

# Identificador de movimientos mediante el análisis estadístico de la señal electromiográfica

Marco Antonio Franco-Rivas, Alfredo Ramírez-García

Universidad Autónoma de Aguascalientes,  
Centro de Ciencias de la Ingeniería,  
México

`marcofrancor@gmail.com, alfredo.ramirez@edu.uaa.mx`

**Resumen.** Este artículo presenta el diseño de un sistema capaz de identificar movimientos realizados mediante el análisis de la señal de electromiografía superficial (sEMG) utilizando distintas métricas de similitud estadística. En el sistema propuesto, la señal de sEMG multicanal es procesada en Matlab, utilizando 3 métricas para determinar la similitud de elementos: el coeficiente de Bhattacharyya, la similitud del coseno y la diferencia de energía, el cual compara la señal sEMG de interés con registros previos en una base de datos para determinar el movimiento que ha generado dicha señal. Las pruebas experimentales desarrolladas, demuestran que el sistema propuesto es capaz de identificar los movimientos realizados por el usuario con una precisión de hasta 87% obteniendo resultados competitivos con el estado del arte a un costo bajo.

**Palabras clave:** Señal EMG, coeficiente de Bhattacharyya, similitud del coseno, diferencia de energía, reconocimiento de patrones.

## Movement Identifier through Statistical Analysis of Electromyographic Signal

**Abstract.** This article presents the design of a system capable of identifying movements made by analyzing the surface electromyographic (sEMG) signal using different statistical similarity metrics. In the proposed system, the multichannel sEMG signal is processed in Matlab, using 3 metrics to determine the similarity of elements: the Bhattacharyya coefficient, the cosine similarity and the energy difference, which compares the sEMG signal of interest with records in the previous data in a database to determine the movement that has generated the signal. The experimental tests developed show that the proposed system is capable of identifying the movements made by the user with an accuracy of up to 87%, obtaining competitive results with the state of the art at a low cost.

**Keywords:** EMG signal, Bhattacharyya coefficient, cosine similarity, energy difference, pattern recognition.

## 1. Introducción

La señal electromiográfica (EMG) registrada sobre la superficie de la piel ha sido utilizada en diversas aplicaciones de diagnóstico, tratamiento y rehabilitación. En el campo de la rehabilitación los esfuerzos están orientados a procesar la señal EMG como señal de entrada para la manipulación de dispositivos protésicos [1,2]. En este sentido, en la práctica los puntos de registro de señal son limitados, por lo que es necesario desarrollar propuestas donde el número reducido de canales de registro de señal proporcionen resultados adecuados para la identificación de movimientos.

En [3], se presenta un método basado en máquinas de vectores de soporte que puede detectar la apertura y cierre del pulgar, y los otros dedos a través de la señal de EMG superficial, mediante la colocación de 10 electrodos en diversos músculos del antebrazo, les fue posible clasificar la flexión y extensión del pulgar, el índice, y el resto de los dedos en conjunto con un porcentaje de acierto de entre 89 y 97 %, obteniendo resultados precisos en diferentes sesiones e independientemente de la posición del brazo.

De manera similar, en [4] se buscó implementar el EMG superficial para controlar dispositivos que pudieran asistir a personas con masa muscular reducida; se desarrolló un sistema de reconocimiento de patrones que permitía estimar el torque aplicado por la muñeca, mediante el análisis de la información de EMG superficial obtenida de 4 canales conectados a distintos músculos del antebrazo (flexor cubital del carpo, palmar largo, extensor común de los dedos y extensor radial corto del carpo). Los autores analizaron la flexión y extensión de la muñeca, así como la desviación radial y cubital, logrando un porcentaje de acierto de hasta 88 % al usar 19 clases y hasta 96 % al usar 13 clases.

Algunas otras técnicas de procesamiento que ha sido utilizadas para lograr reconocer movimientos mediante señales de sEMG incluyen el modelo oculto de Márkov [5] y la extracción de distintas características a partir de segmentos de la señal de sEMG [6,7].

