

Modelización de la Estimulación Eléctrica Neuromuscular mediante un enfoque fisiológico y de caja negra

Elisa Piñuela-Martín ^a*, Antonio J. del-Ama ^a, Juan C. Fraile-Marinero ^b, Ángel Gil-Agudo ^a

^a Unidad de Biomecánica. Hospital Nacional de Paraplégicos (SESCAM). Finca la Peraleda S/N, 45071 Toledo, España.

^b Escuela de Ingenierías Industriales (UVA). Paseo del Cauce 59, 47011, Valladolid, España.

Resumen

En el presente artículo se expone el diseño y validación de dos modelos de Estimulación Eléctrica Neuromuscular (E.E.N.M.) para la relación entre parámetros de estimulación y características biomecánicas, siendo cada uno de ellos representativo de dos enfoques diferentes. Uno de ellos fisiológico simplificado, mientras que el otro es un modelo de caja negra basado en red neuronal, por lo que no incluye información sobre las características internas del sistema. En este artículo se exponen las características de cada uno, se describe el equipamiento utilizado y los experimentos para su identificación. Ambos modelos han sido identificados y validados en cinco sujetos sanos. El modelo fisiológico, a pesar de numerosas limitaciones encontradas, ha permitido el estudio en profundidad de los procesos internos y de la multitud de factores que involucran la activación muscular. El modelo en red neuronal, en cambio, presenta una buena precisión pero no proporciona conocimiento sobre los aspectos internos del sistema. Por ello, para una aplicación de control en la que sólo interesen las entradas y salidas del sistema, el modelo de caja negra es la mejor opción. Por otro lado, si se desea tener acceso a las variables internas del sistema neuromuscular bajo E.E.N.M., es necesario realizar un análisis exhaustivo para la posterior mejora de las prestaciones del modelo fisiológico aquí presentado. Copyright © 2015 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.

Palabras Clave: modelos, identificación, estimulación, electrodos, control.

1. Introducción

La Estimulación Eléctrica Neuromuscular (E.E.N.M.) es una técnica habitualmente utilizada para la rehabilitación de las funciones motoras en pacientes con lesión medular. Consiste en la aplicación de pulsos eléctricos sobre los tejidos musculares para lograr su contracción. La E.E.N.M. presenta múltiples beneficios terapéuticos (Creasey et al., 2004; Doucet, Lam, & Griffin, 2012; Nightingale, Raymond, Middleton, Crosbie, & Davis, 2007), aunque su utilización para la rehabilitación y/o compensación de movimientos en pacientes con lesión medular no es muy extendida debido a una serie de limitaciones derivadas de las características multidimensionales, no lineales y dependientes del tiempo del sistema neuromuscular. Además, fenómenos como la fatiga muscular generada por E.E.N.M o la presencia de espasticidad complican aún más su utilización con fines de rehabilitación y/o compensación.

El estudio detallado de los fenómenos involucrados en la contracción muscular bajo E.E.N.M permitiría desarrollar estrategias de estimulación que puedan contrarrestar estos fenómenos, de manera que se optimice la contracción muscular de manera controlada y mantenida en el tiempo. El modelado matemático permite establecer las características, parámetros e interrelaciones entre estos que caracterizan la activación muscular

bajo E.E.N.M, lo que puede en definitiva optimizar la generación de fuerza muscular y movimiento articular. Este conocimiento dado por los modelos matemáticos posibilita realizar un control preciso del movimiento articular y/o fuerza muscular en los sistemas de rehabilitación y/o compensación del movimiento.

El diseño de modelos para este tipo de aplicaciones ha sido estudiado y analizado en la literatura, encontrando multitud de enfoques diferentes dependiendo de su aplicación. La clasificación de modelos más utilizada es la propuesta por Zahalak (Zahalak, 1992), la cual distingue entre modelos *microscópicos* y *macroscópicos* en función de la magnitud de los procesos fisiológicos modelados. Si bien esta clasificación se ha extendido aquí, estableciendo más niveles y topologías.

Los modelos *microscópicos* son aquellos que describen de forma detallada los procesos que ocurren dentro de las fibras musculares (Hatze, 1981; Huxley, 1957; R Riener, Quintern, & Schmidt, 1996). De forma general, este tipo de modelos suelen necesitar una gran cantidad de parámetros, siendo muchos de ellos complicados de obtener de forma directa. En todos los casos es necesario recurrir a procedimientos experimentales largos y complejos para su obtención, algunos de manera invasiva. Este grado de detalle hace inviable su aplicación extendida, limitándose a plantas de simulación. No obstante, su utilidad reside en que permiten el conocimiento y acceso a las variables internas que están involucradas en la activación muscular artificial.

* Autor en correspondencia.

Correos electrónicos: epi.nuel.a@externas.sescam.jccm.es (Elisa Piñuela-Martín), aj.del.a@sescam.jccm.es (Antonio J. del-Ama), jcfraile@ei.i.uva.es (Juan C. Fraile-Marinero), amgil.a@sescam.jccm.es (Ángel Gil-Agudo).

Una alternativa es el diseño de modelos fisiológicos simplificados (Ferrarin, Palazzo, Riener, & Quintern, 2001), en los que los parámetros pueden ser manejados e identificados cómodamente, con una estructura sencilla permitiendo la posibilidad de ser utilizado como controlador. El principal inconveniente es encontrar el número y características de parámetros óptimos que minimice el impacto de la experimentación necesaria, siendo a su vez la pérdida de detalle sobre las características internas del sistema la mínima posible.

En contraste con los modelos *microscópicos*, los modelos *macroscópicos* son aquellos que no profundizan en los procesos internos del músculo, aunque pueden incluir de forma parcial aspectos específicos del mismo, ya sean fisiológicos o no. Uno de los modelos de este tipo es la aproximación de Hill (Hill, 1938; Perumal et al., 2010; Felix E Zajac, Neptune, & Kautz, 2003), en la cual se obtiene un modelo de fuerza muscular por analogía mecánica representando el músculo como un único elemento viscoelástico (Modelo muscular de Hill).

