

# Diseño e implementación de un sistema de identificación de señales electromiografías del movimiento de la mano con el dispositivo Myo Gesture Control Armband

Design and implementation of an electromyography signal identification system for the movement of the hand with the Myo Gesture Control Armband device

Oscar Andrés Otálora Castro<sup>1</sup>; Ruthber Rodríguez Serrezuela<sup>2</sup>; Jorge Luis Aroca Trujillo<sup>2</sup>; Roberto Sagaro Zamora<sup>3</sup>; Enrique Marañón Reyes<sup>4</sup>

1. Programa de Ingeniería Electrónica, Universidad Antonio Nariño, Neiva - Colombia.
2. Programa de Ingeniería Industrial, Corporación Universitaria del Huila, Neiva - Colombia.
3. Departamento de Mecánica y Diseño (MyD), Tribology Group, Universidad de Oriente, Santiago de Cuba - Cuba.
4. Centro de Estudios de Neurociencias y Procesamiento de Imágenes y Señales, Universidad de Oriente, Santiago de Cuba - Cuba.

## Resumen

La investigación presenta la aplicación de una metodología para la identificación de señales electromiografías mediante el reconocimiento de patrones del movimiento de la mano humana. Se realizó un estudio del estado del arte para poder identificar la posible contribución en este campo. Una vez caracterizado el problema se utilizaron filtros óptimos, mediante el procesamiento de señales mioeléctrica con el dispositivo Myo Gesture Control Armband como sistema de instrumentación que se empleó para la captación de las señales empleando la normatividad vigente a nivel internacional para la electromiografía de superficie. Se mostró un desarrollo de un GUI en Matlab utilizado para el procesamiento de la señal y la identificación de algunos movimientos de la mano humana. Se analizan las señales obtenidas y se comparan resultados conseguidos mediante la aplicación de esta metodología.

## Abstract

This research presents the application of a methodology for the identification of electromyography signals through the recognition of patterns of the movement of the human hand. A study of the state of the art was carried out in order to identify the possible contribution in this field. Once the problem was characterized, optimal filters were used, by means of myoelectric signal processing with the Myo Gesture Control Armband device as an instrumentation system that was used to capture the signals using the current international regulations for surface electromyography. We show a development of a GUI in Matlab software used for the processing of the signal and the identification of some movements of the human hand. The obtained signals are analyzed and results obtained by applying this methodology are compared.

## Palabras Clave

Filtros óptimos, procesamiento de señales, señales electromiografías.

## Keywords

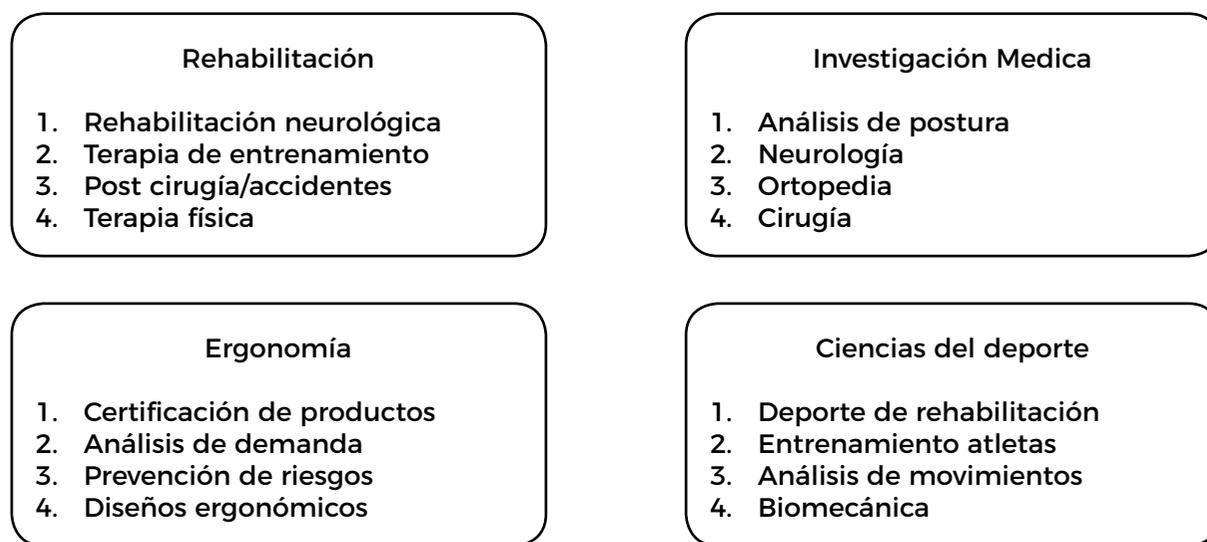
Optimal filters, signal processing, electromyography signals.

