



Metodología para la Adquisición de Señales Electromiográficas en el Brazo Utilizando un Lector de Señales Multicanal

Ramírez-Ángeles Iván-Joel¹, Razo-López Naela-Berenice¹, Aceves-Fernández Marco-Antonio¹✉, Gorrostieta-Hurtado Efrén¹

¹Departamento de Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro. Cerro de las Campanas s/n, Centro Universitario, Las Campanas, CP 76010, Querétaro, México
✉marco.aceves@uaq.mx

Resumen

La electromiografía es el estudio que permite adquirir y entender las señales bioeléctricas generadas por el sistema nervioso hacia los músculos estriados inervados. Estas señales son conocidas como señales electromiográficas (EMG) o señales mioeléctricas y han demostrado de ser de gran utilidad para el entendimiento del cuerpo humano, así como aplicaciones relacionadas con la medicina, domótica o recreación. Actualmente uno de los problemas con las señales EMG es el entendimiento de estas para su uso en aplicaciones mioeléctricas; la finalidad de este artículo es presentar una metodología propia para la adquisición de señales EMG mediante un dispositivo de captura de superficie multicanal para poder presentar las señales con diferentes técnicas de aprendizaje automático (machine learning).

Palabras clave: Electromiografía, Señales EMG, Señales Mioeléctricas, Electromiografía de Superficie, MYO.

Abstract

Electromyography is a study that allows the acquisition and understanding of bioelectric signals originated in the nervous system to skeletal muscles. These signals also known as electromyographic signals (EMG signals) had been proved to be useful for the comprehension of human body helping to a better understanding of human body as well as developing software and tools for medicine, home automation or recreation. This paper aims to introduce an EMG signal acquisition methodology through a surface electromyograph hardware.

Keywords: Electromyography, EMG Signals, Myoelectric Signals, Surface EMG, MYO.

1. Introducción

El movimiento a voluntad de los organismos vertebrados se debe al sistema muscular por el cual estamos constituidos, este sistema está constituido por una variedad de músculos inervados, conocidos como músculos esqueléticos o estriados [1]. La Figura 1 muestra una clasificación de los diferentes tipos de músculos.

Las señales EMG son producidas durante el proceso de contracción y relajación de los músculos estriados, permitiendo así el movimiento. Estas señales son generadas por el intercambio de iones a través de las fibras musculares, la Figura 2 ejemplifica el proceso eléctrico de la generación de la señal hasta el movimiento del músculo.

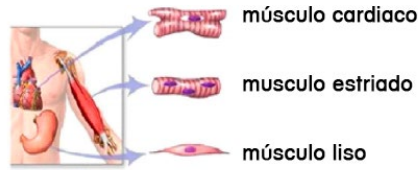


Figura 1. Tipos de músculos en los organismos vertebrados. De derecha a izquierda se muestran el músculo cardíaco, músculo estriado y músculo liso. [2]

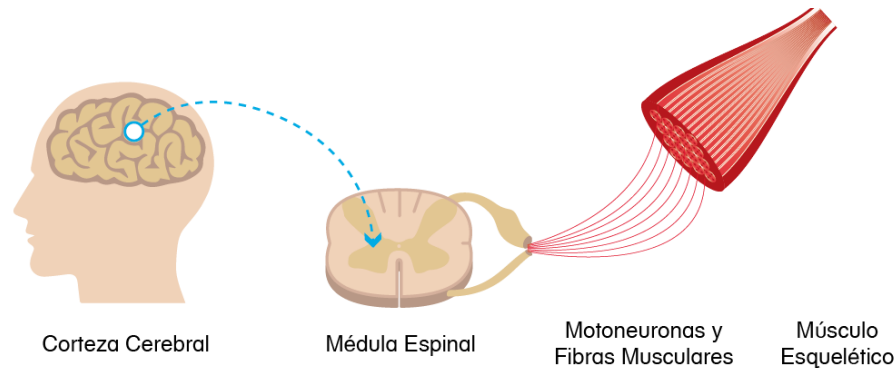


Figura 2. Aunque la señal se origine en las fibras musculares, la orden nace de la corteza cerebral [Imagen Propia].

La electromiografía permite recolectar las señales EMG y presentarlas visualmente (Figura 3). Actualmente existen diferentes técnicas para la extracción de señales, para este caso de estudio se utilizó la electromiografía de superficie (sEMG) donde los electrodos (Figura 4) son posicionados en la superficie de la piel sin generar molestia para la persona.

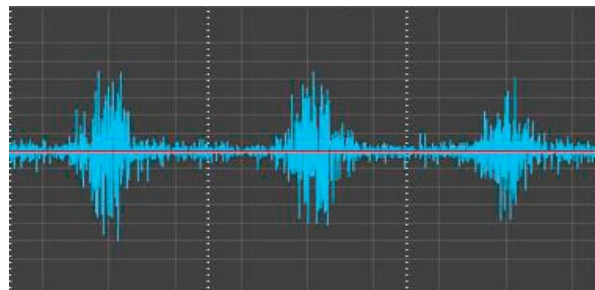


Figura 3. Señal EMG [Imagen Propia].

Estas mediciones de la señal proporcionan información acerca de los patrones de la actividad muscular, y múltiples aplicaciones de reconocimiento de patrones (*EMG Pattern and Gesture Recognition*) [3] se han desarrollado a la actualidad permitiendo generar aplicaciones para uso médico [4], industrial [5] o recreacional. Actualmente el uso de algoritmos de aprendizaje automático (*Machine Learning*) han facilitado la tarea de clasificación de estas señales [6, 7]. No obstante, para que el algoritmo de ML clasifique correctamente la señal es necesario contar con un conjunto de datos (*dataset*) lo suficientemente amplio y variado para el entrenamiento del algoritmo. El objetivo de este artículo es presentar la metodología correcta para la captura de señales y generar un conjunto de datos de señales para un futuro uso con ML. En la sección 2 se presenta el marco teórico, en la sección 3 la metodología y finalmente en la sección 4 se discutirán los resultados de la metodología.

