

EVALUACIÓN DE UN ESQUEMA DE CONTROL MIOELÉCTRICO BIDIMENSIONAL PARA PRÓTESIS ROBÓTICAS

Ángela Sánchez-Pérez, José M. Torres, Carlos A. Jara, Jorge Pomares, Gabriel J. García, Andrés Úbeda
 Human Robotics Lab, Departamento de Física, Ingeniería de Sistemas y Teoría de la Señal
 Carretera San Vicente del Raspeig, s/n, San Vicente del Raspeig, CP: 03690
 Universidad de Alicante
 {angelasanchezperez18, josemigueltorrescamara}@gmail.com, {carlos.jara, jpomares, gjgg,
 andres.ubeda}@ua.es

Resumen

En este artículo se presenta un esquema de control mioeléctrico bidimensional orientado al control de la orientación de prótesis robóticas. Tras preprocesar la señal EMG (rectificado y suavizado) obtenida a partir de cuatro canales, se han aplicado cuatro clasificadores distintos con el fin de discriminar entre movimientos de flexión, extensión, abducción y aducción de muñeca. Once participantes han evaluado el esquema y los resultados obtenidos muestran una gran robustez superando el 70% de acierto en todos los casos y alcanzando, en muchos casos, el 80%. Además, los resultados obtenidos sugieren que no hay diferencias entre género y estado físico de los participantes.

Palabras clave: control mioeléctrico, electromiografía superficial, prótesis robóticas

1 ANTECEDENTES

Una amputación es una condición adquirida cuyo resultado es la pérdida de una extremidad y cuya causa suele ser una lesión, una enfermedad o una operación quirúrgica [8]. La pérdida de un miembro supone un trauma para el que la sufre, ya que no sólo se ve privado de la funcionalidad y la percepción sensorial del miembro amputado, sino que ve afectado el modo en que interactúa con su entorno y la percepción externa sobre su persona. Por ese motivo, el uso de prótesis sustitutivas supone una herramienta excelente para limitar los efectos de ese trauma.

Una prótesis se puede definir como un remplazo artificial del miembro faltante que permite recuperar independencia tras la amputación. Las prótesis funcionales pueden controlarse de varias maneras. Uno de los métodos de control más empleados es el uso de la propia actividad muscular residual, es decir, la actividad de músculos del brazo afectado que aún son funcionales. La actividad muscular se puede medir mediante electrodos que registran las señales electromiográficas (EMG) y generan, después del

debido procesamiento y clasificación, las órdenes de control de la prótesis. Por ese motivo, este tipo de control se llama mioeléctrico [5].

El control mioeléctrico puede ser de muchos tipos. El más convencional es el control on/off que únicamente permite manejar un grado de libertad. Se basa en el hecho de que el músculo medido esté activo o no. Esta activación se puede medir, de forma sencilla, con la aplicación de un umbral [4]. Un tipo de control más complejo es el proporcional, donde la amplitud de la acción de control depende del grado de contracción del músculo medido. Con este modo es posible controlar una mano robot o una prótesis en fuerza o en velocidad [6, 7]. El problema de ambos métodos es que únicamente evalúan la actividad de un solo músculo por separado. Una alternativa es el control directo, por ejemplo, de dedos individuales, donde se combina la información de varios músculos. Este tipo de control es complejo cuando se usan señales electromiográficas superficiales debido a los solapes entre las activaciones musculares. Para reconocer un número de posturas predefinidas se emplean métodos de control basados en máquinas de estado finito [3]. Este tipo de técnicas pueden beneficiarse de algoritmos de reconocimiento de patrones mediante aprendizaje automático que han sido ampliamente utilizados en este sentido [2, 1].

En este artículo se presenta un esquema de control mioeléctrico basado en herramientas de aprendizaje automático cuyo objetivo principal es establecer un método robusto de clasificación de tareas en un espacio bidimensional. En concreto, se han clasificado cuatro tareas motoras de mano: abducción, aducción, flexión y extensión. Estos cuatro movimientos permitirán al usuario controlar la orientación de una prótesis en tareas de agarre y manipulación.

2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Equipo Mini DTS Noraxon

Para la medición de señales EMG se ha empleado el dispositivo Mini DTS de Noraxon. Los sensores EMG transmiten los datos a través de una conexión inalámbrica hasta el equipo, que se conecta a través de un cable USB al ordenador, consiguiendo la misma fidelidad que los sistemas de escritorio de recolección de señales EMG.

El equipo está diseñado para operar hasta con 4 canales, con una frecuencia de adquisición de datos de 1500 Hz.

