

Uso de redes neuro-borrosas RFNN para la aproximación del comportamiento de una neuroprótesis de antebrazo en pacientes con daño cerebral

Eukene Imatz Ojanguren, David Valencia Blanco, Haritz Zabaleta, Thierry Keller
División de Salud, TECNALIA Research & Innovation, Paseo Mikeletegi nº 1, 20009
Donostia – San Sebastián, eukene.imatz@tecnalia.com

Eloy Irigoyen Gordo

Grupo de Investigación de Control Inteligente (GICI), Universidad del País Vasco (UPV/EHU), Alameda
Urquijo, 48013, Bilbao, eloy.irigoyen@ehu.eus

Resumen

Las neuroprótesis son sistemas basados en la técnica de estimulación eléctrica funcional que provocan contracciones musculares mediante la excitación artificial de nervios periféricos, y son utilizadas para sustituir funciones motrices/sensoriales en aplicaciones tanto asistivas como terapéuticas. Este trabajo presenta la posibilidad de utilizar redes neuro-borrosas recurrentes para obtener modelos capaces de extraer las características principales del resultado de la aplicación de una neuroprótesis de miembro superior en distintos pacientes. Se ha entrenado una Recurrent Fuzzy Neural Network (RFNN) con datos reales obtenidos de pacientes crónicos de daño cerebral adquirido. Se han analizado distintas estrategias y estructuras y los resultados preliminares muestran la capacidad de estas redes de aprender las características principales de distintos sujetos y de proporcionar información fácilmente interpretable.

Palabras Clave: estimulación eléctrica funcional, identificación de sistemas biológicos, neuroprótesis, redes neuro-borrosas, RFNN

1 INTRODUCCIÓN

La estimulación eléctrica funcional, conocida por sus siglas en inglés, Functional Electrical Stimulation (FES), es una técnica que consiste en activar de manera artificial los nervios motores y provocar contracciones musculares que generen un movimiento funcional, todo ello mediante la aplicación de pulsos eléctricos de corriente [2]. FES es utilizado en una amplia variedad de aplicaciones médicas [7,18,25], pero sobre todo en el campo de la rehabilitación [11,19], donde esta técnica se utiliza para ayudar en la recuperación de funciones motrices dañadas o como asistencia para la realización de estas. Las personas que más se benefician de los efectos de FES son pacientes que padecen o han

padecido trastornos neurológicos tales como lesión medular, accidente cerebrovascular, esclerosis múltiple,... FES y neuroprótesis son términos utilizados indistintamente para describir el mismo concepto, si bien FES hace referencia a la técnica, y neuroprótesis al sistema completo. Las neuroprótesis, basadas en la técnica FES, son normalmente portables y su objetivo principal es generar movimientos funcionales para asistir a las personas con deficiencias motrices, ayudándolas en las tareas de la vida diaria. Las neuroprótesis están compuestas por el estimulador, encargado de generar pulsos eléctricos, y por electrodos, que actúan como interfaz encargada de transmitir dichos pulsos a los nervios periféricos. Cuando los electrodos son implantados permiten excitar las fibras nerviosas de manera muy precisa pero esta técnica requiere de una intervención quirúrgica con los inconvenientes y riesgos que conlleva. En lo referente a aplicaciones de rehabilitación, normalmente se utilizan dispositivos genéricos con electrodos superficiales autoadhesivos [23] que se colocan sobre la piel. La gran limitación que presenta la técnica con electrodos superficiales es la dificultad de activar determinadas fibras nerviosas sin activar las de alrededor, debido a la difusión de la electricidad al ser aplicada a través de la piel. Este efecto hace que sea más difícil la consecución de movimientos selectivos, especialmente en aplicaciones de miembro superior, donde existe un gran número de músculos superpuestos y de pequeño tamaño. Para minimizar este efecto, en la última década se han presentado los electrodos superficiales matriciales o multi-campo [16], los cuales pretenden mejorar las desventajas de la estimulación superficial convencional, además de facilitar su colocación y adaptabilidad a distintos usuarios. Lo más frecuente al utilizar electrodos superficiales es colocarlos cubriendo el músculo objetivo o en zonas o puntos de la piel donde los nervios motores se encuentren más superficiales, denominados puntos motores. El gran reto a superar por las neuroprótesis superficiales, reside en la búsqueda de los citados puntos motores, especialmente aquellas aplicaciones destinadas a

funciones que requieren movimientos finos y precisos como es el caso de tareas de agarre y manipulación de objetos. Aunque los electrodos multi-campo facilitan la tarea de búsqueda, sigue siendo difícil predecir los resultados, ya que estos son muy diferentes tanto entre distintos usuarios, debido a variaciones fisiológicas [8], como entre distintos usos, debido a variaciones en la colocación del dispositivo. En lo referente a parámetros de control, es decir, con los que se controla la fuerza o potencia de la contracción del músculo, son la frecuencia, que suele mantenerse entre el rango 20Hz-50Hz, el ancho de pulso, entre 150 μ s y 250 μ s, y la amplitud entre 0mA-100mA o hasta tolerancia [2].