También existen otras estrategias de modelado orientadas a bloques como los modelos Hammerstein (Bai, Member, & Fu, 2002; Hunt, Muni, Donaldson, & Barr, 1998), que consisten en la descomposición del sistema en dos bloques: una no linealidad estática seguida de un sistema dinámico y lineal. El primer bloque se suele utilizar para caracterizar el reclutamiento isométrico del músculo (Durfée & MacLean, 1989), y el segundo para representar la dinámica restante.

Otro de los enfoques utilizados para el desarrollo de modelos macroscópicos es el basado en datos de entrada y salida (caja negra o caja gris). Pueden ser identificados a partir de diferentes algoritmos presentes en la literatura, los más usuales son los ARMA (*AutoRegressive Moving Average*) (Hatwell, Oderkerk, Sacher, & Inbar, 1991), DARMA (*Discrete AutoRegressive Moving Average*) (H M Franken, Veltink, Baardman, Redmeyer, & Boom, 1995), ARX (*AutoRegressive eXogenous*) (Schauer & Hunt, 2000) y NARX (*Nonlinear AutoRegressive eXogenous*) (Previdi, 2002). Una variante son los modelos basados en redes de funciones, que modelan localmente el comportamiento del sistema mediante subsistemas, cada uno de ellos asociado a un rango de operación determinado (de N. Donaldson, Gollee, Hunt, Jarvis, & Kwende, 1995; Gollee, 1998).

Si bien existen múltiples enfoques en la literatura para la modelización de la E.E.N.M., no existe un convenio en cuanto a la idoneidad de una u otra para aplicaciones de control, por lo que encontrar la más adecuada es una tarea larga y costosa. De forma general, si sólo interesan las entradas y salidas del sistema, un modelo en caja negra puede ser la mejor opción (Ferrarin et al., 2001). En cambio, si se pretenden entender los componentes internos y efectos asociados del sistema, se debe utilizar un modelo más complejo y basado en los efectos fisiológicos, con un enfoque reduccionista si se quiere orientar al control. Un modelo más sofisticado será capaz de replicar mejor el comportamiento real del sistema con un grado de operación mucho más amplio, pero a cambio surgirán complicaciones a la hora de identificar y validar el modelo e interpretar los resultados (Winters, 1995).

El objetivo de este artículo es comparar dos modelos pertenecientes a las dos aproximaciones descritas: fisiológica y de caja negra. Esta comparación permitirá analizar sus prestaciones para diseñar controladores basados en E.E.N.M. Se considera que abordar y desarrollar dos estrategias de modelado diferentes permite realizar un estudio comparativo de ambas y facilitar el futuro diseño e implementación de modelos y/o controladores para aplicaciones más complejas.

2. Material y métodos

2.1. Equipamiento

Para la realización de los experimentos se han empleado electrodos rectangulares *ValuTrode* (5x9cm), estimulador *Rehastim* de *Hasomed*, máquina de ejercicios isocinéticos *KinCom*, y una plataforma de adquisición de datos sincronizada con el estimulador específicamente diseñada para esta aplicación.

Debido a su sencillez, el escenario elegido ha sido el de aplicar estimulación eléctrica en los músculos extensores de la rodilla (vastos y recto femoral) modulando el ancho de pulso y manteniendo fijas la frecuencia y corriente.

En la Figura 1 se muestra el esquema de configuración y la interconexión de elementos para la ejecución de los experimentos. El cálculo de parámetros y la simulación e implementación de los dos modelos se ha realizado en el entorno *MATLAB Simulink*.

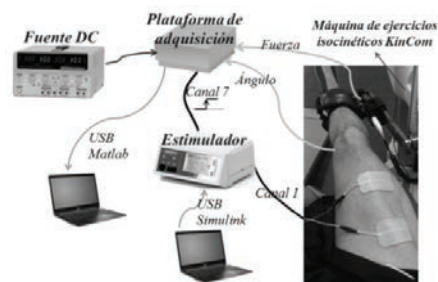


Figura 1: Esquema de configuración del procedimiento experimental aplicado

2.2. Modelo fisiológico

Para el desarrollo del modelo se ha tomado como referencia el modelo presentado por Ferrarin (Ferrarin et al., 2001), el cual diseña un modelo para estimar el ángulo producido en la rodilla cuando se aplica estimulación eléctrica en los cuádriceps para movimientos de extensión. La modulación de la estimulación eléctrica se realiza en ancho de pulso. Este modelo es representativo de su categoría, manteniendo un adecuado compromiso entre número de parámetros y grado de detalle.

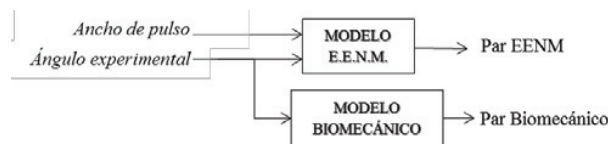


Figura 2: Esquema de entradas y salidas del modelo fisiológico

Debido a que este tipo de modelo permite el acceso a las variables internas del sistema, la salida buscada es el par activo articular. El uso de esta variable para el desarrollo de modelos, permite realizar un control más óptimo de la fuerza muscular, ya que este es el fenómeno físico directo que produce el movimiento. Para ello, se ha desacoplado y adaptado el modelo obteniendo un modelo de E.E.N.M. para la relación entre ancho de pulso de estimulación y par activo en la rodilla, y un modelo biomecánico auxiliar para la estimación del par articular a partir del ángulo medido experimentalmente (Figura 2).

El modelo de E.E.N.M. está comprendido por tres características: la *activación dinámica*, la cual representa la capacidad de generación de fuerza del músculo, y las relaciones

par-ángulo y par-velocidad para caracterizar la contracción y relajación mecánica del músculo.

