

Identificación de Tareas Isométricas y Dinámicas del Miembro Superior Basada en EMG de Alta Densidad

Mónica Rojas- Martínez ^{c, a, b *}, Joan F. Alonso ^{a,b}, Mislav Jordanic ^{a,b}, Sergio Romero ^{a,b}, Miguel A. Mañanas ^{a,b}

^a BIOSignal Analysis for Rehabilitation and Therapy Group, Dept. ESAII, CREB, Universitat Politècnica de Catalunya, C/Pau Gargallo, 5, 08028 Barcelona, España

^b Instituto Carlos III, CIBER de Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), 28029 Madrid, España

^c Facultad de Ingeniería, Departamento de Bioingeniería, Universidad El Bosque, Bogotá, Colombia.

Resumen

La identificación de tareas y estimación del movimiento voluntario basados en electromiografía (EMG) constituyen un problema conocido que involucra diferentes áreas en sistemas expertos, particularmente la de reconocimiento de patrones, con muchas aplicaciones posibles en dispositivos de asistencia y rehabilitación. La información que proporciona puede resultar útil para el control de exoesqueletos o brazos robóticos utilizados en terapias activas. La tecnología emergente de electromiografía de alta densidad (HD-EMG) abre nuevas posibilidades para extraer información neural y ya ha sido reportado que la distribución espacial de mapas de intensidad HD-EMG es una característica valiosa en la identificación de tareas isométricas (contracciones que no producen cambio en la longitud del músculo). Este estudio explora la utilización de la distribución espacial de la actividad mioeléctrica y lleva a cabo identificación de tareas durante ejercicios dinámicos a diferentes velocidades que son mucho más cercanos a los que se utilizan habitualmente en las terapias de rehabilitación. Con este objetivo, se registraron señales HD-EMG en un grupo de sujetos sanos durante la realización de un conjunto de tareas isométricas y dinámicas del miembro superior. Los resultados indican que la distribución espacial es una característica muy útil en la identificación, no solo de contracciones isométricas sino también de contracciones dinámicas, mejorando la eficiencia y naturalidad del control de dispositivos de rehabilitación para que se adapte mejor al usuario.

Palabras Clave:

Bioingeniería, electromiografía, neuromuscular, rehabilitación

1. Introducción

De acuerdo a la Organización Mundial de la Salud, cada año se producen medio millón de lesiones medulares y quince millones de infartos cerebrales. En los pacientes afectados se pueden presentar alteraciones en el control motor ya sea por movimientos descoordinados, pérdida de fuerza, y/o espasticidad. En estos casos, se suelen seguir terapias de rehabilitación asistida por robots para estimular la neuroplasticidad (Van Peppen *et al.* 2004). Si la intención de movimiento de los pacientes pudiera extraerse en tiempo real, sería posible controlar los dispositivos de asistencia de una manera más natural de forma que se prestase solo la asistencia requerida, incentivando la participación activa del paciente y, por tanto, maximizando los beneficios de dicha terapia (Hogan *et al.*, 2006).

La utilización de la información espacial de mapas de activación mioeléctrica constituye un método novedoso que ya ha demostrado buenos resultados en la identificación de tareas en trabajos previos (Stango *et al.*, 2015), tanto en sujetos sanos como en pacientes con lesión medular incompleta durante contracciones isométricas

(Jordanic, *et al.*, 2016a, b; Rojas-Martínez *et al.*, 2013). Este estudio analiza la posibilidad de combinar características extraídas de dichos mapas para la identificación de un conjunto específico de tareas durante contracciones isométricas a nivel de esfuerzo subjetivo, y extiende el análisis a la identificación de tareas dinámicas. La investigación se centra en las estrategias de control del miembro superior en sujetos sanos. Las tareas analizadas en este estudio se relacionan con el movimiento de la mano en un plano horizontal, involucrando mayoritariamente movimientos de la articulación del hombro. Fueron seleccionados estos movimientos debido a que son los utilizados comúnmente en terapias de rehabilitación con robots en 2D (Badesa *et al.*, 2014). Aunque esta investigación se realiza en sujetos sanos, los métodos propuestos pueden ser usados para el diseño y monitorización de terapias de rehabilitación orientadas a pacientes con alteración neuromuscular.