En consecuencia, los sistemas de identificación y control de las neuroprótesis deben hacer frente a dificultades conocidas que son implícitas del aparato neuromuscular humano: no linealidades, variabilidad en el tiempo, redundancia y complejidad de modelado del sistema biológico analíticamente [12], como a la importante variabilidad fisiológica y patológica inter-sujeto [20].

Diversos grupos de investigación han propuesto diferentes soluciones al problema de identificación y control de neuroprótesis durante las últimas décadas, sobre todo a aplicaciones en miembros inferiores. Se han propuesto varios tipos de modelos matemáticos con el objetivo de reproducir la respuesta musculoesquelética a la estimulación eléctrica en distintas aplicaciones [3,6,14]. Sin embargo, estos modelos están definidos para aplicaciones muy simples y concretas, y en su mayoría son extremadamente complejos, ya que dependen de multitud de parámetros fisiológicos difíciles de obtener en casos prácticos.

Como alternativa a los modelos matemáticos, las técnicas de control basadas en computación inteligente brindan nuevas posibilidades y nuevas propuestas, basadas en redes neuronales, lógica difusa y combinaciones de estas. Las redes neuronales artificiales se han utilizado para la modelización y control de varias aplicaciones de FES [4,9,15] debido a su capacidad de aprender y reproducir el comportamiento de sistemas complejos. De manera similar, se han propuesto sistemas expertos basados en lógica difusa para aplicaciones de modelización y control de FES más simples, donde el conocimiento previo es transferido al sistema por medio de reglas predefinidas [1,5]. Finalmente, en los últimos años se ha propuesto el uso de sistemas híbridos neuro-borrosos que combinan las ventajas de ambos sistemas, resultando en sistemas capaces de aprender y a su vez proporcionar información interpretable en forma de reglas difusas [17,22].

La mayoría de las propuestas están diseñadas y validadas sobre simulaciones teóricas de miembro inferior u otro tipo de aplicaciones basadas en el control de articulaciones simples. Además, la

mayoría de los modelos o sistemas de identificación presentados se basan en el comportamiento de personas sanas. No obstante, las neuroprótesis tienen como objetivo ser utilizadas indistintamente por pacientes de distintas patologías y características fisiológicas, que tienen, además, patrones de comportamiento y sinergias de movimiento distintos a los de las personas sanas [20]. Por tanto, en este trabajo presentamos la posibilidad de utilizar redes neuro-borrosas para la aproximación del comportamiento del uso de neuroprótesis en el antebrazo con varios pacientes. Cabe destacar la dificultad añadida a la aplicación en miembros superiores, donde el grado de precisión de movimientos necesario y la cantidad de grados de libertad y articulaciones a controlar es mucho mayor que en otras aplicaciones [12].

Para ello, se han realizado experimentos clínicos de recogida de datos con pacientes de daño cerebral adquirido, y posteriormente se ha entrenado una red con distintas estrategias para descubrir una estructura genérica capaz de representar a grandes rasgos el comportamiento de la mano ante la aplicación de FES para todos los sujetos.

2 MATERIAL

El material utilizado en este trabajo se compone de un sistema FES o neuroprótesis de miembro superior y de un sistema sensorial.

2.1 NEUROPRÓTESIS

La neuroprótesis o el sistema FES es el encargado de excitar artificialmente los nervios periféricos mediante la generación y transmisión de pulsos eléctricos. Está compuesto por dos elementos principales, que son el estimulador y los electrodos. El estimulador utilizado en este trabajo es el estimulador *FES:a* desarrollado por Tecnia Research & Innovation y mostrado en la Figura 1. Es un estimulador inalámbrico con una única fuente de corriente capaz de emitir pulsos y controlar hasta 40 campos de manera independiente (32 cátodos y 8 ánodos). Puede ser controlado remotamente desde cualquier dispositivo vía Bluetooth y de manera local mediante la botonera básica incorporada.