El bloque de *activación dinámica* (Act en ecuación (1)) representa la característica de reclutamiento, definida como la relación entre ancho de pulso (AP) y activación muscular. Se ha modelado con la función lineal a trozos caracterizada con tres parámetros: Umb [μs], que modela el ancho de pulso a partir del cual se empieza a generar fuerza, Sat [μs] que modela ancho de pulso de saturación a partir del cual la fuerza se mantiene constante y FE [Nm] que modela el valor máximo de par (1).

$$\left\{ \begin{array}{l} Act=0, \text{ para } AP \leq Umb \\ Act = \frac{Fs}{(Sat-Umb)}(AP-Umb), \text{ para } Umb < AP < Sat \\ Act=FE, \text{ para } AP \geq Sat \end{array} \right. \quad (1)$$

La *relación par-ángulo* describe la capacidad de generar fuerza en función de la posición y está modelada a partir de la relación fuerza-longitud de Hatze (Hatze, 1981). Su expresión se corresponde con una función Gaussiana normalizada, donde K_1 y K_2 modelan la ecuación de la curva de la ecuación (2).

$$M_{pa} = e^{-\left\{ \left(\frac{\varphi - K_1}{K_2} \right)^2 \right\}} \quad (2)$$

Para la obtención de los parámetros Umb , Sat , FE , K_1 y K_2 de (1) y (2), se ha realizado un ensayo de contracción isométrica (Ferrarin et al., 2001) de los extensores de la rodilla, bajo la aplicación cuasiestática de una rampa modulada en ancho de pulso*. Este procedimiento se ha repetido en 6 posiciones angulares para obtener la *relación par-ángulo*.

Por último, la *relación par-velocidad* (M_{pv}) deriva de la aproximación lineal de fuerza-velocidad descrita por Zajac (F E Zajac, 1989), donde los parámetros del músculo y la articulación se concentran el parámetro único K_3 de la ecuación (3), donde $\dot{\varphi}(t)$ es la velocidad de la articulación. Este parámetro ha sido obtenido directamente de la literatura (Ferrarin et al., 2001), debido a la complejidad de su determinación experimental (Robert Riener et al., 1999).

$$M_{pv} = I + K_3 \dot{\varphi}(t) \quad (3)$$

El par activo estimado en la rodilla y por tanto la salida de este modelo, es el producto de estas tres características (4).

$$M_{act} = Act \cdot M_{pa} \cdot M_{pv} \quad (4)$$

Con respecto al modelo biomecánico, éste está formado por cuatro componentes: el *par debido al momento de inercia*, el *par viscoso*, el *par elástico* y el *par gravitacional*.

El *par debido al momento de inercia* (M_{tot}) se obtiene a partir del momento de inercia (J) de la pierna y la aceleración ($\ddot{\varphi}(t)$) de la articulación de la rodilla (5).

$$M_{tot} = J \cdot \ddot{\varphi}(t) \quad (5)$$

El *par viscoso* depende de la velocidad ($\dot{\varphi}(t)$) de la articulación y se modela con una función lineal (6). Para la

obtención del parámetro de viscosidad (B) de (6), se ha realizado un ensayo de péndulo pasivo (Ferrarin et al., 2001; Ferrarin & Pedotti, 2000; Henry M Franken et al., 1993; Mansour & Audu, 1986).

$$M_{vis} = B \dot{\varphi}(t) \quad (6)$$

El *par elástico* (M_{ela}) se modela con una función exponencial doble (7), cuyos coeficientes han sido calculados a partir de datos de fuerza y ángulo resultantes de un ensayo isocinético movilizándolo la articulación desde la posición de reposo hasta extensión total a velocidad constante y reducida (5°/s).

$$M_{ela} = a \cdot \exp(b \cdot \varphi(t)) + c \cdot \exp(d \cdot \varphi(t)) \quad (7)$$

El *par gravitacional* (M_{grav}) depende de la posición angular y se calcula a partir de la masa de la pierna (m), longitud del segmento (l) y aceleración de la gravedad (g) (8).

$$M_{grav} = mgl \cos \varphi(t) \quad (8)$$

Los parámetros J de (5) y m y l de (8), se han extraído directamente de aproximaciones (Winter, 2009).

La salida de este modelo y por tanto el par activo resultante en la articulación, es la suma de estas cuatro componentes (9).

$$M_{act} = M_{ela} + M_{vis} + M_{grav} + M_{tot} \quad (9)$$

2.3. Modelo de caja negra NARX

Mediante este modelo se va a extraer la relación entre modulación de ancho de pulso de estimulación y datos experimentales de ángulo (Figura 3), ya que estos datos son medibles de forma directa. La identificación de este modelo se ha llevado a cabo con *Neural Network Toolbox* de *MATLAB*

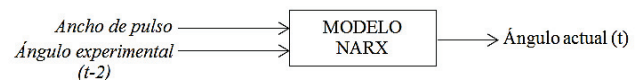


Figura 3 Esquema de entradas y salidas del modelo NARX

El proceso de identificación se divide en dos etapas: una de entrenamiento, en la cual se introducen series de datos de entrada y salida para caracterizar los parámetros internos de la red con una estructura prefijada; y otra de validación, en la cual se introducen series de entrada y salida diferentes a las de entrenamiento para comprobar si la red neuronal se ha identificado adecuadamente.

Para el entrenamiento de esta red, se ha empleado una distribución aleatoria de ancho de pulso entre 0 y 450 μs durante 30 segundos (Figura 4). La distribución de las muestras ha sido la siguiente: un 80% de las muestras para realizar el ajuste de la red, un 10% de las muestras para validación de la red y otro 10% de las muestras para medir el rendimiento de la red neuronal una vez identificada.

Con objeto de normalizar los resultados, la estructura de la red es la misma para todos los sujetos. La estructura elegida contiene diez neuronas en la capa oculta, una unidad en la capa de salida y dos muestras anteriores de entrada y salida para la estimación de la salida en cada instante (Figura 5). El algoritmo de entrenamiento, al igual que en el modelo tomado como referencia

* La frecuencia de estimulación se mantiene fija a 30 Hz, mientras que la corriente es la máxima tolerada al máximo ancho de pulso alcanzable.

(Previdi, 2002), es el de *Levenberg-Marquardt* y el rendimiento del ajuste se calcula mediante Error Cuadrático Medio.