## Introducción

El desarrollo, recolección y análisis de señales mioeléctricas es una técnica experimental a la cual se le denomina electromiografía (EMG). Estas señales están formadas por variaciones fisiológicas de las membranas de la fibra muscular. En pocas palabras es el estudio de la función muscular, proporcionan información acerca del funcionamiento de los músculos y nervios midiendo señales eléctricas

generadas por los músculos durante su movimiento [1]. A diferencia de las señales neurológicas, son producidas debido a una estimulación eléctrica externa, las señales EMG son por movimientos voluntarios del usuario. Las ventajas de las señales EMG es que no solo están dedicadas al estudio fisiológico, también han sido aplicadas para la investigación, entrenamiento deportivo e interacción con el ser humano, en la Figura 1 se muestran las áreas de aplicación de las señales EMG.

**Figura 1.** Áreas de aplicación de las señales EMG



El brazalete MYO Gesture Control permite obtener las señales eléctricas que viajan a través del brazo del usuario, está formado por 8 sensores los cuales son electrodos de superficie. Es fundamental la utilización de estos electrodos porque garantizan una buena captura, tienen buena superficie de contacto y gran adherencia, contribuyendo a mejorar la ganancia de la señal. [2] Luego de la adquisición de estas señales, es necesario la implementación de un amplificador de alta ganancia. Esto debido a que las señales obtenidas de electromiografía tienen una baja tensión que llega a ser en el orden de los milivoltios lo que la hace inadecuada para trabajar con ella, por esta razón se hace necesaria amplificarla hasta valores en los que los circuitos electrónicos puedan trabajar sin problemas. Puesto

que son tan débiles, son fácilmente sobre moduladas por otras señales y hasta distorsionadas por el ruido haciendo difícil reconocer la señal original, lo que hace de la etapa de amplificación una de las etapas más fundamentales en todo el tratamiento a que se someten estas señales [3].

Día a día con el avance tecnológico, cada vez se busca mejorar la construcción de sistemas de prótesis como complemento de algún miembro del cuerpo humano con características específicas, una aplicación prometedora y bastante utilizada del control mioeléctrico es gobernar las prótesis de mano debido a su importancia para la rehabilitación de los amputados y la complejidad del problema. Para un respectivo control mioeléctrico

generalmente se utiliza un reconocimiento o clasificación de patrones, que es un campo de inteligencia artificial [4].

- Etiquetar datos o llamar aprendizaje supervisado,
- La separación de datos en clases se denomina aprendizaje no supervisado,
- Identificar información relevante o seleccionar la función llamada.

Para definir el algoritmo de reconocimiento de gestos, la tercera clasificación de patrones previa es la más indicada a la hora de hacer una selección de características. Las señales de electromiografía superficial (sEMG) no son más que portadoras de información que corresponden a la intención del gesto. Considerando que las características extraídas de cada señal sEMG están directamente relacionadas con el gesto y la cantidad de gestos (incluidas sus posiciones y velocidades) se podrían identificar finitos gestos [5].