2.2 Elección de los músculos

En este caso, se usaron cuatro electrodos bipolares para la detección de cuatro movimientos realizados por la muñeca derecha, donde cada uno de ellos detecta la contracción de un músculo, y además el estado de relajación. Los músculos seleccionados son el Flexor Cubital del Carpo, el Extensor Cubital del Carpo, el Flexor Radial y el Extensor Radial, que se activan durante los movimientos realizados por los usuarios, entre los que se van a diferenciar la flexión, la extensión, la abducción y la aducción de muñeca, más un estado de relax (Figura 1).



Figura 1: Movimientos realizados por los participantes

Para cada movimiento se activan dos músculos, y cada uno de los mismos interviene en dos movimientos (Figura 2):

- Al realizar el movimiento de aducción, los músculos que se contraen son el Flexor y el Extensor Cubital del Carpo.
- Durante el movimiento de abducción, los músculos activos son el Flexor y el Extensor Radial.
- Para la flexión de la muñeca, se activan el Flexor Cubital del Carpo y el Flexor Radial.
- En el caso de la extensión, los músculos activos son el Extensor Cubital del Carpo y el Extensor Radial.

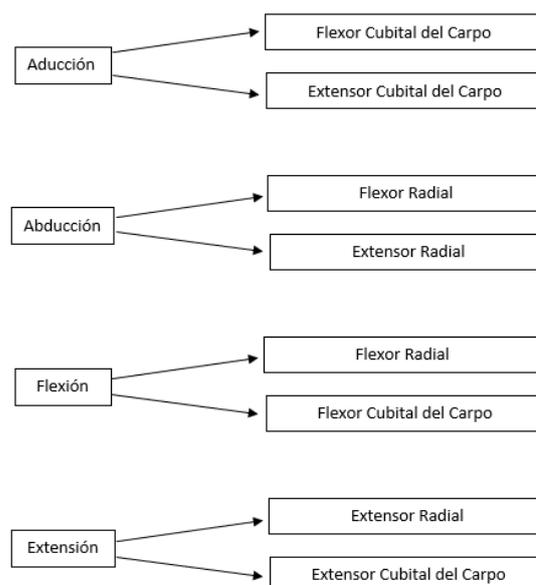


Figura 2: Músculos activos en cada movimiento

2.3 Colocación de los electrodos

Para la colocación de los electrodos se ha limpiado la piel del sujeto con una gasa con alcohol, para eliminar impurezas y así obtener un mejor contacto entre el electrodo y la piel.

Los preamplificadores del equipo de Noraxon contienen la referencia del par de electrodos de medida y se han colocado en lugares específicos, normalmente huesos, debido a que necesitan de una superficie neutra para así evitar variaciones o ruido en la lectura, e intentar conseguir que su valor sea lo más constante posible (Figura 3).

Después de su colocación, se ha verificado el correcto funcionamiento de los electrodos a través del programa myoMUSCLE proporcionado por Noraxon. Se ha analizado la presencia del ruido y la activación de los distintos músculos para cada movimiento para evaluar si la colocación ha sido la correcta.

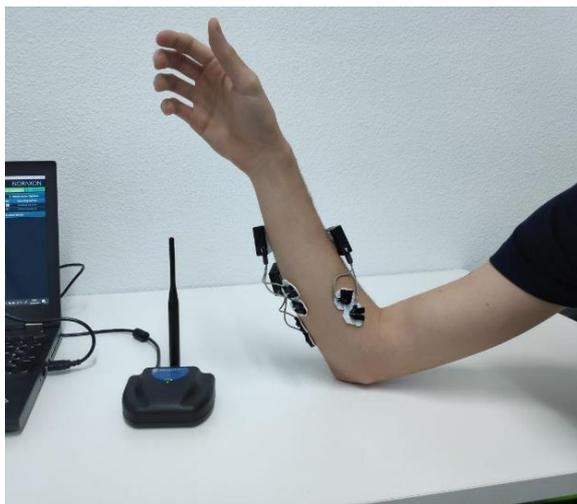


Figura 3: Equipo Noraxon y colocación de los electrodos sobre el participante.

2.4 Participantes

Los sujetos que han participado en el estudio pertenecen a un perfil de personas sanas y jóvenes de $20,1 \pm 0,5$ años de edad, que carecen de problemas físicos relevantes para esta investigación. En total, se ha realizado este estudio con un total de 11 participantes (8 varones y 3 mujeres), entre los que se encuentran individuos con rutinas físicas muy variadas. Algunos de estos sujetos realizan una gran actividad física diaria, mientras que otros tienen una vida más sedentaria.

