

**Artigo Original**

Recebido em 22/07/2007, aceito em 29/12/2007

**Estudio de las características  
temporales del electromiograma  
del músculo tibial anterior  
durante la marcha hemiparética**

*Study of the temporal characteristics  
of the electromyogram of the muscle  
tibialis anterior during hemiparetic  
gait*

**Claudia Edith Bonell  
Analía Soledad Cherniz  
Carolina Beatriz Tabernig\***

Laboratorio de Ingeniería de Rehabilitación e  
Investigaciones Neuromusculares y Sensoriales,  
Facultad de Ingeniería,  
Universidad Nacional de Entre Ríos  
Argentina  
E-mail: ctavernig@bioingenieria.edu.ar

\*Autor para correspondencia

**Resumen**

La señal de electromiografía de superficie de músculos sanos es modelada como un proceso aleatorio cuya función de distribución de probabilidades es aproximada por medio de distribuciones Gaussianas o Laplacianas. En este trabajo se estudia el ajuste del EMG del músculo tibial anterior (TA) parético a estas distribuciones y el análisis estadístico de sus estimadores de amplitud, con vistas a la utilización de esta señal como control de un estimulador eléctrico para corrección de la caída del antepié durante la fase de oscilación (FO) de la marcha hemipléjica. Se estudiaron: el valor cuadrático medio (RMS), valor medio absoluto (VMA), valor medio absoluto de la diferencia (VMAD) y varianza (VAR). Se analizaron 40 registros electromiográficos del TA obtenidos durante distintas fases de la marcha de 2 músculos con hemiparesia. Se observó que dicha señal puede ser aproximada, al igual que en músculos sanos, mediante distribuciones Gaussianas o Laplacianas. La distribución Laplaciana es la que mejor ajustó a la señal durante la FO, fase de la marcha con mayor actividad del TA, lo que supone que el VMA es el mejor estimador de su amplitud. Sin embargo, todos los parámetros analizados pudieron diferenciar estadísticamente la FO del resto de las fases analizadas. La VAR es el estimador que presentó mejor comportamiento dada su menor variabilidad. En conclusión, los algoritmos de detección de cambios en músculos sanos basados en estos estimadores, podrían también aplicarse para el TA parético y utilizar la señal proveniente de ese músculo como control de un estimulador eléctrico funcional.

**Palabras clave:** Electromiografía, Estimación de amplitud del EMG, Paresia muscular, Tibial anterior, Análisis de distribución de probabilidades, Marcha hemiparética.

### Abstract

In healthy muscles the surface electromyographic signal is modelled as a random process, whose probability density function has been approximated through Gaussian or Laplacian distributions. In this work the analysis of the adjustment of the EMG of the paretic tibialis anterior (TA) muscle to these distributions and the statistical analysis of its amplitude estimators is presented, in order to use this signal as a control for an electric stimulator to correct the foot drop during the swing phase (FO) in the hemiplegic gait. The root mean square (RMS), the absolute mean value (VMA), the absolute mean value of the difference (VMAD) and the variance (VAR) were studied for different gait phases. Forty electromyographic records of 2 TA muscles with hemiparesia were obtained for different gait phases. It was observed that this signal can be approximated, like in healthy muscles, through Gaussian or Laplacian distributions. The Laplacian distribution is the one which better fit the signal during the FO, the phase of the gait with greater activity of the TA. This supposes that the VMA is the best estimator of their amplitude. Nevertheless, all the analyzed parameters could statistically differentiate the FO from the other phases analyzed. The VAR is the estimator that displayed the better behavior given its smaller variability. In conclusion, the algorithms to detect changes in healthy muscles, based on these estimators, could also be used in the paretic TA. Then, the signal from this muscle could be employed to control functional electrical stimulators.

**Keywords:** Electromyography, EMG amplitude estimation, Muscular paresis, Tibialis anterior, Analysis of probability densities, Hemiparetic gait.

### Extended Abstract

#### Introduction

The Functional Neuromuscular Stimulation systems destined to correct the foot drop during the hemiparetic gait stimulate the tibialis anterior (TA) commanded by means of a trigger signal commonly controlled by micro switches placed in an insole. A more physiological command could perform the detection of the beginning of the TA muscular contraction during the swing phase (FO) of the gait. This kind of detection involves the analysis of the EMG signal in order to determine their statistical characteristics and the best estimators of their amplitude.

In the healthy muscle, the EMG signal was modeled as a Gaussian or Laplacian probability density function (FDP). The performance of the parameters utilized as amplitude estimators of the EMG signal depends on its statistical characteristics. The temporal parameters frequently used are: the root mean square (RMS), the absolute mean value (VMA), the absolute mean value of the difference (VMAD) and the variance (VAR).

In the paretic muscle the activation patterns of the TA is modified. Because of this, in this work the statistical analysis of the EMG signal of this muscle is presented and the performance of the amplitude estimators, used in healthy muscles, is evaluated. The aim of this work is identify the activity of the paretic TA belonging to the FO, in order to use this signal as a control for an electric stimulator to correct the foot drop during the hemiparetic gait.

### Material and Methods

The TA surface EMG signal of two hemiparetic muscles were analyzed, 18 (data set 1) and 22 (data set 2) steps were respectively registered. A micro switch was used to detect the heel-off. The signals were sampled to 2 kHz and filtered between 10 and 400 Hz. For each stride, 4 segments associated with different levels of TA activity were selected: the initial contact phase (FIA), corresponding to the 10% of the stance phase, and the mid stance phase (FMA), terminal stance phase (FFA) and swing phase (FO), of 150 ms. For these segments the EMG amplitude distributions were obtained. The adjustment of the experimental distribution to the Gaussian FDP was evaluated by means of the chi-square test. The mean quadratic error (ECM) between the Gaussian FDP and Laplacian FDP and the average distribution in each segment was analyzed.

The RMS, VMA, VMAD and VAR values for each segment in the strides were estimated. The ANOVA analysis was performed and the Tukey test was used to evaluate the statistical difference between the segments.

### Results

Figures 2 and 3 shows the normalized amplitude histograms of the segments FIA, FMA, FFA and FO of both data sets. The Table 1 displays the results of the chi-square test ( $p < 0.05$ ). It can be observed that the experimental distribution differs significantly from the Gaussian FDP, particularly during the FO. This is confirmed through the analysis of the total ECM, presented in Table 2, where the average distribution of each segment is compared against the Gaussian FDP and Laplacian FDP. In general, the ECM is smaller for the Laplacian distribution.

