

# EMULACIÓN DEL SISTEMA MÚSCULO-ESQUELETAL Y EL CONTROL DE MOVIMIENTO EN UNA PLATAFORMA EXPERIMENTAL

Francisco García-Córdova<sup>1</sup>, J. Molina-Villaplana<sup>1</sup>, J. Mulero-Martínez<sup>1</sup>  
J. Feliu-Batlle<sup>1</sup>, A. Guerrero-González<sup>1</sup>, R.J. Saltarén-Pazmiño<sup>1</sup>, y J. Calabozo-Morán<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad Politécnica de Cartagena.  
Campus Muralla del Mar. C/Doctor Fleming S/N, 30202, Cartagena, Murcia, España.  
(francisco.garcia/ javi.molina/ juan.mulero/ jorge.feliu/ antonio.guerrero/ roque.saltaren)@upct.es

<sup>2</sup>Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica. Universidad de León.  
Campus de Vegazana 24071 - León, España  
diejcm@unileon.es

## Resumen

Muchos fisiólogos han observado que el músculo humano o animal es una especie de tejido elástico (como un muelle) con componentes contráctiles, los cuales dan una longitud de umbral modificable neuralmente para el desarrollo de fuerzas. La determinación de las fuerzas del músculo durante el movimiento no es solamente esencial para el análisis de las cargas internas que actúan en los huesos y articulaciones, si no que también contribuyen a entender más profundamente los controladores neuronales. Los sistemas de control biológicos han sido estudiados como una posible inspiración para la construcción de controladores de sistemas robóticos. En este trabajo, se diseñó e implementó un sistema biomecánico que tiene propiedades mecánicas casi similares a las de un brazo humano o animal. En este sistema se implementaron modelos matemáticos del músculo biológico, para la generación de fuerzas en el músculo esquelético total. Además, se desarrolló una red cortical para el control de movimientos voluntarios con restricciones neurofisiológicas y psicofísicas motoras. El controlador neuronal es propuesto para realizar el seguimiento de trayectorias deseadas en la articulación de un simple eslabón controlado por un par de actuadores agonista-antagonista con propiedades musculares. El sistema es capaz de ejecutar movimientos de alcance voluntarios, con perfiles de velocidad en forma de campana bajo perturbaciones. Los resultados experimentales muestran que el sistema presenta las propiedades básicas del músculo-esquelético las cuales son las relaciones fuerza-longitud y fuerza-velocidad. El controlador neuronal permite controlar los movimientos deseados y compensar las fuerzas externas.

**Palabras clave:** Redes corticales, sistema de control biológico, movimientos de alcance voluntarios, sistema biomecánico, sistema de actuación muscular, modelo muscular.

## 1 INTRODUCCIÓN

En recientes años, la interface entre la biología y la robótica es llevada a cabo por investigaciones biorobóticas. La biorrobótica trata de emular las mismas propiedades que a los seres humanos nos hacen ser autosuficientes. Cada componente de un sistema biorrobótico puede incorporar el conocimiento de diversas áreas como la fisiología neuromuscular, biomecánica, y la neurociencia por nombrar algunas, para el diseño de sensores, actuadores, circuitos, procesadores, y algoritmos de control. (ver Figura 1).

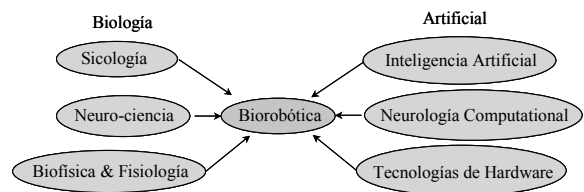


Figura 1: Aspectos artificiales y biológicos de los sistemas biorrobóticos.

En este artículo se describe la emulación del sistema músculo-esquelético animal en un sistema robótico diseñado biomecánicamente. El sistema motor humano está basado sobre interacciones de los músculos, los cuales son controlados por partes específicas del sistema nervioso.

Por otra parte, experimentos neurofisiológicos han hecho progresos en la caracterización del papel que juegan varios tipos de células neuronales en

el control de movimientos voluntarios. Estos experimentos han tratado cuestiones tales como, el marco de coordenadas usado en las áreas post-central y en la corteza motora [1]-[2], la relación de la actividad celular a variables de movimiento [3]-[4], sensibilidad de carga [6]-[7], los retrasos de respuestas de varias variables [8]- [9], y el punto de equilibrio del control [10]-[11]. Como parte de una atención a la unificación de estos datos experimentales, Bullock *et al.* [12] propusieron un modelo computacional que incorpora las neuronas correspondientes a identificar estos tipos de células corticales en un circuito que refleja el conocimiento de la conectividad anatómica. Simulaciones computacionales en Bullock *et al.* [12] mostraron que las propiedades de los elementos del modelo corresponde a las propiedades dinámicas de las células conocidas en el área 4 y 5 del cortex cerebral.

