

Reconocimiento de tres patrones básicos de movimiento de la mano utilizando electromiografía de superficie y algoritmos inteligentes

Identification of three basic hand movement patterns by surface electromyography and smart algorithms

Rodrigo Alexis Pinto León^{1*} <https://orcid.org/0000-0001-5924-4737>

Felipe Santiago Coronel Maldonado¹ <https://orcid.org/0000-0001-9964-1091>

Freddy Leonardo Bueno Palomeque¹ <https://orcid.org/0000-0003-1626-0272>

Jorge Galán Mena² <https://orcid.org/0000-0002-6027-9854>

¹Universidad Politécnica Salesiana, Grupo de Investigación en Ingeniería Biomédica. Ecuador

²Universidad Politécnica Salesiana, Grupo de Investigación en Inteligencia Artificial y Tecnologías de Asistencia. Ecuador

*Autor para la correspondencia ralexispinto@gmail.com

RESUMEN

Introducción: este artículo presenta la predicción de tres tipos de movimientos básicos de la mano mediante un algoritmo inteligente para extraer características imprescindibles para el reconocimiento de patrones de movimiento a partir del análisis de señales electromiográficas superficiales adquiridas con el dispositivo Myo.

Objetivo: reconocer y predecir patrones básicos de movimiento de la articulación del brazo utilizando electromiografía de superficie para aplicarlo sobre un prototipo de prótesis.

Métodos: se tomaron datos de 13 estudiantes de 22 y 23 años de la Universidad Politécnica Salesiana, cada uno de los cuales ejecutó tres tipos de agarre: cilíndrico, pinza y pinza planar. Se trabajó con una frecuencia de 10 Hz y se tomaron 5 muestras por tipo de agarre durante 60 segundos. Para el análisis estadístico de los datos se utilizó la herramienta Anova, estableciendo un valor de significancia mayor a 0,65.

Resultados: En ciertos voluntarios hay una mayor reacción en el electrodo 1 debido a que su antebrazo es mayor. El tiempo de respuesta para el reconocimiento varía dependiendo del número de variables que se tenga que comparar. Cuando se analiza un solo movimiento es de 2,6 segundos, en cambio, cuando se analizan los 3 movimientos el tiempo de respuesta incrementa a 7,8 segundos por la cantidad de electrodos que se quieran analizar.

Conclusiones: la respuesta del sistema propuesto empieza a ser más lenta a medida que se analizan más movimientos a la vez y por tanto, es menos efectiva. El tiempo de ejecución y respuesta de nuestro sistema, en comparación al estado del arte, es más alto, debido a que se utilizan menos métodos de caracterización de la señal. Adicionalmente, una limitante del proyecto es la frecuencia de muestreo del dispositivo Myo (200Hz).

Palabras clave: Señales electromiográficas; predicción de patrones; prótesis; valor cuadrático medio; agarre cilíndrico; pinza; pinza planar.

ABSTRACT

Introduction: the paper presents the prediction of three basic hand movement types by means of a smart algorithm to draw characteristics indispensable for identification of movement patterns based on the analysis of surface electromyographic signals obtained with the Myo device.

Objective: recognize and predict basic movement patterns of the arm joint using surface electromyography with a view to applying them over a prosthesis prototype.

Methods: data were taken from 13 students aged 22 and 23 years from the Salesian Polytechnic University, each of whom performed three types of grasp: cylindrical, pincer and palmar pincer. A 10 Hz frequency was used and 5 samples were taken of each grasp type during 60 seconds. Statistical analysis was performed with the tool ANOVA, establishing a significance value > 0.05 .

Results: in certain volunteers a greater reaction was observed in electrode 1, due to their larger forearms. Response time for identification varies with the number of variables to be compared. When only one movement is analyzed, response time is 2.6 seconds, but when the three movements are examined it rises to 7.8 seconds by the number of electrodes intended to be studied.

Conclusions: the response of the system proposed starts to slow down as more movements are analyzed simultaneously, which makes it less effective. The performance and response time of our system is higher than in state-of-the-art systems, since fewer

signal characterization methods are used. On the other hand, a limitation of the project is the sampling frequency of the Myo device (200 Hz).

Key words: electromyographic signals; pattern prediction; prosthesis; mean quadratic value; cylindrical grasp; pincer; palmar pincer.