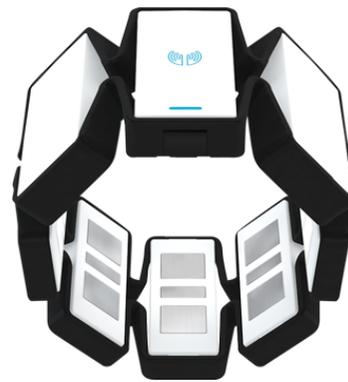
## Materiales y Métodos

La metodología de la investigación parte de la adquisición de la señal electromiográfica del sistema fisiológico de la parte del antebrazo mediante el dispositivo Myo Gesture Control Armband para permitir su procesamiento en un PC, como se puede observar en la figura 2. Para esto se utilizó un modelo típico de instrumentación: captación de la señal y la conversión analógico y digital (Myo Gesture Control Armband), el acondicionamiento (amplificadores y filtros) y el procesamiento (PC) mediante el software Matlab.

El dispositivo Myo Gesture Armband fue desarrollado por la empresa canadiense Thalmic Labs en el año 2012. Está constituido por ocho sensores sEMG de acero inoxidable de grado médico, una unidad de medición inercial o IMU (del inglés inertial measurement unit) de nueve ejes altamente

sensible que contiene giroscopio de tres ejes, acelerómetro de tres ejes, magnetómetro de tres ejes. Así mismo, cuenta con un procesador ARM Cortex M4 de 32 bits, con una conexión Bluetooth Smart Wireless y es compatible con versiones de Windows, MAC e IOS.

**Figura 2.** Dispositivo Myo Gesture Control Armband



Existen hasta el momento muchos métodos de clasificación de las características obtenidas por las señales electromiográficas como son: las redes neuronales [6], lógica difusa [7], las máquinas de soporte vectorial [8], clasificadores bayesianos [9] y los K vecinos próximos [10].

Las señales se adquieren mediante la aplicación desarrollada en Matlab tal como lo muestra la Figura 3.

La máquina de vectores de soporte (SVM) implementada es un algoritmo desarrollado en Matlab de aprendizaje supervisado que se empleó para realizar clasificación binaria de las posturas de la mano [8]. Este construye un hiperplano óptimo en forma de superficie de decisión, de modo que el margen de separación entre las dos clases en los datos se amplía al máximo. Los vectores de soporte hacen referencia a un pequeño subconjunto de las observaciones de entrenamiento correspondientes a cada una de las posturas de la mano que se utilizan como soporte para la ubicación óptima de la superficie de decisión.

**Figura 3.** Adquisición de las señales mediante la aplicación desarrollada en Matlab

El entrenamiento la máquina de vectores de soporte consta de dos fases:

i. Se transforman los predictores (sEMG) en un espacio de características altamente dimensional. En esta fase es suficiente con especificar el kernel; los datos nunca se transforman explícitamente al espacio de características, pero estas definirán la postura de la mano a la que pertenecen.

ii. Se resuelve el problema de optimización cuadrática que se ajuste a un hiperplano óptimo para

clasificar las características transformadas en dos clases. El número de características transformadas está determinado por el número de vectores de soporte y este a su vez, del número de posturas que se quieran identificar. Para construir la superficie de decisión solo se requieren los vectores de soporte seleccionados de los datos de entrenamiento. Una vez entrenados, los datos de entrenamiento no son requeridos.

Los kernels populares que se emplean con las máquinas SVM se pueden observar en la tabla 1.

**Tabla 1.** Kernels más populares en máquinas SVM

Tipo de SVM	Kernel	Descripción
Función de base radial o Gaussiana	$K(x_1, x_2) = \exp(-\ x_1 - x_2\ ^2 / 2\sigma^2)$	Aprendizaje de una sola clase $\sigma$ , es la anchura del Kernel
Lineal	$K(x_1, x_2) = x_1^T x_2$	Aprendizaje de dos clases
Polinómica	$K(x_1, x_2) = \tanh$	$\rho$ es el orden del polinomio
Sigmoideo	$(\beta_0 x_1^T x_2 + \beta_1)$	Es un Kernel para determinar solo dos valores