Figura 1: Estimulador *FES:a*

En cuanto a los electrodos, se ha utilizado un electrodo multi-campo diseñado específicamente para el antebrazo [16] que consta de 32 cátodos y 2 ánodos. Los 32 cátodos están distribuidos matricialmente cubriendo todo el antebrazo, con cuatro filas abarcando la dimensión proximal-distal y ocho columnas abarcando la dimensión medial-lateral. Todo el sistema va integrado en una prenda textil para el antebrazo sin cables, como se muestra en la Figura 2, con el objetivo de simplificar su colocación y uso.



Figura 2: Electrodos *FES:a* para antebrazo

2.2 SISTEMA SENSORIAL

El objetivo del sistema sensorial es capturar los distintos movimientos de la mano y, consta de dos tipos de sensores: uno basado en fibra óptica para medir la flexión/extensión de los dedos y otro basado en sensores inerciales para recoger el ángulo de la muñeca.

Para las medidas de flexión/extensión de dedos se ha usado el guante sensorizado *5Data* de Fifth Dimension Technologies. Este contiene cinco sensores de fibra óptica que miden el porcentaje de curvatura de las articulaciones metacarpofalángicas y falángicas proximales respecto a un valor definido en la calibración.

En cuanto al ángulo de flexión/extensión de la muñeca, se ha medido mediante dos sensores inerciales inalámbricos de YEI Technology, los cuales han sido fijados en el guante como se muestra en la Figura 3.



Figura 3: Guante sensorizado y sensores inerciales

La diferencia de los ángulos Euler de ambos ha sido tomada como aproximación del ángulo de flexión de la muñeca. Todos los datos han sido recogidos a 10Hz y han sido calibrados como se describe en la siguiente sección.

3 MÉTODOS

3.1 RECOGIDA DE DATOS

Se realizaron pruebas con tres voluntarios en el centro de ADACEN (Asociación de Daño Cerebral de Navarra) con el objetivo de recoger datos reales en pacientes. Los participantes eran pacientes crónicos de daño cerebral adquirido y sufrían trastornos de movimiento en el brazo izquierdo. Todos firmaron el consentimiento informado y tenían la capacidad cognitiva suficiente para entender y seguir los experimentos sin problemas. Además, todos habían recibido sesiones de estimulación eléctrica recientemente, por lo que durante el experimento se prescindió de las sesiones de adaptación, comenzando por realizar la sesión de recogida de datos directamente.

La duración de la sesión fue de aproximadamente 45 minutos con cada sujeto. La primera fase de esta sesión fue la instrumentación y calibración. Para ello, se ajustó la prenda cubriendo el antebrazo y se colocó el guante al sujeto, tal y como se muestra en las Figuras 2 y 3.

Posteriormente se sentó al sujeto en una silla, reposando el brazo sobre una mesa con el codo formando un ángulo de 90 grados. El antebrazo permaneció en posición neutral durante toda la sesión. Para la calibración, se recogió el rango de movimiento pasivo (RMP), para determinar los límites máximos y mínimos de flexión y extensión en muñeca y dedos. Después se recogió el rango de movimiento activo para registrar los límites de movimiento voluntario permanentes en el sujeto. Finalmente se registraron las amplitudes máximas toleradas por el sujeto.

Tras la fase de instrumentación y calibración se llevó a cabo la recogida de datos, para el cual los parámetros FES fueron fijados a 25Hz de frecuencia y 200 μ s de anchura de pulso. En este punto se pidió al sujeto que relajara el brazo y que no provocara ningún movimiento de manera voluntaria.

La estimulación consistió en la activación de los 32 campos del electrodo de manera aleatoria y repetida con distintos patrones de amplitud mostrados en la figura 5 y explicados en detalle en la siguiente sección. Se dejaron periodos de descanso entre las estimulaciones con el objetivo de evitar que los efectos de la fatiga interfirieran en los resultados. Si en cualquier momento el sujeto manifestó alguna leve molestia o sensación incómoda se saltó al siguiente campo inmediatamente.

3.2 ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN

En este trabajo hemos optado por una red RFNN debido a su capacidad para identificar sistemas dinámicos con una menor estructura y menor número de parámetros que una FNN [13]. La estructura de la RFNN, mostrada en la figura 4, incluye una recurrencia interna, la cual dota a la red de memoria y ha demostrado buenos resultados en varios ejemplos [13].

