

Modelo neurodifuso para el control de un exoesqueleto para rehabilitación de brazo en pacientes con EVC

Santos M. Orozco-Soto¹, Alberto I. Pérez-Sanpablo^{1,2}, Elisa Romero-Ávila³, Catherine Disselhorst-Klug³, Juan M. Ibarra-Zannatha¹

¹ CINVESTAV, Departamento de Control Automático, Ciudad de México, México

² Instituto Nacional de Rehabilitación, Ciudad de México, México

³ Universidad Técnica de Aachen, Departamento de Ingeniería de Rehabilitación y Prevención, Aachen, Alemania

sorozco@ctrl.cinvestav.mx, albperez@inr.gob.mx,
{jibarra,alberto.perez}@cinvestav.mx,
{romero,disselhorst-klug}@ame.rwth-aachen.de

Resumen. En este trabajo se presenta un modelo neurodifuso para el comportamiento muscular de los movimientos de flexión y extensión del codo, utilizando electromiografía de superficie. Adicional a la electromiografía, se considera la dirección del movimiento para determinar el tipo de actividad y la correcta activación muscular. El modelo neurodifuso presentado funciona como un activador de autoridad para un exoesqueleto robótico que pretende usarse en la rehabilitación del brazo en pacientes con EVC. Se utilizaron datos de personas sanas y de pacientes para desarrollar y evaluar el modelo neurodifuso, mostrando resultados satisfactorios, ya que la activación solo se presenta al utilizar las señales de pacientes que realizaron extensión de codo.

Palabras clave: modelado y control neurodifuso, exoesqueleto robótico, robótica de rehabilitación.

Neural-Fuzzy Model for Control of an Exoskeleton for Arm Rehabilitation in Stroke

Abstract. This paper presents a neural-fuzzy model for health behavior of elbow flexion and extension motions by means of surface electromyography. In addition to electromyography, the direction of the motion is considered to determine the type of motion and the correct muscular activation. The presented neural-fuzzy model works as the trigger for the authority of a robotic exoskeleton for arm rehabilitation of patients with stroke. Data of healthy persons and stroke patient were used for developing and testing the neural-fuzzy model, showing successful results, since the triggering control is present only with patient signals while performing elbow extension.

Keywords: neural-fuzzy modelling and control, robotic exoskeleton, rehabilitation robotics.

1. Introducción

El evento vascular cerebral (EVC) es un problema de salud mundial que puede causar discapacidad de los miembros superiores, los cuales pueden requerir rehabilitación para recuperar la movilidad parcial [1]. Para abordar dicho problema, se han implementado tecnologías robóticas, tales como los dispositivos hápticos o exoesqueletos, con el fin de mejorar y asistir la rehabilitación de miembros superiores [2,3].

Durante el proceso de rehabilitación, es importante detectar la intención de la persona de ejecutar un movimiento, ya sea para motivar o mejorar dicha acción [4]. La electromiografía de superficie (sEMG) es un método conveniente para valorar la intención de movimiento de un sujeto, no obstante, las señales de sEMG que provienen de los sujetos sanos difieren significativamente de aquellas que se leen en los pacientes con EVC; esto se debe a la falta de fuerza, falta de control muscular, coactivación muscular patológica, incremento de actividad muscular de fondo, alteración del tono muscular o espasticidad posteriores al EVC. Lo mencionado anteriormente se puede apreciar en la Fig. 1 y Fig. 2, en las cuales se presentan señales de sEMG tanto de personas sanas, como de pacientes, respectivamente. Se han propuesto diversas técnicas para la extracción de información a partir de señales de sEMG [5]–[13], sin embargo, la utilidad de los resultados es todavía controversial [4].