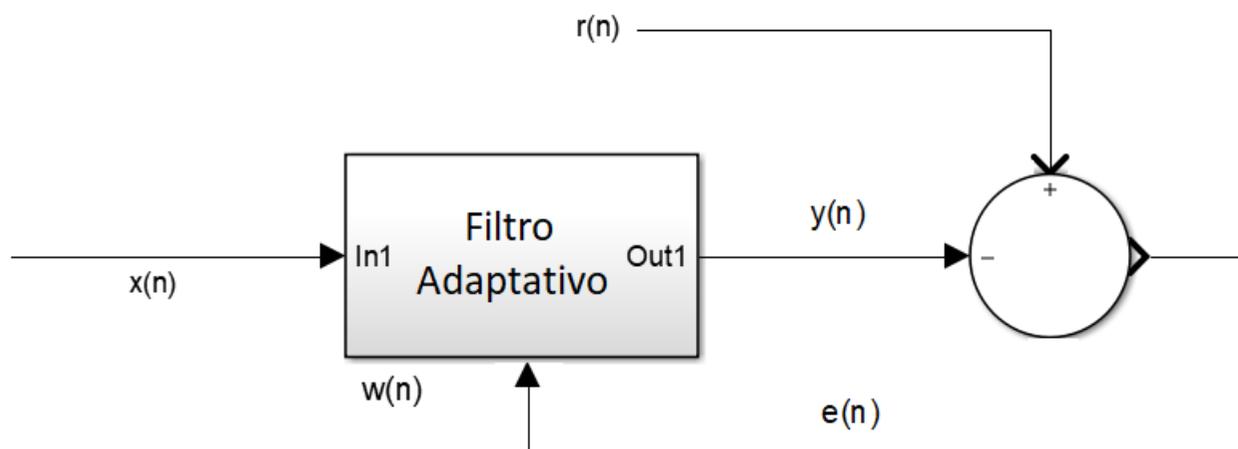
También se pueden utilizar los filtros adaptativos los cuales son dispositivos que intentan modelar la relación entre señales, en este caso sEMG en tiempo real de forma iterativa. La estructura de un filtro adaptativo es un sistema al que le llegan dos señales:  $x(n)$  y  $e(n)$  esta última se llama señal de error y viene de la resta de una señal a la que se llama señal deseada o referencia,  $r(n)$ , y otra que es la salida del filtro  $y(n)$  (ver figura 4).

$$e(n) = r(n) - y(n) \quad (1)$$

A los coeficientes del filtro se les llama  $w(n)$ , que son los que multiplican a la entrada  $x(n)$  para obtener la salida.

$$y(n) = w(n) * x(n) \quad (2)$$

**Figura 4.** Diagrama de bloque de un filtro adaptativo



El objetivo del dispositivo es hacer que la señal de error sea cero, para ello el sistema debe configurarse para que, a partir de la señal de entrada  $x(n)$  se genera la salida  $y(n)$  de forma que sea igual a la señal referencia  $r(n)$ . Cada una de las formas de minimizar ese error es un método de implementar los filtros adaptativos. Por ejemplo se podría proponer minimizar la función de coste  $J = e^{2n}$ , aplicando la regla delta se obtendrían los nuevos coeficientes como:

$$w(n+1) = w(n) - \alpha \nabla J \quad (3)$$

Donde la constante se usa para ajustar la velocidad convergencia y evitar posibles inestabilidades. Operando se llega a esta otra ecuación:

$$w(n+1) = w(n) - 2\alpha * e(n) * x(n)$$

El algoritmo implementado para el aprendizaje de un sistema adaptativo podría ser:

1. Inicializar de forma aleatoria los pesos
2. Elegir un valor  $\alpha$
3. Calcular la salida  $y(n)$
4. Calcular el error  $e(n)$
5. Actualizar los pesos con la función de coste elegida
6. Repetir un determinado número de veces desde el punto 3.