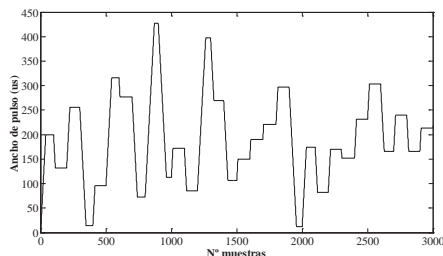


Figura 4 Perfil de estimulación aplicado para el entrenamiento del modelo NARX

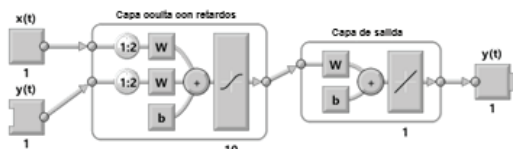


Figura 5 Estructura del modelo NARX

3. Protocolo experimental

El protocolo diseñado para la realización de los experimentos para identificar los parámetros de los dos modelos descritos anteriormente consiste en una única sesión dividida en 3 etapas: entrenamiento, identificación y validación. En la primera se aplican series de estimulación eléctrica para detectar la máxima corriente tolerada por el sujeto. La etapa de identificación consiste en la realización de los ensayos necesarios para caracterizar los parámetros del modelo fisiológico. Finalmente, en la etapa de validación se registran los movimientos producidos en la rodilla bajo unos perfiles de estimulación determinados: un perfil senoidal (Figura 6), un perfil trapezoidal (Figura 7) y una distribución aleatoria (Figura 4). Estos perfiles han sido seleccionados con objeto de estudiar el comportamiento del sistema en un amplio grado de operación y su adaptación a los cambios en la dinámica del mismo. Estos datos se emplean para la validación de los dos modelos y la identificación del modelo de caja negra NARX en red neuronal.

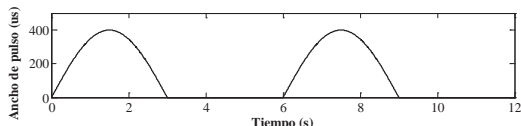


Figura 6 Perfil de estimulación senoidal

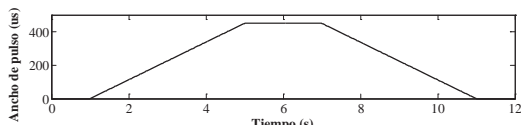


Figura 7 Perfil de estimulación trapezoidal

Para la realización de los experimentos, se les ha pedido a los sujetos que mantengan la musculatura lo más relajada posible, evitando cualquier movimiento voluntario.

4. Resultados

Cinco sujetos sanos (Tabla 1) participaron en los experimentos habiendo firmado previamente un consentimiento informado.

4.1. Modelo fisiológico

Con objeto de comprobar el fenómeno de fatiga, para llevar a cabo la validación de este modelo, los perfiles de la Figura 6 y Figura 7 se han aplicado dos veces: una antes de realizar los ensayos de identificación de parámetros (Fase A) y otra después (Fase E). La Tabla 2 muestra los valores de los parámetros de este modelo para los cinco sujetos, incluyendo los valores medios (M) y la desviación típica (DT). La Figura 8 y Figura 9 muestran los resultados de validación para los perfiles senoidales (Figura 6) y trapezoidales (Figura 7).

Tabla 1: Datos generales de los cinco sujetos de estudio

	Sexo	Edad	Peso (kg)	Altura (m)	Corriente (mA)
Sujeto 1	Masculino	35	83	1,81	30
Sujeto 2	Masculino	41	89	1,81	30
Sujeto 3	Femenino	26	52	1,61	20
Sujeto 4	Femenino	28	58	1,69	20
Sujeto 5	Femenino	24	54	1,63	24

Tabla 2 Parámetros del modelo fisiológico

		S1	S2	S3	S4	S5	M	DT	
Modelo de E.E.N.M.	Act	Umb (μs)	128,28	192,80	183,52	237,57	300,03	208,44	64,28
		Sat (μs)	392,19	448,42	449,33	450,00	426,44	433,28	25,01
		FE (Nm)	34,45	10,76	25,71	20,42	9,98	20,26	10,33
	M _{pv}	K1 (rad)	0,56	0,54	0,46	0,69	0,35	0,52	0,13
		K2 (rad)	1,53	0,87	0,75	0,45	0,56	0,83	0,42
		K3 (rad ⁻¹ s)	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,00
Modelo biomecánico	M _{grav} y M _{rot}	J (kg m ²)	0,48	0,45	0,21	0,25	0,22	0,32	0,13
		m (kg)	5,06	5,43	3,17	3,54	3,29	4,10	1,06
		l (m)	0,25	0,24	0,21	0,22	0,21	0,23	0,02
	M _{vis}	B (N s/m)	0,41	0,41	0,41	0,49	0,43	0,43	0,04
M _{ela}	a	16760,00	0,00	0,00	12,17	0,00	3354,43	7493,94	
	b	1,18	6,11	4,30	-22,22	4,64	-1,20	11,89	
	c	16750,00	22,55	15,43	13,84	11,45	3337,35	7497,90	
	d	0,18	-1,46	-1,24	-1,57	-1,72	-1,16	0,77	

De la Tabla 2, se observa una gran variabilidad de los parámetros, encontrando las mayores diferencias en la característica de *par elástico* (M_{ela}) y *activación dinámica* (Act).