Tables 3 and 4 list the mean and the variance of the RMS, VMA, VMAD and VAR for both data sets. The ANOVA analysis shows that there are statistical differences between the mean values of these parameters. The Tukey test for the data set 1 indicates that the activity of the TA in the segment FO differs significantly ( $p < 0.05$ ) of the other segments with any of the parameters utilized. In the case of data set 2 a similar behavior is obtained, but here the VMAD and the VAR can not distinguish the FO from the FIA, where there is TA activity in healthy muscles.

### Discussion and Conclusion

The analysis of the EMG signal of the paretic TA showed that its distribution of amplitude can adjust to the Gaussian and Laplacian FDPs, like in healthy muscles. The degree of adjustment to these distributions depends on the analyzed segment. Taking into account the ECM, the Laplacian FDP is the one that better adjusts the EMG related to gait phases in which exist greater activity of the TA (Tables 1 and 2). This supposes that VMA is the better estimator of the EMG amplitude. Nevertheless, all the analyzed estimators significantly distinguish the FO from the other segments analyzed. Due to the dynamic characteristics of the EMG during the gait, the estimation of its amplitude by means of RMS, VMA, VMAD and VAR was not constant. This suggests that the algorithms based on these parameters, used in healthy muscles, could also be employed for the detection of changes in the muscular activity of paretic muscles.

## Introducción

Las neuroprótesis motoras basadas en estimulación neuromuscular funcional (FNS, por sus siglas en inglés) logran contracciones musculares por medio de pulsos eléctricos comandados en forma voluntaria por el paciente. En algunas aplicaciones, este comando se obtiene a partir de la detección del inicio de una contracción muscular de un músculo sano (Zecca *et al.*, 2002). Existe evidencia clínica que indica que los procesos plásticos involucrados en el re-aprendizaje motor se facilitan si la señal de comando de estos sistemas proviene del mismo músculo que está siendo estimulado (Cauraugh *et al.*, 2000; Cauraugh y Kim, 2002; Krakauer, 2006). En este sentido, se podría utilizar el electromiograma de superficie (EMG) de un músculo parético, es decir un músculo con cierta debilidad pero que puede aún ser contraído a voluntad, para comandar el sistema de FNS. La FNS tendría por objetivo completar el desarrollo de fuerza muscular por medio de la estimulación de las fibras nerviosas musculares (Sennels *et al.*, 1997).

Una de las aplicaciones más difundidas de la FNS es la corrección de la caída del antepié en personas con secuelas de hemiplejías. En los sistemas más difundidos, la dorsiflexión del pie se logra mediante la estimulación eléctrica del tibial anterior (TA) parético durante la fase de balanceo y es iniciada por micropulsadores colocados en plantillas (Lyons *et al.*, 2002). Un comando más fisiológico de estos sistemas podría lograrse a través de la detección del inicio de contracción del TA que se produce durante la etapa de oscilación correspondiente al despegue del pie y avance de la pierna. Sin embargo, el músculo TA se activa también durante otras fases a lo largo del ciclo de la marcha (Prat, 1993). Además, los patrones electromiográficos de activación del TA se ven alterados luego de lesiones neurológicas, en especial en aquellas que dañan el sistema nervioso central debido a las modificaciones sufridas en el control motor (BurrIDGE *et al.*, 2001). Es necesario, entonces, que el sistema de FNS diferencie e identifique la actividad del TA parético correspondiente a la fase de oscilación, para iniciar la estimulación eléctrica del músculo en el momento adecuado.

El diseño de un algoritmo destinado a la detección del inicio de la actividad del TA durante la fase de oscilación, requiere de la selección de parámetros que caractericen la señal de electromiografía (EMG) de este músculo y de umbrales a partir de los cuales se tome la decisión de que ha ocurrido un cambio. La selección de este umbral puede ser heurística o sistemá-

tica, es decir, basada en fórmulas empíricas o dependiente del análisis de las características estocásticas de la señal (Staude *et al.*, 2001; Staude y Wolf, 1999). En el caso de la marcha, el diseño de un algoritmo de detección que permita la detección del inicio de la actividad del TA debe partir de la caracterización y el análisis estadístico de muestras representativas de los intervalos que se desean diferenciar. La estrategia y el umbral a utilizar dependerán entonces de las características de la señal observada.

Entre los parámetros temporales comúnmente empleados como estimadores de cambios en la señal de EMG de músculos sanos se encuentran: el valor cuadrático medio (conocido como valor RMS), el valor medio absoluto (VMA), el valor medio absoluto de la diferencia (VMAD) y la varianza (VAR) (Merletti *et al.*, 2004; Zecca *et al.*, 2002). El desempeño de estos estimadores en algoritmos de detección depende de las propiedades estadísticas reales de la señal. Estas se fundamentan en modelos teóricos que suponen funciones de distribución de probabilidades (FDP) Gaussianas o Laplacianas de la amplitud de la señal de EMG de superficie, cuando es registrado a fuerza constante, ángulo constante y sin fatiga muscular (Clancy y Hogan, 1999; Yuan *et al.*, 1994). Los métodos estadísticos para la detección de cambios en la señal de EMG con mejor desempeño en tiempo real, evaluados en experiencias con músculos sanos, se basan en modelizar la señal mediante un proceso Gaussiano (Staude *et al.*, 2001; Staude y Wolf, 1999). En contracciones dinámicas, como es el caso de la activación del TA durante la marcha, la detección de los cambios en la señal de EMG para su utilización como control de una neuroprótesis motora, debe realizarse en tiempo real. Además, a diferencia de las contracciones isométricas, a fuerza constante, y ángulo constante, las características de la señal de EMG pueden verse influenciada por la posición relativa de los electrodos, cambios en la longitud de las fibras musculares, entre otros factores que alteran las características del registro (Farina *et al.*, 2004).

Este trabajo presenta el análisis de las características estocásticas de la señal de EMG en músculo TA parético, así como también el análisis estadístico de los parámetros temporales que la caracterizan en segmentos del ciclo de la marcha relacionados con distintos niveles de actividad del TA. La finalidad de este estudio es evaluar la forma de la distribución de amplitud de la señal y la capacidad de los estimadores de amplitud para identificar los diferentes segmentos considerados, aún bajo condiciones de contracción di-

námica. Esto posibilitará la selección y/o el diseño de un algoritmo de detección de cambios en la amplitud del músculo parético en tiempo real, con vistas a su utilización para el control de una neuroprótesis motora de miembro inferior.