2. Marco Teórico

La sEMG consiste en colocar electrodos superficiales (Figura 4) en la piel sobre el músculo del cual se desea obtener la información, ya se ha hablado de como la posición de los electrodos afecta la recolección de la señal [8], además se debe de tener en cuenta ciertos factores como la distancia entre el electrodo y la zona de actividad muscular, las propiedades de la piel (por ejemplo, el espesor de la piel y tejido adiposo), las propiedades del electrodo y el amplificador y la calidad del contacto entre la piel y el electrodo.

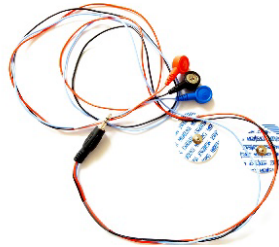


Figura 4. Electrodo de Superficie [Imagen Propia]

Los músculos registrados pertenecen a la sección del antebrazo y brazo (Figura 5), se enlistan los nombres de los músculos:

- Tríceps
- Supinador
- Extensor Carpo
- Braquiorradial
- Braquial
- Pronador
- Flexor Superficial
- Flexor Profundo

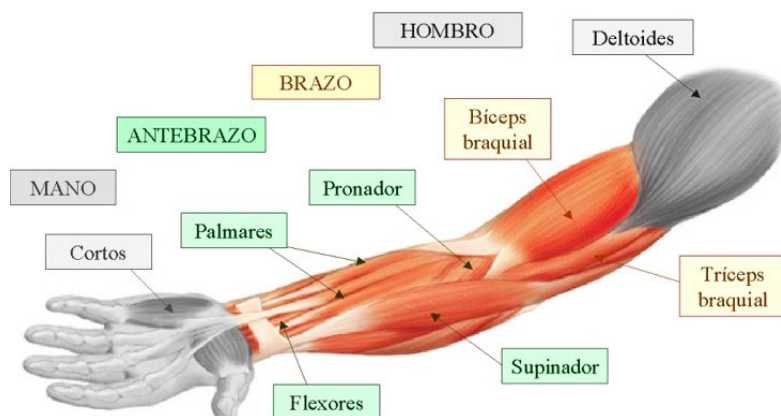


Figura 5. Mapa muscular que muestra la ubicación de los músculos cuyas señales fueron registradas [9].

3. Materiales y Metodología

La metodología que se propone para la adquisición, procesamiento y clasificación de señales se presenta en el siguiente diagrama de bloques (Figura 6). El estudio que se realizó fue basado en las consideraciones éticas planteadas en el tratado de Pautas Éticas Internacionales para la Investigación Biomédica en Seres Humanos [10].

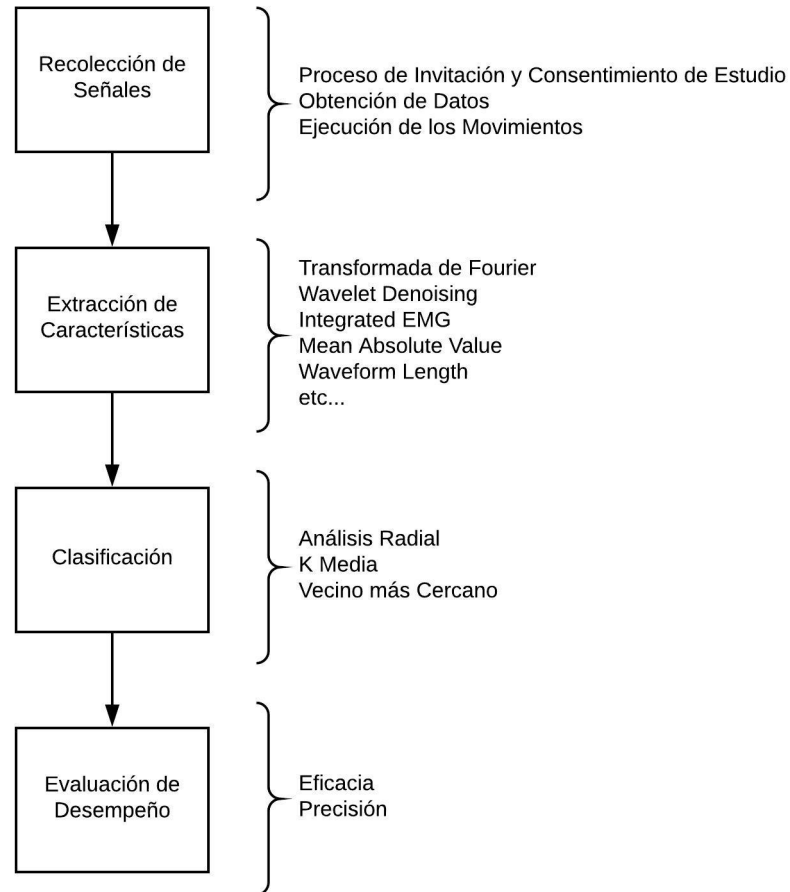


Figura 6. Diagrama de bloques que presenta la metodología y procesos internos a seguir.

3.1 Software y Hardware

Se utilizó el brazalete “MYO Armband” (Figura 7) como hardware recolector de las señales EMG y el software propio de la UAQ “EMGS” (Figura 8) para recolectar las señales y guardarlas en un formato csv. La frecuencia de muestreo del hardware presentado es de 200 Hz.

