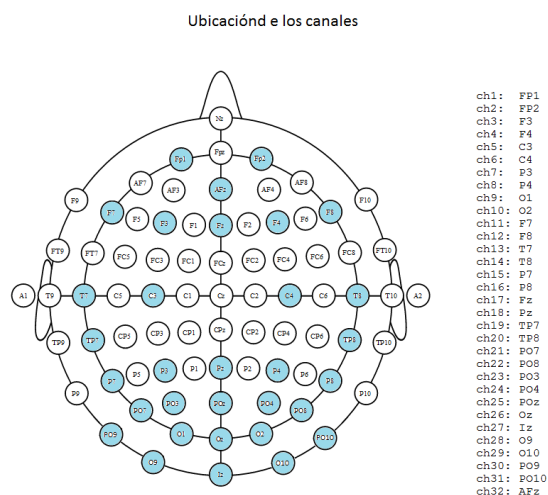


Figura 2 Ubicación de los electrodos utilizados para la adquisición de EEG de acuerdo al sistema 10/20. Imagen adaptada de <http://www.mariusthart.net/>

3.2. Los métodos

3.2.1. Herramientas automáticas para la reducción de dimensionalidad

Un primer acercamiento consistió en aplicar técnicas de mapeo en un espacio reducido a todo el conjunto de los datos, sin utilizar información a priori. Para esto es necesario realizar previamente una estimación de la dimensión intrínseca del espacio. Los resultados más confiables se encontraron utilizando MLE (Maximum Likelihood Estimator) que arrojó valores cercanos a 30 para los distintos usuarios. Con esta estimación se corrieron distintos métodos de mapeo (Laplaciano, PCA, Diffusion Maps) obteniendo los mejores resultados con Diffusion Maps.

Una vez que se redujo el espacio de características se entrenó un clasificador (perceptrón y árbol de decisión) con las nuevas características.

3.2.2. Selección de canales y ventanas temporales por zonas de activación

Al graficar las señales en el tiempo para todos los canales para una instancia, se puede observar dos claras zonas de activación en distintos momentos. Aproximadamente 100ms luego de presentada la imagen se puede visualizar actividad en la región occipital, lo cual parece estar indicando

el procesamiento de la imagen (en el lóbulo occipital se realiza el procesamiento visual). Luego de 550ms se activa la corteza prefrontal, consistente con la esperada acción motora que el sujeto debe realizar. A priori es esperable encontrar esta actividad únicamente en los casos en que efectivamente se visualizaba el disparador, en los cuales se debía soltar el botón. Sin embargo, la región se activa en todas las instancias a pesar de presentar diferencias para las dos clases. Por todo esto, como segundo método para selección de características se consideraron únicamente los canales ubicados en las regiones frontal y prefrontal.

3.2.3. Proyección sobre señales promedio

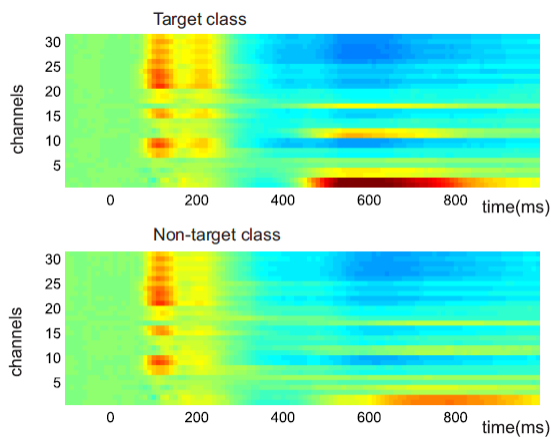


Figura 3 Señales promedio para las dos clases

Como tercer método se utilizaron las proyecciones sobre las señales medias de cada clase para cada canal. Esto es, se calcula el promedio entre instancias para cada clase (utilizando un grupo de entrenamiento) para cada clase. De esta forma tenemos las señales de referencia sobre las cuales se proyecta las señales de la instancia que se busca clasificar. Por lo tanto se tiene 62 características, 31 correspondientes a la proyección de los 31 canales sobre las señales de referencia de una clase y 31 correspondientes a la otra. Luego se entrenó un clasificador y los resultados se validaron sobre el grupo de test (dejando fuera las instancias utilizadas para el entrenamiento).

3.3. Resultados

Los resultados obtenidos para los distintos métodos se pueden ver en la figura 4. El resultado más destacable obtenido es el hecho de que el método 3 es el que mejor parece funcionar, obteniendo resultados de acierto entre 60% y 90% y la menor variabilidad inter-usuario, en contraposición al método 2 que es el que más se encuentra en la literatura.