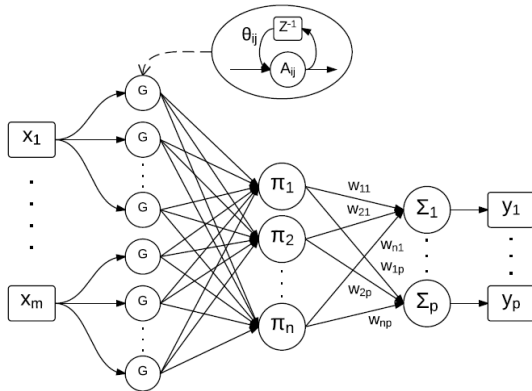


Figura 4: Estructura genérica de una red RFNN

En esta primera aproximación el entrenamiento se llevó a cabo mediante descenso de gradiente y retro propagación del error. Los datos de entrenamiento consistían en la estimulación en orden aleatorio de todos los campos del electrodo con distintos patrones de amplitud mostrados en la figura 5. El valor máximo de amplitud fue el definido por cada sujeto como máximo tolerado. El patrón mostrado en la figura 5a se emitió en cada uno de los 32 campos, con 10 segundos de descanso entre los distintos campos. De manera similar, los patrones mostrados de 5b a 5g fueron emitidos en 16 campos elegidos de manera aleatoria con distintos tiempos de descanso correspondientes a distintos patrones. Por último, el patrón mostrado en la figura 5h fue emitido en 6 campos elegidos de manera aleatoria y estos fueron utilizados como datos de validación.

La estructura principal consta de tres entradas y seis salidas. En cuanto a las entradas, dos de ellas corresponden a las posiciones relativas del campo activado en el antebrazo en dos planos, el plano distal y el medial, donde el punto de origen es el punto más próximo y lateral del antebrazo, próximo al codo. En el caso de la posición medial, la entrada fue escalada al rango -1 a 1, donde los campos ubicados sobre los extensores eran representados por valores negativos y los ubicados sobre los flexores por valores positivos. La tercera entrada corresponde a la amplitud del pulso, la cual fue escalada al rango 0 a 1 respecto al valor máximo tolerado por el sujeto.

Las seis salidas corresponden a la flexión/extensión de la muñeca y los cinco dedos, donde los valores fueron escalados respecto al RMP recogido en la

calibración. En el caso de la muñeca, la salida fue escalada al rango -1 a 1, donde los valores negativos representaban la extensión y los valores positivos la flexión.

Los parámetros de aprendizaje se fijaron en 0.1 en todos los casos por mostrar los mejores resultados en pruebas anteriores, y el número de iteraciones se fijó en 100 para todos los casos debido a pruebas previas donde no se veían mejoras significativas a partir de este valor.

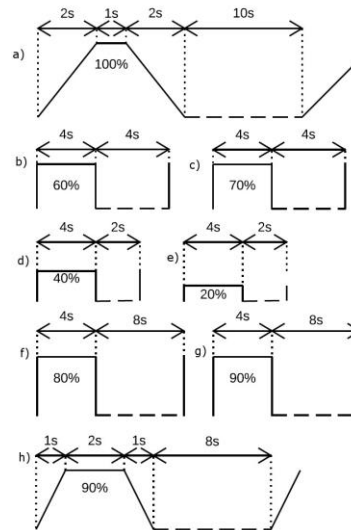


Figura 5: Patrones de amplitudes de entrada para entrenamiento y validación.

3.2.1 Número de términos borrosos

Con el fin de encontrar un número de términos borrosos capaz de representar el sistema en todos los sujetos, se realizaron pruebas dividiendo el espacio de entradas con un rango entre 3 y 7 términos. El límite se fijó en 7 términos porque carece de sentido dividir la distancia medial o lateral en más términos ya que difícilmente se puede aplicar la técnica de FES superficial con tan alto grado de selectividad en el antebrazo. Las funciones de membresía se representaron mediante campanas de Gauss y se inicializaron, en todos los casos, distribuidos de manera uniforme abarcando por completo el espacio de entradas.

3.2.2 Realimentación

Al ser un sistema dinámico, se toma como hipótesis que dotar al sistema de información de las salidas previas mejora o refuerza el aprendizaje de la red RFNN. Aun así, realimentar el sistema con las seis salidas supone un incremento considerable en tamaño de estructura, número de parámetros y coste computacional, por lo tanto se ha optado por estudiar un número limitado de estrategias de realimentación que incluyen combinaciones de muñeca, dedo índice y dedo anular. Esta selección se ha hecho con

intención de reducir la información redundante, basándose en las limitaciones musculotendinosas del movimiento de la mano [24] y las limitaciones selectivas de la aplicación superficial de FES. Las distintas estrategias de realimentación implicaron añadir entradas adicionales a la estructura principal descrita anteriormente, donde se realizaron pruebas con una única entrada adicional (muñeca, índice o anular), dos entradas adicionales (muñeca e índice o muñeca y anular) y tres entradas adicionales (muñeca, índice y anular).

En el caso de entrenamiento, se utilizó el modelo tipo serie-paralelo, mientras que en validación se utilizó el modelo paralelo.