3.2 Proceso de invitación y consentimiento de estudio.

Se invitará al posible participante, previamente seleccionado del grupo de estudio, a formar parte de la prueba y se le explicará brevemente y de manera clara en qué consiste el estudio, lo que se busca realizar con los datos que proporcione y la confidencialidad de estos. Si el voluntario presenta dudas en esta sección, se le brindará la información necesaria para resolverlas. En el caso que el voluntario no desee continuar, se le agradecerá por su tiempo y se finalizará el proceso de invitación, pero si decide aceptar y seguir el proceso, firmará un apartado de consentimiento de estudio y

confidencialidad, posteriormente se le realizará un cuestionario donde deberá contestar las preguntas que se presentan en la Figura 9.



Figura 7. Brazalete Myo [11].



Figura 8. Software EMGSC que recolecto las señales [Imagen Propia].

EMBARAZO		LACTANCIA		ALTERACIONES NEUROMUSCULARES	
S	N	S	N	S	N
ANTECEDENTES HEREDOFAMILIARES					
FARMACOLOGÍA					
ANTECEDENTES PERSONALES PATOLÓGICOS					
CONOCIMIENTO DEL ENTORNO					
TOXICOMANÍAS:					
ACTIVIDAD FÍSICA:					
HOBBIES:					
ALIMENTACIÓN:					
BEBIDAS ENERGIZANTES O CON CAFEÍNA:					
HORAS DE SUEÑO:					

Figura 9. Formato de respuestas a las preguntas antes del estudio.



3.3 Descripción de los movimientos registrados.

Los movimientos mostrados a continuación se diseñaron en conjunto con fisioterapeutas con la finalidad de registrar la actividad generada por los músculos del brazo. A continuación, se listan los movimientos e indicaciones para realizar cada movimiento correctamente.

- Posición Inicial (Reposo), en esta postura el participante se mantendrá la palma extendida con los dedos cerrados, sin ejercer demasiada fuerza en los mismos. De esta postura iniciaran los movimientos subsecuentes (Figura 10 a).
- Pronación. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; se gira la palma de la mano con vista hacia abajo y se regresa a la posición inicial (Figura 10 b).
- Supinación. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; se gira la palma de la mano con vista hacia arriba y se regresa a la posición inicial (Figura 10 c).
- Extensión. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; sin mover el codo se lleva la palma de la mano hacia afuera y se regresa a la posición inicial (Figura 10 d).
- Flexión. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; sin mover el codo se lleva la palma de la mano hacia adentro, con vista hacia el cuerpo y se regresa a la posición inicial (Figura 10 e).
- Desviación Cubital. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; sin mover el codo se inclina la mano hacia abajo y se regresa a la posición inicial (Figura 10 f).
- Desviación Radial. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; sin mover el codo se inclina la mano hacia arriba ligeramente y se regresa a la posición inicial (Figura 10 g).
- Pinza Fina. Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; se tocan las yemas de los dedos del pulgar y el índice, se regresan a la posición inicial (Figura 10 h).
- Pinza Gruesa (Cerrar Puño). Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; se hace un puño dejando el pulgar afuera sobre los demás dedos y se regresa a la posición inicial (Figura 10 i).
- Expansión (Abducción de Dedos). Brazo pegado al tronco, codo en flexión de 90°, mano en posición inicial, se procede a hacer el movimiento; se separan todos los dedos y se regresan hacia la posición inicial (Figura 10 j).

Cada movimiento se empezará a realizar cuando se indique y se repetirá 5 veces en un intervalo de 3 segundos, es importante que, si el voluntario muestra un cansancio o incomodidad durante el experimento, este debe pausar permitiendo al voluntario descansar y posteriormente iniciar nuevamente desde el movimiento donde se pausó el ejercicio. El proceso finalizará cuando el voluntario haya ejecutado todos los movimientos cinco veces con cada mano.

Para poder crear una relación entre los electrodos, músculos y movimientos, cada electrodo se número (Figura 11) y se creó un mapa que se muestra en la Tabla 1 y en la Tabla 2, la Tabla 1 muestra que músculo está siendo registrado por cada canal del MYO mientras que la Tabla 2 muestra que músculos y canales son activados ante la ejecución de cada movimiento.