## Materiales y Métodos

### Registros de EMG

Se analizaron 40 registros de señales de EMG de superficie de TA de dos músculos con hemiparesia. Estas señales fueron registradas mediante electrodos de superficie de Ag-AgCl colocados según las recomendaciones del sitio *Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles – SENIAM* (2007). Dichos registros se realizaron durante la marcha sobre cinta a una velocidad cómoda para los sujetos, los cuales fueron informados de las características del protocolo y dieron su consentimiento al estudio. Se registró la señal de EMG durante 18 pasos para el caso del sujeto 1 y 22 pasos para el sujeto 2, conformando los conjuntos de registros 1 y 2 respectivamente. Se utilizó un pulsador ubicado en el talón a los fines de distinguir la fase de apoyo de la marcha del inicio de la fase de balanceo. Las señales obtenidas fueron filtradas entre 10 y 400 Hz y digitalizadas a 2 kHz.

### Intervalos de análisis

Sobre cada registro de los conjuntos de registros 1 y 2 se seleccionaron los siguientes segmentos de análisis: fase inicial de apoyo (FIA), fase media de apoyo (FMA), fase final de apoyo (FFA) y fase de oscilación (FO) (Prat, 1993). Para la elección de estos segmentos se consideró que la señal de EMG registrada es estacionaria por tramos inferiores a 400 ms (Hefftner *et al.*, 1988).

El segmento FIA se corresponde con la etapa de activación del TA encargada de amortiguar la caída del pie al momento del apoyo plantar. Este segmento corresponde al 10% inicial de la fase de apoyo. Los segmentos FMA y FFA se relacionan con etapas de la marcha donde la actividad muscular del TA se encuentra disminuida. La FMA comienza al 20% de la fase de apoyo y tiene una duración de 150 ms y el segmento FFA se consideró como los 150 ms finales de la fase de apoyo. Por último, el segmento FO se asocia a la etapa de activación del TA presente durante la fase de balanceo, la cual se encarga de mantener una adecuada distancia pie-suelo al momento de dar el paso. Este segmento se determinó como los 150 ms posteriores al inicio de la actividad del músculo TA

en la fase de balanceo. Este inicio se visualizó en la mayoría de los registros al 30% del inicio de la fase de balanceo, por lo que se consideró este porcentaje como valor fijo para todas las pasadas.

A modo de ejemplo, la Figura 1 muestra el registro de la señal de EMG de superficie correspondiente a un paso de uno de los conjuntos de registros analizados donde se pueden identificar los segmentos de datos analizados.

### Caracterización estadística del EMG

Para cada uno de los segmentos seleccionados se obtuvieron las distribuciones de amplitud del SEMG, y se evaluó su ajuste a las FDP Gaussiana y a la FDP Laplaciana. La FDP Gaussiana está dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

donde  $\mu$  es la media y  $\sigma^2$  es la varianza de la distribución.

La FDP Laplaciana está descripta por la fórmula:

$$f(x) = \frac{1}{2b} e^{-\left|\frac{x-\mu}{b}\right|} = \frac{1}{2b} \begin{cases} e^{-\left(\frac{\mu-x}{b}\right)} & \text{si } x < \mu \\ e^{-\left(\frac{x-\mu}{b}\right)} & \text{si } x \geq \mu \end{cases} \quad (2)$$

donde  $\mu$  es la media y su varianza es  $2b^2$ .

Mediante la prueba chi-cuadrado se evaluó el ajuste de la distribución experimental a la FDP Gaussiana para los segmentos analizados en cada uno de los registros obtenidos.

Se realizó además el análisis del error cuadrático medio (ECM) entre las distribuciones de las ecuaciones (1) y (2) y la FDP media (promediada sobre todos los registros) en cada uno de los segmentos.

### Parámetros evaluados

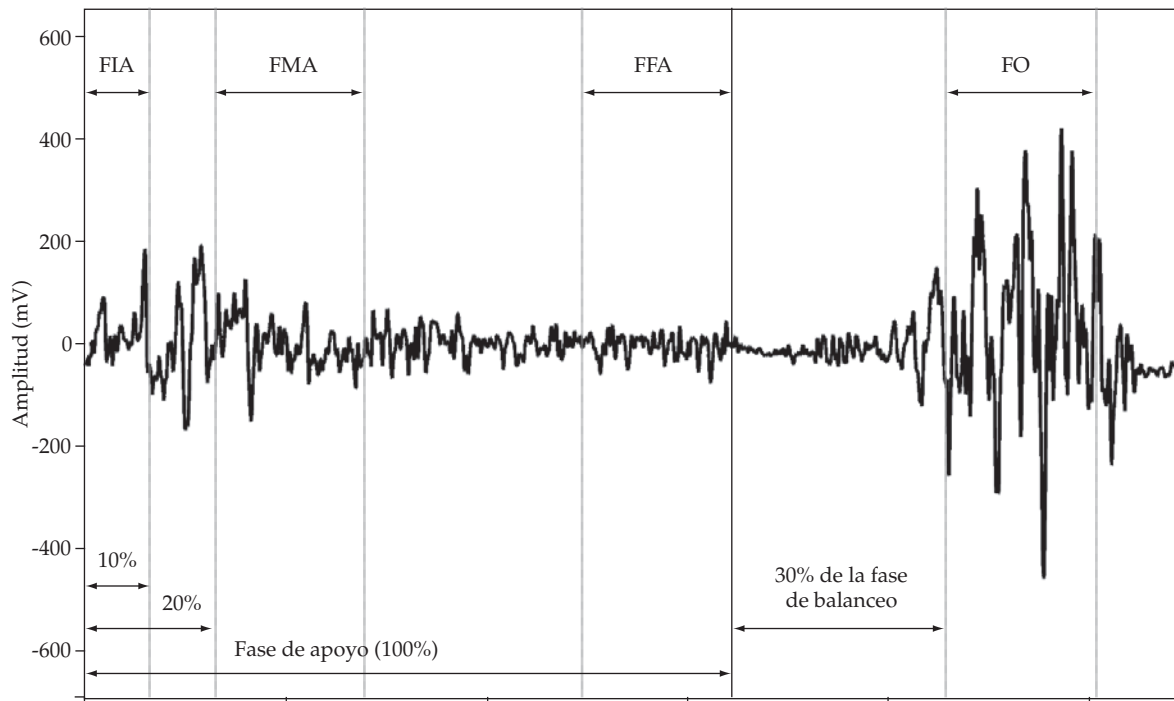
Para cada uno de los intervalos seleccionados se estimaron el valor RMS, VMA, VMAD y VAR, en cada uno de los registros.

Para una señal discreta  $x(n)$ , con  $n = 1, \dots, N$  muestras igualmente espaciadas, el valor RMS se define como:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n)]^2} \quad (3)$$

Este parámetro permite caracterizar la señal estimando el contenido de energía, relacionando su amplitud, en un intervalo determinado.