En el presente trabajo, se presenta una propuesta de diseño de un sistema capaz de identificar movimientos de la mano realizados por un usuario mediante el análisis de una señal de electromiografía superficial (sEMG) de 2 canales. La intención del proyecto es conseguir identificar, con la mayor precisión posible, los cinco movimientos básicos de la mano: flexión, extensión, pronación, supinación y cierre; a la vez que se procura mantener el costo de dicho sistema lo más bajo posible.

Este trabajo está estructurado de la siguiente manera, en la primer sección se presenta la metodología de trabajo, se explican las distintas métrica utilizadas y la manera en que fueron implementadas en el sistema, además de las pruebas desarrolladas para determinar la posición óptima de los electrodos. Luego, se presentan los resultados obtenidos en dichas pruebas, así como las discusiones de estos. Finalmente, se desarrollan las conclusiones a las que se ha llegado en este trabajo y el trabajo futuro a desarrollar.

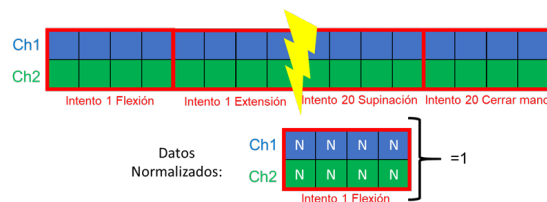
## 2. Metodología

### 2.1. Implementación de métricas

Como previamente fue mencionado, el método propuesto consiste en utilizar 3 métricas distintas que permiten determinar la similitud existente entre 2 elementos: el coeficiente de Bhattacharyya, la similitud del coseno y la diferencia de energía. El coeficiente de Bhattacharyya es usado ampliamente en la investigación de extracción y selección de características, procesamiento de imágenes, reconocimiento de locutores y agrupación de teléfonos. Por otro lado, la similitud del coseno se utiliza en procesos de minería de datos, recuperación de información y coincidencia de texto. Tomando en cuenta las aplicaciones en las que son utilizadas, se consideró que podrían ser de utilidad para el objetivo deseado.

Es importante señalar como se obtiene la información: un registro está formado por la información de los 5 movimientos, la información de cada movimiento está compuesta por la señal proveniente de 2 canales, para cada uno de los canales se obtienen 9000 muestras. Con base en las características del hardware y software del sistema, y para garantizar el cumplimiento del teorema de muestreo de Nyquist, se decidió trabajar con la frecuencia de muestreo máxima que se pudo obtener del sistema: 1.7 kHz por canal. La señal se obtuvo de un circuito de diseño propio que delimita la información captada en el rango de 5-500 Hz. Puesto que la señal de sEMG es una señal bastante aleatoria y puede llegar a cambiar bastante con gran velocidad, se optó por trabajar las señales de EMG utilizando el valor promedio cada cierto número de muestras. A partir de los registros obtenidos, se decidió utilizar el promedio cada 50 muestras ya que se consideró un valor adecuado para no perder tanta información. De esta forma, los registros pasan de tener una longitud 9000 a tan solo 180 muestras.

El primer paso requerido para utilizar las métricas propuestas para procesar los datos es la normalización de los éstos, tanto de la matriz correspondiente a la base de datos como de la matriz con la señal de interés, para convertirlos en funciones de distribución de probabilidad. La normalización se realiza de tal forma que la suma de la información normalizada de ambos canales de EMG de cada movimiento en cada registro sume 1, Fig. 1.



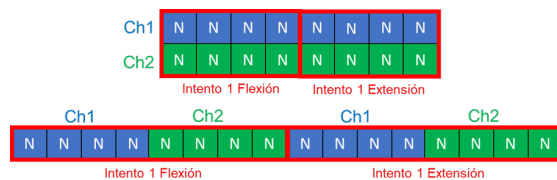
**Fig. 1.** Esquema de normalización de matrices. La suma de la información normalizada de ambos canales de cada movimiento de cada registro debe ser igual a 1.