En este trabajo se propone un modelo neurodifuso para control de un exoesqueleto para brazo, el cual pretende ser utilizado para la rehabilitación de sujetos que han sufrido EVC. Dicho exoesqueleto, por el momento está pensado para la articulación del codo como una prueba de concepto, la cual, eventualmente se puede extender para otras articulaciones. La articulación del codo se puede representar como una articulación de un grado de libertad (GDL) rotacional, la cual es accionada por dos músculos cuyo movimiento puede ser evaluado utilizando sEMG. La flexión del codo es llevada a cabo por el bíceps brachii y la extensión por el tríceps brachii. En consecuencia, el modelo neurodifuso presentado utiliza datos grabados de personas sanas y de pacientes con EVC para establecer cuando el exoesqueleto debe asistir el movimiento del codo. Se decidió utilizar esta técnica de modelado debido a que es una metodología probada para la clasificación de señales biológicas [3,4].

Se analizaron datos de 14 sujetos sanos y de 4 pacientes con EVC, quienes realizaron movimientos de flexión y extensión para otro estudio realizado previamente [14]. Los datos se obtuvieron utilizando sEMG bipolar, de acuerdo con las recomendaciones de SENIAM. Dichas señales fueron filtradas (Butterworth, 10–450 Hz), rectificadas, suavizadas (media móvil con ventana de 80 ms) y normalizadas para obtener los perfiles de activación muscular. La posición angular del codo fue medida por medio de un sistema óptico seguidor de movimiento (VICON MX), utilizando el modelo biomecánico de miembro superior

introducido por Williams et al. [15]. Asimismo, la posición del codo fue filtrada (Butterworth de 4° orden 6.6 Hz). La Fig. 1 presenta las señales de sEMG de una persona sana mientras realiza movimientos de flexión y extensión del codo, correspondientes a la activación de bíceps y tríceps, respectivamente. Además, se puede observar la señal de la posición angular suministrada por el seguidor de movimiento. Las mismas variables mencionadas, pero con movimientos de los pacientes con EVC, se pueden observar en la Fig 2. A continuación, se detalla el desarrollo del modelo neurodifuso.

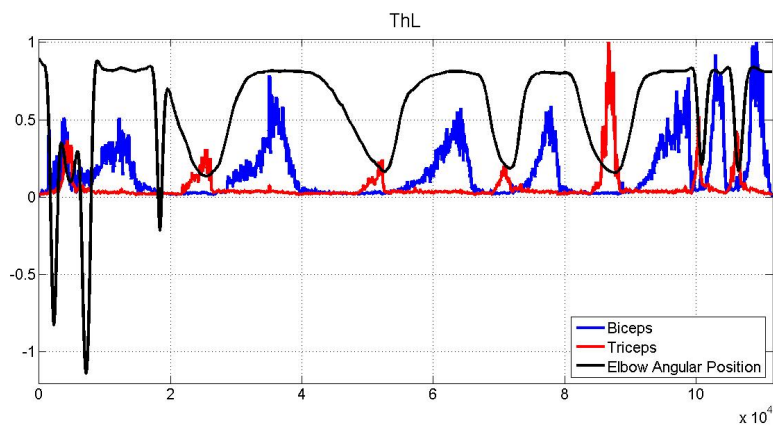


Fig. 1. Ejemplo de señales sEMG de una persona sana.

2. Modelo neurodifuso del comportamiento muscular sano

El objetivo del modelo neurodifuso es detectar activación muscular incorrecta mientras se realiza un movimiento, entonces, dicho modelo se desarrolló utilizando datos de personas sanas, de esta manera, si al modelo ingresan datos de pacientes con EVC, se activará la asistencia de la órtesis robótica. Los datos musculares fueron adquiridos utilizando sensores de sEMG colocados en bíceps y tríceps, de esta manera, de acuerdo con los niveles de amplitud normalizados, se puede determinar la intensidad de la actividad muscular. Entonces, considerar $U_t \in [0, 1]$ como el universo de discurso para los datos normalizados de señales sEMG de tríceps y $U_b \in [0, 1]$ para bíceps, ambos asociados a las siguientes variables lingüísticas:

- 1 : *Intenso*
- 2 : *Débil*
- 3 : *Ausente*

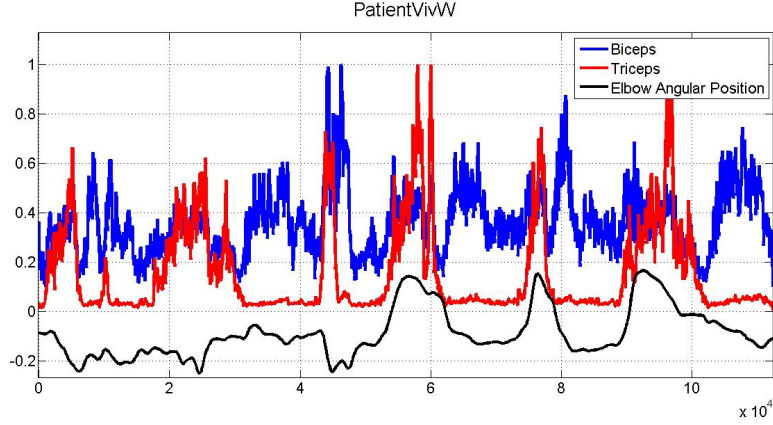


Fig. 2. Ejemplo de señales sEMG de un paciente con EVC.

De esta forma, los conjuntos difusos que representan la actividad muscular están dados por:

$$\tilde{A}_{b_i} = \left\{ \left(x_{b_i}, \mu_{\tilde{A}_{b_i}}(x_{b_i}) \mid x_{b_i} \in U_b \right) \right\}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (1)$$

Adicionalmente, se determinaron los siguientes conjuntos difusos para la actividad muscular del tríceps:

$$\tilde{A}_{t_i} = \left\{ \left(x_{t_i}, \mu_{\tilde{A}_{t_i}}(x_{t_i}) \mid x_{t_i} \in U_t \right) \right\}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (2)$$

El valor de pertenencia instantáneo para la señal del bíceps dentro del i -ésimo conjunto difuso se calcula utilizando:

$$\mu_{\tilde{A}_{b_i}}(x_{b_i}) = \max \left(\min \left(\frac{x_{b_i} - a_b(i)}{b_b(i) - a_b(i)}, 1, \frac{d_b(i) - x_{b_i}}{d_b(i) - c_b(i)} \right), 0 \right). \quad (3)$$

Donde $a_b, b_b, c_b, d_b \in \mathbb{R}^3$ son vectores que contienen los parámetros del i -ésimo conjunto difuso. De forma similar, el valor de pertenencia instantáneo para la señal del tríceps para el i -ésimo conjunto difuso está dado por:

$$\mu_{\tilde{A}_{t_i}}(x_{t_i}) = \max \left(\min \left(\frac{x_{t_i} - a_t(i)}{b_t(i) - a_t(i)}, 1, \frac{d_t(i) - x_{t_i}}{d_t(i) - c_t(i)} \right), 0 \right). \quad (4)$$

También $a_t, b_t, c_t, d_t \in \mathbb{R}^3$ contienen los parámetros de los conjuntos difusos correspondientes. De esta forma, sea $\bar{\mu}_b \in \mathbb{R}^3$ el vector que contiene el valor de pertenencia instantáneo de las señales sEMG de bíceps compuesto por:

$$\bar{\mu}_b = \left[\mu_{\tilde{A}_{b_1}}(x_{b_1}), \mu_{\tilde{A}_{b_2}}(x_{b_2}), \mu_{\tilde{A}_{b_3}}(x_{b_3}) \right]^T. \quad (5)$$

Adicionalmente, sea $\bar{\mu}_t \in \mathbb{R}^3$ otro vector que contiene el valor de pertenencia instantáneo de las señales sEMG de tríceps dado por:

$$\bar{\mu}_t = \left[\mu_{\bar{A}_{t_1}}(x_{t_1}), \mu_{\bar{A}_{t_2}}(x_{t_2}), \mu_{\bar{A}_{t_3}}(x_{t_3}) \right]^T. \quad (6)$$