2. Metodología

2.1. Protocolo de experimentación

Cinco sujetos varones (edad: 24.8 ± 6.1 años, altura: 178.6 ± 10.2 cm y peso 76.8 ± 13.8 Kg) sin trastornos neuromusculares o

* Autor en correspondencia.

Correo electrónico: mmrojasm@unbosque.edu.co (Mónica Rojas-Martínez)

musculoesqueléticos previos en el miembro superior participaron en el estudio. Se registraron señales HD-EMG del miembro dominante en los músculos *Biceps Brachii*, *Triceps Brachii*, *Pectoralis Major* y la porción superior del *Trapezius* utilizando dos amplificadores de EMG (EMG-USB, OT-Bioelettronica, Turín, Italia) con muestreo sincronizado (frecuencia de 2048 Hz). En total se registraron 228 canales de EMG diferenciales con matrices de electrodos 2D fabricadas en nuestro laboratorio. Las matrices fueron diseñadas con ojetes bañados en plata insertados en tejido hidrofóbico con una distancia entre electrodos de 10 mm. Se utilizaron 4 matrices de electrodos para registrar las señales HD-EMG de los músculos incluidos en el estudio, alineando el centro de cada matriz con la localización recomendada por el proyecto SENIAM (Freriks and Hermens, 1999).

El protocolo experimental involucró movimientos asociados a la articulación del hombro y se dividió en dos partes: a) registro de contracciones isométricas, y b) registro de contracciones dinámicas.

Durante el registro de contracciones isométricas, los sujetos se mantuvieron sentados con la espalda recta, el codo en un ángulo de 90° aproximadamente y el hombro en posición neutra (Figura 1A.). En esta posición, los sujetos realizaron 3 ejercicios: empujar un objeto fijo hacia el frente, hacia la izquierda y hacia la derecha. Cada una de estas contracciones se realizó en tres diferentes niveles de esfuerzo: bajo, medio y alto. Con el fin de que el ejercicio resultara lo más natural posible, se solicitó al sujeto que realizará libremente el ejercicio según su propia percepción de la fuerza desarrollada, siendo el nivel de esfuerzo alto cercano a la máxima contracción voluntaria. Adicionalmente, se registró una señal en reposo para medir la actividad basal. Cada contracción tuvo una duración de 10 segundos y se permitió un periodo de dos minutos de reposo entre contracción y contracción.

Para el registro de contracciones dinámicas, se pidió a los sujetos que mantuvieran la posición descrita anteriormente (espalda recta y codo a 90°) y que desplazasen un objeto sobre un plano horizontal siguiendo la siguiente secuencia sobre una trayectoria predefinida en el plano (Figura 1B.):

- Desde el punto central del plano hacia otro localizado en frente a una distancia de aproximadamente 30 cm hasta conseguir una extensión completa del hombro y regresar al centro.
- Seguidamente desde el centro hacia la izquierda a un punto localizado a aproximadamente 40 cm, siguiendo una línea perpendicular al movimiento anterior, y luego regresar al centro.
- Finalmente, el mismo movimiento, pero 40 cm hacia la derecha y volver al centro.

Cada secuencia se realizó dos veces a dos velocidades, lenta o rápida, según la propia percepción del sujeto, y siguiendo indicaciones del personal investigador para intentar mantener un ritmo constante. En este caso, además de señales HD-EMG, se registró una señal de posición. Dicha señal se consiguió mediante la activación de sensores localizados sobre cada una de las trayectorias predefinidas sobre el plano (Figura 1B).

2.2. Procesado de señal

Las señales registradas fueron filtradas con un filtro Butterworth de 4º orden con corrección de fase. Adicionalmente, se filtraron con un filtro adaptativo para reducir la interferencia causada por la red eléctrica.

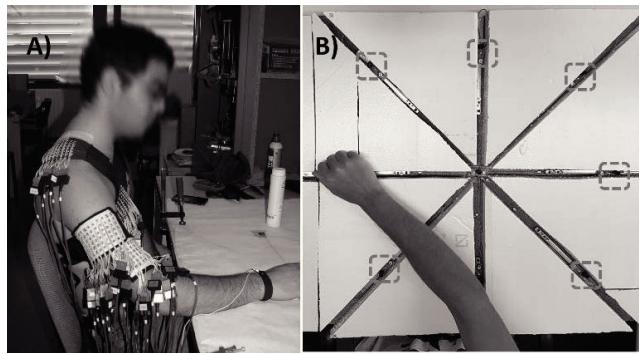


Figura 1: A) Posición del sujeto durante el protocolo de experimentación. Adicionalmente se muestra la localización de las matrices para el registro de las señales HD-EMG, B) Trayectoria seguida por el brazo durante el experimento alcanzando diferentes posiciones en el plano. Los sensores de posición se muestran dentro de cuadrados discontinuos.