El cálculo del coeficiente de Bhattacharyya implica una forma rudimentaria de integración de la superposición de las dos muestras, dicha operación está descrita en 1:

$$BC(p, q) = \sum_{i=1}^n \sqrt{p_i q_i}, \tag{1}$$

donde, considerando las muestras  $p$  y  $q$ ,  $n$  es el número de particiones,  $p_i$  y  $q_i$  son los números de miembros de las muestras  $p$  y  $q$  en la  $i$ -ésima partición. Se diseñó una función en Matlab para llevar a cabo el cálculo de los coeficientes. Utilizando las matrices normalizadas, se realiza el cálculo del coeficiente de Bhattacharyya entre la matriz del registro de interés (de tamaño  $2 \times 180$ ) y cada una de las  $N$  matrices correspondientes a cada uno de los distintos movimientos de cada registro de la base de datos ( $2 \times 180 \times N$ ). De esta operación, se obtiene un vector de  $N$  elementos el cual indica el coeficiente de Bhattacharyya entre el registro de intereses y los de la base de datos. Para conocer el registro de la base de datos que posee una mayor similitud con el registro de intereses, se obtiene el valor máximo del vector obtenido previamente, y a partir de la posición de éste, se puede determinar a qué movimiento pertenece con ayuda de la operación módulo.

Para utilizar la similitud del coseno y la diferencia de energía es necesario modificar la forma de los datos al momento de ser procesados ya que dichas métricas trabajan solamente con vectores. Para esto, se optó por mover el canal 2 al final del canal 1 para cada movimiento de cada registro de las matrices normalizadas. En la fig. 2 se ejemplifica lo anterior de una forma visual.



**Fig. 2.** Esquema de reacomodo de datos. Los datos pasan de estar representados en una matriz a un vector.

La similitud de coseno mide el coseno del ángulo entre 2 vectores distintos de 0 de un espacio de producto interno. Es decir, dos vectores coseno que están alineados en la misma orientación tendrán una medida de similitud de 1, mientras que dos vectores alineados perpendicularmente tendrán una similitud de 0. La similitud del coseno entre 2 vectores A y B se describe como se muestra en 2:

$$Similitud = \cos(\theta) = \frac{(A \cdot B)}{\|A\| \|B\|}. \tag{2}$$

Se diseñó una función en Matlab para llevar a cabo dicho cálculo. Utilizando el vector de la variable de interés y el arreglo de vectores normalizados, se

realiza el cálculo entre el vector normalizado del registro de interés (de tamaño  $1 \times 360$ ) y cada uno de los  $N$  vectores correspondientes a cada uno de los distintos movimientos de cada registro de la base de datos ( $1 \times 360 \times N$ ). De esta operación, se obtiene un vector de  $N$  elementos el cual indica la similitud del coseno entre el registro de intereses y los de la base de datos. De manera similar al caso anterior, se determina el movimiento utilizando el valor máximo del vector y la operación módulo.

La diferencia de energía, como el nombre lo indica, permite conocer la diferencia en la energía de 2 vectores. Entre más similares sean ambos vectores, la diferencia de energía será menor. La diferencia de energía entre 2 vectores  $A$  y  $B$  está dada por 3:

$$EN(i) = \|A - B\|^2. \quad (3)$$

Para realizar esta operación se creó una función en Matlab que realiza el cálculo de la diferencia de energía entre el registro de interés y cada uno de los vectores de la base de datos. Se obtiene un vector de  $N$  elementos el cual indica la diferencia de energía entre el vector del registro de intereses y los de la base de datos. Para conocer el registro de la base de datos que posee una mayor similitud con el registro de intereses, se obtiene el valor mínimo del vector obtenido previamente.