En la gráfica correspondiente al Sujeto 1 de la Figura 8 se observa que el par del modelo de E.E.N.M. está adelantado con respecto al biomecánico, apreciable también aunque en menor medida en los Sujetos 2, 4 y 5, sin embargo no ocurre lo mismo

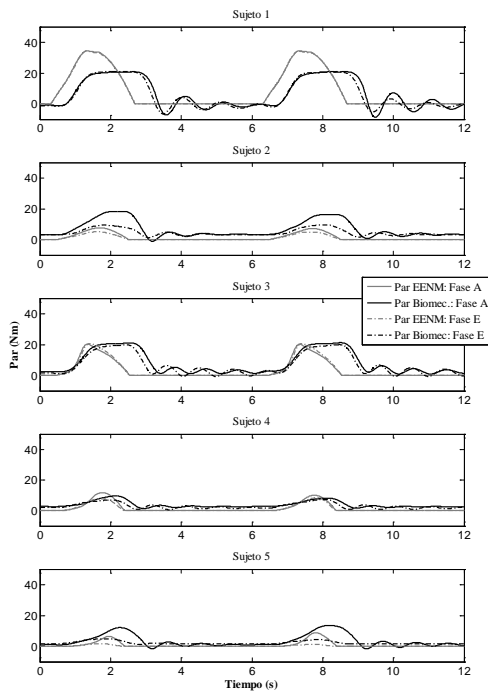


Figura 8 Resultados de validación del modelo fisiológico ante perfil senoidal. En color gris se muestran los pares del modelo de E.E.N.M. y en negro los del modelo biomecánico para las Fases A (línea continua) y E (línea discontinua).

en la Figura 9, encontrando que este desfase entre pares llega a invertirse. Es decir, para los perfiles senoidales el par del modelo de E.E.N.M. tiende a adelantarse respecto al biomecánico, mientras que en los perfiles trapezoidales esto no ocurre.

En lo referido a las diferencias entre fases, las diferencias más significativas se observan en el Sujeto 2, encontrando pares mucho mayores en la Fase A debido principalmente a la fatiga.

Con respecto al orden de magnitud de los pares, para todos los sujetos excepto el 1, la estimación de par del modelo biomecánico es mayor que el de E.E.N.M. De forma general, estos resultados muestran importantes diferencias en las estimaciones de los dos modelos.

4.2. Modelo de caja negra NARX

En la Figura 10 y Figura 11 se muestran los resultados de validación de este modelo ante los dos perfiles, senoidal y trapezoidal respectivamente.

Para evitar redundancias en los resultados, únicamente se han empleado los datos de una de las fases (Fase E para perfil senoidal y Fase A para perfil trapezoidal). En estas figuras se muestran las posiciones angulares obtenidas experimentalmente en comparación con la estimación del modelo NARX.

Se puede observar de una forma clara que en el caso del perfil senoidal (Figura 10), el ajuste del modelo se encuentra solapado con los resultados experimentales, por lo que los errores en este caso son muy reducidos. En el caso del perfil trapezoidal (Figura 11), las diferencias resultan apreciables en los sujetos 4 y 5 en la zona de generación máxima de fuerza.

En la Tabla 3 y Tabla 4 se muestran los Errores Cuadráticos Medios de ambos modelos (NARX y fisiológico, respectivamente), incluyendo el cálculo de valores medios y

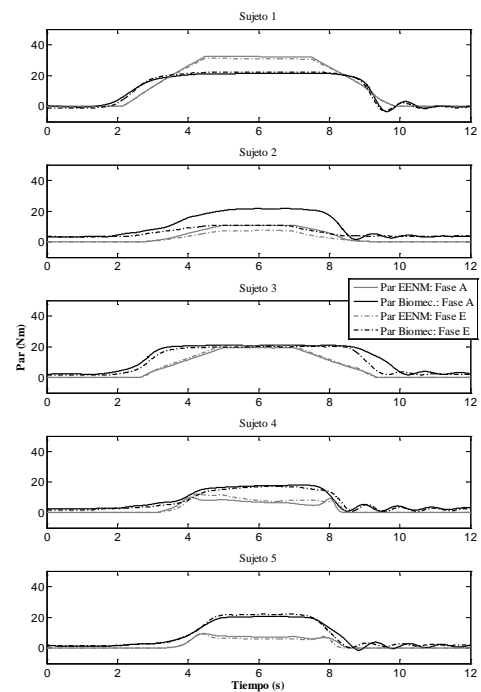


Figura 9 Resultados de validación del modelo fisiológico ante perfil trapezoidal. En color gris se muestran los pares del modelo de E.E.N.M. y en negro los del modelo biomecánico para las Fases A (línea continua) y E (línea discontinua).

desviación típica. Se aprecia claramente que el modelo NARX tiene mayor precisión que el fisiológico.

5. Discusión

Como se ha podido ver en los resultados, el modelo NARX presenta una gran precisión en los resultados realizando un buen ajuste de la posición de la rodilla, mientras que el modelo fisiológico en cambio, presenta unos errores muy elevados (Figura 8, Figura 9 y Tabla 4).

Tabla 3 Errores cuadráticos medios del modelo NARX (deg)

	S1	S2	S3	S4	S5	M	DT
Entrenamiento (x10⁻⁶)	2,79	0,23	3,78	0,49	0,22	1,49	1,66
Trapezio	0,00	0,04	0,00	0,11	0,74	0,17	0,31
Seno positivo (x10⁻⁶)	10,14	0,87	19,94	4,73	1,62	10,14	0,87

Tabla 4 Errores cuadráticos medios del modelo fisiológico (Nm)

		S1	S2	S3	S4	S5	M	DT
Seno positivo	A	10,07	6,59	7,53	2,95	4,01	6,23	2,84
	E	9,34	3,87	6,35	2,17	2,15	4,78	3,07
Trapezio	A	6,42	7,54	6,99	6,32	6,99	6,85	0,50
	E	5,19	3,82	4,91	4,67	8,20	5,36	1,67

Con respecto al modelo NARX, se ha podido comprobar la precisión en el ajuste de resultados obteniendo unos errores muy reducidos. Éstos han sido algo superiores en el perfil trapezoidal (Figura 11), sobretodo en los sujetos 4 y 5, en los cuáles los movimientos producidos en la pierna durante el entrenamiento han sido menos amplios que en los demás, por lo que el modelo no ha sido capaz de adaptarse debido principalmente a que no se