Posteriormente, las señales se analizaron en ventanas de 250 ms sin solapamiento para extraer el valor RMS de cada canal. A partir de estos valores, se reconstruyó un mapa de activación HM (Ecuación 1) para cada ventana como:

$$HM_{i,j} = \sqrt{\frac{\sum_n sEMG_{i,j}^2(n)}{N}} \quad (1)$$

donde $N = 512$ muestras (en una ventana de 250 ms), i, j son las posiciones (fila y columna de la matriz de electrodos) del canal de electromiografía de superficie ($sEMG$), que además corresponde a la posición (i, j) de un pixel en el mapa de activación HM . Los canales identificados como artefactos fueron sustituidos mediante interpolación cúbica triangular (Rojas-Martínez et al., 2012).

De los mapas anteriores se extrajeron dos características: el logaritmo de la intensidad promedio ($Ilog$), y el centro de gravedad (CG). En el primer caso, se ha demostrado que la transformación logarítmica es muy útil, especialmente en la diferenciación de niveles de esfuerzo (Rojas-Martínez et al., 2012), y en el segundo caso, se ha visto que la distribución espacial de los potenciales de acción de la unidad motora varía no solo con el nivel de esfuerzo (Holtermann et al. 2005) sino también con la dirección de la intención de movimiento (Jordanic et al., 2016), al menos en contracciones isométricas.

Por otra parte, la señal de posición registrada en el protocolo dinámico fue utilizada para dividir las señales HD-EMG de manera que se obtuvieron los segmentos correspondientes a cada uno de los desplazamientos descritos para esta parte del protocolo.

2.3. Clasificación del tipo de movimiento

La clasificación se realizó sujeto a sujeto tanto en el caso de contracciones isométricas como en las dinámicas. Para las tareas isométricas, se consideraron dos tipos de clasificación:

- identificación de la tarea realizada combinando los tres niveles de esfuerzo (reposo, empujar el objetivo hacia la izquierda, derecha, o al frente)
- identificación de la tarea y del nivel de esfuerzo (tres tareas, a tres niveles de esfuerzo y reposo).

La identificación de las tareas isométricas se realizó principalmente para validar el protocolo de experimentación.

Aunque en protocolos anteriores realizados por nuestro grupo se han conseguido muy buenos resultados a partir de las características de los mapas de activación, y en especial de su distribución espacial, dichas características no habían sido validadas para otro tipo de articulación diferente a la del codo (Jordanic, et al., 2016a, b; Rojas-Martínez et al., 2013).

Para las tareas dinámicas, la identificación consistió en reconocer correctamente cada una de las siguientes tareas:

- a) desplazamiento hacia el frente,
- b) regreso desde el punto anterior hacia el centro,
- c) desplazamiento a la derecha,
- d) regreso de la derecha hacia el centro,
- e) desplazamiento a la izquierda, y
- f) regreso de la izquierda hacia el centro.

Para la identificación de diferentes tipos o intenciones de movimiento se utilizó un clasificador lineal basado en análisis discriminante (LDA; *linear discriminant analysis*), al tratarse de una de las técnicas más utilizadas por su rapidez y que puede ser fácilmente implementado en un sistema real (Zhou et al., 2007).

En el caso de contracciones isométricas se definieron dos conjuntos de datos diferentes, uno con el 60% de las observaciones usado para el entrenamiento, y otro con el 40% restante para validación. Esta separación (*hold-out*) se realizó en al menos 100 iteraciones, variando aleatoriamente los conjuntos de entrenamiento y validación para reducir un posible sesgo. Los resultados obtenidos son el promedio de todas las iteraciones.

En el caso de contracciones dinámicas, el clasificador se entrenó con observaciones procedentes de uno de los intentos (tanto a velocidad lenta o rápida) y se validó con las observaciones del segundo intento. A continuación, se repitió el mismo proceso de clasificación, pero invirtiendo los conjuntos de entrenamiento y validación. Los resultados obtenidos en este estudio consisten en el promedio de estas dos clasificaciones. Se siguió esta metodología con el fin de evitar un posible sesgo en los resultados, ya que en el segundo intento puede haber un efecto de aprendizaje debido a la repetición del ejercicio, como por ejemplo un mejor control de la velocidad.