Considerar también los siguientes vectores de salida para la representación de los movimientos de flexión y extensión respectivamente:

$$\bar{u}_f = [1, 0, 0]^T, \quad (7)$$

$$\bar{u}_e = [1, 0, 0]^T. \quad (8)$$

Entonces, la función de salida $y_f : U_b \rightarrow \mathbb{R} | y_f \in [0, 1]$ que determina el coeficiente de movimiento tipo flexión, de acuerdo con los datos sEMG de bíceps es:

$$y_f = \bar{\mu}_b^T \bar{u}_f. \quad (9)$$

Y sea la función $y_e : U_t \rightarrow \mathbb{R} | y_e \in [0, 1]$ que proporciona el coeficiente de movimiento de extensión:

$$y_e = \bar{\mu}_t^T \bar{u}_e. \quad (10)$$

Nótese que tanto (9) y (10) son posibles debido a la configuración tipo *hard fuzzy* de los conjuntos difusos. Para determinar la activación de la asistencia por medio del exoesqueleto robótico, se implementó una capa de perceptrones, cuyo objetivo es detectar la dirección del movimiento y la presencia de activación muscular incorrecta (como coactivación de bíceps y tríceps), para que la autoridad del exoesqueleto sea activada. Primero, la dirección del movimiento se calcula utilizando:

$$\bar{q} = \tanh(100\dot{q}). \quad (11)$$

Donde q es la medición de la posición angular. La red de perceptrones puede ser expresada matemáticamente como:

$$y = 0,5 [0,5(y_f + y_e) + \bar{q}]. \quad (12)$$

Donde $y \in [0, 1]$ es la autoridad del exoesqueleto robótico. El sistema neurodifuso completo se ilustra en la Fig. 3, donde se pueden apreciar los datos de entrada y la estructura del sistema de clasificación. Nótese que hay dos sistemas en la Fig. 3; la estructura que contiene los bloques *P.VimW...* está alimentada con datos de pacientes; asimismo, la que contiene bloques *H.ThL...* utiliza datos de personas con músculos sanos.

3. Resultados

El sistema propuesto fue evaluado utilizando señales de 4 personas sanas y de 4 pacientes con EVC, las cuales fueron adquiridas mientras se realizaban movimientos de extensión con resistencia de 5 Kg y flexión sin carga. Los coeficientes