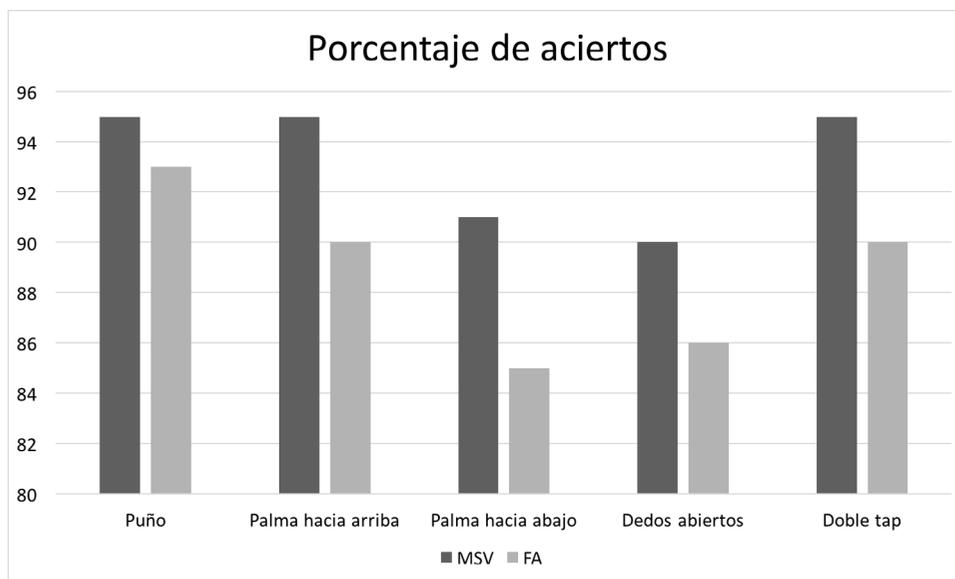
## Resultados

El dispositivo Myo Gesture Control Armband puede ser utilizado como interfaz de un sistema electromiógrafo, el cual fue optimizado mediante la utilización de filtros óptimos y la implementación de métodos de reconocimiento de patrones, alcan-

zando un porcentaje de acierto cercanos al 100% en la clasificación de sEMG por medio de electrodos superficiales sobre el antebrazo de la mano humana.

En la siguiente gráfico (Ver Figura 5) se puede observar los resultados obtenidos del porcentaje de acierto obtenido con las dos metodologías de identificación de patrones en las señales electromiográfica.

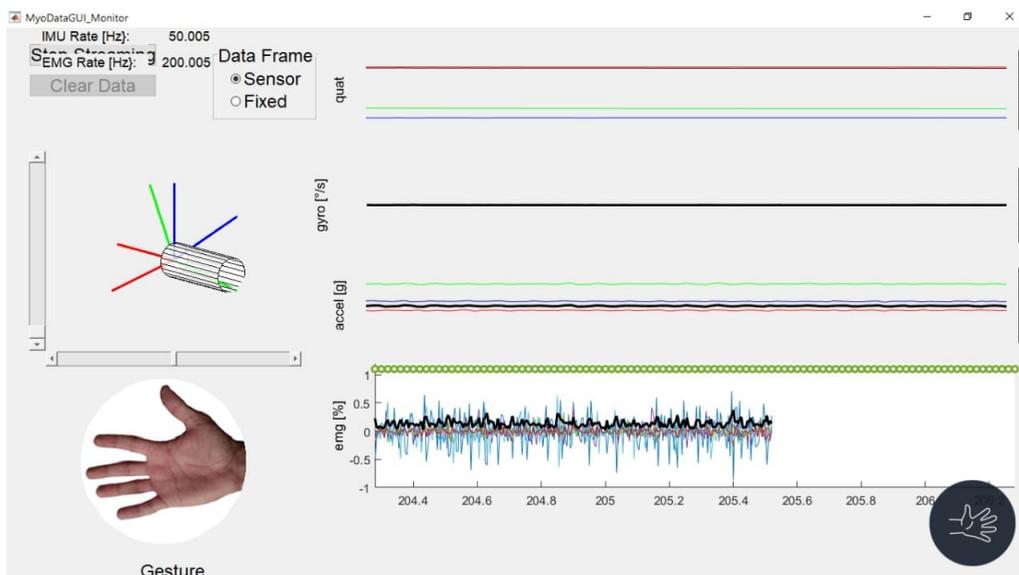
**Figura 5.** Resultados del porcentaje de acierto comparativo