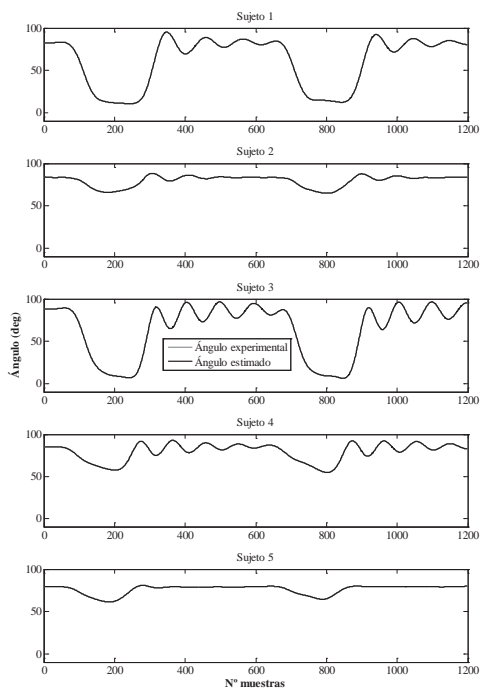


Figura 10 Resultados de validación del modelo NARX ante perfil senoidal. En color gris se ha representado el ángulo articular medido experimental y en color negro la estimación del modelo.

han alcanzado posiciones próximas a la extensión total durante el entrenamiento. Este hecho pone de manifiesto la importancia de una selección específica para cada sujeto de los datos de entrenamiento del modelo, en función de los umbrales de activación. Un perfil de entrenamiento mucho más variante en el tiempo y que consiga movimientos mucho más amplios de la rodilla captará mejor la dinámica del sistema. A la vista de la precisión de los resultados de este modelo, resulta clara su aplicación a tareas de control de posición articular.

Con respecto al modelo fisiológico, el retraso de los pares observado en el perfil senoidal (Figura 8 y Figura 1) podría deberse a la dinámica de estimulación aplicada en el ensayo bajo condiciones isométricas. En este tipo de dinámicas, la tasa de incremento de ancho de pulso es mayor que en la rampa empleada en este ensayo, provocando que los parámetros calculados no se correspondan con esta dinámica, produciendo por tanto el adelanto del par del modelo de E.E.N.M. Se puede observar que no ocurre así en el caso del perfil trapezoidal (Figura 9), donde las pendientes de subida y bajada de ancho de pulso son similares. En otras palabras, cuanto más similar es el perfil para validar el modelo al empleado para su identificación, se produce menor retardo entre los pares y más fiables son los parámetros de activación dinámica calculados.

En cuanto a los errores de magnitud encontrados, se ha realizado un análisis exhaustivo de las características internas de los dos submodelos, encontrando múltiples limitaciones que han influido en los errores obtenidos en el modelo fisiológicos, las cuales se detallan a continuación.

Dentro del modelo de E.E.N.M, la característica más influyente es la *activación dinámica*, la cual, como ya se expuso en el apartado 2.2 se obtiene a partir de tres parámetros que caracterizan una función lineal a trozos. En la Figura 12 se muestra la característica de reclutamiento (salida del bloque de *activación dinámica*) de uno de los sujetos, en la esquina inferior

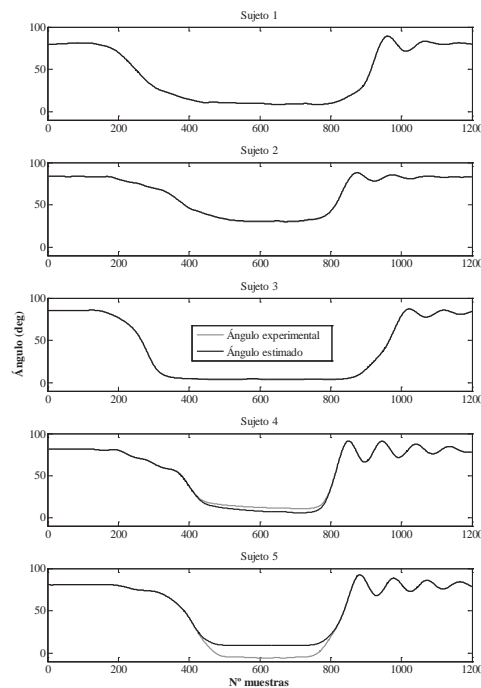


Figura 11 Resultados de validación del modelo NARX ante perfil trapezoidal. En color gris se ha representado el ángulo articular medido experimental y en color negro la estimación del modelo.

derecha se pueden ver las curvas de fuerza obtenidas en el ensayo bajo condiciones isométricas, éstas son las que se promedian y ajustan linealmente a las rectas apreciables en la figura. De esta forma, el modelado de esta característica queda muy simplificado pero obliga a perder información sobre la capacidad de generación de fuerza del músculo y su dependencia con la posición angular de la rodilla.

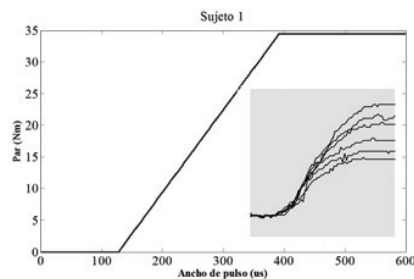


Figura 12 Característica de reclutamiento

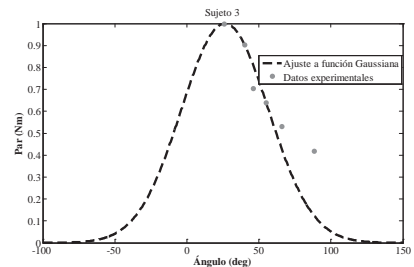


Figura 13 Ajuste de la relación par-ángulo

Con respecto a la *relación par-ángulo*, el ajuste se ha realizado mediante una función Gaussiana de primer orden (apartado 2.2) a partir de 6 puntos (correspondientes a las posiciones angulares del ensayo bajo condiciones isométricas). En la Figura 13 se muestra esta característica en uno de los sujetos, pudiendo observar que la alta dispersión entre los datos experimentales hace perder exactitud, obligando en algunos casos a desechar algunas muestras. Además, cabe destacar que en este tipo de curvas, pequeñas variaciones de ángulo pueden producir grandes cambios de par.