Antes de realizar el procedimiento, se les explicó en qué consistía el mismo y los pasos que debían seguir para la correcta realización de la prueba y evitar, en la medida de lo posible, errores del sujeto. Entre los errores que se pueden tener al realizar este tipo de pruebas, los más comunes son el retraso en la realización del ejercicio, la falta de atención que puede inducir a realizar el movimiento erróneo, o incluso la extrema relajación de los músculos a lo largo del movimiento.

2.5 Obtención de datos

Para recoger los datos de los electrodos, se empleó el equipo de Noraxon comunicado con Matlab a través de una interfaz en la que aparecían las imágenes de los movimientos que los usuarios tenían que realizar. (Figura 4)

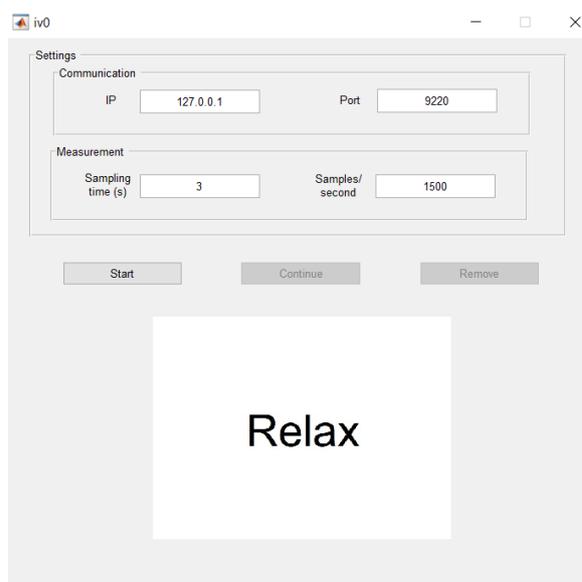


Figura 4: Interfaz inicial para la recolección de los datos de los participantes

Los movimientos se muestran a través de la interfaz de manera aleatoria, de forma que los usuarios no pueden saber el siguiente movimiento a realizar. También se indica que deben tener una reacción veloz para que los datos sean correctos y, además, deben mantener el movimiento durante 3 segundos para la recolección de datos.

Todo el procedimiento se ha realizado con los participantes en una posición cómoda, sentados en una silla y con el codo apoyado sobre una superficie fija y homogénea, donde el brazo y el antebrazo pudieran estar situados de forma perpendicular entre ellos, tal y como se puede ver en la figura 3, para evitar posible ruido causado por tensión muscular.

Al comienzo de la prueba, se ha realizado un entrenamiento previo para conseguir que los participantes se familiarizaran con el entorno, la interfaz y los movimientos a realizar.

Se ha realizado un descanso de cinco minutos después de que los usuarios finalizaran la quinta repetición, para evitar la fatiga muscular.

2.6 Procesamiento de datos EMG

Antes de procesar los datos, se ha procedido a etiquetar cada movimiento de 3 segundos. Como se han realizado un total de 10 repeticiones se ha obtenido un total de 30 segundos de datos para cada movimiento.

Los datos EMG han sido posteriormente rectificadas y suavizados para obtener su envolvente. Para estos

datos procesados se han obtenido los modelos de clasificador correspondientes que permiten evaluar la eficacia del esquema de control mioeléctrico.

2.7 Clasificación de movimientos

La clasificación de los movimientos se realiza mediante una validación cruzada, donde se utiliza el 80% de los datos para hacer el modelo y el 20% restante para la validación del clasificador. Se han realizado 5 iteraciones para validar la consistencia del clasificador a través de todos los datos registrados, obteniendo el porcentaje de acierto de cada clasificador.

A la hora de realizar este estudio, se han probado cuatro clasificadores distintos para comprobar su funcionalidad, y así poder escoger el óptimo para la clasificación de movimientos realizados a partir de las señales EMG. Se trata de los siguientes clasificadores: LDA, LDA Quadratic, Tree Model y KNN.

Para calcular el modelo de cada uno de los clasificadores se usan funciones implementadas en Matlab para cada uno de los casos, exceptuando para LDA y LDA Quadratic que hacen uso de la misma función, pero cambiando uno de los parámetros. Para el resto de parámetros se han mantenido los valores por defecto.