Recibido: 24/06/2019

Aceptado: 07/01/2020

Introducción

En las estadísticas de discapacidad del Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades (CONADIS), en Ecuador existen 202 216 personas con discapacidad física las que representan el mayor porcentaje de discapacidades en el país con un 46,78 %. La provincia del Azuay tiene un total de 14 499 personas con discapacidad física, de las cuales 6989 son hombres y 7510 son mujeres, y ocupa el cuarto lugar a nivel nacional del índice de personas con discapacidad física. En este grupo están incluidos niños y adolescentes que han sufrido la amputación de alguna de sus extremidades superiores.⁽¹⁾ Gracias al continuo y acelerado avance tecnológico actual se han buscado nuevas metodologías para el desarrollo de prótesis que permitan a las personas con discapacidad mejorar su calidad de vida. Estas metodologías incluyen herramientas computacionales, electrónicas, tecnologías en materiales, herramientas estadísticas y de procesamiento de señales. En el 2009, *Morales Rubén D. Pinzón* y colaboradores.⁽²⁾ desarrollaron una metodología para poder caracterizar 6 movimientos de la mano utilizando electromiografía de superficie y diferentes transformadas Wavelet donde se emplea el índice de separabilidad entre clases de Davies-Boudin para una transformada óptima. Se experimentó con Wavelets Madre de las familias Coiflet, Daubechies y Symlet. En este trabajo se obtuvo un porcentaje de acierto promedio del 92 % con un clasificador Bayesiano lineal usando validación cruzada en el cual el 30 % de los datos se utilizaron para la validación del método.

Betancourt Gustavo A. y colaboradores.⁽³⁾ utilizaron técnicas de procesamiento y caracterización basadas en aproximación temporal, espectral, FFT (Fast Fourier Transform) y Wavelets. Dentro de la aproximación temporal se extrajeron características como el valor RMS (Root Mean Square), los cruces por cero, el cambio de pendiente y la longitud de onda. En las características espectrales realizaron un periodograma que brinda información

sobre la potencia promedio, potencia máxima y la frecuencia de la potencia máxima; a su vez analizaron los espectrogramas de cada señal para determinar la energía media y la energía máxima de la señal. Para el reconocimiento utilizaron una red neuronal backpropagation con 120 neuronas en la capa de red oculta.

Arief y colaboradores.⁽⁴⁾ analizaron cinco gestos (puño, descanso, pliegue del dedo medio, puntero y medio puño) los diferenciaron utilizando métodos como el valor absoluto medio, varianza, amplitud de Willison, longitud de forma de onda y cruce por cero. Para determinar cuál es el mejor método de extracción de características se evaluaron los valores generados al utilizar la distribución *t-student* para calcular el valor total del punto, que es la suma del valor *p* total que se generó después de aplicar el análisis anterior. Los métodos de valor absoluto medio y longitud de forma de onda mostraron resultados positivos para poder extraer características de series temporales de la señal ya que el valor de los puntos totales era el menor en estos dos métodos.

Masson y colaboradores.⁽⁵⁾ usaron una interfaz para reconocer patrones, siendo capaz de mostrar señales EMG extrayendo sus características, sugiriendo los atributos más prometedores para distinguir gestos y clasificándolos. Este reconocimiento de patrones se usa para mapear movimientos de mano simples para que puedan ser reproducidas por una prótesis de miembro superior con código abierto. Los movimientos que se realizaron en este estudio fueron mano abierta, mano cerrada, apuntar, dedo pulgar y pliegue del dedo medio. Se tomaron 10 muestras de cada paciente. Se variaron el número de pruebas realizada por cada participante para determinar la precisión del clasificador utilizando métodos estadísticos como son la desviación estándar y el análisis por Anova. Este experimento obtuvo una tasa de éxito de 90 % haciendo el análisis offline, en cambio en el análisis en tiempo real se obtuvo una tasa de éxito de 84 %.

Reyes y colaboradores.⁽⁶⁾ presentaron un clasificador de señales EMG para tres movimientos que son: flexión, extensión y cierre. Para la extracción de características de la señal se utilizó la transformada rápida de Fourier. Para identificar el movimiento se plantearon un umbral de decisión obteniendo una respuesta total del sistema de 17,7 us con una tasa de identificación mayor al 87 %.