El VMA para la señal  $x(n)$  se calcula de la siguiente forma:



**Figura 1.** Registro electromiográfico del TA de un músculo hemiparético correspondiente a un ciclo de marcha, donde se identifican los segmentos analizados: fase inicial de apoyo (FIA), fase media de apoyo (FMA), fase final de apoyo (FFA) y fase de oscilación (FO). **Figure 1.** Electromyographic record of the TA of a hemiparetic muscle corresponding to a gait cycle, where the analyzed segments are identified: initial contact phase (FIA), mid stance phase (FMA), terminal stance phase (FFA) and swing phase (FO).

$$\text{VMA} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)| \quad (4)$$

El VMAD es el valor medio absoluto de la diferencia entre dos muestras adyacentes  $k$  y  $k+1$ , y se define como:

$$\text{VMAD} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |x(n+1) - x(n)| \quad (5)$$

La varianza de la señal se estima de la siguiente forma:

$$\text{VAR} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \quad (6)$$

donde  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)$  es el valor medio de la señal.

Se realizó el gráfico de cajas de los parámetros descritos sobre cada uno de los segmentos analizados: FIA, FMA, FFA y FO.

Se efectuó, además, un análisis ANOVA a los fines de determinar si los valores RMS, VMA, VMAD o VAR en los cuatro intervalos de análisis, son significativamente distintos. Se utilizó, posteriormente, el método de comparación múltiple de Tukey para evaluar la diferencia estadística entre pares de intervalos.

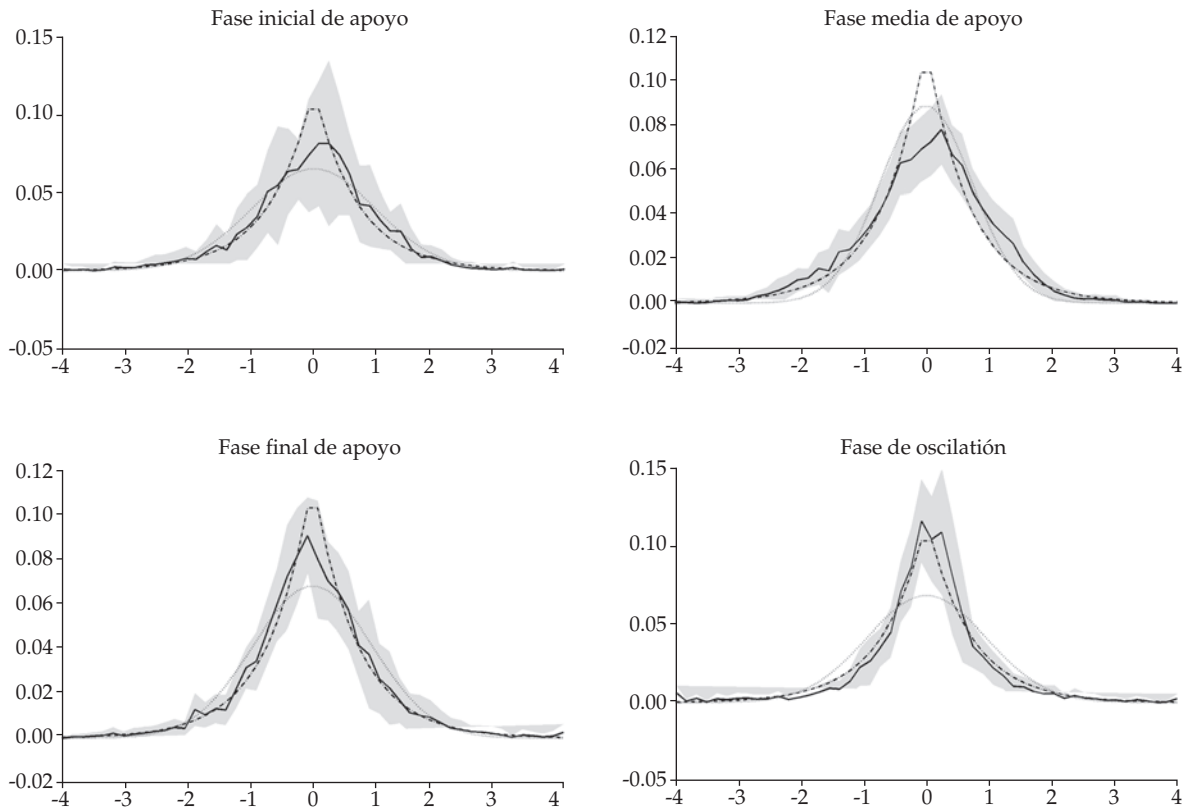
## Resultados

### Caracterización estadística del EMG

Los histogramas de amplitud normalizada de los segmentos FIA, FMA, FFA y FO del conjunto de registros 1 y 2 muestran que la distribución de probabilidad de la señal de EMG del músculo parético durante la marcha no se ajusta a un único modelo (Figuras 2 y 3).

La prueba chi-cuadrado ( $p < 0,05$ ) para los dos conjuntos de registros muestra que la FDP experimental, particularmente durante la fase de oscilación, presenta diferencias significativas con respecto a la FDP Gaussiana (Tabla 1).

En general, el ECM total (promediado sobre todos los registros) entre la FDP media estimada y las funciones de distribución teóricas es menor para la distribución Laplaciana, en cada uno de los segmentos para ambos conjuntos de registros (Tabla 2). En el caso de los segmentos FMA y FFA del conjunto 2, el ECM total es menor con respecto a la distribución Gaussiana, lo cual se indica en negrita en la Tabla 2. Esto último también puede observarse a partir de la Figura 3, en particular para la FMA, y en la Tabla 1, donde dichos



**Figura 2.** Distribución de amplitudes normalizadas de la señal de EMG hemiparético de superficie del conjunto de registros 1 en los cuatro segmentos evaluados. La línea llena indica la FDP experimental promedio de los registros. La región en gris representa una desviación estándar por encima y por debajo del promedio. La línea de puntos representa la distribución Gaussiana y la línea raya y punto la distribución Laplaciana. **Figure 2.** Normalized distribution of amplitudes of the surface EMG signal of the data set 1 in the four evaluated segments. The solid line indicates the average of the experimental distribution of the records. The gray region represents one standard deviation from the mean. The dotted line represents the Gaussian FDP and the dash-dotted line represents the Laplacian FDP.

segmentos presentan mayor cantidad de registros que se aproximan a la FDP Gaussiana.

En los registros analizados, el EMG en las fases de la marcha en las cuales existe mayor actividad del TA (FIA y FO) presenta una mejor aproximación a la FDP Laplaciana. En el resto de los segmentos la distribución mostró un comportamiento dispar.