En la siguiente figura (Ver Figura 6) se puede observar como el desarrollo creado identifica la postura de los dedos abiertos, el cual tuvo un porcen-

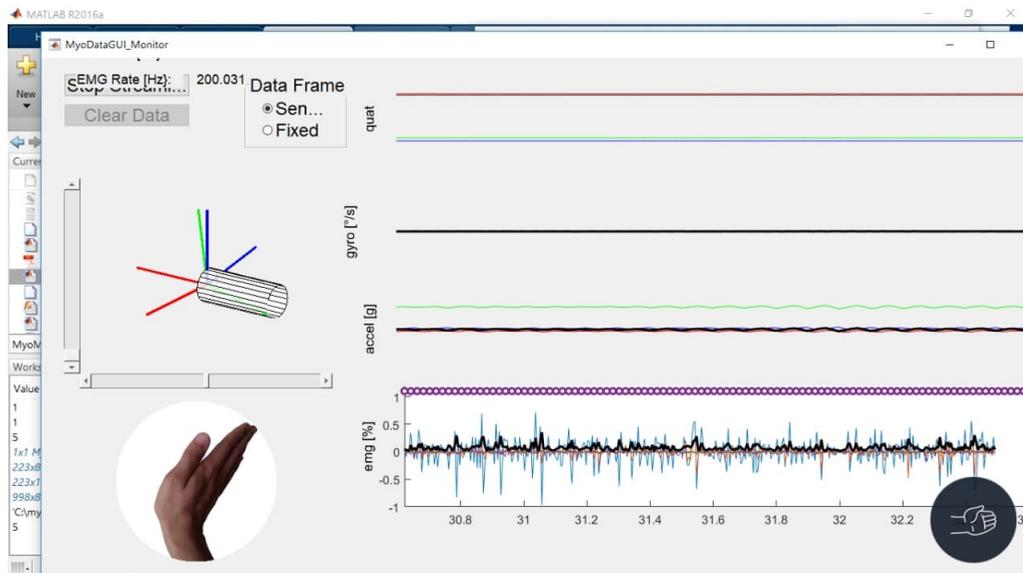
taje de 90% de los aciertos con la utilización de las MSV con respecto a un 86% utilizando los filtros adaptativos.