Finalmente, el rendimiento de la clasificación se obtuvo a partir de las medidas de sensibilidad (S) y precisión (P) (Farina, Colombo, Merletti, & Baare Olsen, 2001) calculadas como:

$$S = \frac{VP}{VP + FN} \quad P = \frac{VP}{VP + FP} \quad (2)$$

donde VP son los verdaderos positivos, es decir, aquellos resultados que se clasifican correctamente, FP son los falsos positivos, que indican el número de observaciones mal clasificadas en una clase concreta, y, por último, FN indica los falsos negativos, es decir, el número de observaciones clasificadas como otra clase diferente a la original. Los índices de sensibilidad (S) y precisión (P) se obtuvieron para cada una de las clases y para el promedio general.

Cabe destacar que, al tratarse de una clasificación de múltiples clases, no se deben tener en cuenta los verdaderos negativos, ya que su número es muy superior al de los otros índices y por tanto la especificidad y la exactitud no son medidas representativas del rendimiento del clasificador ya que tienden a valores elevados.

3. Resultados

3.1. Mapas de activación

En la Figura 2 se muestran los mapas de activación obtenidos en el músculo *Pectoralis Major* a modo de ejemplo. Se pueden observar diferentes patrones de activación para los ejercicios dinámicos. Nótese que la intensidad de los mapas varía según el ejercicio, presentando una mayor actividad (en mV) durante los ejercicios de desplazamiento desde el frente hacia el punto central y viceversa. Además, se puede observar que la activación espacial varía en los diferentes ejercicios: Por ejemplo, durante la contracción asociada con el movimiento de ir hacia el frente (figura 2a), se puede observar que la mayor activación se concentra en la parte izquierda del mapa (columnas 1 a 3) mientras que en el movimiento hacia la derecha (figura 2b) la mayor activación (zona azul más clara) se concentra en la parte derecha del mapa para la columna 8 entre las filas 2 a 4. Cabe resaltar que, aunque los mapas de activación se muestran solo para el *Pectoralis Major*, se observan cambios similares en los otros tres músculos analizados por lo que para la clasificación se utilizó información relacionada con los cuatro músculos.

3.2. Identificación de tareas isométricas

Con el objetivo de analizar si la distribución espacial permite obtener una mejor clasificación, se han realizado dos tipos de identificación: En la primera se muestran los resultados obtenidos solo mediante el cálculo de las intensidades basadas en el cálculo del RMS y en segundo lugar se utilizan conjuntamente las características de intensidad con las de distribución espacial. Adicionalmente se han diferenciado entre tareas (reposo, hacia al frente, izquierda y derecha) y además entre niveles de esfuerzo (alto, medio, bajo y reposo). En la Tabla 1 se presentan los resultados para la diferenciación de tipo de ejercicio sin considerar el nivel de esfuerzo realizado (es decir, mezclando los tres niveles de esfuerzo). En la Tabla 2 se muestran los resultados para la diferenciación tanto de tipo de ejercicio como de nivel de esfuerzo.

Como se puede observar, al añadir el centro de gravedad a la clasificación, tanto la sensibilidad como la precisión aumentan en aproximadamente un 10% para el caso de la identificación de tareas y en un 5% al considerar la tarea y el nivel de esfuerzo. Adicionalmente, al añadir las características espaciales, disminuye considerablemente la variabilidad. Por tanto, la distribución espacial de los potenciales influye sensiblemente en la clasificación.

Tabla 1. Resultados de la identificación de tareas isométricas para las características Ilog e Ilog combinado con CG. Los resultados se presentan en promedio y desviación estándar para los 5 sujetos de la población.

Tarea	Ilog		Ilog + CG	
	Sensibilidad	Precisión	Sensibilidad	Precisión
frente	73 ± 13	77.1 ± 15	92.1 ± 6.9	93.6 ± 6.4
derecha	83.5 ± 16	92 ± 9.4	96.2 ± 4.9	95.9 ± 3.9
izquierda	85.8 ± 14	87.3 ± 13	96.1 ± 5.4	97.8 ± 5
reposo	98.7 ± 2.1	87.1 ± 3.2	100 ± 0	98.5 ± 3.4
total	85.3 ± 11.2	85.9 ± 10.2	96.1 ± 4.3	96.4 ± 4.7

3.3. Identificación de tareas dinámicas

En el caso de las contracciones dinámicas se consideran 6 clases: ir a la derecha y volver, ir a la izquierda y volver e ir al frente y volver.