3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Resultados

En la Tabla 1 se muestran los resultados obtenidos para cada uno de los participantes en este estudio con cada clasificador. Se pueden observar los intervalos de porcentaje de acierto que tienen cada uno de ellos:

- Para LDA el intervalo que se puede observar a través de estos resultados, está entorno al 70-80% de acierto.
- Con LDA Quadratic el intervalo que se obtiene es de un 70% a un 85%
- A partir del Tree Model, el porcentaje de acierto que se observa varía alrededor de un 70-75%.
- El clasificado KNN obtiene un intervalo que va desde un 65% hasta un 80% aproximadamente.

Tabla 1: Resultados obtenidos para cada uno de los usuarios de la prueba

	LDA	LDA Quadratic	Tree Model	KNN
P1	0.7628	0.7721	0.6778	0.6685
P2	0.8029	0.8529	0.7807	0.7789
P3	0.8170	0.8692	0.7876	0.8016
P4	0.7872	0.8019	0.7320	0.7453
P5	0.7099	0.8010	0.7008	0.7168
P6	0.7882	0.8464	0.7598	0.7575
P7	0.8076	0.8435	0.7764	0.7812
P8	0.7385	0.7424	0.6792	0.6815
P9	0.6714	0.7120	0.6535	0.6592
P10	0.8174	0.8338	0.7547	0.7687
P11	0.8025	0.8213	0.7238	0.7272

En la Tabla 2, se muestra la media de los 11 participantes en la validación de los clasificadores. También se muestra cuantos puntos (trials) se han clasificado correctamente.

Tabla 2: Media total de los resultados obtenidos de los cuatro clasificadores para la validación

	Puntos bien clasificados	Puntos mal clasificados	Acierto
LDA	34795	10205	0.7732
LDAQuadratic	36395	8605	0.8088
Tree Model	32836	12164	0.7297
KNN	33081	11919	0.7351

3.2 Discusión

Los clasificadores con los que se obtienen mejores resultados resultan ser LDA y LDA Quadratic, al hacer una separación de los datos, con los que entrenan, en regiones.

LDA realiza la división mediante ecuaciones lineales, mientras que el LDA Quadratic permite un mejor ajuste al realizar este con ecuaciones cuadráticas, con esto la clasificación de los puntos es mayor al no introducir tantos puntos erróneos en las particiones.

Los peores resultados se obtienen con Tree Model y KNN, esto ocurre porque Tree Model trabaja con probabilidades de clase consiguiendo que la separación entre ellas no sea clara y se obtenga un error mayor. Por parte de KNN el resultado no es bueno debido a que escoge la clase referenciada por sus vecinos, es decir, escogerá la clase que esté más presente en estos k-vecinos.

Al realizar la prueba, los participantes no sabían el movimiento que tenían que realizar y no podían estar preparados para su realización, lo que conlleva a que los datos recogidos tienen un tiempo de reacción del usuario en el que los mismos equivalen a relax y no al movimiento (Figura 5). Eliminando los datos del tiempo de reacción se conseguiría un acierto mayor, ya que se eliminarían estos datos que hacen que se mezclen las clases entre sí.

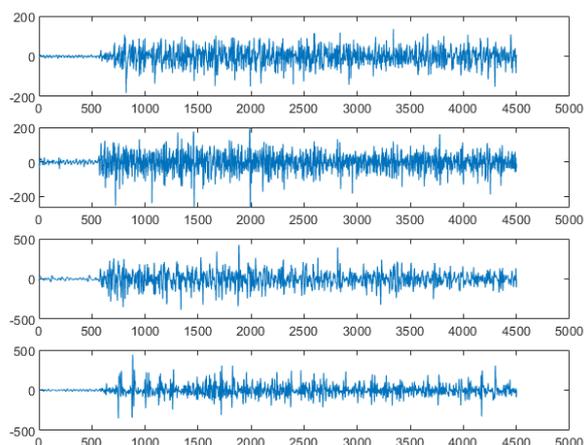


Figura 5: Señal EMG de cada uno de los electrodos al realizar un movimiento

Como ya se ha mencionado antes, este estudio solo se ha realizado empleando una única característica obtenida de la señal rectificada y suavizada, por lo que en el futuro se pueden analizar otro tipo de características obtenidas de la señal EMG manteniendo el mismo tipo de clasificación.

Además, es importante remarcar que la diferencia en complejidad o en desarrollo de la musculatura de los participantes no influye en el resultado obtenido en ninguno de los clasificadores, en la Tabla 1 se puede observar esto con los participantes 2 y 3, mientras que el participante 2 tiene una rutina física intensa el participante 3 no realiza ejercicio de forma habitual y aún así sus resultados son similares. Ocurre lo mismo con el género, de los 11 participantes, encontramos que 3 de ellos son mujeres, siendo estas el 1, 3 y 11, y se puede observar como obtienen resultados parecidos a los otros usuarios.