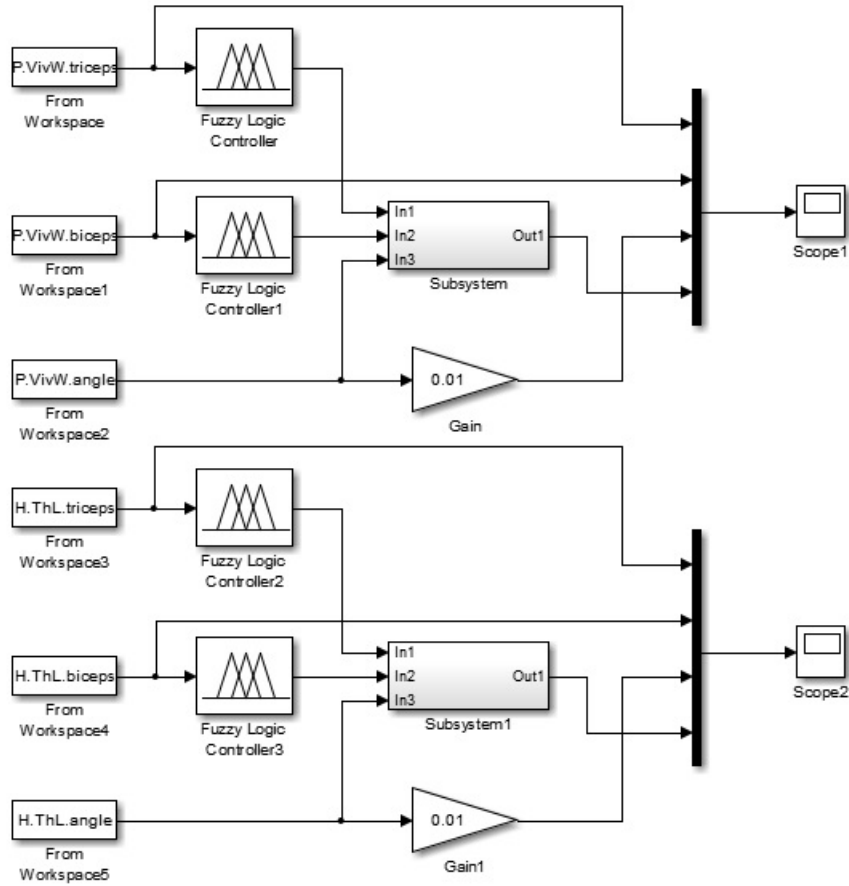


Fig. 3. Sistema neurodifuso para la clasificación de las señales.

de los conjuntos difusos utilizados en este trabajo para bíceps son los siguientes:

$$a_b = \begin{bmatrix} -2 \\ 0,15 \\ 0,18 \end{bmatrix} \quad b_b = \begin{bmatrix} -1 \\ 0,18 \\ 0,2 \end{bmatrix} \quad c_b = \begin{bmatrix} 0,15 \\ 0,18 \\ 2 \end{bmatrix} \quad d_b = \begin{bmatrix} 0,18 \\ 0,2 \\ 2,5 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

Y los coeficientes para la fusificación de las señales de tríceps son:

$$a_t = \begin{bmatrix} -2 \\ 0,05 \\ 0,1 \end{bmatrix} \quad b_t = \begin{bmatrix} -1 \\ 0,1 \\ 0,15 \end{bmatrix} \quad c_t = \begin{bmatrix} 0,05 \\ 0,1 \\ 2 \end{bmatrix} \quad d_t = \begin{bmatrix} 0,1 \\ 0,15 \\ 2,5 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

Dichos coeficientes fueron determinados de acuerdo a los niveles normalizados de sEMG que representan movimientos de flexión o extensión correspondientes a la activación de cada músculo. La Fig. 4 muestra las entradas de sEMG y de

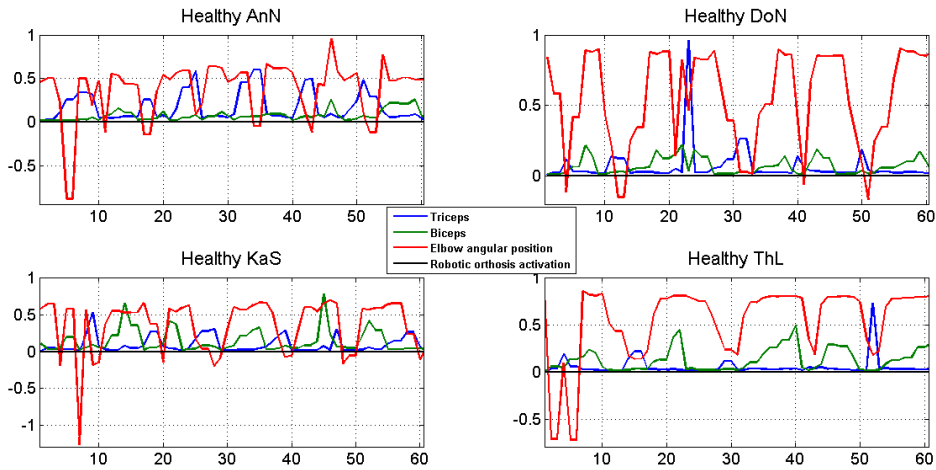


Fig. 4. Comportamiento del sistema neurodifuso con señales de personas sanas.