La influencia de la fatiga ha sido otra limitación importante aunque únicamente ha sido apreciable en el Sujeto 4, la fatiga muscular genera cambios en la respuesta angular de la rodilla (Del-Ama, 2013), se ha podido comprobar que el modelo biomecánico es capaz de adaptarse a esos cambios, no ocurriendo así en el modelo de E.E.N.M. en el cual las posiciones angulares tienen un peso mucho menor que el ancho de pulso, haciendo que este modelo no pueda adecuarse dinámicamente a los efectos de la fatiga.

Respecto al modelo biomecánico, se ha presumido la fiabilidad de los cálculos de *par gravitacional* y *par debido al momento de inercia*, ya que están basados en los datos experimentales de ángulo y en parámetros constantes calculados a partir de la antropometría del sujeto. Los valores de *par viscoso* obtenidos para todos los sujetos en todos los ensayos han tenido una influencia despreciable en los resultados de par activo y, por tanto la característica determinante de este modelo es el *par elástico*. Para la obtención de esta característica se han realizado tres repeticiones del ensayo isocinético pasivo, encontrando en algunos casos (Figura 14) una alta dispersión de par elástico sobretodo en posiciones próximas a la extensión total (0 grados). Esto ha complicado la obtención de una única función, perdiendo información sobre esta característica.

Además de todas las dificultades para la identificación de las características internas del modelo, se han encontrado otro tipo de limitaciones inherentes al tipo de modelo, tales como la falta de realimentación del modelo, que hace que éste no se adapte dinámicamente a cambios en las entradas. A diferencia del modelo tomado como referencia (Ferrarin et al., 2001), en este estudio se ha incluido como entrada el ángulo medido experimentalmente, pero se ha puesto de manifiesto que el uso de parámetros estáticos que no se adaptan en tiempo real a la dinámica del sistema es una barrera importante en el modelado de sistemas tan complejos, no lineales y variantes en el tiempo como este. Otra de las limitaciones importantes ha sido la de realizar la validación del modelo basándose en dos estimaciones diferentes. El hecho de no disponer de datos experimentales de par impide determinar el grado de acercamiento a los valores reales y por tanto la precisión del modelo.

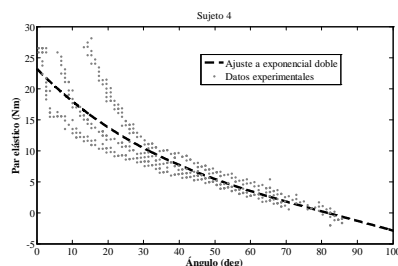


Figura 14 Ajuste de la característica elástica a partir de tres repeticiones del ensayo isocinético

En este estudio se ha presentado identificación de los modelos únicamente en sujetos sanos. Dadas las limitaciones mencionadas e inherentes del sistema muscular bajo estimulación eléctrica, se debe añadir la dificultad de modelado en sujetos con lesión medular. Etapas posteriores irían enfocadas a la identificación de modelos en lesionados medulares.

6. Conclusión

En este artículo se han abordado y comparado dos estrategias de modelado de la activación muscular artificial bajo E.E.N.M. Por un lado, un modelo fisiológico simplificado con representación de las características internas de la activación muscular y por otro, un modelo de caja negra basado en una red neuronal.

Respecto al modelo fisiológico, limitaciones tales como la fatiga muscular, la falta de realimentación del modelo y las dificultades para validar el modelo han influido en los altos errores de precisión encontrados. En cambio, su identificación y análisis ha permitido el estudio en profundidad de los procesos internos y de la multitud de factores que involucran la activación muscular.

A pesar de no proporcionar conocimiento sobre los procesos internos del músculo, el modelo de caja negra ha demostrado una buena precisión, aunque siempre dependiente de la dinámica de los perfiles entrenamiento empleados.

De forma general, si se pretende realizar un control preciso del movimiento articular y sólo interesan las entradas y salidas del sistema, el modelo en caja negra es la mejor opción. En cambio, si se desea tener acceso a las variables internas del sistema neuromuscular bajo E.EN.M., es necesario realizar un análisis exhaustivo de las limitaciones encontradas en el modelo fisiológico aquí desarrollado que permita mejorar su precisión y fiabilidad.

English Summary

Neuromuscular Electrical Stimulation modelling by physiological and black-box approach.

Abstract

In this paper, a comparison and validation of two models of Neuromuscular Electrical Stimulation (NMES) for the relationship between stimulation parameters and biomechanical characteristics is presented. Each model is representative of two opposite approaches: the first one is a physiological simplified model, while the second is a black-box model based on neural network, without information about the internal processes of muscle contraction under NMES. The features of each model, equipment used and the experiments are discussed. Five healthy volunteers were enrolled for identification and validation of both models. The physiological model, despite the numerous limitations found, allowed to characterize the internal processes and the variety of factors that involve NMES. The neural network model showed good precision but does not provide knowledge about the system. For a control purposes in which only the input-output relationship are of interest, a black box model can be considered as a good choice, whereas for gaining insight on the internal process involved in NMES, the physiological approach

should be improved considerably to improve accuracy and performance.

Keywords:

Models, identification, stimulation, electrodes, control.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido posible a través de la financiación del proyecto BioMot, 7FP, ref. (611695, 7FP) y el proyecto HYPER, CONSOLIDER INGENIO 2010.ref. CSD2009-00067.