Teniendo en cuenta las mejoras aplicables, se podría conseguir un clasificador con un funcionamiento adecuado para emplear este tipo de sistemas en prótesis robóticas. En este caso, se podría usar el clasificador LDA Quadratic para este fin, debido a que obtenemos un resultado bastante bueno. Esto implicaría que, con cuatro músculos de un paciente, con relativa funcionalidad, se podría controlar el movimiento de prótesis robóticas fácilmente y con un

tiempo de entrenamiento del paciente relativamente bajo.

Este tipo de sistemas resultan simples si se desean realizar todos los movimientos que permite la extremidad faltante, se tendría un control básico sobre la prótesis, pero el usuario ya sería capaz de realizar algunas acciones básicas. Por ejemplo, si se tratase de una prótesis para una mano el usuario no podría controlar la fuerza aplicada a la hora de cerrarla, sin embargo, se podría aplicar al control de la orientación a través de la activación de pares de músculos agonistas y antagonistas, o bien, controlar el cierre de la prótesis a través de la co-contracción de varios músculos, sin perder ese grado de libertad.

4 CONCLUSIONES

En este artículo se ha presentado un esquema de control mioeléctrico bidimensional orientado a prótesis robóticas. Los resultados obtenidos muestran que es posible clasificar con fiabilidad cuatro movimientos de muñeca (flexión, extensión, abducción y aducción) y sugieren que la eficiencia de la clasificación es estable independientemente del sexo o del entrenamiento físico.

En el futuro, se propone implementar un control en tiempo real utilizando un esquema similar, mejorando su robustez y con el objetivo de controlar una prótesis real. Además, se pueden introducir elementos adicionales para cerrar el bucle de control como la realimentación de fuerzas a través de la estimulación vibrotáctil.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el proyecto “Plataforma de Control de una Mano Robótica a partir de Señales Electromiográficas” (GRE16-20) de la Universidad de Alicante, España.

English summary

EVALUATION OF A BIDIRECTIONAL MYOELECTRIC CONTROL SCHEME FOR ROBOTIC PROSTHESIS

Abstract

In this paper, we present a bidimensional myoelectric control scheme oriented to the control of the orientation of a robotic hand prosthesis. After preprocessing the EMG signal (rectification and linear envelope) obtained from four channels, four different classifiers have been applied to discriminate

between flexion, extension, adduction and abduction wrist movements. Eleven participants evaluated the control scheme showing results over a 70% accuracy, most of them surpassing an 80%. Moreover, the obtained results suggest that there are no differences in gender or physical condition.

Keywords: myoelectric control, electromyography, robotic prosthetics

Referencias

[1] Chiang, J., Wang, Z.J., McKeown, M.J., (2008) “A hidden Markov, multivariate autoregressive (HMM-mAR) network framework for analysis of surface EMG (sEMG) data”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56(8), pp. 4069–4081, 2008.

[2] Karlik, B., Tokhi, M.O., Alci, M.A., (2003) “A fuzzy clustering neural network architecture for multifunction upper-limb prosthesis”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50(11), pp. 1255–1261.

[3] Kyberd, P.J., Holland, O.E., Chappel, P.H., et al., (1995) “MARCUS: a two degree of freedom hand prosthesis with hierarchical grip control”, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 3, pp. 70–76.

[4] López, J.M., Martí, G., Puente, S.T., Candelas, F.A., Ubeda, A., Torres, F., (2018) “Implementación y evaluación de un esquema de control mioeléctrico ON/OFF utilizando hardware de bajo coste”, XXXIX Jornadas de Automática, Badajoz, España.

[5] Merletti, R., Farina, D., (2016) “Surface Electromyography: Physiology, Engineering and Applications”, Ed. Wiley-IEEE Press.

[6] Muceli, S., Farina, D., (2012) “Simultaneous and proportional estimation of hand kinematics from EMG during mirrored movements at multiple degrees-of-freedom”, *IEEE Transactions on Neural Systems Rehabilitation Engineering*, vol. 20(3), pp. 371–378.

[7] Muceli, S., Jiang, N., Farina, D., (2013) “Extracting signals robust to electrode number and shift for online simultaneous and proportional myoelectric control by factorization algorithms”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 22(3), pp. 623–633.

[8] Toy, P.C., (2012) “General principles of amputations”, *Campbell’s Operative Orthopedics*, Ed. Elsevier, chap. 14, pp. 598-612.



© 2019 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC BY-NC-SA 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).