En este trabajo, un controlador neuronal cortical se propone para el control de movimientos voluntarios sobre la plataforma biomecánica. El controlador es desarrollado de modelos neuronales inspirados biológicamente [12], [14]-[16]. Un nuevo aspecto de este trabajo de investigación es aplicar el conocimiento del control de movimiento músculo-esqueletal humano o animal a un sistema biomecánico controlado neuralmente, y demostrar que tal sistema es capaz de responder a movimientos similares humanos sobre una plataforma experimental.

Este artículo está organizado de la siguiente manera. En la Sección 2 se describe el sistema biomecánico y el método para la emulación del sistema de actuación muscular animal sobre una plataforma experimental. El controlador neuronal cortical para el control de movimiento de un sistema biomecánico se describe en la Sección 3. Resultados experimentales sobre las relaciones de fuerza-longitud velocidad de los actuadores como músculos se presentan en la Sección 4. Además en la misma sección, se presentan experimentos sobre la arquitectura neuronal propuesta para el control de movimientos de alcance voluntarios sobre un simple eslabón accionado por un par de actuadores agonista-antagonista con propiedades musculares. Finalmente, en la Sección 5 se presentan conclusiones sobre los resultados experimentales y se describen trabajos a futuro.

## 2 SISTEMA BIOMECÁNICO

### 2.1 Sistema músculo-esqueletal

El sistema músculo-esqueletal que emularemos se muestra en la Figura 2 [21]. Los músculos están acoplados completamente. El sistema músculo-

esqueletal es controlado por el sistema nervioso central. En el sistema de control muscular hay lazos de realimentación del sistema nervioso periférico intermediado a través de las motoneuronas de la médula espinal. Estas realimentaciones retornan el estado del músculo: los sensores del músculo perciben el estiramiento y la contracción, y un órgano tendón percibe las fuerzas generadas por el músculo.

Los músculos esqueléticos tienen complejas propiedades mecánicas no lineales que juegan un papel importante en los desarrollos eficientes, estables y naturales de tareas motoras. El objetivo en esta sección es la de representar el sistema músculo-esqueletal en una plataforma experimental, y la de poder reproducir las propiedades del músculo biológico las cuales son las relaciones fuerza-velocidad y fuerza-longitud.

### 2.2 Plataforma experimental

Los motores de corriente directa (CC) son actuadores muy comunes en el campo de la robótica. Sin embargo, estos solo presentan una de las propiedades del músculo (relación fuerza-velocidad) [20]. Alternativas como los actuadores McKibben neumáticos y los hidráulicos son aplicados para representar el músculo [23]-[24]. Sin embargo son voluminosos y dependen de muchos accesorios. Existen músculos artificiales, como los de aleación de memoria de forma (Shape memory alloy-SMA) y los polímeros en forma de geles aplicados también en la robótica [15],[22]; estos presentan propiedades similares como el músculo animal o humano. Sin embargo, ellos generan muy poca fuerza. García *et al.* [16] presentan un sistema para emular el sistema músculo-esqueletal de un dedo aplicando SMAs. Los actuadores presentan una disposición agonista-antagonista, sin embargo el objetivo de ese trabajo fue aplicar modelos del sistema control-motor animal usando actuadores similares al músculo, y no la de implementar las leyes del comportamiento del músculo.

En este trabajo de investigación se ha diseñado una plataforma en forma de un sistema antropomorfo que aplica una configuración oponente, donde una simple articulación es accionada por dos motores de corriente continua auto-reversibles (micro-motores de Maxon) y por medios de cables, los cuales emulan el sistema de tendones tal como se muestra en la Figura 3 (ver Tabla 1).

La aplicación de los motores de CC nos permite representar una de las propiedades del sistema músculo-esqueletal, esta es la relación fuerza-velocidad antes mencionada. Con una apropiada caja reductora y acoplamientos flexibles multi-radiales (para tirar y ser empujado), y una serie

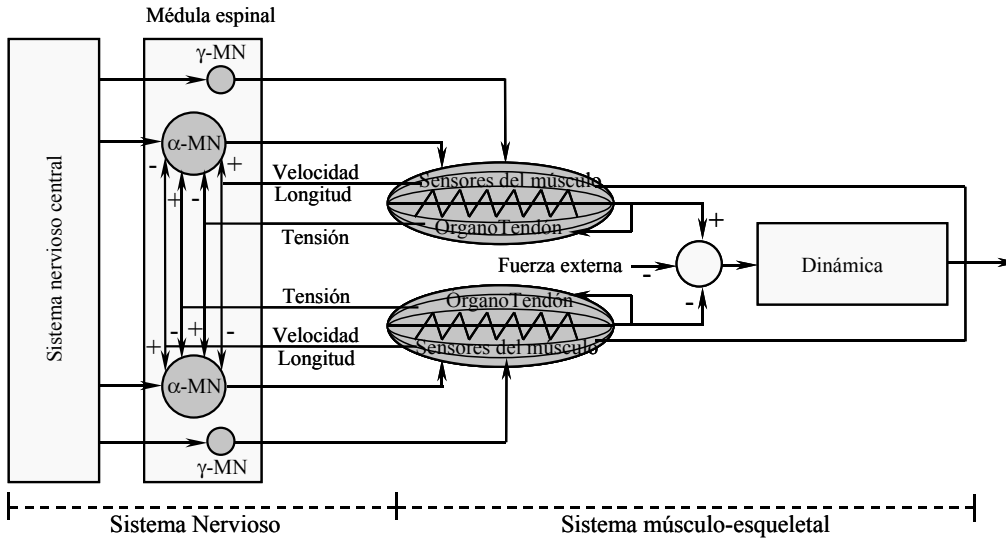


Figura 2: Sistema del control muscular: sistema nervioso periférico, y sistema músculo-esquelético.