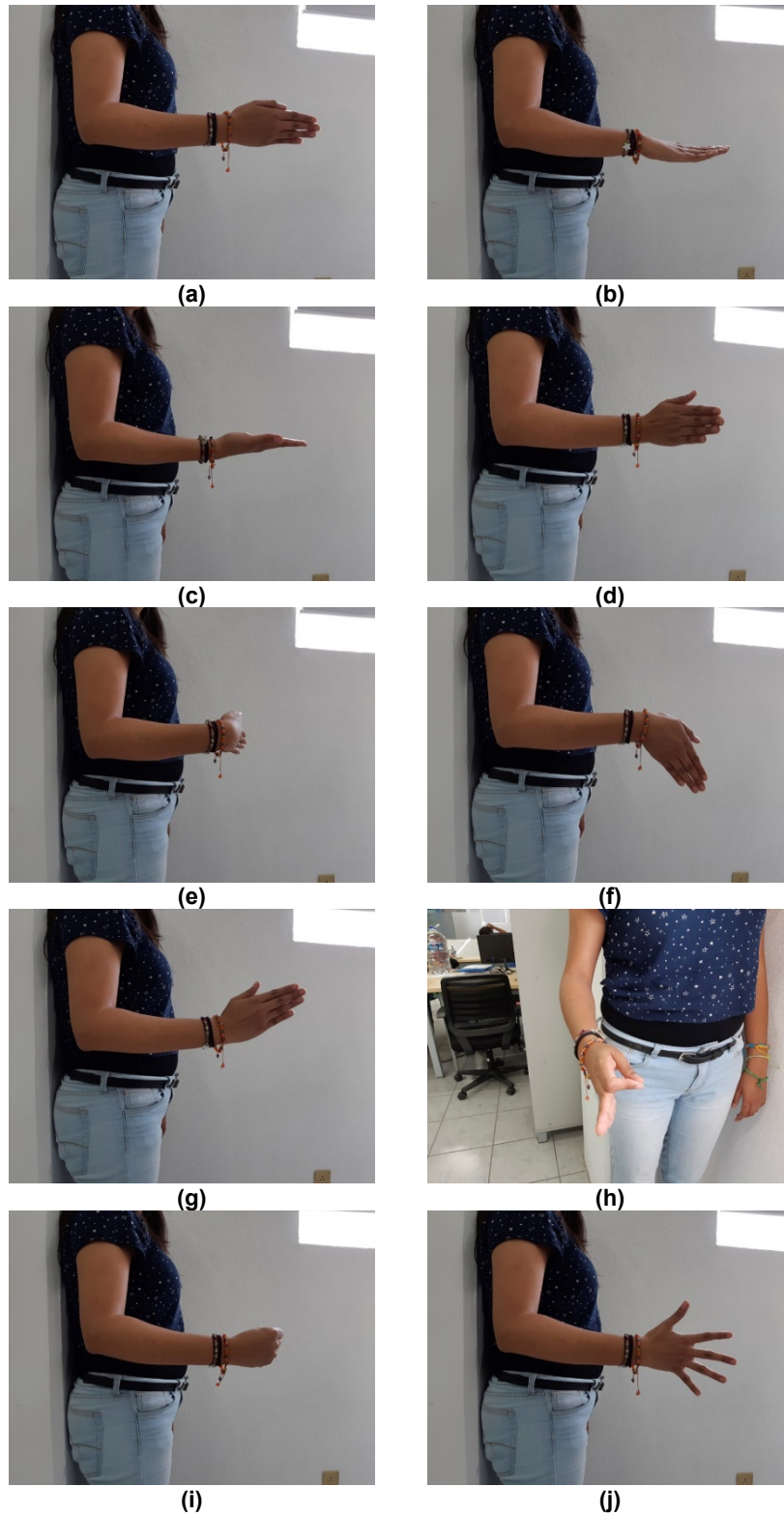


Figura 10. Lista de movimientos, (a) Posición Inicial o Reposo, (b) Pronación, (c) Supinación, (d) Extensión, (e) Flexión, (f) Desviación Cubital, (g) Desviación Radial, (h) Pinza Fina, (i) Pinza Gruesa, (j) Expansión o Abducción de Dedos.

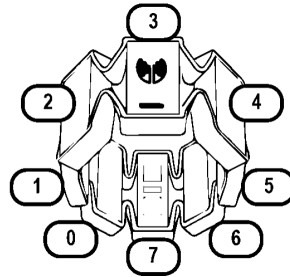


Figura 11. Posición de cada electrodo.

Tabla 1. Relación de Electrodo-Músculo

Electrodo	Músculo
Electrodo 1	Tríceps
Electrodo 2	Extensores, Supinador
Electrodo 3	Epicóndilo, Exensores, Extensor Carpo
Electrodo 4	Extensores, Braquiorradial
Electrodo 5	Braquial, Flexores
Electrodo 6	Flexores, Pronador
Electrodo 7	Epitróclea, Flexores, Flexor Superficial
Electrodo 8	Flexores, Flexor Profundo

Tabla 2. Relación de Electrodo-Movimientos.

Movimientos	Electrodos
Desviación Radial	3, 4 y 5
Desviación Cubital	0, 1 y 2
Flexión de Codo	3
Pinza Gruesa	2 y 4
Pinza Fina	1 y 2
Soltar	0 y 3
Flexión de Muñeca	6, 6, 7 y 0
Extensión de Muñeca	2, 3 y 4

El proceso iniciando desde la preparación del voluntario hasta finalizar, la media de la duración del experimento fue de 15.06 minutos con personal capacitado previamente en el posicionamiento de la pulsera y uso del software. A continuación, en la Figura 12 se muestra el diagrama de flujo del proceso en general para la correcta adquisición de señales.