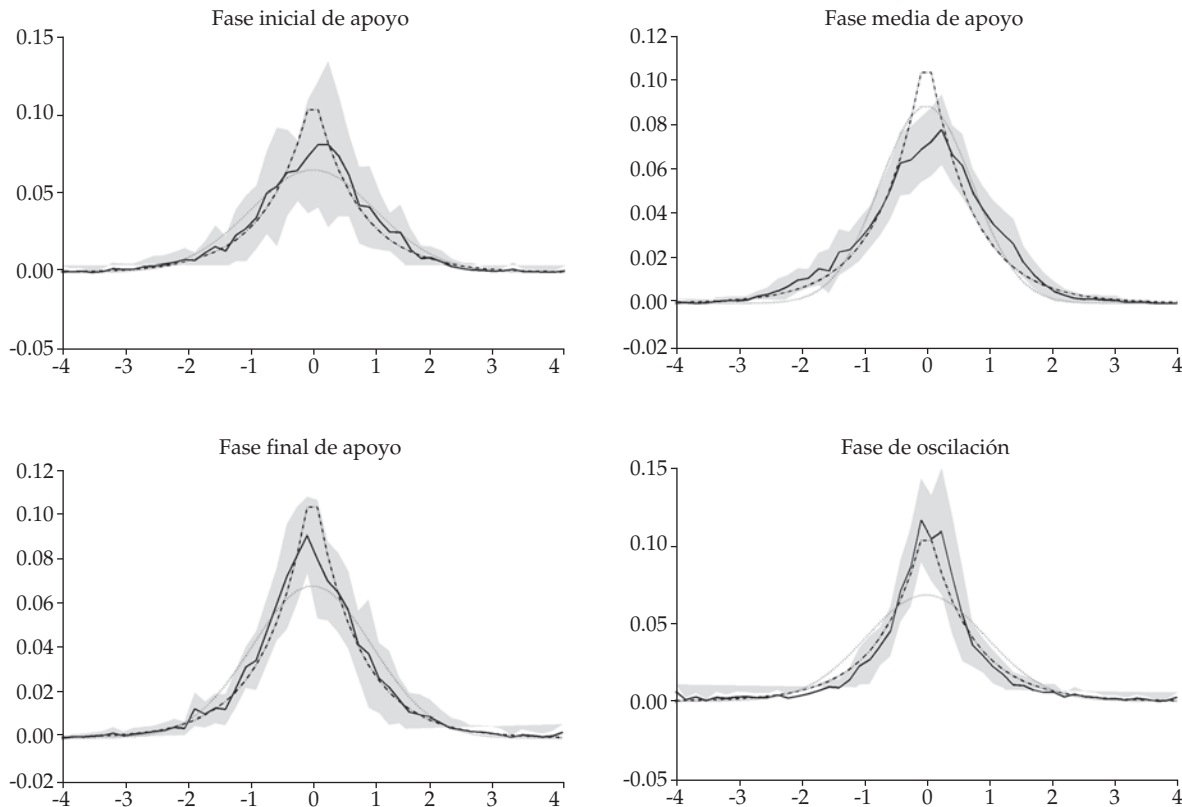
#### Parámetros evaluados

El análisis de los parámetros RMS, VMA, VAR y VMAD mediante el ANOVA del conjunto de registros 1 mostró que existen diferencias significativas en los valores medios del RMS, VMA, VMAD y VAR ( $p < 0,001$ ) entre los distintos segmentos considerados. Estos resultados pueden observarse en la Tabla 3 y los diagramas de caja de las Figuras 4 y 5. En particular, el método de Tukey mostró que la actividad del TA en el segmento FO difiere significativamente ( $p < 0,05$ ) del resto de los intervalos considerados con cualquiera de los estimadores utilizados.

**Tabla 1.** Cantidad de registros que mejor se ajustan a la FDP Gaussiana, según el segmento analizado, en función de la prueba chi-cuadrado ( $p < 0,05$ ). **Table 1.** Number of records that best fit the Gaussian distribution, according to the analyzed segments, using the chi-square test ( $p < 0,05$ ).

	Total de registros	Cantidad de registros que mejor se ajustan a la FDP Gaussiana, según el segmento analizado			
		FIA	FMA	FFA	FO
Conjunto 1	18	4	8	3	0
Conjunto 2	22	5	10	8	3

Del mismo modo, el ANOVA para los parámetros evaluados correspondientes a los registros del conjunto 2 y la Tabla 4 muestran que también existen diferencias significativas entre los valores medios del RMS, VMA, VMAD y VAR ( $p < 0,001$ ) para los cuatro segmentos analizados. El método de Tukey ( $p < 0,05$ ) mostró que la señal en la FO difiere significativamente



**Figura 3.** Distribución de amplitudes normalizadas de la señal de EMG hemiparético del conjunto de registros 2 para los cuatro segmentos evaluados. La línea llena muestra la FDP experimental promedio de los registros. La región en gris indica una desviación estándar por encima y por debajo del promedio. La línea de puntos representa la distribución Gaussiana y la línea de raya y punto la distribución Laplaciana. **Figure 3.** Normalized distribution of amplitudes of the surface EMG signal of the data set 2 in the four evaluated segments. The solid line indicates the average of the experimental distribution of the records. The gray region represents one standard deviation from the mean. The dotted line represents the Gaussian FDP and the dash-dotted line represents the Laplacian FDP.

**Tabla 2.** Error cuadrático medio de los segmentos analizados, promediados sobre todos los registros, entre la distribución media estimada y la FDP Gaussiana y Laplaciana.