4 RESULTADOS

Para determinar la calidad de las respuestas del sistema se han utilizado dos herramientas de manera complementaria, el error cuadrático medio (ECM) y el análisis de Procrustes [10]. Al consistir este en un sistema complejo de identificar por su naturaleza, nuestro objetivo no era reproducir fielmente las salidas obtenidas sino reproducir las tendencias del sistema e identificar aquellos puntos donde se genera movimiento así como qué tipo de movimiento se genera en cada caso. Para los casos donde esta tendencia resulta visible pero cuya magnitud no es adecuada, el ECM no es capaz de representar bien dicho comportamiento, por tanto, se ha optado por realizar el análisis de Procrustes de manera complementaria. Con el análisis de Procrustes se obtiene un coeficiente de disimilaridad de curvas, donde se tiene en cuenta la forma de la curva, independientemente de la diferencia de magnitud entre ellas. Se hará referencia a ambas medidas a lo largo del apartado.

4.1 NÚMERO DE TÉRMINOS

Al entrenar la red con distinto número de términos se obtuvieron los resultados mostrados en la tabla 1, donde se muestra el ECM medio y el coeficiente de disimilaridad de Procrustes de las salidas para los datos de validación. En el caso del sujeto 2 y 3 tanto el ECM como el coeficiente de disimilaridad mostraron mejores resultados con 5 y 4 términos respectivamente. En el caso del sujeto 1 el error fue menor al utilizar 4 términos pero el coeficiente de disimilaridad fue menor al utilizar 3 términos. En cualquier caso, para todos los sujetos número de términos que mostró mejores resultados estuvo comprendido entre 3 y 5.

4.2 REALIMENTACIÓN

Al entrenar la red con distintas estrategias de realimentación se obtuvieron los resultados

mostrados en la tabla 2, donde se muestra el ECM medio y el coeficiente de disimilaridad de Procrustes de las salidas para los datos de validación. Se realizaron pruebas variando el número de términos entre 3 y 5, pero en todos los casos y todos los sujetos se obtuvieron los mejores resultados con 3 términos, por lo tanto solo se muestran estos en la tabla 2.

Tabla 1: ECM y coeficientes de disimilaridad de Procrustes para distinto número de términos.

Nº Térm.	Sujeto	ECM	Disimilaridad
3	1	0.0392	0.4454
	2	0.002	0.4816
	3	0.0269	0.8574
4	1	0.0373	0.4818
	2	0.0015	0.3528
	3	0.0259	0.85
5	1	0.04	0.4479
	2	0.0014	0.3346
	3	0.0268	0.8679
6	1	0.0376	0.5072
	2	0.0019	0.5213
	3	0.0284	0.8574
7	1	0.0375	0.5117
	2	0.0018	0.5299
	3	0.0321	0.8526

Tabla 2: ECM y coeficientes de disimilaridad de Procrustes para distintas estrategias de realimentación.

Nº Térm.	Sujeto	ECM	Disimilaridad
Muñeca	1	0.0428	0.4966
	2	0.0017	0.355
	3	0.0263	0.7224
Índice	1	0.0393	0.4554
	2	0.0028	0.4897
	3	0.0257	0.7776
Anular	1	0.0399	0.4827
	2	0.0015	0.3933
	3	0.0281	0.9057
Muñeca e índice	1	0.048	0.4617
	2	0.0019	0.2923
	3	0.0323	0.8714
Muñeca y anular	1	0.0512	0.4339
	2	0.0013	0.3326
	3	0.2476	0.9947
Muñeca, índice y anular	1	0.0436	0.5239
	2	0.0018	0.3870
	3	0.2594	0.9737

Se puede observar que hay una gran variabilidad en cuanto a resultados obtenidos entre los distintos sujetos. En todos los sujetos existe al menos una estrategia de realimentación que mejora los resultados obtenidos sin realimentación, pero no hay

ninguna estrategia que mejore los resultados en los tres sujetos. En el caso del ECM, los sujetos 1 y 3 mostraron mejores resultados con el índice como realimentación, mientras que el sujeto 2 mostró mejores resultados con la realimentación de la muñeca y el anular. En cuanto al coeficiente de disimilaridad, fue menor en los casos de muñeca, muñeca e índice y muñeca y anular para los sujetos 1, 2 y 3 respectivamente. En cualquier caso, tanto la estrategia de realimentación con el dedo anular como con muñeca, dedo índice y dedo anular no resultó la mejor para ninguno de los tres sujetos.

4.3 EJEMPLOS DE RESULTADOS Y FUNCIONES DE MEMBRESÍA

En esta sección se expone una muestra de los resultados obtenidos con uno de los sujetos. La figura 6 muestra las entradas utilizadas para la validación, y las figuras 7 y 8 muestran los resultados de validación de la muñeca y los dedos.