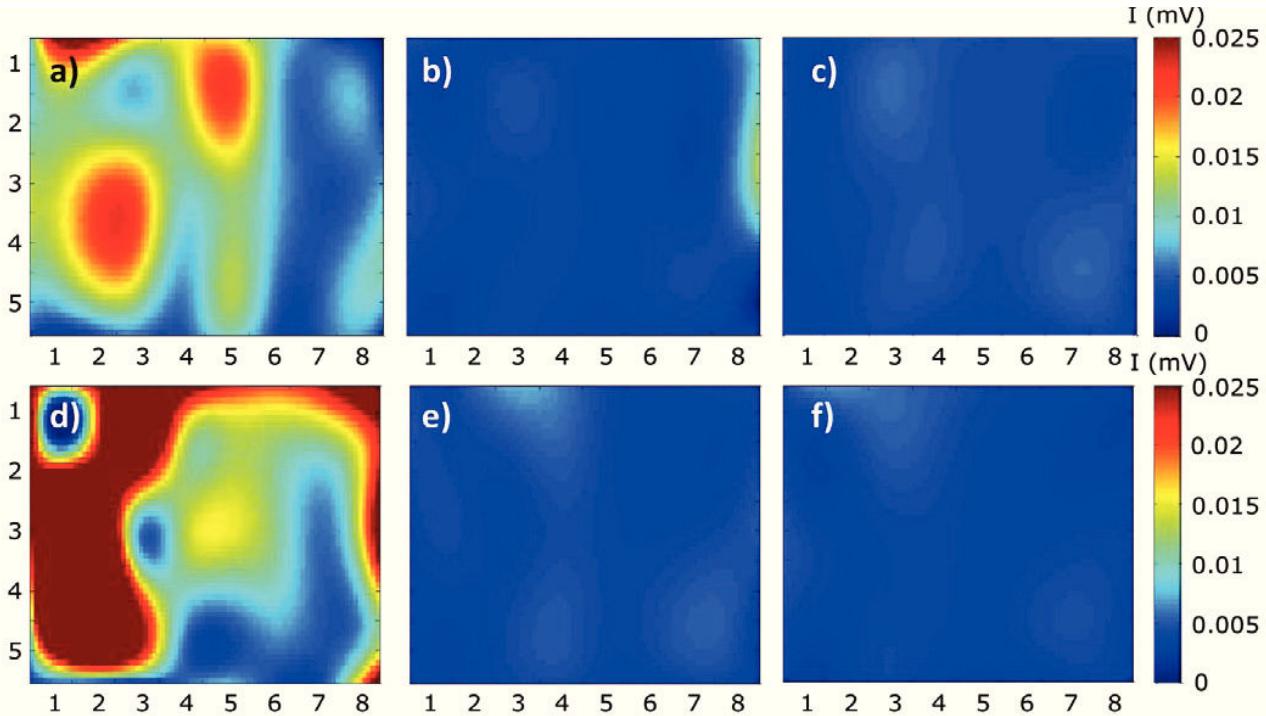


Figura 2. Mapas de activación para el músculo Pectoralis Major de uno de los sujetos del estudio. Arriba. Desplazamientos desde un punto central hacia a) el frente, b) la derecha y c) la izquierda. Abajo. Desplazamientos hacia un punto central desde d) el frente, e) la derecha y f) la izquierda

Las Tablas 3 y 4 muestran los resultados obtenidos para el promedio de todos los sujetos considerando el total de los ciclos para cada desplazamiento, teniendo en cuenta únicamente la intensidad Illog (Tabla 3) o la intensidad y el centro de gravedad (Tabla 4) como características. Nuevamente se puede observar que el rendimiento de la clasificación (sensibilidad y precisión) mejora al añadir el centro de gravedad, tal como ocurre con las contracciones isométricas.

Se aprecia una mayor variabilidad que en el caso de los ejercicios isométricos y también una sensibilidad y precisión menores para cualquiera de las dos velocidades, como podría esperarse ya que los ejercicios dinámicos presentan una mayor complejidad. Por último, cabe notar que, aunque en promedio el rendimiento de las contracciones a velocidad rápida es mayor que el de las lentas, su variabilidad es muy alta por lo que no se puede decir con seguridad que se pueden identificar mejor los movimientos a alta velocidad.