García y colaboradores.⁽⁷⁾ realizaron el control de un brazo electrónico usando señales EMG. Para poder caracterizar las señales en el control de la mano se utilizaron diferentes métodos de análisis como: transformada de Fourier, transformada del coseno discreta, análisis Wavelet, análisis de componentes principales, energía máquinas de soporte

vectorial y redes neuronales. En este estudio se obtuvo un rendimiento superior al 95 % con un tiempo de ejecución de 10 segundos.

En la Universidad Politécnica Salesiana Ecuador sede Cuenca en el 2017, *Coronel* y colaboradores.⁽⁸⁾ realizaron un estudio estadístico para reconocer patrones de movimiento de la mano extrayendo características esenciales como el valor RMS de la señal. Se realizaron pruebas con 13 voluntarios y se obtuvieron 5 muestras por cada movimiento de cada persona dando un total de 195 muestras. Para establecer relación entre las señales utilizaron el método de análisis Anova para determinar qué porcentaje de similitud existe entre una señal y otra. Los tres movimientos que se analizaron fueron el movimiento de pinza, pinza planar y cilíndrico.

Considerando los trabajos expuestos, hay un campo de investigación grande en el reconocimiento de patrones de movimiento para una prótesis, donde se usa transformadas de Laplace, Fourier y wavelet. El trabajo aquí presentado propone analizar señales electromiográficas de superficie (sEMG) mediante el uso de herramientas estadísticas las cuales nos sirve para determinar similitudes cuando se realiza un movimiento de la mano.

Métodos

Para la etapa uno de adquisición e identificación de señales electromiográficas se usó los siguientes equipos y programas: brazalete Myo-00002-001 el cual consta de 8 electrodos colocados en forma circular, Matlab v2014b y la de Python v2.7.13 los cuales funcionan de manera correcta con el dispositivo Myo. La interfaz utilizada fue Myo-MATLAB, la cual nos ayuda a obtener las señales sEMG en tiempo cuasi real y nos muestra en una gráfica la señal adquirida. Este software utiliza un algoritmo en C++ ejecutable, utilizando Visual Studio 2015. Se requiere la aplicación Myo SDK 0.9 y Myo Connect para reconocer el Myo en la PC. Los datos de sEMG utilizados en este estudio se tomaron de 11 voluntarios de género masculino y 2 de género femenino, sanos, diestros y seleccionados al azar dentro de la Universidad Politécnica Salesiana – Sede Cuenca (22,46 ± 0,52 años). El grupo voluntario fue completamente informado del alcance del estudio y no se consideró como variable de estudio las características antropométricas de los mismos. El voluntario se sentó y colocó el dispositivo Myo en su antebrazo derecho en frente de tres objetos con los que se tomaron las muestras. El primer objeto fue una botella llena de 500 ml de agua con un diámetro de 5 cm con la se realizó el agarre cilíndrico, el

segundo objeto fue una pluma para realizar el agarra de pinza y el tercero objeto fue una hoja de papel para realizar un agarre planar. Una vez colocado el dispositivo Myo se comenzó con la toma de muestras a una frecuencia de muestreo de 10 Hz (frecuencia seleccionada para este experimento, Frecuencia máxima del dispositivo = 200Hz), dichas muestras se tomaron durante 60 segundos, dividido en 5 etapas que se explican a continuación: durante los primeros 10 segundos la persona no realizó movimiento alguno, tiempo durante el cual el sistema entraba en funcionamiento. A partir del segundo 11 la persona realizó 5 movimientos cilíndricos con una duración de 10 segundos cada uno, de esta manera obtuvimos 5 muestras por paciente en cada movimiento, todos estos procedimientos se realizaron con los 13 voluntarios. Sobre la base de datos obtenida se aplicaron diferentes métodos de procesamiento con el software de Matlab, cabe mencionar que en cada segundo se obtiene 10 datos por cada electrodo y debido a que tomamos muestras desde el segundo 10 al 60 tenemos 500 datos. Se realizaron tres diferentes movimientos: pinza planar, pinza y agarre cilíndrico. En el movimiento de pinza planar los músculos que intervienen son el musculo flexor común profundo de los dedos de la mano y el músculo flexor largo del pulgar.⁽⁸⁾

A diferencia de la pinza planar, en el movimiento de pinza actúan dos músculos más, el interóseo palmar primero que es el músculo del dedo índice y el músculo aductor del pulgar. En este movimiento los electrodos coinciden con el movimiento pinza planar, pero al necesitar más fuerza para alzar un volumen, su activación muscular es de mayor amplitud. Los músculos que intervienen en el movimiento cilíndrico son los músculos flexores superficiales y profundos de los dedos. Estos se encuentran en la parte anterior del antebrazo coincidiendo con los electrodos 1, 2, 3, 7 y 8 donde existe mayor reacción.