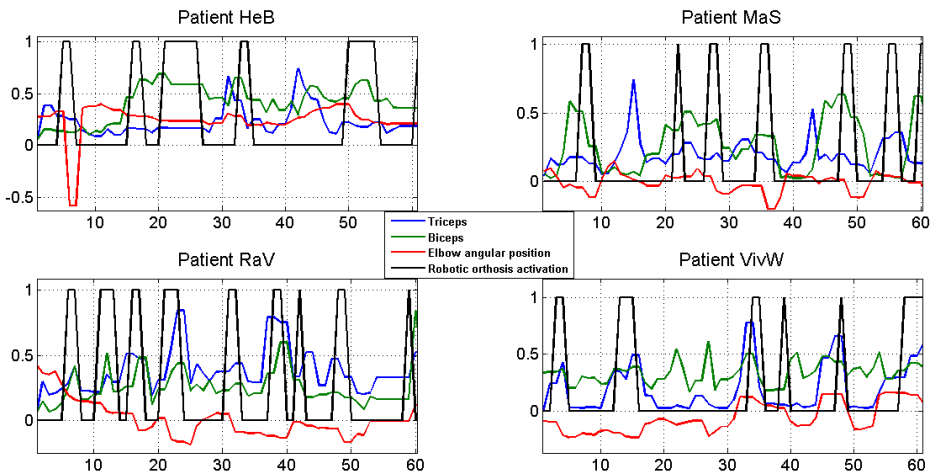


Fig. 5. Comportamiento del sistema neurodifuso con señales de pacientes con EVC.

posición angular del codo de 4 personas sanas; notar que el modelo neurodifuso detecta adecuadamente la actividad muscular correcta, por lo que la salida es 0, es decir, exoesqueleto no se activaría. La Fig. 5 ilustra las entradas de 4 pacientes con EVC y a su vez, la salida correspondiente a la activación el exoesqueleto. Se puede observar que en todos los casos, cuando el paciente trata de extender el codo, se activan tanto bíceps como tríceps, lo cual significa que la actividad muscular es incorrecta, y a su vez corresponde con la presencia de la señal de salida, lo cual significa que la asistencia de movimiento con la órtesis robótica se activaría.

4. Conclusiones

En este trabajo se presentó el desarrollo de un modelo neurodifuso para la clasificación de señales de sEMG y de posición angular para movimientos de codo con resistencia a la extensión y flexión sin carga. El sistema difuso se utilizó para clasificar la actividad muscular con entradas de datos de sEMG, y la red de perceptrones determinó la activación de un exoesqueleto robótico que ayuda al movimiento de extensión, utilizando la salida del modelo difuso y la dirección del movimiento. El sistema neurodifuso fue evaluado utilizando datos de 4 sujetos sanos y 4 pacientes con EVC, mostrando resultados satisfactorios en la clasificación de las señales y para la activación de la órtesis robótica cuando ocurre coactivación muscular de tríceps y bíceps mientras se ejecuta el movimiento de extensión. Asimismo, cuando se detecta actividad muscular sana, no se activa la autoridad del exoesqueleto robótico.

Sin embargo, estudios recientes muestran que la espasticidad no está relacionada directamente con la coactivación de tríceps y bíceps, sino está asociada a otros fenómenos como la velocidad del movimiento. Entonces, este trabajo es útil como primera aproximación para el modelado y control de un exoesqueleto robótico para asistencia a pacientes espásticos, pero se pretende migrar esta técnica utilizando datos de velocidad, tal como lo sugiere la literatura reciente [14]. A pesar de lo mencionado anteriormente, los resultados de este trabajo motivan a implementar el modelo neurodifuso desarrollado en una órtesis robótica real como un sistema preliminar de activación utilizando sEMG.

Agradecimientos. Este proyecto de investigación está financiado por el apoyo CONACyT-BMBF-FONCICYT-267734.