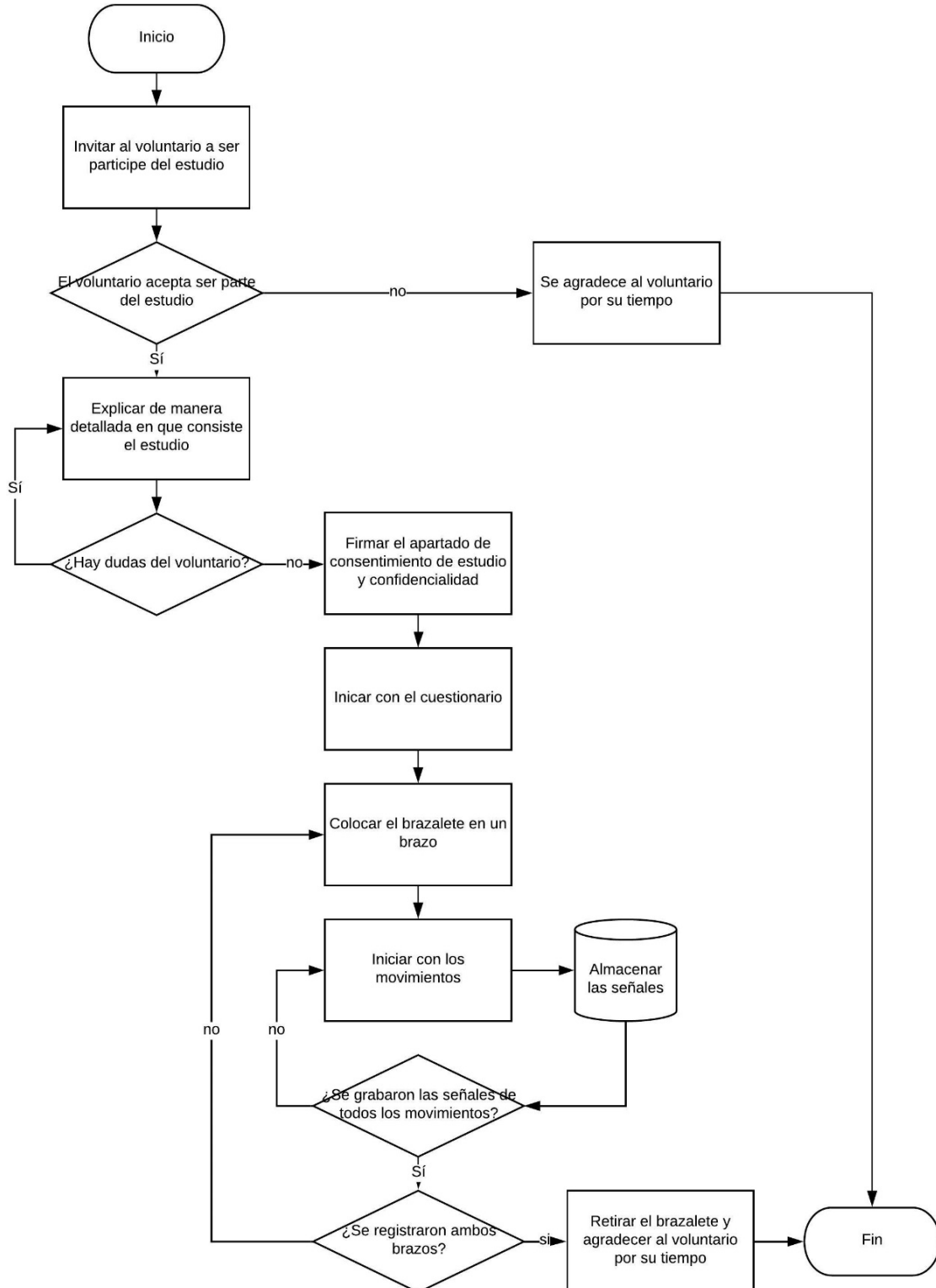


Figura 12. Diagrama de flujo detallando el ciclo para la invitación y recolección de señales EMG.

3.4 Filtrado de las señales

Como resultado del proceso de adquisición de señales se obtuvo una señal en bruto con duración de 16 segundos por cada electrodo (Figura 13), cada una con cinco repeticiones a las cuales llamaremos eventos, por movimiento por brazo dando como resultado 160 señales por persona, no obstante, las señales en bruto necesitaban ser filtradas, a continuación, se muestra una señal de duración de 16 segundos para el movimiento extensión del brazo derecho.

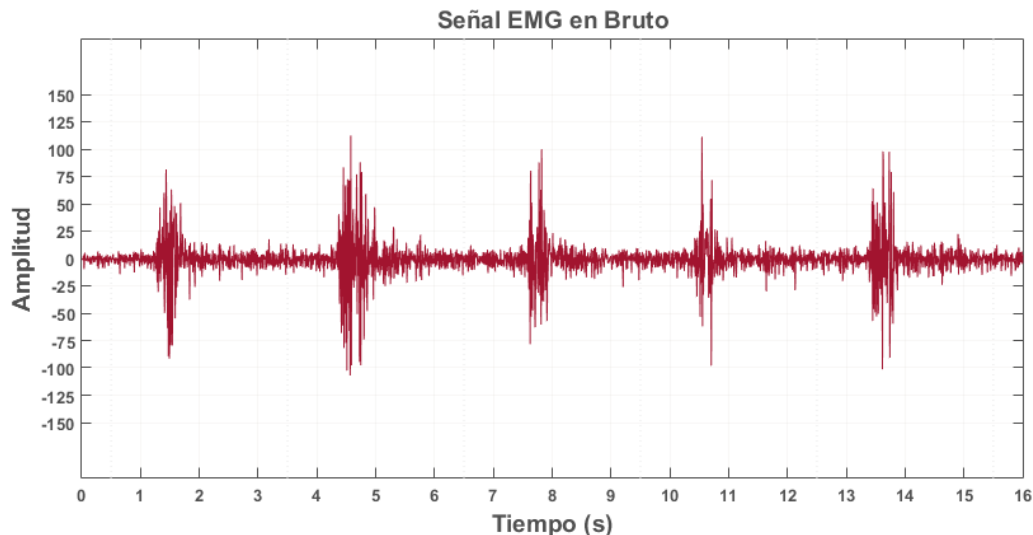


Figura 13. Señal Original adquirida para el movimiento extensión del brazo derecho, se pueden observar los cinco eventos del movimiento.

Antes de poder tratar a la señal con algoritmos de ML es necesario realizar un filtrado para eliminar en su mayoría ruido adquirido durante su adquisición. Por lo que un filtrado de la señal fue necesario antes de poder realizar cualquier tratamiento con las señales. Para el filtrado se decidió trabajar con la transformada wavelet (WT) debido a sus resultados para el filtrado de señales [12-17]. La WT es definida (1) como un análisis multiresolución de una función $f(t)$, el cual descompone la señal original en un conjunto de funciones $W_f(s, \tau)$ que forman los coeficientes wavelets.

$$W_f(s, \tau) = \int f(t) \Psi_{s, \tau}(t) dt \quad (1)$$

Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet $\Psi_{s, \tau}(t)$, llamada wavelet madre (2).

$$\Psi_{s, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (2)$$

Dentro de la WT existen diferentes grupos de familias [18] cuya finalidad es tratar diferentes tipos de señales, en la Tabla 3 se muestra un conjunto de familias y subtipos de wavelets.

Para estas señales, se utilizó el filtro wavelet de la familia db4 a un nivel 10 y el resultado se puede apreciar en la Figura 14 y en la Figura 15 se puede observar una apreciación más a detalle del tercer evento de la misma señal.