En la segunda etapa, el algoritmo se programó en el lenguaje Java, el cual funciona en tiempo real con un promedio de 1 milisegundo de latencia por iteración, como se presenta en la figura 1. El algoritmo inicia por la captación de uno de los tres movimientos (pinza, pinza planar o cilíndrico) por parte del usuario, el cual por medio de 8 sensores colocados en la banda Myo, son trasladados como señales discretas a manera de un vector de 8 valores decimales. Cada captura es un vector representado desde v_1 hasta v_8 , lo cual implica una correspondencia con un tiempo n para esas 8 muestras. El algoritmo define un buffer a manera de matriz, que representa una ventana de captura finita de 6 vectores, el cual al agregar una nueva muestra vector expulsará el último elemento de la cola. El buffer, al agregar un nuevo elemento ejecutará el algoritmo para diferenciar el tipo de movimiento que se realiza, este algoritmo comienza con un filtro que aplica el valor

cuadrático medio para aproximar las entradas a un número de vectores fijos de la matriz. Ya con la matriz ajustada se procede a normalizar la onda entre 0 y 1, considerando el máximo valor registrado a través de sEMG como 1.

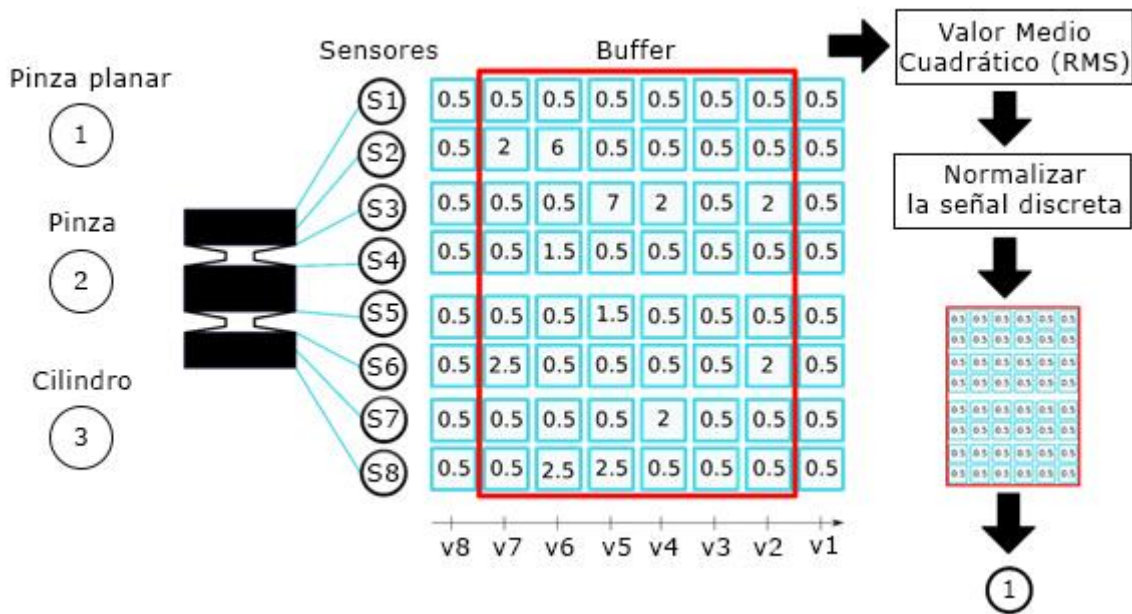


Fig. 1 - Diagramas de captación de señales y procesamiento.