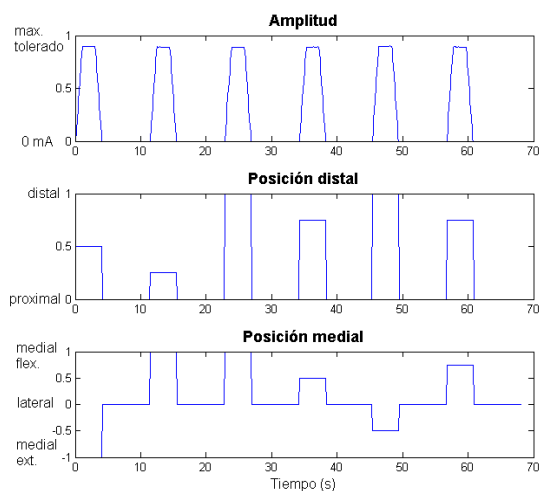


Figura 6: Entradas de la etapa de validación.

Se puede observar que aunque la red entrenada no reproduce exactamente las salidas reales, es capaz de predecir tendencias flexoras y extensoras en los casos en los que se produce movimiento en alguna de las salidas. La identificación de estas características nos permite localizar los puntos motores o posiciones de electrodos activos necesarios para generar movimientos específicos.

Las figuras 9 y 10 muestran las funciones de membresía al inicio y al final del entrenamiento. Estas adaptaciones de las funciones de membresía son específicas para cada usuario, por lo que se puede obtener información relevante de ellas. Las funciones de membresía correspondientes a la amplitud se adaptan para mostrarnos el umbral motor del sujeto, umbral en el que se obtienen contracciones musculares suficientemente fuertes para provocar movimientos detectables por el guante.

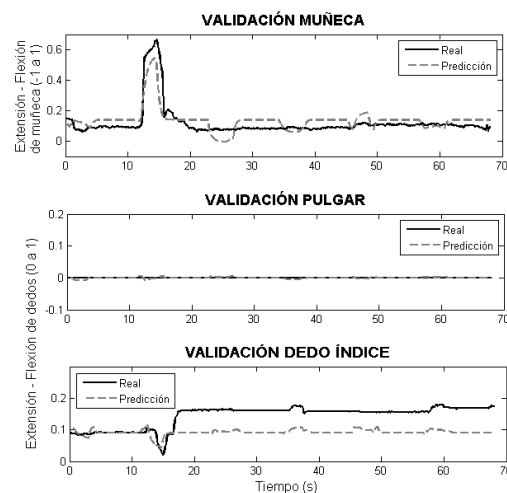


Figura 7: Resultados de validación de muñeca, pulgar y dedo índice.

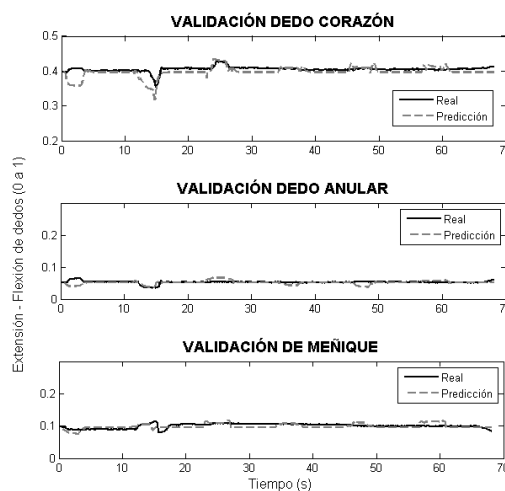


Figura 8: Resultados de validación de dedos corazón, anular y meñique.

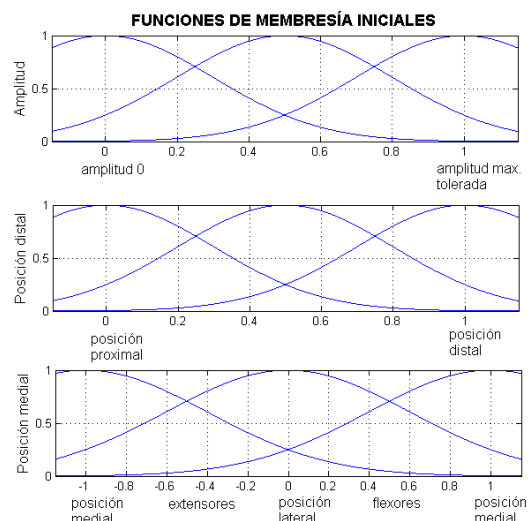


Figura 9: Funciones de membresía iniciales.