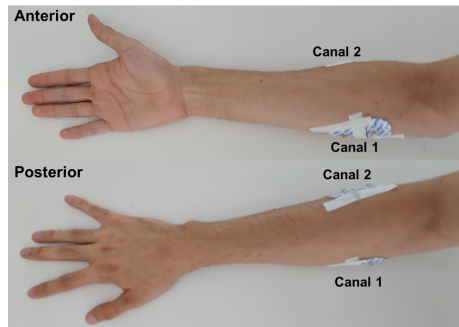
Para observar la respuesta que otorga cada una de las técnicas antes mencionadas, así como realizar otras pruebas de funcionamiento, se diseñó un programa sencillo en Matlab el cual toma un registro de sEMG, de dimensiones iguales a los anteriores, lo compara con la base de datos previamente generada utilizando cada una de las métricas propuestas y finalmente muestra en pantalla que movimiento fue identificado en cada caso.

## **2.2. Determinación de posición de electrodos**

Al realizar cada uno de los movimientos de la mano, distintos grupos de músculos se activan con diferentes intensidades para llevar a cabo dicho movimiento. Son estas diferencias en el nivel de activación de los grupos musculares lo que permite identificar el tipo de movimiento que ha originado dicha activación muscular. Puesto que el sistema propuesto solamente cuenta con 2 canales, es importante determinar la mejor combinación de aquellos músculos en los que es conveniente colocar los electrodos con el fin de obtener la mayor cantidad de información útil que permita diferenciar los movimientos de interés.

Mediante una investigación bibliográfica de las características de los músculos del antebrazo, como su localización y profundidad, así como las funciones que desempeñan y como son activados [8], se seleccionaron 4 músculos: flexor cubital del carpo, palmar largo, extensor común de los dedos y extensor radial del carpo, puesto que dichos músculos son superficiales e influyen en gran medida en la realización de los movimientos de interés. Con base en la información recabada acerca de la función de cada uno de los músculos candidatos, se optó por utilizar el músculo cuya función principal es la flexión de la muñeca, flexor cubital del carpo (FCU), en combinación con alguno de los otros músculos, ya sea alguno

de los encargados de la extensión, el extensor común de los dedos (ED) y el extensor radial del carpo (ECR), o el músculo palmar largo (PL); quedando de esta forma 3 posibles combinaciones: 1. FCU y ED, 2. FCU y PL, y 3. FCU y ECR. En las figuras 3, 4 y 5 se muestra la posición en la que fueron colocados los electrodos para cada una de las 3 combinaciones respectivamente.



**Fig. 3.** Posición de electrodos en FCU (canal 1) y ED (canal 2).



**Fig. 4.** Posición de electrodos en FCU (canal 1) y PL (canal 2).

Para conocer el porcentaje de acierto de cada combinación de músculos se diseñó la siguiente prueba. Para cada una de las 3 combinaciones, se generó una base de datos con 20 registros de los 5 movimientos de interés. Luego, utilizando el programa de prueba se realizaron 20 intentos para identificar cada uno de los 5 movimientos, registrando el número de casos por movimiento y por métrica que eran identificados correctamente. A partir de los resultados obtenidos con cada una de las 3 métricas utilizadas, se calculó el porcentaje de acierto para determinar que combinación de músculos proporcionaban mejores resultados.

### 3. Resultados y discusión

En la tabla 1 se presenta el porcentaje de acierto por movimiento usando cada una de las métricas, así como los porcentajes de acierto promedio por

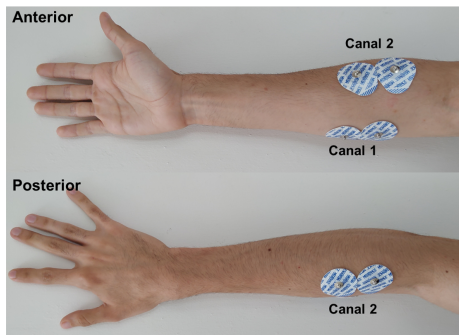


Fig. 5. Posición de electrodos en FCU (canal 1) y ECR (canal 2).

movimiento, por métrica y el promedio correspondiente a la combinación de los músculos FCU y ED.