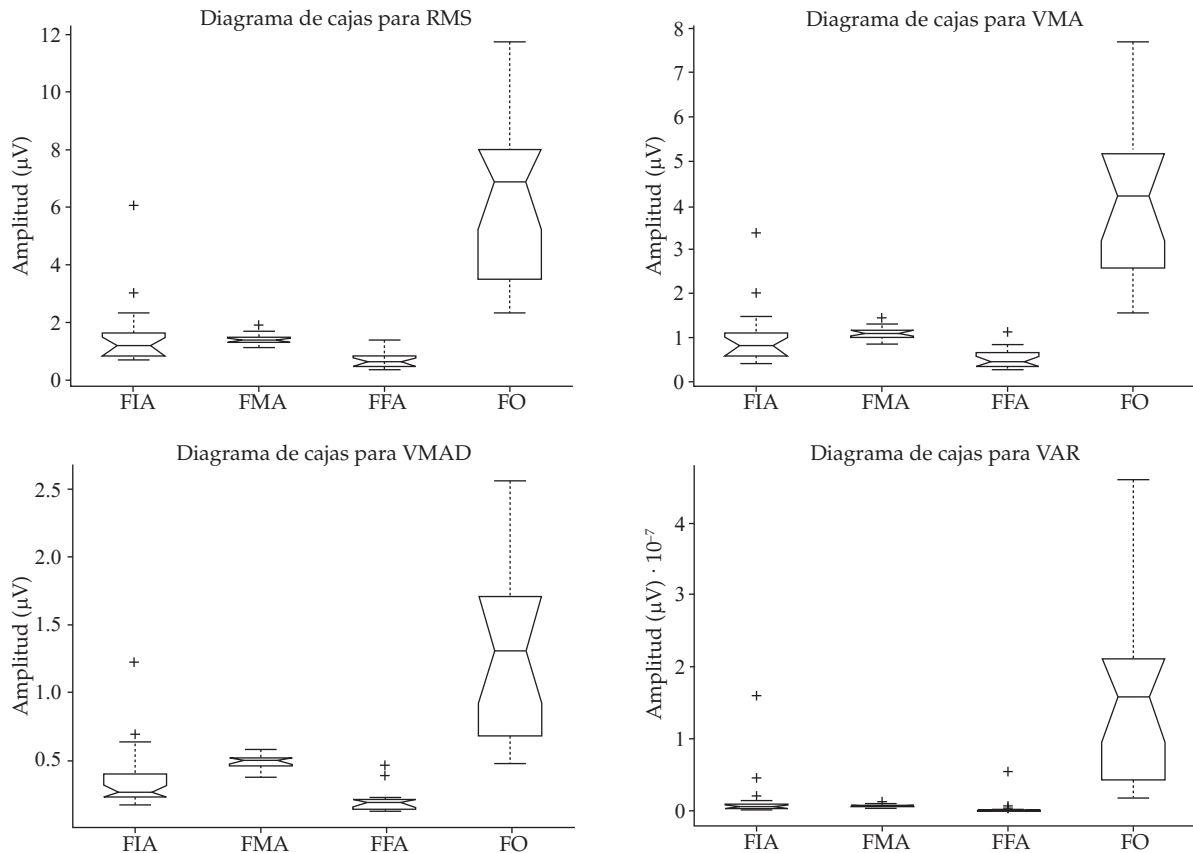
**Table 2.** Mean quadratic error of the analyzed segments, averaged over all the steps, between the experimental distribution and the Gaussian FDP and Laplacian FDP.

	Segmento	Error con respecto a la FDP	
		Gaussiana	Laplaciana
Conjunto 1	FIA	0,19268	0,16823
	FMA	0,25477	0,21364
	FFA	0,19581	0,11933
	FO	0,39591	0,18128
Conjunto 2	FIA	0,22855	0,16954
	FMA	0,12594	0,20146
	FFA	0,17802	0,20653
	FO	0,16810	0,13255

del resto de los segmentos analizados cuando se utilizan como estimadores los valores RMS y VMA. En el caso de los parámetros VMAD y VAR, la actividad del TA en el segmento FO se distingue significativamente solo de la FMA y la FFA.

## Discusión

La estimación de la amplitud del EMG de músculos sanos fue propuesta por varios autores a partir de la modelización teórica de la señal como una función con distribución Gaussiana (Staude *et al.*, 2001; Staude y Wolf, 1999). Otros autores, sin embargo, han mostrado que en situaciones experimentales la distribución del EMG de músculos sanos se aproxima mejor a una FDP del tipo Laplaciana, dependiendo del grado de contracción muscular (Clancy y Hogan, 1999). Por otro lado, ha sido reportado en la bibliografía que el reclutamiento de las unidades motoras y su frecuencia de disparo se ven afectados en la paresia muscular (Cengiz y Kuruoglu, 2004; Gemperline *et al.*, 1995). En estos casos, es de esperar que tales cambios modifiquen la forma de la distribución de la señal de EMG observada en músculos sanos. Sin embargo, en los registros analizados en este trabajo se observa que la distribución de la amplitud del EMG del TA parético se puede aproximar tanto por medio de una FDP



**Figura 4.** Diagramas de caja de los parámetros RMS, VMA, VMAD y VAR de la señal de EMG de TA del conjunto de registros 1, para cada uno de los segmentos de la marcha analizados. **Figure 4.** Boxplot of RMS, VMA, VMAD and VAR parameters of the TA EMG signal of data set 1, for each one of the analyzed segments of the gait.

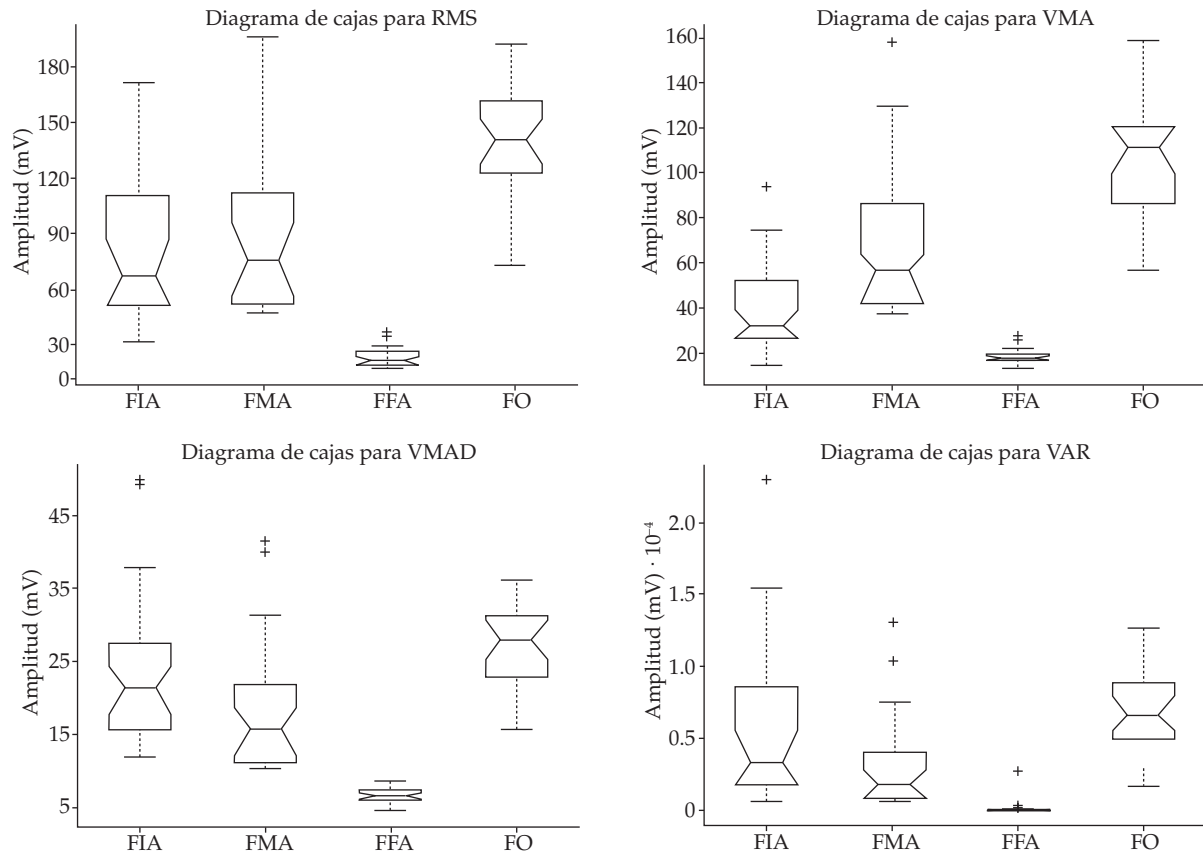
**Tabla 3.** Valor medio y varianza de los parámetros RMS, VMA, VMAD y VAR para los segmentos analizados, promediados sobre todos los registros del conjunto de registros 1. **Table 3.** Mean value and variance of parameters RMS, VMA, VMAD and VAR for the analyzed segments, averaged over all the steps of data set 1.