**Figura 6.** El software desarrollado identificando la postura de los dedos abiertos



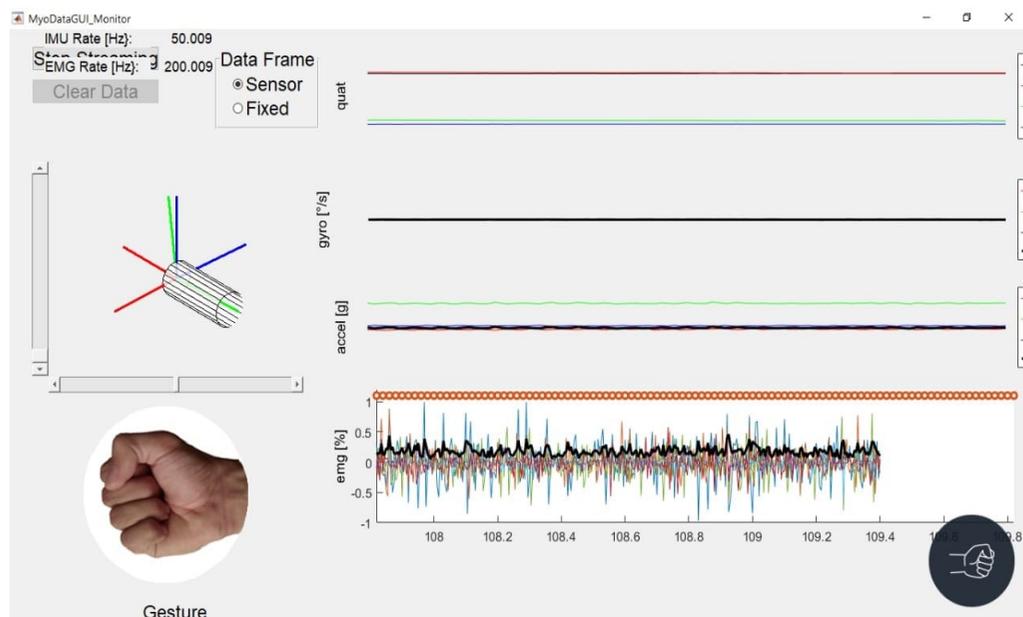
En la siguiente figura (Ver Figura 7) se observa como el desarrollo creado identifica la postura de la palma hacia arriba, el cual tuvo un porcentaje de 95% de los aciertos con la utilización de las MSV con respecto a un 90% utilizando los filtros adaptativos.

**Figura 7.** El software desarrollado identificando la postura de la palma hacia fuera



La siguiente figura (Ver Figura 8) expone el desarrollo creado identifica la postura de puño, el cual tuvo un porcentaje de 95% de los aciertos con la utilización de las MSV con respecto a un 93% utilizando los filtros adaptativos.

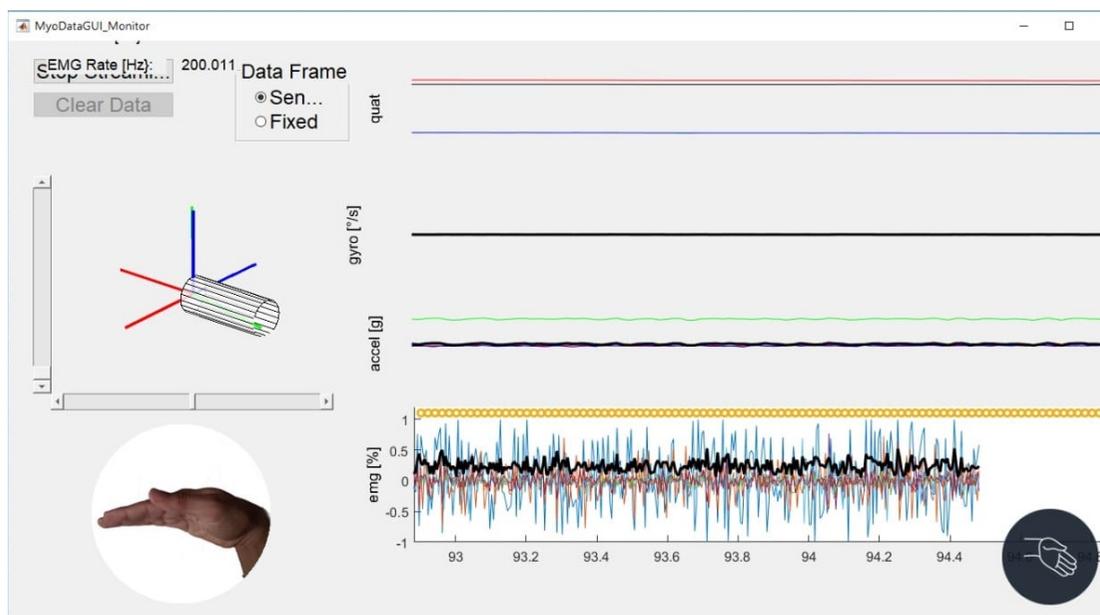
**Figura 8.** El software desarrollado identificando la postura de puño



En la siguiente figura (Ver Figura 9) se muestra como el desarrollo creado identifica la postura de la palma hacia abajo, el cual tuvo un porcentaje de

91% de los aciertos con la utilización de las MSV con respecto a un 85% utilizando los filtros adaptativos.