Referencias

- Bai, E., Member, S., & Fu, M. (2002). A Blind Approach to Hammerstein Model Identification. *50*(7), 1610–1619.
- Creasey, G. H., Ho, C. H., Triolo, R. J., Gater, D. R., DiMarco, A. F., Bogie, K. M., & Keith, M. W. (2004). Clinical applications of electrical stimulation after spinal cord injury. *The Journal of Spinal Cord Medicine*, *27*(4), 365–75. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15484667>
- De N. Donaldson, N., Gollee, H., Hunt, K. J., Jarvis, J. C., & Kwende, M. K. N. (1995). A radial basis function model of muscle stimulated with irregular inter-pulse intervals. *Medical Engineering & Physics*, *17*(6), 431–441. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/135045339400013Y>
- Del-Ama, A. (2013). A comparison of customized strategies to manage muscle fatigue in isometric artificially elicited muscle contractions for incomplete SCI subjects. *Journal of Automatic ...*, *21*(1), 19–25. doi:10.2298/JAC1301019A
- Doucet, B. M., Lam, A., & Griffin, L. (2012). Neuromuscular electrical stimulation for skeletal muscle function. *The Yale Journal of Biology and Medicine*, *85*(2), 201–15. Retrieved from <http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3375668&tool=pmcentrez&rendertype=abstract>
- Durfee, W. K., & MacLean, K. E. (1989). Methods for estimating isometric recruitment curves of electrically stimulated muscle. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, *36*(7), 654–67. doi:10.1109/10.32097
- Ferrarin, M., Palazzo, F., Rienen, R., & Quintern, J. (2001). Model-based control of FES-induced single joint movements. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, *9*(3), 245–57. doi:10.1109/7333.948452
- Ferrarin, M., & Pedotti, a. (2000). The relationship between electrical stimulus and joint torque: a dynamic model. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, *8*(3), 342–52. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11001514>
- Franken, H. M., Veltink, P. H., Baardman, G., Redmeyer, R. a, & Boom, H. B. (1995). Cycle-to-cycle control of swing phase of paraplegic gait induced by surface electrical stimulation. *Medical & Biological Engineering & Computing*, *33*(3 Spec No), 440–51. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/7666692>
- Franken, H. M., Veltink, P. H., Tijmsmans, R., Member, S., Boom, H. B. K., & Member, A. (1993). Identification of Passive Knee Joint and Shank Dynamics in Paraplegics Using Quadriceps Stimulation, *I*(3).
- Gollee, H. (1998). A non-linear approach to modelling and control of electrically stimulated skeletal muscle. Retrieved from [http://theses.gla.ac.uk/2110/Hatwell, M. S., Ouderkerk, B. J., Sacher, C. A., & Inbar, G. F. \(1991\). The development of a model reference adaptive controller to control the knee joint of paraplegics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, *36*\(6\), 683–691. doi:10.1109/9.86942](http://theses.gla.ac.uk/2110/Hatwell, M. S., Ouderkerk, B. J., Sacher, C. A., & Inbar, G. F. (1991). The development of a model reference adaptive controller to control the knee joint of paraplegics. IEEE Transactions on Automatic Control, 36(6), 683–691. doi:10.1109/9.86942)
- Hatze, H. (1981). A comprehensive model for human motion simulation and its application to the take-off phase of the long jump. *Journal of Biomechanics*, *14*(3), 135–142. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0021929081900191>
- Hill, a. V. (1938). The Heat of Shortening and the Dynamic Constants of Muscle. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, *126*(843), 136–195. doi:10.1098/rspb.1938.0050
- Hunt, K. J., Muni, M., Donaldson, N. N., & Barr, F. M. (1998). Investigation of the Hammerstein hypothesis in the modeling of electrically stimulated muscle. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, *45*(8), 998–1009. doi:10.1109/10.704868
- Huxley, A. (1957). Muscle structure and theories of contraction. *Prog. Biophys. Biophys. Chem*, *7*, 255–318. Retrieved from <http://ci.nii.ac.jp/naid/10005175870/en/>
- Mansour, J. M., & Audu, M. L. (1986). The passive elastic moment at the knee and its influence on human gait. *Journal of Biomechanics*, *19*, 369–373. doi:10.1016/0021-9290(86)90013-8
- Nightingale, E. J., Raymond, J., Middleton, J. W., Crosbie, J., & Davis, G. M. (2007). Benefits of FES gait in a spinal cord injured population. *Spinal Cord*, *45*(10), 646–57. doi:10.1038/sj.sc.3102101
- Perumal, R., Wexler, A. S., Kesar, T. M., Jancosko, A., Laufer, Y., & Binder-macleod, S. A. (2010). A phenomenological model that predicts forces generated when electrical stimulation is superimposed on submaximal volitional contractions, 1595–1604. doi:10.1152/jappphysiol.01231.2009.
- Previdi, F. (2002). Identification of black-box nonlinear models for lower limb movement control using functional electrical stimulation. *Control Engineering Practice*, *10*(1), 91–99. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967066101001289>
- Rienen, R., Bioingegneria, C., Projuventute, F., Gnocchi, D., Milano, P., & Capeceaturo, V. (1999). Model-based development of neuroprostheses for paraplegic patients.
- Rienen, R., Quintern, J., & Schmidt, G. (1996). Biomechanical model of the human knee evaluated by neuromuscular stimulation. *Journal of Biomechanics*, *29*, 1157–1167. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8872272>
- Schauer, T., & Hunt, K. J. (2000). Linear controller design for the single limb movement of paraplegics. In *Proceedings of IFAC Symposium on Modelling and Control in Biomedical Systems (MCBS) 2000* (pp. 7–12).
- Winter, D. (2009). *Biomechanics and motor control of human movement*. Retrieved from http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=_bFHL08IWfWC&oi=fnd&pg=PA14&dq=Biomechanics+and+Motor+Control+of+Human+Movement&ots=Jkoycr88W3&sig=7j08867HDz0ISQhregc3MPeD60Q
- Winters, J. M. (1995). An improved muscle-reflex actuator for use in large-scale neuromusculoskeletal models. *Annals of Biomedical Engineering*, *23*(4), 359–374. doi:10.1007/BF02584437
- Zahalak, G. I. (1992). An overview of muscle modeling. *Neural Prostheses: Replacing Motor Function After Disease or Disability*. New York: Oxford Univ. Press.
- Zajac, F. E. (1989). Muscle and tendon: properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, *17*(4), 359–411. Retrieved from <http://europepmc.org/abstract/MED/2676342/reload=0>
- Zajac, F. E., Neptune, R. R., & Kautz, S. A. (2003). Biomechanics and muscle coordination of human walking: part II: lessons from dynamical simulations and clinical implications. *Gait & Posture*, *17*, 1–17. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12535721>