		RMS	VMA	VMAD	VAR
FIA	Media	$1,5778 \cdot 10^{-6}$	$9,5665 \cdot 10^{-7}$	$3,7831 \cdot 10^{-7}$	$1,7168 \cdot 10^{-14}$
	Varianza	$1,6069 \cdot 10^{-12}$	$4,4817 \cdot 10^{-13}$	$6,6927 \cdot 10^{-14}$	$1,3986 \cdot 10^{-27}$
FMA	Media	$1,4188 \cdot 10^{-6}$	$1,1042 \cdot 10^{-6}$	$4,8937 \cdot 10^{-7}$	$6,7606 \cdot 10^{-15}$
	Varianza	$3,4383 \cdot 10^{-14}$	$2,0594 \cdot 10^{-14}$	$2,7387 \cdot 10^{-15}$	$3,5356 \cdot 10^{-30}$
FFA	Media	$7,042 \cdot 10^{-7}$	$5,4434 \cdot 10^{-7}$	$1,9562 \cdot 10^{-7}$	$1,6142 \cdot 10^{-15}$
	Varianza	$7,3706 \cdot 10^{-14}$	$5,2648 \cdot 10^{-14}$	$8,2852 \cdot 10^{-15}$	$2,0942 \cdot 10^{-30}$
FO	Media	$6,3357 \cdot 10^{-6}$	$4,1133 \cdot 10^{-6}$	$1,333 \cdot 10^{-6}$	$1,5885 \cdot 10^{-13}$
	Varianza	$8,1665 \cdot 10^{-12}$	$3,3362 \cdot 10^{-12}$	$3,802 \cdot 10^{-13}$	$1,6268 \cdot 10^{-26}$

**Tabla 4.** Valor medio y varianza de los parámetros RMS, VMA, VMAD y VAR para los segmentos analizados, promediados sobre todos los registros del conjunto de registros 2. **Table 4.** Mean value and variance of parameters RMS, VMA, VMAD and VAR for the analyzed segments, averaged over all the steps of data set 2.

		RMS	VMA	VMAD	VAR
FIA	Media	$7,9534 \cdot 10^{-5}$	$3,9486 \cdot 10^{-5}$	$2,4151 \cdot 10^{-5}$	$5,7096 \cdot 10^{-11}$
	Varianza	$1,4975 \cdot 10^{-9}$	$4,0159 \cdot 10^{-10}$	$1,0841 \cdot 10^{-10}$	$3,0154 \cdot 10^{-21}$
FMA	Media	$8,9285 \cdot 10^{-5}$	$6,8577 \cdot 10^{-5}$	$1,8726 \cdot 10^{-5}$	$3,145 \cdot 10^{-11}$
	Varianza	$1,8531 \cdot 10^{-9}$	$1,1149 \cdot 10^{-9}$	$8,3406 \cdot 10^{-11}$	$1,0254 \cdot 10^{-21}$
FFA	Media	$2,3999 \cdot 10^{-5}$	$1,8684 \cdot 10^{-5}$	$6,733 \cdot 10^{-6}$	$1,758 \cdot 10^{-12}$
	Varianza	$2,2876 \cdot 10^{-11}$	$1,0754 \cdot 10^{-11}$	$8,927 \cdot 10^{-13}$	$6,9108 \cdot 10^{-25}$
FO	Media	$1,4091 \cdot 10^{-4}$	$1,0679 \cdot 10^{-4}$	$2,6743 \cdot 10^{-5}$	$6,8313 \cdot 10^{-11}$
	Varianza	$8,9218 \cdot 10^{-10}$	$5,8636 \cdot 10^{-10}$	$3,5302 \cdot 10^{-11}$	$7,377 \cdot 10^{-22}$





**Figura 5.** Diagramas de caja de los parámetros RMS, VMA, VMAD y VAR de la señal de EMG de TA del conjunto de registros 2, para cada uno de los segmentos de la marcha analizados. **Figure 5.** Boxplot of RMS, VMA, VMAD and VAR parameters of the TA EMG signal of data set 2, for each one of the analyzed segments of the gait.

Gaussiana como por una Laplaciana. El grado de aproximación a una u otra distribución depende también del nivel de contracción muscular. Por ejemplo, durante la FO, donde el TA se encuentra más contraído, la distribución de probabilidad se asemeja más a una FDP Laplaciana, mientras que durante la FMA la distribución es más bien Gaussiana.

Se han utilizado numerosas herramientas para la estimación de la amplitud del EMG (Zecca *et al.* 2002). Se ha reportado que el RMS es el mejor estimador cuando la distribución de la señal es modelada como Gaussiana; mientras que el VMA estima mejor si la distribución se aproxima a una Laplaciana (Clancy y Hogan, 1999; Hogan y Mann, 1980). Por otro lado, y partiendo de un modelo de distribución de amplitud Gaussiano, se han estudiado variaciones en la actividad muscular mediante el análisis estadístico de los cambios de la VAR (Staude *et al.*, 2001; Staude y Wolf, 1999). Otros estudios han utilizado el VMAD como estimador (Farfán *et al.*, 2005). En este trabajo, mediante el análisis ANOVA y el test de Tukey, se demuestra que estos cuatro estimadores reportados por la bibliografía

en músculos sanos, también pueden identificar la ocurrencia de actividad muscular en músculos paréticos.