Tabla 1. Porcentajes de acierto promedio usando músculos FCU y ED.

<i>Movimiento</i>	<i>Porcentaje de Acierto (%)</i>			
	<i>C. Bhattacharyya</i>	<i>S. Coseno</i>	<i>D. Energía</i>	<i>Promedio</i>
Flexión	100	100	100	100
Extensión	100	100	100	100
Pronación	75	75	65	72
Supinación	100	100	100	100
Cerrar Puño	80	55	50	62
<b><i>Promedio</i></b>	91	86	83	87

De la tabla 1 se observa que, utilizando esta combinación de músculos es posible identificar los 5 movimientos de interés con un porcentaje de acierto global de 87 %. La respuesta promedio obtenida utilizando las distintas métricas presenta una variación considerable, obteniendo una mejor respuesta al usar el coeficiente de Bhattacharyya.

Por otro lado, en la tabla 2 se presenta el porcentaje de acierto por movimiento usando cada una de las métricas, así como los porcentajes de acierto promedio correspondiente a la combinación de los músculos FCU y PL. Estos resultados muestran que también es posible identificar los 5 movimientos propuestos en este trabajo con un porcentaje de acierto global del 73 %. La respuesta promedio obtenida utilizando las distintas métricas no presenta una variación considerable, teniendo una respuesta ligeramente mejor al utilizar el coeficiente de Bhattacharyya.

Finalmente, en la tabla 3 se presenta el porcentaje de acierto por movimiento usando cada una de las métricas, así como los porcentajes de acierto promedio correspondiente a la combinación de los músculos FCU y ECR. De esta última

**Tabla 2.** Porcentajes de acierto promedio usando músculos FCU y PL.

<i>Movimiento</i>	<i>Porcentaje de Acierto (%)</i>			
	<i>C. Bhattacharyya</i>	<i>S. Coseno</i>	<i>D. Energía</i>	<i>Promedio</i>
Flexión	90	95	95	93
Extensión	60	45	45	50
Pronación	40	40	40	40
Supinación	100	100	100	100
Cerrar Puño	80	80	80	80
<b><i>Promedio</i></b>	74	72	72	73

**Tabla 3.** Porcentajes de acierto promedio usando músculos FCU y ECR.

<i>Movimiento</i>	<i>Porcentaje de Acierto (%)</i>			
	<i>C. Bhattacharyya</i>	<i>S. Coseno</i>	<i>D. Energía</i>	<i>Promedio</i>
Flexión	90	95	80	88
Extensión	0	0	0	0
Pronación	0	5	5	3
Supinación	100	100	100	100
Cerrar Puño	60	55	55	57
<b><i>Promedio</i></b>	50	51	48	50

prueba se observa que, a diferencia de con las combinaciones anteriores, no es posible identificar los 5 movimientos de interés. El porcentaje de acierto promedio es de 50%. En este caso, la respuesta promedio obtenida utilizando las distintas métricas tampoco presenta una variación considerable; la respuesta obtenida al utilizar la similitud del coseno fue ligeramente superior a la de las otras 2 métricas.

Se decidió trabajar utilizando la combinación de músculos 1 por encima de la combinación de 2, ya que, a pesar de que con ambas combinaciones es posible identificar los 5 movimientos, la combinación 1 obtuvo un mayor porcentaje de acierto en cada una de las 3 métricas. Se optó por descartar la combinación 3, ya que con dicha combinación no fue posible identificar la extensión ni la pronación. Al seleccionar utilizar la combinación 1 y mediante el método propuesto es posible identificar con un porcentaje de acierto de hasta el 87% los movimientos de la mano hechos por el usuario.