4. Conclusión

En todos los casos se ha comprobado que los mejores resultados se obtienen cuando la clasificación tiene en cuenta tanto la intensidad en escala logarítmica como el centro de gravedad de los mapas de activación muscular. Este hecho indica que existe una interdependencia entre la distribución espacial de la intensidad y la tarea desarrollada tanto en contracciones isométricas como en dinámicas. Al incluir una característica relacionada con la distribución espacial de las unidades motoras no solo mejoran los índices en promedio, sino que además disminuye ostensiblemente su desviación estándar por lo que se puede concluir que este método añade robustez al análisis.

Estos resultados concuerdan con los presentados en diferentes estudios (Hargrove *et al.* 2007; Farina *et al.* 2008; Jordanic *et al.*

2016b; Zhou *et al.* 2007) y pueden estar relacionados con la compartimentación neuromuscular que indica que hay regiones con actividad funcional diferenciada dentro de un mismo músculo. Por lo tanto, es posible que estos hallazgos puedan extenderse al músculo *Pectoralis Major* que no había sido evaluado previamente en nuestros estudios anteriores.

Otro factor a destacar es que, en el caso de contracciones isométricas, no solo se puede obtener información acerca de la dirección de la contracción (frente, derecha o izquierda) sino también del nivel de fuerza ejercida, lo que permitiría controlar simultáneamente tanto la dirección del movimiento como la fuerza deseada lo cual es de gran importancia en el caso de querer controlar un dispositivo externo de manera más natural.

Por otro lado, los resultados globales para las contracciones a ritmo rápido y lento son similares, ya que, aunque en promedio para los primeros se obtiene un mayor valor, la variabilidad es alta ($>10\%$). Por tanto, no se puede concluir con seguridad si el rendimiento de la identificación depende de la velocidad de movimiento. A este respecto sería necesario contar con una base de datos mayor para poder extraer una conclusión.

Como conclusión general, se ha demostrado que la metodología propuesta y los resultados obtenidos son prometedores y cabe la posibilidad de añadir la información extraída de señales HD-EMG al lazo de control de dispositivos externos como sistemas robóticos para rehabilitación donde se quiera tener en cuenta la intención voluntaria del paciente.

En trabajos futuros, se extenderá el protocolo y la metodología desarrollada al estudio de pacientes con alteraciones neuromusculares basándose en características asociadas a la intensidad y distribución espacial de mapas de activación HD-EMG. Esto con el fin de controlar dispositivos de asistencia en terapias de rehabilitación.

Tabla 2. Resultados de la identificación de contracciones isométricas y su nivel de esfuerzo asociado para las características Ilog e Ilog combinado con CG. Los resultados se presentan en promedio y desviación estándar para los 5 sujetos de la población.

Tarea	Nivel de esfuerzo	Ilog		Ilog + CG	
		Sensibilidad	Precisión	Sensibilidad	Precisión
frente	bajo	91.4 ± 14	89.8 ± 12	99 ± 2.3	99.2 ± 1.7
	medio	86.4 ± 25	88.8 ± 16	96.7 ± 7.5	99.4 ± 1.4
	alto	87.7 ± 14	89.9 ± 14	95.8 ± 6	98.5 ± 3.4
derecha	bajo	98.3 ± 3.7	89.4 ± 11	97.7 ± 3.6	94.6 ± 7.5
	medio	90.4 ± 18	91.3 ± 6.5	98.3 ± 3.7	98.3 ± 3.9
	alto	98.3 ± 3.9	100 ± 0	100 ± 0	99.2 ± 1.7
izquierda	bajo	96 ± 5.1	92.1 ± 8.3	96.9 ± 7	95.2 ± 7.3
	medio	85.7 ± 5.9	85.3 ± 11	94.4 ± 7.8	94.8 ± 7.4
	alto	93.9 ± 7.1	96 ± 7.2	98.3 ± 3.7	97 ± 6.6
reposo		97.5 ± 5.6	98.5 ± 3.4	100 ± 0	99 ± 2.2
	total	92.6 ± 10.2	92.1 ± 8.9	97.7 ± 4.2	97.5 ± 4.3

Tabla 3. Identificación de contracciones dinámicas en base a la intensidad en escala logarítmica Ilog. La clasificación consistió en determinar entre 6 clases: desplazamientos desde el centro hacia: a) la izquierda, b) la derecha, c) el frente, y desplazamientos hacia el centro desde d) la izquierda, e) la derecha, y f) el frente. Se diferenció entre ejercicios realizados a velocidad lenta o rápida. Los resultados se presentan en promedio y desviación estándar para los 5 sujetos de la población.