A partir del buffer de 8 ondas normalizadas, se procede a ejecutar 3 procesos en paralelo con la base de datos de los movimientos previamente analizados, comparando matrices de 25 x 8 que representan las señales de cada uno de los electrodos en cada movimiento, como se muestra en la figura 2, estas señales base ya han pasado el mismo procesamiento tanto de valor medio cuadrático como la etapa de normalización y se encuentran almacenadas en una base de datos que también definen los canales más relevantes. Con los datos iniciales y el buffer de señales procesadas se procede a extraer los canales más relevantes en dos matrices (1) que por medio de un análisis Anova entre los vectores de la primera matriz y los vectores de la segunda matriz (2) nos da como resultado un vector de valores (2), el cual tiene que cumplir con un valor de umbral mínimo de todos sus componentes para retornar un texto que nos dirá el nombre del movimiento que realizó, caso contrario no entregara ningún valor.

$$Movimientos_{analizados} = []_{25 \times 8} \quad Movimientos_{tiempo\ real} = []_{25 \times 8} \quad (1)$$

$$h_o : Movimientos_{analizados}[25, n] = Movimientos_{tiempo real}[25, n]$$

$$h_a : Movimientos_{analizados}[25, n] \neq Movimientos_{tiempo real}[25, n]$$

$$anova1 = (Movimientos_{analizados}[25, n] \quad Movimientos_{tiempo real}[25, n])$$

$$p \geq 0.65$$

$$\vec{R}_j = Anova(j, MatrixBuffer_i, MatrizComparacion_i) \quad (2)$$

En donde:

\vec{R}_j : Es el vector resultante del análisis Anova de todas las filas de las dos matrices.

$MatrixBuffer_i$: Es el vector de la fila i de la matriz del buffer.

$MatrizComparacion_i$: Es el vector de la fila i de la matriz de comparación.

i: índice de la columna de las matrices de buffer y de comparación.

j: índice de las filas de las matrices de buffer y comparación, equivalente al índice de los elementos del vector resultante.