Referencias

1. Suarez-Escobar, M., Rendon-Velez, E.: An overview of robotic/mechanical devices for post-stroke thumb rehabilitation. *Disabil. Rehabil. Assist. Technol.* 13(7), 683–703 (2018)
2. Orozco-Soto, S.M. et al.: Fuzzy Sliding Mode Control for Trajectory Tracking and Force Compensation of a Robotic Haptic Interface. In: *Proc. of 14th IEEE Int. Carpathian Control Conf.*, pp. 267–273 (2013)
3. Weber, L.M., Stein, J.: The use of robots in stroke rehabilitation: A narrative review. *NeuroRehabilitation* 43(1), 99–110 (2018)
4. Li, M., Xu, G., Xie, J., Chen, C.: A review: Motor rehabilitation after stroke with control based on human intent. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part H J. Eng. Med.* 232(4), pp. 344–360 (2018)
5. Leonardis, D. et al.: An EMG-controlled robotic hand exoskeleton for bilateral rehabilitation. *IEEE Trans. Haptics* 8(2), 140–151 (2015)
6. Nurhanim, K., Elamvazuthi, I., Vasant, P., Ganesan, T., Parasuraman, S., Ahamed Khan, M.K. A.: Joint torque estimation model of surface electromyography(sEMG) based on swarm intelligence algorithm for robotic assistive device. *Procedia Comput. Sci.*, vol. 42, no. C, pp. 175–182 (2014)

7. Genna, C., Dosen, S., Paredes, L., Turolla, A., Graimann, B., Farina, D.: Replace, Repair, Restore, Relieve – Bridging Clinical and Engineering Solutions in Neurorehabilitation. In: Proceedings of the 2nd International Conference on NeuroRehabilitation (ICNR2014), Aalborg, 24-26 June, vol. 7, pp. 383–391 (2014)
8. Hu, X.L., Tong, R.K.Y., Ho, N.S.K., Xue, J.J., Rong, W., Li, L.S.W.: Wrist Rehabilitation Assisted by an Electromyography-Driven Neuromuscular Electrical Stimulation Robot after Stroke, *Neurorehabil. Neural Repair* 29(8), 767–776 (2015)
9. Chen, X., Zeng, Y., Yin, Y.: Improving the Transparency of an Exoskeleton Knee Joint Based on the Understanding of Motor Intent Using Energy Kernel Method of EMG. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 25(6), 577–588 (2017)
10. Irastorza-Landa, N. et al.: Design of Continuous EMG Classification approaches towards the Control of a Robotic Exoskeleton in Reaching Movements. In: *IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot.*, pp. 128–133 (2017)
11. Zhang, Q., Liu, R., Chen, W., Xiong, C.: Simultaneous and continuous estimation of shoulder and elbow kinematics from surface EMG signals- *Front. Neurosci.*, vol. 11, May, pp. 1–12 (2017)
12. Kilic, E., Dogan, E.: Design and fuzzy logic control of an active wrist orthosis. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part H J. Eng. Med.*, p. 728–746 (2017)
13. Liu, J., Kang, S. H., Xu, D., Ren, Y., Lee, S. J., Zhang, L. Q.: EMG-Based continuous and simultaneous estimation of arm kinematics in able-bodied individuals and stroke survivors. *Front. Neurosci.*, vol. 11, August, pp. 1–11 (2017)
14. Becker, S., von Werder, S.C.F.A., Lassek, A.K., Disselhorst-Klug, C.: Time-frequency coherence of categorized sEMG data during dynamic contractions of biceps, triceps, and brachioradialis as an approach for spasticity detection. *Med. Biol. Eng. Comput.* 57(3), 703–713 (2019)
15. Williams, S., Schmidt, R., Disselhorst-Klug, C., Rau, G.: An upper body model for the kinematical analysis of the joint chain of the human arm. *J. Biomech.* 39(13), 2419–2429 (2006)