La Figura 16 muestra la actividad por cada canal para el movimiento extensión del brazo derecho, se puede observar que la mayor actividad reside solamente en algunos canales en este caso



en el 3, 4, 5 y algo de actividad en el 6, para poder llevar a cabo el calculo de canales significativos por movimiento se calculó IEMG (Integrated EMG) definida en la ecuación 3.

Tabla 3. Familia de Wavelets [18]

Familia de la Wavelet	Subtipo de Wavelet	#
Haar	db1	1
Daubechies	db2-db45	2-45
Coiflet	coif1-coif5	46-50
Morlet	morl	51
Morlet Discreta Compleja	cmor	52-147
Meyer Discreta	dmey	148
Meyer	meyr	149
Sombrero Mexicano	mexh	150
Shannon	shan	151-200
"Frequency B-spline"	fbsp	201-260
Gausiana	gaus	261-267
Gausiana Biorotogonal Compleja	cgaus	268-275
Biorotogonal	bior	276-290
Biorotogonal Inversa	rbio	291-305
Symlet	sym	306-324

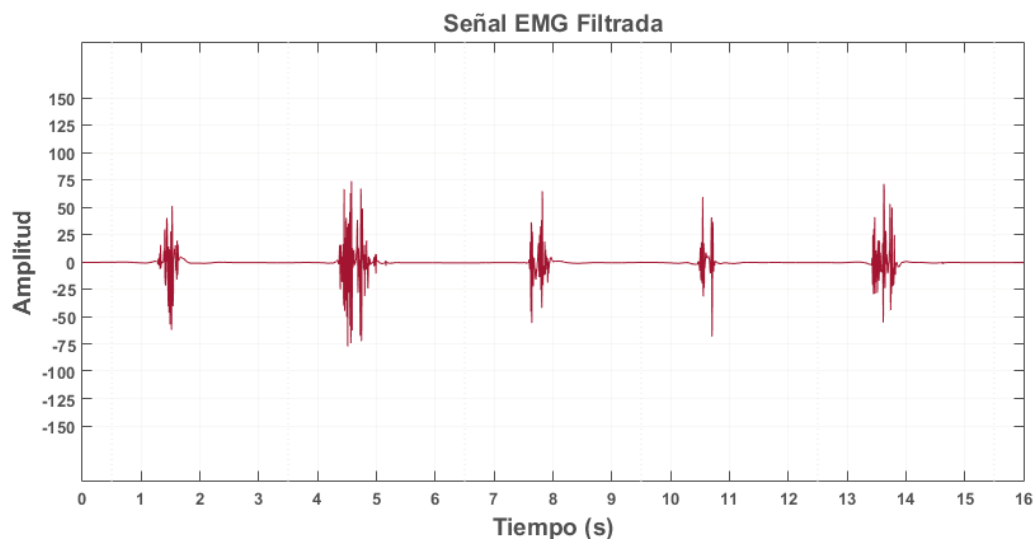


Figura 14. Comparación de la señal en bruto adquirida contra la misma señal filtrada con wavelet db4.

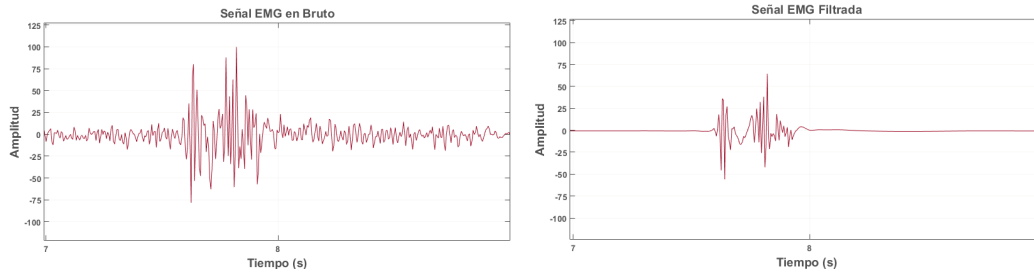


Figura 15. Comparación del tercer evento de la señal EMG en bruto y filtrada

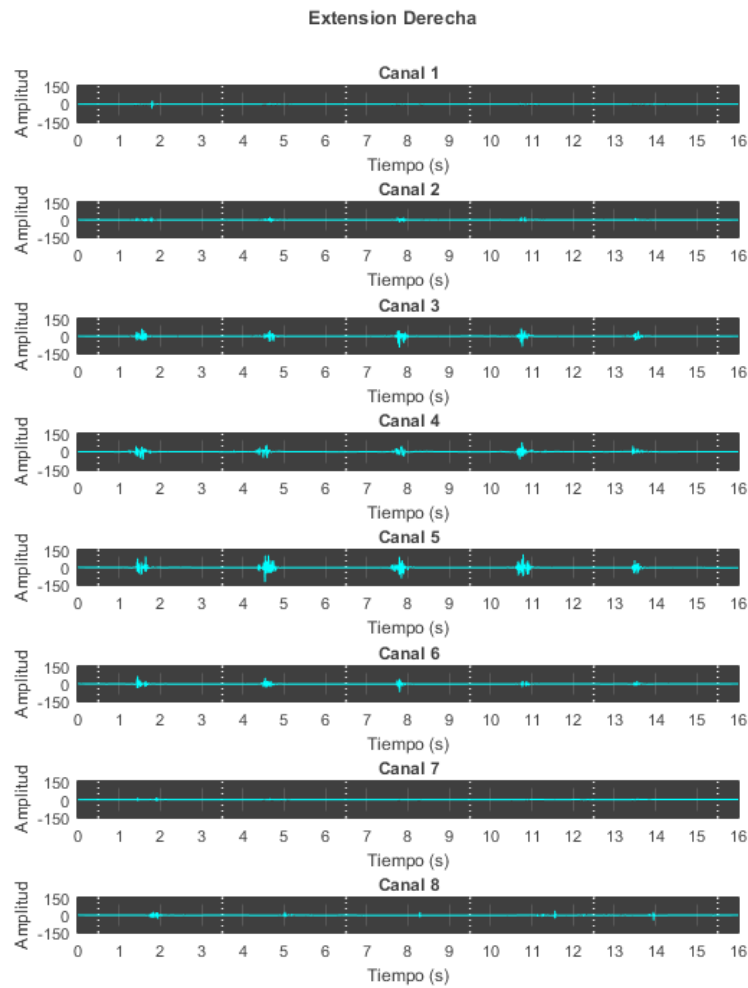


Figura 16. Comparación de actividad por canal para extensión derecha.