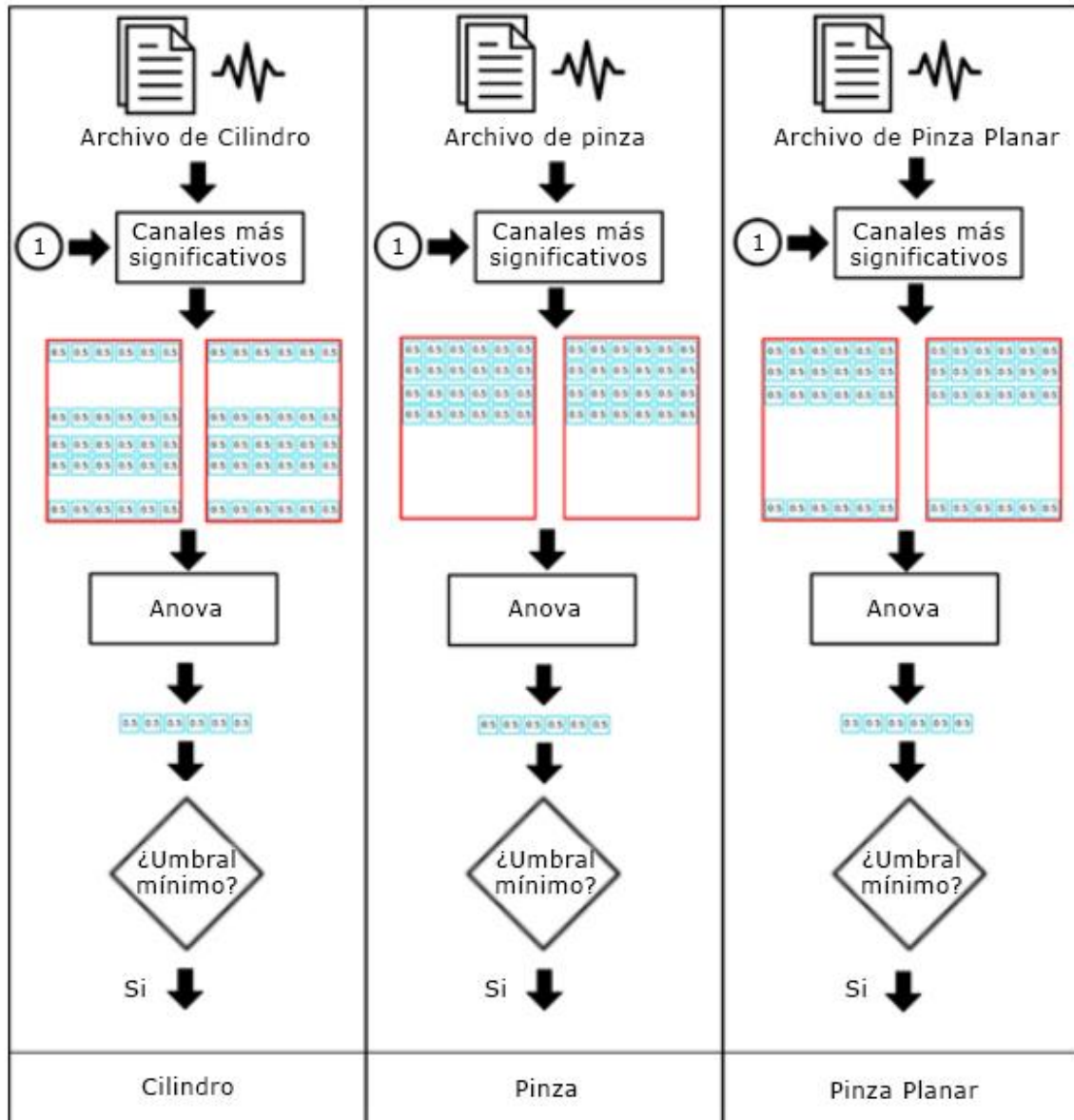


Fig. 2 - Diagramas de detección de señales.

El valor de significancia p que se utilizó para poder establecer los electrodos que se van a analizar en el algoritmo se los tomó de acuerdo al análisis realizado por Coronel y colaboradores.⁽⁸⁾ Los electrodos que presentaban un valor de significancia mayor a 0,65 son los que se van a analizar ya que estos tienen una probabilidad de relación entre si mayor al 65 %. Con los valores de significancia se descartaron los electrodos con menor incidencia para cada tipo de movimiento, en el caso de la persona seleccionada los electrodos a usar por cada tipo de movimiento son los siguientes, para el cilindro 2, 5, 8, para la pinza 4, 6 y para la pinza 1, 2, 3, 8.

En la tabla 1 se presenta la discriminación de los electrodos, donde 1 nos indica que se considera el electrodo y 0 que no; además, E1 es la nomenclatura de Electrodo 1 hasta E8. Esta discriminación se realizó con los valores de significancia, en el caso del cilindro y pinza planar se realiza un análisis en el electrodo 2 y 8 al ser los mismos electrodos que se toman, por lo que, al realizar estas pruebas, el algoritmo confunde el movimiento muy pocas veces, pero si se logran diferenciar por el resto de electrodos que se toman por cada tipo de movimiento. El software Netbeans compara la señal que se adquiere en tiempo real con la de las bases de datos de los 3 movimientos, se realizaron 3 pruebas de 30 repeticiones cada una por movimiento y 3 pruebas de 30 repeticiones con todos los movimientos aleatoriamente.

Tabla 1 - Electrodo que se utilizan para el análisis del movimiento en el algoritmo.

Objetos	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8
Cilindro	0	1	0	0	1	0	0	1
Pinza	0	0	0	1	0	1	0	0
Pinza planar	1	1	1	0	0	0	0	1

Resultados

Durante la etapa de identificación, se graficaron los 5 movimientos repetitivos de cada paciente con los datos obtenidos de valor RMS, además se calculó un promedio y desviación estándar entre las mismas, esto se realizó con los 13 voluntarios, una vez obtenidos los promedios de los voluntarios por movimiento, se procede a tomar solo los datos promedios y sacar un promedio general, con su respectiva desviación estándar, esto se realizó con el agarre cilíndrico, pinza y pinza planar. Una vez creada la base de datos de los 13 voluntarios se procedió a eliminar muestras anómalas analizando la desviación estándar, dichas muestras fueron eliminadas por presentar datos no coherentes como picos en la señal y ruido.⁽⁸⁾

Se aplicó el método estadístico Anova para determinar si las muestras cumplen con la hipótesis nula que es:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_l \tag{3}$$

Se normalizó cada una de las señales para aplicar el análisis Anova, de cada paciente se tienen 5 muestras por cada movimiento, el cual se promedia para tener una señal por cada paciente. Cada vector promedio se concatena para crear una matriz por cada electrodo obteniendo un total de 8 matrices de 13 columnas cada una.