Estos cuatro estimadores han sido utilizados solos o en conjunto en distintos algoritmos de detección de cambios en la actividad muscular en músculos sanos, con buenos resultados (Raez *et al.*, 2006; Staude *et al.*, 2001; Zecca *et al.*, 2002). En función de esto y de que en este estudio se ha observado que estos estimadores pueden diferenciar la FO del resto de las fases de la marcha, sería factible utilizar esos mismos algoritmos para detectar el inicio de la contracción del TA parético. Esto permitiría la utilización de estas herramientas en el comando, en tiempo real, de una neuroprótesis para corregir la caída del pie durante la marcha.

## Conclusiones

Los resultados obtenidos sugieren que el EMG del músculo TA durante la marcha hemiparética puede ser aproximado, con distinto grado de error, a una distribución Gaussiana o Laplaciana. Se observó que en aquellos segmentos asociados a mayor actividad del TA, la FDP Laplaciana presenta un mejor ajuste.

Además, todos los parámetros utilizados para la estimación de la amplitud de la señal de EMG permitieron separar significativamente la FO del resto de las fases analizadas. Esto sugiere que, solos o conjunto, estos parámetros pueden ser utilizados para la detección de cambios en el músculo tibial anterior parético durante la marcha.

Esta primera evaluación de las características temporales de la señal de EMG del músculo TA durante la marcha hemiparética permitió evaluar el desempeño de estimadores de amplitud de esta señal. Para caracterizar la magnitud de los cambios que pudieran presentarse en dichos parámetros en músculos paréticos es necesario un mayor número de sujetos. Sin embargo, en función de nuestros resultados se puede avanzar en la implementación de algoritmos de detección de cambios basados en los modelos y los estimadores de amplitud de la señal analizados en un bloque de control en un sistema de FNS para corrección de la caída del pie.

## Agradecimientos

Agradecemos especialmente a la PhD Erika Spaich, de la Universidad de Aalborg, Dinamarca, por brindarnos los registros de señales de EMG parético.

## Referencias

Burridge, J.H., Wood, D.E., Taylor, P.N., McLellan, D.L. (2001), "Indices to describe different muscle activation patterns, identified during treadmill walking, in people with spastic drop-foot", *Medical Engineering & Physics*, v. 23, n. 6, p. 427-434.

Cauraugh, J.H., Ligth, K., Kim, S., Thigpen, M., Behrman, A. (2000), "Chronic motor dysfunction after stroke. Recovering wrist and finger extension by electromyography-triggered neuromuscular stimulation", *Stroke*, v. 31, n. 6, p. 1360-1364.

Cauraugh, J.H., Kim, S. (2002), "Two coupled motor recovery protocols are better than one: electromyogram-triggered neuromuscular stimulation and bilateral movements", *Stroke*, v. 33, n. 6, p. 1589-1594.

Cengiz, B., Kuruoglu, H.R. (2004), "Turns-amplitude analysis of the electromyographic recruitment pattern following upper motor neuron lesions", *Acta Neurologica Scandinavica*, v. 110, n. 6, p. 403-407.

Clancy, E.A., Hogan, N. (1999), "Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 46, n. 6, p. 730-739.

Farfán, F.D., Politti, J.C., Felice, C.J. (2005), "Evaluación de patrones temporales y espectrales para el control mioeléctrico", In: *Proceedings of the XV Congreso Argentino de Bioingeniería (SABI 2005)*, Paraná, p. 1-4, 21-23 sep.

Farina, D., Merletti, R., Enoka, R.M. (2004), "The extraction of neural strategies from the surface EMG", *Journal of Applied Physiology*, v. 96, n. 4, p. 1486-1495.

Gemperline, J.J., Allen, S., Walk, D., Rymer, W.Z. (1995), "Characteristics of motor unit discharge in subjects with hemiparesis", *Muscle & Nerve*, v. 18, n. 10, p. 1101-1114.

Hefftner, G., Zucchini, W., Jaros, G.G. (1988), "The electromyogram (EMG) as a control signal for functional neuromuscular stimulation – part I: autoregressive modeling as a means of EMG signature discrimination", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 35, n. 4, p. 230-237.

Hogan, N., Mann, R.W. (1980), "Myoelectric signal processing: Optimal estimation applied to electromyography – part I: derivation of the optimal myoprocessor", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 27, n. 7, p. 382-395.

Krakauer, J.W. (2006), "Motor learning: its relevance to stroke recovery and neurorehabilitation", *Current Opinion in Neurology*, v. 19, n. 1, p. 84-90.

Lyons, G.M., Sinkjær, T., Burridge, J.H., Wilcox, D.J. (2002), "A review of portable FES-based neural orthoses for the correction of drop foot", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 10, n. 4, p. 260-279.

Merletti, R., Parker, P. (2004), *Electromyography. Physiology, Engineering, and Non-invasive Applications*, New Jersey: John Wiley & Sons, IEEE Press Series in Biomedical Engineering.

Prat, J. (1993), *Biomecánica de la marcha normal y patológica*, Valencia: Instituto de Biomecánica de Valencia.

Raez, M.B., Hussain, M.S., Mohd-Yasin, F. (2006), "Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications", *Biological Procedures Online*, v. 8, n. 1, p. 11-35.

SENIAM – Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles, In: [www.seniam.org/](http://www.seniam.org/), acessado em maio 2007.

Sennels, S., Biering-Sørensen, F., Andersen, O.T., Hansen, S.D. (1997), "Functional neuromuscular stimulation controlled by surface electromyographic signals produced by volitional activation of the same muscle: adaptive removal of the muscle response from the recorded EMG-signal", *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, v. 5, n. 2, p. 195-206.

Staude, G., Flachenecker, C., Daumer, M., Wolf, W. (2001), "Onset detection in surface electromyographic signals: a systematic comparison of methods", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, v. 2001, n. 2, p. 67-81.

Staude, G., Wolf, W. (1999), "Objective motor response onset detection in surface myoelectric signals", *Medical Engineering & Physics*, v. 21, n. 6-7, p. 449-467.

Yuan, D.F., Zhang, Y.T., Herzog, W. (1994), "The probability density function of vibromyographic and electromyographic signals for different levels of contraction of human quadriceps muscles", In: *Proceedings of the 16<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE, [EMBS 1994, Engineering Advances: New Opportunities for Biomedical Engineers]*, Baltimore, v. 1, p. 351-352, 3-6 nov.

Zecca, M., Micera, S., Carrozza, M.C., Dario, P. (2002), "Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal", *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, v. 30, n. 4-6, p. 459-485.