IEMG Se usa normalmente como un índice de detección de inicio en el reconocimiento EMG sin patrones y en aplicaciones clínicas [17].

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |x_i|. \quad (3)$$



donde x_i representa la señal EMG en un segmento i y N denota la longitud de la señal EMG. Las Figura 17 Figura 18 muestran una comparativa de los canales utilizando IEMG para cada movimiento.

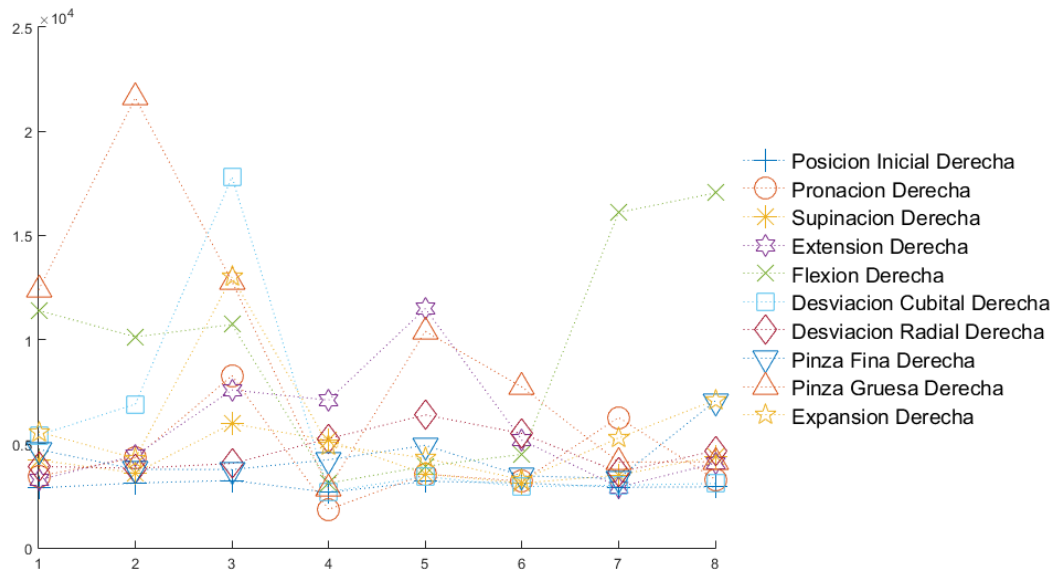


Figura 17. Canales más significativos por movimientos del brazo derecho.

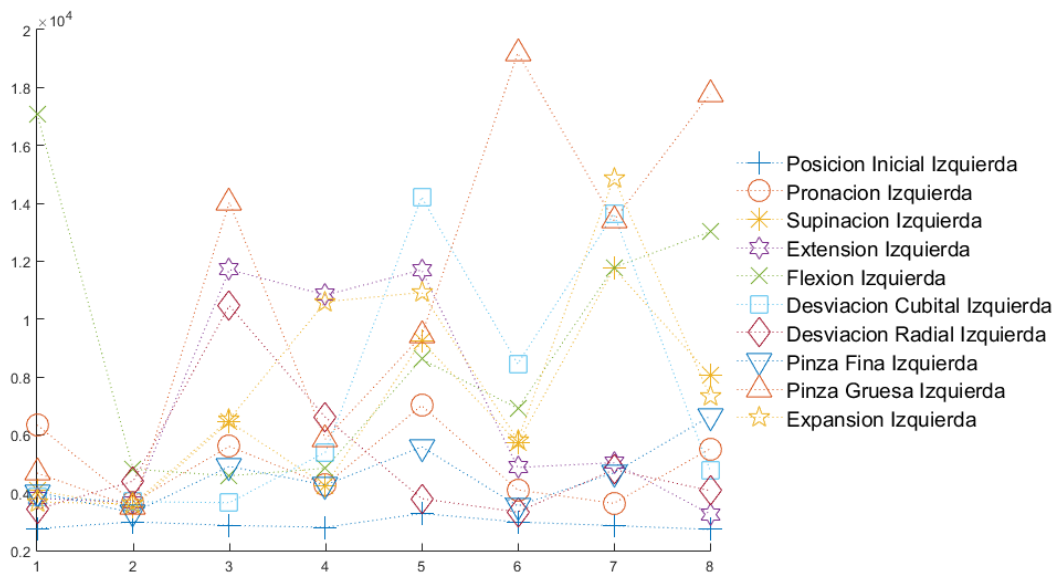


Figura 18. Canales más significativos por movimientos del brazo izquierdo.

4. Discusión de Resultados

El presente trabajo se encargo de presentar el origen de una señal EMG, los tipos de electrodos para poder capturar estas señales, de presentar la metodología para una correcta captura de las señales y finalmente de un filtro adecuado para tratar con este tipo de señales bioeléctricas, así como de explicar



el calculó IEMG para diferenciar los canales más significativos por canal. Como trabajo futuro se pretende continuar con la investigación utilizando un banco de señales capturadas para posteriormente utilizar un algoritmo de ML que clasifique por movimientos las señales y generar una interfaz mioeléctrica, el proceso se muestra en el siguiente diagrama de bloques (Figura 19).