El valor de significancia p para que nuestra hipótesis nula sea válida debe ser $\geq 0,05$ (Tabla 2), esto nos indica la semejanza entre las señales de cada electrodo por movimiento.

Tabla 2 -. Resultados de los valores de significancia p de movimiento cilíndrico, pinza y pinza planar.

Electrodo	Anova cilíndrico (p)	Anova pinza (p)	Anova pinza planar (p)
E1	0,920913	0,641739	0,596228
E2	0,653152	0,620033	0,618739
E3	0,807291	0,412904	0,685627
E4	0,218167	0,006297	0,173901
E5	0,355691	0,817823	0,200544
E6	0,098979	0,801433	0,4441
E7	0,193753	0,785432	0,709276
E8	0,880108	0,548325	0,576606

A continuación en la etapa de reconocimiento (Tabla 3) se muestran los resultados de las 3 pruebas realizadas para comprobar el porcentaje de efectividad del correcto funcionamiento y reconocimiento del algoritmo por cada movimiento de manera independiente con el dispositivo Myo.

Tabla 3 - Pruebas realizadas para el reconocimiento del movimiento cilíndrico, pinza y pinza planar de manera independiente.

# Prueba	Cilindro	Pinza	Pinza planar
Prueba 1	66,67 %	73,33 %	83,33 %
Prueba 2	70,00 %	83,33 %	66,67 %
Prueba 3	83,33 %	76,67 %	73,33 %
Sensibilidad	0,73	0,77	0,74
Especificidad	0,90	0,86	0,86

Después de realizar las pruebas con los 13 voluntarios se observó que existe una mayor reacción en los electrodos 6, 7 y 8. En algunos voluntarios existe reacción en el electrodo 1; esto se debe a que el ancho del antebrazo en cada persona es variable por lo que en ciertos voluntarios existe mayor activación en el electrodo 8 y en otras en el electrodo 1.

En la tabla 4 se muestran los resultados de las pruebas de los tres movimientos aleatorios, para verificar la eficiencia del algoritmo para reconocer que tipo de movimiento se realizó.

Tabla 4 - Pruebas realizadas para el reconocimiento de los movimientos: C=cilíndrico, P=pinza y PP= pinza planar de manera aleatoria

# Prueba	Cilindro		Pinza		Pinza planar	
Prueba 1	C	70,00 %	C	40,00 %	C	10,00 %
	P	20,00 %	P	40,00 %	P	30,00 %
	PP	10,00 %	PP	20,00 %	PP	40,00 %
Prueba 2	C	10,00 %	C	0,00 %	C	70,00 %
	P	0,00 %	P	20,00 %	P	0,00 %
	PP	10,00 %	PP	50,00 %	PP	30,00 %
Prueba 3	C	30,00 %	C	0,00 %	C	50,00 %
	P	0,00 %	P	50,00 %	P	0,00 %
	PP	20,00 %	PP	40,00 %	PP	50,00 %
Sensibilidad	0,64		0,42		0,42	
Especificidad	0,68		0,88		0,65	

Discusión

El uso de la herramienta estadística de Anova nos ayuda a reducir los recursos computacionales utilizados para el reconocimiento de las señales. Al tener una base de datos ingresada en el algoritmo, cada señal de entrada se irá comparando con los vectores de señales que se tiene en el algoritmo. El tiempo de ejecución en el software Netbeans para la toma de datos del movimiento es de 10 segundos. Sin embargo, el tiempo de respuesta para el reconocimiento varía dependiendo del número de variables que tenga que comparar, que en este caso son los electrodos. Al momento de analizar un solo movimiento el tiempo de respuesta es de 2,6 segundos, debido que se evalúa solo los electrodos de ese movimiento, y si se analizan los tres movimientos a la vez, el tiempo de respuesta incrementa a 7,8 segundos, debido que se tiene más electrodos que analizar de cada movimiento, como se puede ver en la tabla 4. Por lo tanto, la respuesta empieza a ser más lenta a medida que se analizan más movimientos y menos efectiva. El tiempo de ejecución y respuesta de nuestro sistema en comparación a los tiempos de ejecución y respuesta del estado del arte son más altos debido a que se utilizan menos métodos de caracterización de la señal. Una limitante adicional del proyecto es la frecuencia de muestreo del dispositivo Myo (200 Hz). La discriminación de los electrodos para poder