En el ejemplo de la figura 10 el solape de dos de las funciones de membresía nos induce a pensar que dos términos borrosos serían suficientes para definir las amplitudes: aquellas que no provocan movimientos y las que sí que lo hacen. Además, se puede observar que el umbral motor, o amplitud a partir de la cual se provocan contracciones, de este sujeto está próximo a la amplitud máxima tolerada por el mismo, hecho que representa muy bien su baja tolerancia a la sensación de FES y la necesidad de mayores amplitudes para generar movimiento en este sujeto.

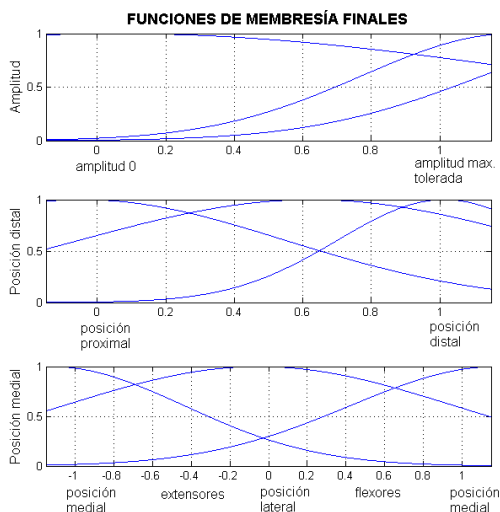


Figura 10: Funciones de membresía tras el entrenamiento

Así mismo, las funciones de membresía correspondientes a la posición nos permiten identificar las distintas zonas de activación del antebrazo del sujeto. Se puede interpretar que la activación en la dimensión distal de este sujeto se puede dividir en un área grande correspondiente a la zona más proximal, donde se encuentran los músculos responsables del movimiento de la muñeca, y a dos áreas más reducidas en la zona distal, donde normalmente, los músculos responsables del movimiento de los dedos se encuentran más superficiales. Por último, la dimensión distal muestra claramente la división entre la parte medial dorsal, donde se encuentran los músculos extensores, la parte lateral y la parte medial volar, donde se encuentran los flexores.

4 CONCLUSIONES

Los resultados de este trabajo nos muestran en primer lugar la capacidad de utilizar redes neuro-borrosas recurrentes para aproximar de manera satisfactoria el comportamiento del uso de una neuroprótesis en el antebrazo de distintos pacientes con distintas características. Se ha observado que el uso de 3

términos de entrada es suficiente para todos los sujetos, y por lo tanto la división de tanto la dimensión distal-proximal como la medial-lateral del antebrazo en una malla de 3x3 es suficiente para capturar las características del sistema de manera satisfactoria. En cuanto a la realimentación, se ha observado una ligera mejoría en los tres casos respecto a la ausencia de ella, pero los mejores resultados han correspondido a distintas estrategias para cada sujeto. Este hecho puede deberse a distintos movimientos provocados por la neuroprótesis en distintos pacientes como resultado de variaciones fisiológicas y patológicas. Por último, las funciones de membresía demuestran el valor de utilizar una red neuro-borrosa donde las características aprendidas por el sistema se pueden traducir en reglas fácilmente interpretables de las cuales se puede obtener información relevante específica para cada sujeto. En siguientes trabajos resulta de interés describir criterios que permitan elegir la mejor realimentación para cada caso, así como analizar distintas estructuras y distintos métodos de aprendizaje que permitan mejorar la respuesta del sistema de identificación.

Agradecimientos

Los autores agradecen el trabajo del equipo clínico de ADACEN (Cristina Vera, Gema Sánchez, José Ramón Asiain y Joxean Cueto) y a los voluntarios del estudio por su participación. Este trabajo ha sido realizado parcialmente gracias al apoyo de FIK, el Gobierno Vasco (PI2013-10), y al MINECO por los proyectos HYPER-CSD2009-00067 y DPI2012-32882.