Una posible limitación del método es que es necesario que los registros de la base de datos correspondan al usuario del sistema, ya que la forma de llevar a cabo los movimientos llega a variar bastante de una persona a otra, sin embargo, esto podría solventarse en el futuro aplicando otros criterios de normalización de datos. Asimismo, es recomendable establecer una cierta forma en que se llevarán a cabo cada uno de los movimientos, y procurar realizarlos lo más similar posible. En contrapeso, el sistema de procesamiento propuesto presenta la ventaja de que su rendimiento va a ser mejor si se añade un mayor número de canales. La respuesta observada en este trabajo demuestra que el sistema es capaz de



identificar correctamente, en la mayoría de los casos, aquellos movimientos en los que los músculos censados brindan información suficiente como sucedió con la flexión y la extensión, los cuales están estrechamente relacionados con el músculo FCU y el ED respectivamente.

#### **4. Conclusiones y trabajos futuros**

El sistema de procesamiento propuesto es una alternativa de bajo costo y fácil implementación. Ofrece una precisión bastante buena, siempre y cuando la información con la que se alimente sea relevante para el tipo de movimientos que se desean identificar. Se ha demostrado que la combinación de los músculos FCU y ED ofrecen la mayor cantidad de información útil para identificar los movimientos de la mano con un sistema de 2 canales.

El sistema propuesto ofrece resultados similares a lo presentado en [3] y [4], con la ventaja de que usando este sistema solo se requiere de 2 canales para identificar un número cercano de movimientos, lo que representa una reducción significativa en el costo del sistema.

Como parte del trabajo futuro, y una posible aplicación para el sistema, se planea diseñar un sistema de entrenamiento que otorgue retroalimentación al usuario con la intención de facilitarle el aprendizaje de la forma de realizar los movimientos para posteriormente implementar el mismo sistema de procesamiento en el control de una prótesis activa sencilla. Asimismo, como trabajo a futuro se plantea, utilizando la combinación de los músculos aquí encontrada, desarrollar un procesamiento que permita examinar las señales de sEMG como una unidad, y no realizando una comparación elemento a elemento de los componentes de la señal.

#### **Referencias**

1. Contreras, D., Ramírez-García, A., Gallegos, F., Bazán, I.: Prototipo de una prótesis mioeléctrica para la emulación de una articulación de codo. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 36(1), pp. 6580 (2015)
2. de la Cruz, H., López, C.E., Rodríguez, E.E., Sandoval, L.M., Ramírez-García, A.: Propuesta de un entrenador mioeléctrico basado en una aplicación móvil. *Pistas Educativas*, 39(128), pp. 395–411 (2018)
3. Bitzer, S., van der Smagt, P.: Learning EMG control of a robotic hand: Towards active prostheses. In: *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, pp. 2819–2823 (2006)
4. Khokhar, Z.O., Xiao, Z.G., Menon, C.: Surface EMG pattern recognition for real-time control of a wrist exoskeleton. *BioMed Eng OnLine*, 9, pp. 41 (2010)
5. Lu Zhiyuan, Xiang Chen, Li Qiang, Zhang Xu, Zhou Ping: A hand gesture recognition framework and wearable gesture-based interaction prototype for mobile devices. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 44, pp. 293–299 (2014)
6. Smith, L., Hargrove, L., Lock, B., Kuiken, T.: Determining the optimal window length for pattern recognition-based myoelectric control: Balancing the competing effects of classification error and controller delay. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 19, pp. 186–92 (2010)

*Marco Antonio Franco-Rivas, Alfredo Ramírez-García*

7. Hakonen, M., Piitulainen, H., Visala, A.: Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18, pp. 334–359 (2015)
8. Pease, W.S., Lew, H.L., Johnson, E.W.: *Johnson's practical electromyography*. Wolters Kluwer Health (2015)