	Lentos		Rápidos	
	Sensibilidad	Precisión	Sensibilidad	Precisión
Desde el centro hacia	Izquierda	60.7 ± 12.6	68.8 ± 7.9	77.2 ± 14.1
	Derecha	87.7 ± 7.8	79.6 ± 8.7	77.2 ± 14.3
	Frente	77.9 ± 9.9	74.8 ± 10.1	76.8 ± 13.6
Hacia el centro desde	Izquierda	73.4 ± 11.8	74.7 ± 11.1	80.4 ± 14.2
	Derecha	68.8 ± 11.5	75.7 ± 12.1	85.4 ± 9.3
	Frente	71.8 ± 9.0	72.9 ± 8.3	78.3 ± 20.9
	Total	73.4 ± 10.4	74.4 ± 9.7	79.2 ± 14.4
				75.7 ± 11.9

Tabla 4. Identificación de contracciones dinámicas en base a la combinación de características de intensidad logarítmica Ilog y centro de gravedad CG. La clasificación consistió en determinar entre 6 clases: desplazamientos desde el centro hacia: a) la izquierda, b) la derecha, c) el frente, y desplazamientos hacia el centro desde d) la izquierda, e) la derecha, y f) el frente. Se diferenció entre ejercicios realizados a velocidad lenta o rápida. Los resultados se presentan en promedio y desviación estándar para los 5 sujetos de la población.

	Lentos		Rápidos	
	Sensibilidad	Precisión	Sensibilidad	Precisión
Desde el centro hacia	Izquierda	85.0 ± 13.1	83.1 ± 5.7	94.4 ± 11.4
	Derecha	94.8 ± 3.4	91.9 ± 7.9	95.6 ± 9.2
	Frente	84.4 ± 11.0	86.7 ± 11.0	95.4 ± 9.2
Hacia el centro desde	Izquierda	92.3 ± 7.1	92.4 ± 12.8	93.7 ± 14.1
	Derecha	85.1 ± 6.2	86.7 ± 6.6	96.6 ± 7.1
	Frente	81.0 ± 5.6	89.7 ± 7.4	91.8 ± 11.0
	Total	87.1 ± 7.7	88.4 ± 8.6	94.6 ± 10.3
				91.0 ± 13.6

English Summary

Identification of isometric and dynamic tasks of the upper limb based on high-density EMG

Abstract

Identification of tasks and estimation of volitional movement based on electromyography (EMG) constitute a known problem that involves different areas in the field of expert systems and particularly pattern recognition, with many possible applications in assistive and rehabilitation devices. The obtained information can be very useful to control exoskeletons or robots used in active rehabilitation processes. The emerging technology of high-density electromyography (HD-EMG) opens up new possibilities to extract neural information, and it has already been reported that the spatial distribution of HD-EMG intensity maps is a valuable feature in the identification of isometric tasks.

This study explores the use of the spatial distribution of myoelectric activity and carries out a task identification during dynamic exercises at different velocities which are much closer to the ones commonly used during therapy. To this end, HD-EMG signals were recorded in a group of healthy subjects while performing a set of isometric and dynamic upper limb tasks. The results show that spatial distribution is a very useful feature in the identification not only of isometric contractions but also of dynamic contractions, so it can be very useful to improve the control of rehabilitation devices, making it more natural and permitting to adapt better to the user.

Keywords: Bioengineering, electromiography, neuromuscular, rehabilitation

Agradecimientos

Los autores agradecen a Ignasi Gallardo por su colaboración en el desarrollo del presente estudio.

Este trabajo ha sido realizado en el marco del proyecto intramural ROBERT del CIBER-BBN, y ha sido en parte financiado por el proyecto DPI2014-59049-R del Ministerio de Economía, Industria y Competitividad de España.