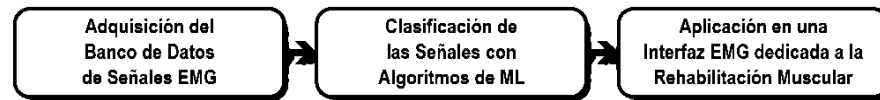


Figura 19. Diagrama de bloques con el proceso para generar una interfaz mioeléctrica.

La complejidad reside en la clasificación de las señales, primero las señales bioeléctricas suelen variar entre personas razón por la cual no se recomienda utilizar el entrenamiento de una sola persona para generar un modelo de clasificación, poder generalizar la información, en futuro se busca generar un banco de datos lo suficientemente robusto para que un algoritmo de clasificación (*Ensemble Empirical Mode Decomposition* [19], *Support Vector Machine* [18], *ELM Classifier* [20]).

5. Conclusiones

El presente artículo se encargó de presentar las señales EMG, y ejemplificar algunas de sus diferentes usos en aplicaciones clínicas y recreacionales; de introducir un protocolo propio basado en consideraciones éticas internacionales para la correcta adquisición de señales EMG de diferentes participantes así como dar a conocer las diferentes familias de wavelets y demostrar que la wavelet db4 ofrece buenos resultados para la filtración de ruido de una señal EMG de 200 Hz tomando en cuenta el teorema de muestreo de Nyquist-Shannon, dado que la frecuencia de una señal EMG del músculo del brazo oscila entre los 50 Hz y 150 Hz. Finalmente se muestran los resultados de la filtración de las señales, y se ejecuta una comparativa de canales, utilizando IEMG como valor para determinar que aquellos con más información para los diferentes movimientos ejecutados por ambos brazos.

La motivación principal de este trabajo es en un futuro aportar un trabajo que mediante técnicas de aprendizaje automático permitan ofrecer un apoyo a fisioterapeutas para la correcta y rápida rehabilitación de sus pacientes. Se exponen las herramientas y técnicas existentes para el muestreo de las señales EMG y el software y hardware adecuado para la correcta captura de la señal. Y se busca que este artículo sirva como base para futuro trabajo para trabajos utilizando técnicas de Inteligencia Artificial que permitan un mejor entendimiento de las señales EMG.

Referencias

- [1] Costanzo, L. S. (2011). *Fisiología Celular*, Elsevier.
- [2] Marieb, E. N., & Hoehn, K. (2007). *Human anatomy & physiology*. Pearson Education.
- [3] Young, A. J., Smith, L. H., Rouse, E. J., & Hargrove, L. J. (2013). Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(5), 1250–1258. <https://doi.org/10.1109/TBME.2012.2232293>
- [4] Subasi, A. (2013). Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders. *Computers in biology and medicine*, 43(5), 576-586.
- [5] Meeker, C., & Ciocarlie, M. (2018). EMG-Controlled Hand Teleoperation Using a Continuous Teleoperation Subspace. *arXiv preprint arXiv:1809.09730*.
- [6] Yousefi, J., & Hamilton-Wright, A. (2014). Characterizing EMG data using machine-learning tools. *Computers in Biology and Medicine*, 51, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2014.04.018>
- [7] Subasi, A. (2012). Classification of EMG signals using combined features and soft computing techniques. *Applied Soft Computing Journal*, 12(8), 2188–2198. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.03.035>



- [8] Rainoldi, A., Melchiorri, G., & Caruso, I. (2004). A method for positioning electrodes during surface EMG recordings in lower limb muscles. *Journal of Neuroscience Methods*, 134(1), 37–43. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2003.10.014>
- [9] Mapa Muscular por Anatomía muscular. ¿Qué es?, fisiología y mucho más. (2018). [online] Disponible en: <http://tucuerpohumano.com/c-sistema-muscular/anatomia-muscular/> [Último acceso 24 ago. 2018].
- [10] Favaloro, A. D. R. (2008). Pautas éticas internacionales para la investigación biomédica en seres humanos. *Index Infectológico*, 13.
- [11] Myo (2016). Disponible en: <https://www.myo.com/techspecs>.
- [12] Chen, G. (2014). Automatic EEG seizure detection using dual-tree complex wavelet-Fourier features. *Expert Systems with Applications*, 41(5), 2391–2394. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.037>
- [13] Hussain, M. S., & Mamun, M. (2012). Wavelet denoising and Surface Electromyography analysis. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 4(15), 2372–2374.
- [14] Phinyomark, A., Limsakul, C., & Phukpattaranont, P. (2009). An optimal wavelet function based on wavelet denoising for multifunction myoelectric control. 2009 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, [15] Computer, Telecommunications and Information Technology, 1098–1101. <https://doi.org/10.1109/ECTICON.2009.5137236>
- [16] Gokgoz, E., & Subasi, A. (2015). Comparison of decision tree algorithms for EMG signal classification using DWT. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18, 138–144. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.12.005>
- [17] Huang, H.P., & Chen, C.Y. (1999). Development of a myoelectric discrimination system for a multi-degree prosthetic hand. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation* (Vol. 3, pp. 2392–2397).
- [18] Subasi, A. (2013). Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders. *Computers in Biology and Medicine*, 43(5), 576–586. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2013.01.020>
- [19] Naik, G. R., Selvan, S. E., & Nguyen, H. T. (2016). Single-channel EMG classification with ensemble-empirical-mode-decomposition-based ICA for diagnosing neuromuscular disorders. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24(7), 734–743. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2015.2454503>
- [20] Mishra, V. K., Bajaj, V., & Kumar, A. (2016). Classification of normal, ALS, and myopathy EMG signals using ELM classifier. *Proceeding of IEEE - 2nd International Conference on Advances in Electrical, Electronics, Information, Communication and Bio-Informatics, IEEE - AEEICB 2016*, 455–459. <https://doi.org/10.1109/AEEICB.2016.7538330>