**Figura 9.** El software desarrollado identificando la postura de la palma hacia abajo



## Discusión

A manera de discusión se propone la creación de métodos más sencillos y eficientes que permitan reconocer patrones de movimientos en las manos para su posterior utilización en Ingeniería de Rehabilitación. Se propone primero calcular el valor absoluto para poder identificar cuales tienen una mayor amplitud al generar los gestos de la mano, seguido de obtener su área bajo la curva. Después de calculado las áreas se procesan para obtener dos palabras binarias y ser comparadas para determinar que gesto se está realizando. A partir de esto se pueden programar funciones para el desarrollo de una API, la cual puede ser ejecutada en diversos IDE ya que utiliza el estándar C++.

## Conclusiones

Comparando el desempeño de los filtros óptimos y de los clasificadores se encontró que las Maquinas

de Soporte Vectorial (MSV) alcanzan mayor confiabilidad en el procesamiento. A medida que se incrementa el número de pares de electrodos aplicados a diferentes músculos, aumenta el número de patrones de movimiento que pueden ser reconocidos. Teniendo en cuenta que se utilizaron técnicas de programación estructurada utilizando el software Matlab, se puede observar que la presencia de los ocho canales EMG, puede aumentar el número de patrones de movimiento a ser reconocidos, mostrando una gran potencialidad del dispositivo Myo Gesture Control Armband para aplicaciones futuras.

## Agradecimientos

Los autores agradecen a la Corporación Universitaria del Huila, CORHUILA y a la Universidad de Oriente en Santiago de Cuba por todo el soporte brindado a la presente investigación mediante la infraestructura, los equipos y las facilidades para la dedicación de tiempo del recurso humano.

## **Referencias**

1. Ramírez A. & Garzón DA. Análisis de sensibilidad por la colocación de los electrodos en la electromiografía de superficie (semg). *Revista Facultad de Ingeniería*, 2013;(46), 70-79.
2. Sathiyarayanan, M. & Rajan S. MYO Armband for physiotherapy healthcare: A case study using gesture recognition application. En: *Conference: 2016 8th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS)*. India;2016
3. Abreu JG, Teixeira JM, Figueiredo LS, & Teichrieb, V. (2016, June). Evaluating sign language recognition using the myo armband. In *Virtual and Augmented Reality (SVR), 2016 XVIII Symposium on* (pp. 64-70). IEEE.
4. E. Y. Tov. *Advanced lectures on machine learning*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003.
5. Akhmadeev K, Rampone E, Yu T, Aoustin Y, & Le Carpentier É. [Internet] A real-time gesture classification using surface EMG to control a robotics hand. *ENOC 2017; 2017*). Disponible en: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01707679/document>
6. Kaiser MS, Chowdhury ZI, Al Mamun S, Hussain A, & Mahmud M. A neuro-fuzzy control system based on feature extraction of surface electromyogram signal for solar-powered wheelchair. *Cognitive Computation*, 2016; 8(5), 946-954.
7. Khokhar ZO, Xiao ZG, & Menon C. Surface EMG pattern recognition for real-time control of a wrist exoskeleton. *Biomedical engineering online*. 2010; 9(1), 41.
8. Wang L, Ge KD, Wu JY, Ye Y, & Wei W. A Novel Approach for the Pattern Recognition of Hand Movements Based on EMG and VPMCD. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 2018; 18(01): 1750115.
9. Sukmanawati, A. (2017). *Klasifikasi Respon Otot Lengan Bawah Pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember).
10. Phukpattaranont P, Thongpanja S, Anam K, Al-Jumaily A, & Limsakul C. Evaluation of feature extraction techniques and classifiers for finger movement recognition using surface electromyography signal. *Medical & biological engineering & computing*, 2018; 1-13.