Cabe destacar que si la señal promedio se calcula con muestras seguidas y no tomadas al azar, la performance cae notoriamente poniendo en manifiesto otro gran problema que se presenta al trabajar con señales de EEG, su no estacionariedad.

4. Conclusiones

Las Interfaces Cerebro-Computadora son un sistema que permiten la comunicación directa de un pensamiento o intención a través de una computadora sin la necesidad de utilizar los canales de salida usuales como músculos y nervios. Las mismas se encuentran hoy en día en plena investigación y desarrollo, apareciendo en la literatura una gran cantidad de trabajos con resultados prometedores.

Uno de los grandes desafíos para la mejora de estas interfaces, particularmente en sus versiones no invasivas, es el procesamiento eficiente de las señales adquiridas para extraer de ellas un conjunto de características que permitan distinguir la intención del usuario. Existen numerosas técnicas con resultados parciales muy buenos (más del 90% de aciertos) pero que todavía tienen un camino por delante para recorrer y vencer las mayores dificultades que presentan las señales adquiridas a través de electroencefalogramas: alta dimensionalidad, no estacionariedad y variabilidad interusuario. Varios estudios dejan al descubierto la necesidad del trabajo interdisciplinario para complementar el conocimiento del experto (neurólogo) con las técnicas del área de procesamiento de señales.

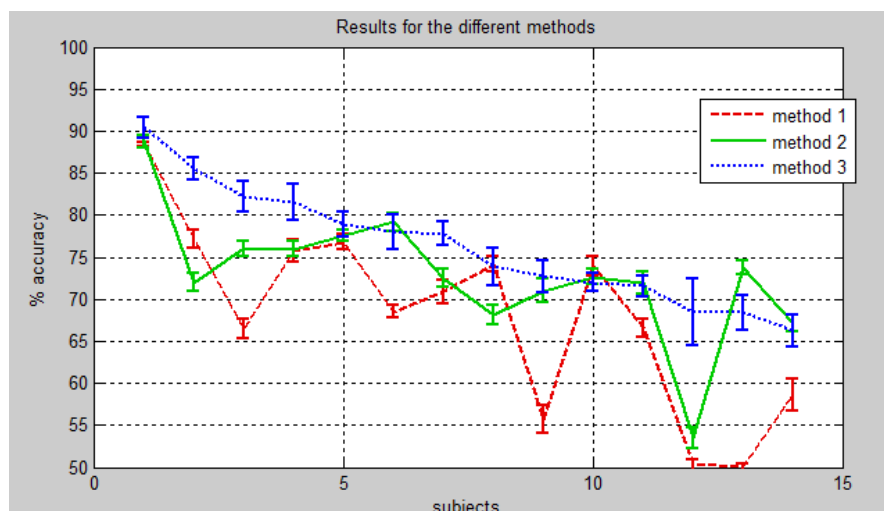


Figura 4 Resultados obtenidos con los 3 métodos planteados

Las aplicaciones de los BCI son numerosas, destacándose aquellas que ofrecen un canal alternativo de comunicación para aquellas personas con discapacidades motoras severas, donde se ve una vez más la necesidad del trabajo interdisciplinario.

5. Bibliografía

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks, D. J. McFarland, P. H. Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L. a Quatrano, C. J. Robinson, and T. M. Vaughan, "Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting.," *IEEE transactions on rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 8, no. 2, pp. 164–73, Jun. 2000.
- [2] G. Schalk, D. J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. R. Wolpaw, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system.," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 51, no. 6, pp. 1034–43, Jun. 2004.
- [3] P. Iturralde, M. Patrone, F. Lecumberry, and A. Fernández, "Motor Intention Recognition in EEG: In Pursuit of a Relevant Feature Set," in *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications SE - 68*, vol. 7441, L. Alvarez, M. Mejail, L. Gomez, and J. Jacobo, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 551–558.
- [4] A. Delorme, S. Makeig, M. Fabre-Thorpe, and T. Sejnowski, "From single-trial EEG to brain area dynamics," *Neurocomputing*, pp. 44–46, 2002.
- [5] T. Wang, J. Deng, and B. He, "Classifying EEG-based motor imagery tasks by means of time-frequency synthesized spatial patterns.," *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, vol. 115, no. 12, pp. 2744–53, Dec. 2004.