Referencias

- [1] Abdulla, S. C., Tokhi, M. O., (2013) "Fuzzy logic based FES driven cycling by stimulating single muscle group", *Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation*, pp. 173-182.
- [2] Baker, L. L., McNeal D. R., Benton L. A., Bowman B. R., Waters R. L., (1993) *NeuroMuscular Electrical Stimulation*, 3rd Edition, Los Amigos Research & Education Institute, California.
- [3] Blana, D., Hincapie, J. G., Chadwick, E. K., Kirsch, R. F., (2008) "A musculoskeletal model of the upper extremity for use in the development of neuroprosthetic systems", *Journal of biomechanics*, no. 41, pp. 1714-1721.
- [4] Chang, C. L., Jin, Z., Chang, H. C., Cheng, A. C., (2009) "From neuromuscular activation to end-point locomotion: An artificial neural

- network-based technique for neural prostheses”, *Journal of biomechanics*, no. 42, pp. 982-988.
- [5] Davoodi, R., Andrews, B. J., (2004) “Fuzzy logic control of FES rowing exercise in paraplegia”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, no. 51, pp. 541-543.
- [6] Dorgan, S. J., O'Malley, M. J., (1997) “A nonlinear mathematical model of electrically stimulated skeletal muscle”, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, no. 5, pp. 179-194.
- [7] Glinesky J., Harvey L., Van Es P., (2007) “Efficacy of electrical stimulation to increase muscle strength in people with neurological conditions: a systematic review”, *Physiotherapy Research International*, no. 12, pp. 175-194.
- [8] Grill W. M., (1999) “Modeling the Effects of Electric Fields on Nerve Fibers: Influence of Tissue Electrical Properties”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, no. 46, pp. 918-928.
- [9] Hincapie, J. G., Kirsch, R. F., (2009) “Feasibility of EMG-based neural network controller for an upper extremity neuroprosthesis”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* no. 17, pp. 80-90.
- [10] Kendall, D. G. (1989) “A survey of the statistical theory of shape”, *Statistical Science*, pp. 87-89.
- [11] Kimberley T. J., Lewis S. M., Auerbach E. J., Dorsey L. L., Lojovich J. M., Carey J. R., (2004) “Electrical stimulation driving functional improvements and cortical changes in subjects with stroke”, *Experimental Brain Research*, no. 154, pp. 450-460.
- [12] Knudson D, (2007) *Fundamentals of Biomechanics*, Springer, New York.
- [13] Lee, C. H., Teng, C. C., (2000) “Identification and control of dynamic systems using recurrent fuzzy neural networks”, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, no. 8, pp. 349-366.
- [14] Lemay, M. A., Crago, P. E., (1996) “A dynamic model for simulating movements of the elbow, forearm, and wrist”, *Journal of biomechanics*, n° 29, pp. 1319-1330.
- [15] Malešević, N., Popović, L., Bijelić, G., Kvašcević, G., (2010) “Classification of muscle twitch response using ANN: Application in multi-pad electrode optimization”, *10th Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering (NEUREL)*, pp. 11-13.
- [16] Malešević, N. M., Maneski, L. Z. P., Ilić, V., Jorgovanović, N., Bijelić, G., Keller, T., Popović, D. B., (2012), “A multi-pad electrode based functional electrical stimulation system for restoration of grasp”, *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, n° 9, pp. 66-77.
- [17] Micera, S., Jensen, W., Sepulveda, F., Riso, R. R., Sinkjær, T., (2001) “Neuro-fuzzy extraction of angular information from muscle afferents for ankle control during standing in paraplegic subjects: an animal model”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n° 48, pp. 787-794.
- [18] Miler V., Bijelic G., Schwirtlich L., (2008), “Neural Prosthesis for the Therapy of Low Back Pain”, *Journal of Automatic Control*, n° 18, pp. 93-97.
- [19] Popovic M. B., Popovic D. B., Sinkjær T., Aleksandra Stefanovic A., Schwirtlich L., (2002) “Restitution of Reaching and Grasping Promoted by Functional Electrical Therapy”, *Artificial Organs*, n° 26, pp. 271-275.
- [20] Popovic D. B., Sinkjær T., (2008) “Central Nervous System Lesions Leading to Disability”, *Journal of Automatic Control*, n° 18, pp. 11-23.
- [21] Popović-Bijelić A., Bijelić G., Jorgovanović N., Bojanić D., Popović M. B., Popović D. B., (2005). “Multi-Field Surface Electrode for Selective Electrical Stimulation”, *Artificial organs*, n° 29, pp. 448-452.
- [22] Qi, H., Tyler, D. J., Durand, D. M., (1999) “Neurofuzzy adaptive controlling of selective stimulation for FES: a case study”, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, n° 7, pp. 183-192
- [23] Rushton, D. D., (1997) “Functional Electrical Stimulation”, *Physiological measurement*, n° 18, pp. 241-275.
- [24] Skirven T. M., Osterman A. L., Fedorczyk J., Amadio P. C., (2011), *Rehabilitation of the Hand and Upper Extremity*, Mosby – Elsevier, Philadelphia.
- [25] Stefanovska A., Vodovnik L., Gros N., Rebersek S., Acimovic-Janezic R., (1988) “FES and Spasticity”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n° 36, pp. 738-744.