Referencias

- Badesa, F J, A Llinares, R Morales, N Garcia-Aracil, J M Sabater, and C Perez-Vidal. 2014. "Pneumatic Planar Rehabilitation Robot for Post-Stroke Patients." *Biomedical Engineering - Applications, Basis and Communications* 26 (2).
- Farina, Dario, Roberto Colombo, Roberto Merletti, and Henrik Baare Olsen. 2001. "Evaluation of Intra-Muscular EMG Signal Decomposition Algorithms." *Journal of Electromyography and Kinesiology* 11 (3): 175–87. doi:DOI: 10.1016/S1050-6411(00)00051-1.
- Farina, Dario, Frédéric Leclerc, Lars Arendt-Nielsen, Olivier Buttelli, and Pascal Madeleine. 2008. "The Change in Spatial Distribution of Upper Trapezius Muscle Activity Is Correlated to Contraction Duration." *Journal of Electromyography and Kinesiology* 18 (1): 16–25. doi:DOI: 10.1016/j.jelekin.2006.08.005.
- Freriks, B, and H J Hermens. 1999. SENIAM 9: European Recommendations for Surface ElectroMyoGraphy, Results of the SENIAM Project (CD). Roessing Research and Development b. v.
- Hargrove, Levi J, Kevin Englehart, and Bernard Hudgins. 2007. "A Comparison of Surface and Intramuscular Myoelectric Signal Classification." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 54 (5): 847–53. doi:10.1109/TBME.2006.889192.
- Hogan, N, H I Krebs, B Rohrer, J J Palazzolo, L Dipietro, S E Fasoli, J Stein, et al. 2006. "Motions or Muscles? Some Behavioral Factors Underlying Robotic Assistance of Motor Recovery." *Journal of Rehabilitation Research and Development* 43(5): 605–18.
- Holtermann, Andreas, Karin Roeleveld, and J Stefan Karlsson. 2005. "Inhomogeneities in Muscle Activation Reveal Motor Unit Recruitment." *Journal of Electromyography and Kinesiology* 15 (2): 131–37. doi:DOI: 10.1016/j.jelekin.2004.09.003.
- Jordanic, Mislav, Mónica Rojas-Martínez, Miguel Angel Mananas, and Joan Francesc Alonso. 2016. "Prediction of Isometric Motor Tasks and Effort Levels Based on High-Density EMG in Patients with Incomplete Spinal Cord Injury." *Journal of Neural Engineering* 13 (4): 46002. <http://ovidsp.ovid.com/ovidweb.cgi?T=JS&PAGE=reference&D=prem&NEWS=N&AN=27187214>.
- Jordanic, Mislav, Mónica Rojas-Martínez, Miguel Angel Mañanas, and Joan Francesc Alonso. 2016. "Spatial Distribution of HD-EMG Improves Identification of Task and Force in Patients with Incomplete Spinal Cord Injury." *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 13 (1): 1–11. doi:10.1186/s12984-016-0151-8.
- Rojas-Martínez, M, M A Mananas, J F Alonso, and R Merletti. 2013. "Identification of Isometric Contractions Based on High Density EMG Maps." *Journal of Electromyography and Kinesiology* 23 (1): 33–42. doi:10.1016/j.jelekin.2012.06.009.
- Rojas-Martínez, Mónica, Miguel A Mananas, and Joan F Alonso. 2012. "High-Density Surface EMG Maps from Upper-Arm and Forearm Muscles." *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation* 9: 85. doi:10.1186/1743-0003-9-85.
- Stango, Antonietta, Francesco Negro, and Dario Farina. 2015. "Spatial Correlation of High Density EMG Signals Provides Features Robust to Electrode Number and Shift in Pattern Recognition for Myocontrol." *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 23 (2): 189–98. doi:10.1109/TNSRE.2014.2366752.
- Van Peppen, R P S, G Kwakkel, B H Van Ber Wel, B Kollen, J Hobbelen, J Buurke, J Halfens, et al. 2004. "KNGF Clinical Practice Guideline for Physical Therapy in Patients with Stroke. Review of the Evidence." *Nederlands Tijdschrift Voor Fysiotherapie* 114 (5).
- Zhou, Ping, Madeleine M Lowery, Kevin B Englehart, He Huang, Guanglin Li, Levi Hargrove, Julius P A Dewald, and Todd A Kuiken. 2007. "Decoding a New Neural Machine Interface for Control of Artificial Limbs." *Journal of Neurophysiology* 98 (5): 2974–82. doi:10.1152/jn.00178.2007