realizar el reconocimiento del movimiento es clave en el momento de configurar los parámetros en el algoritmo, ya que para cada persona los electrodos de activación varían dependiendo de la masa muscular. Para seleccionar los electrodos que van a usarse en el reconocimiento, se tiene que realizar el análisis de los datos de movimiento de cada muestra en MATLAB para encontrar los electrodos donde el valor de significancia sea mayor a 0,65 para poder establecer que la hipótesis nula se cumple. Si un electrodo se usa en dos o tres movimientos hay una probabilidad más alta de que el algoritmo confunda entre un movimiento y otro ya que los electrodos nos ayudan a discriminar los movimientos.

Conclusiones

Este trabajo presenta los resultados obtenidos al realizar pruebas sobre señales sEMG sobre el antebrazo de los voluntarios sanos con la finalidad de identificar y reconocer tres tipos de movimientos y sus patrones, mediante un algoritmo inteligente utilizando el dispositivo Myo. Como trabajo futuro se propone realizar un estudio en una persona con amputación de muñeca para poder determinar los parámetros que se van a ingresar en el algoritmo y así implementarlo en una prótesis de mano controlado desde el brazalete Myo.

Referencias bibliográficas

1. Nacional para la Igualdad de Discapacidades (CONADIS)/ Dirección de Gestión Técnica. Ecuador. Febrero 2018. Disponible en: <https://www.consejodiscapacidades.gob.ec/estadistica/index.html>
2. Morales RD, Morales DÁ, Grisales VH. Caracterización de señales electromiográficas para la discriminación de seis movimientos de la mano. *Scientia et Technica*. 2009;15(42):278-83. <https://dx.doi.org/10.22517/23447214.2683>
3. Betancourt GA, Giraldo Suárez ED, Franco JF. Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas. *Scientia et Technica*. 2004;10(26). Disponible en: <https://www.redalyc.org/pdf/849/84911640010.pdf>
4. Arief Z, Sulistijono IA, Ardiansyah RA. Comparison of five time series EMG features extractions using Myo Armband. *International Electronics Symposium (IES)*. 2015; 11-4. <https://dx.doi.org/10.1109/ELECSYM.2015.7380805>

5. Masson S, Fortuna F, Moura F, Soriano D, do ABC SB. Integrating Myo armband for the control of myoelectric upper limb prosthesis. In Proceedings of the XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. 2016. Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Diogo_Soriano/publication/309415054_INTEGRATING_MYO_ARMBAND_FOR_THE_CONTROL_OF_MYOELECTRIC_UPPER_LIMB_PROSTHESIS/links/580f5bf908aee15d4911f2b2.pdf
6. Reyes DA, López MA, Duarte JE, Loaiza H. Implementación en FPGA de un clasificador de movimientos de la mano usando señales EMG. Redes de Ingeniería. 2015;6(1):85-94. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.redes.2015.1.a06>
7. García-Pinzón JA, Mendoza LE, Flórez EG. Control de brazo electrónico usando señales electromiográficas. Facultad de Ingeniería. 2015;24(39):71-84. Disponible en: <https://www.redalyc.org/pdf/4139/413940776007.pdf>
8. Coronel-Maldonado FS, Pinto-León RA, Bueno-Palomeque FL. Identification of basic patterns in hand movements using surface electromyography. IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing. México. 2017;1-6. <https://doi.org/10.1109/ROPEC.2017.8261658>

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no tienen ningún conflicto de intereses.

Contribución de los autores

Rodrigo Alexis Pinto León: Diseño y desarrollo del algoritmo, toma de pruebas y análisis de resultados.

Felipe Santiago Coronel Maldonado: Diseño y desarrollo del algoritmo, toma de pruebas y análisis de resultados.

Freddy Leonardo Bueno Palomeque: Dirección del proyecto de investigación, diseño del algoritmo y análisis de resultados.

Jorge Galán Mena: Diseño del algoritmo y análisis de resultados.