de cables (tendones) con propiedades lineales, el actuador se aproxima al comportamiento de un músculo biológico. Un potenciómetro como sensor de posición es colocado en la articulación del sistema, y sensores de corriente como mediciones indirectas de las fuerzas en los tendones fueron integrados para representar el órgano tendón. La transmisión de las fuerzas al eslabón es llevada a cabo por un tendón especial hecho de polietileno de alto peso molecular. En adición, este sistema integra un sensor de fuerza FSR (force sensing resistive) en el extremo del eslabón, y encoders ópticos para medir la posición de los motores de CC. Así como, un específico hardware electrónico diseñado para manejar la plataforma.

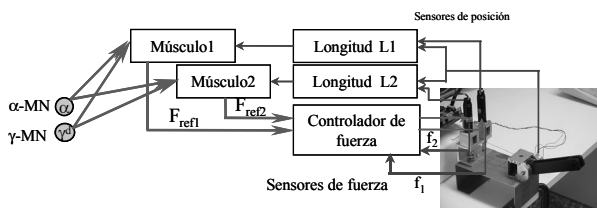


Figura 3: Plataforma experimental de una simple articulación accionada por dos motores de corriente continua que emulan un par de músculos antagonista.

### 2.3 Emulación del músculo biológico

Para emular el sistema muscular nosotros realizamos una serie de pasos. Primero, se diseñó un controlador de fuerza que es un PID implementado en un microcontrolador, como se puede ver en la Figura 4. Segundo, para representar las propiedades del músculo, las cuales son las

Tabla 1: Elementos de una articulación simple oponente.

Sistema biológico	Dedo antropomorfo
Huesos	Plástico ligero (Nylamid)
Articulaciones	Articulaciones revolución
Tendones	Polietileno de alto peso molecular
Músculos	Motores de CC como músculos artificiales

relaciones fuerza-velocidad y fuerza-longitud, aplicamos dos modelos de músculos. Como se había mencionado el motor de CC solo presenta una de las propiedades del músculo biológico tal como se muestra en la Figura 5. El primer modelo del músculo permite obtener la relación fuerza-longitud que es la faltante en los motores de CC, este modelo es el realizado por Bullock *et al.* [12] y Contreras *et al.* [29]. El segundo modelo del músculo es derivado de las ecuaciones de Hill [25], Brown *et al.* [26], Zajac [30], y Bahler [28]. Este modelo permite cubrir las dos propiedades [27] tratadas en este artículo.

El músculo biológico puede ser modelado como un actuador cuya fuerza es una función de la longitud, velocidad y el nivel de activación. En general, es bien conocido que en un nivel constante de activación, la salida de la fuerza del músculo biológico decae significativamente en cuanto las velocidades de contracción incrementan. Los músculos son modelados como elementos viscoelásticos (muelles), los cuales tiran, pero no empujan. Los elementos del modelo del músculo biológico se muestran en la Figura 6.

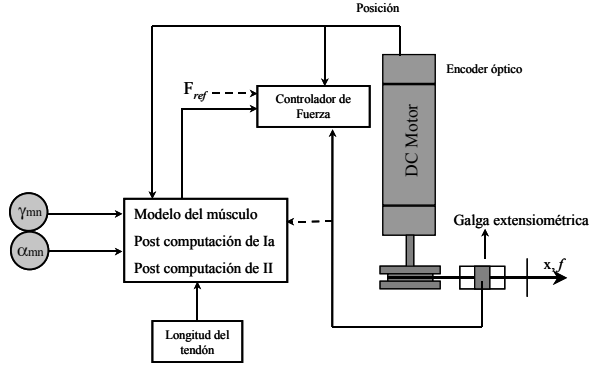


Figura 4: Diagrama esquemático del modelo de músculo artificial usando motores de corriente continua.

Los modelos del músculo biológico empleados en la plataforma biomecánica se describen a continuación:

### A. Primer modelo del músculo

Este modelo solo representa la relación fuerza-longitud, y con la relación fuerza-velocidad natural del motor trataremos de cubrir las dos propiedades que caracterizan al músculo biológico. Las ecuaciones que rigen a este modelo de músculo son:

*Relación fuerza-longitud*

$$F_i = Kg \left( [L_i - (\Gamma_i - C_i)]^+ \right) \quad (1)$$

$$\frac{d}{dt} C_i = \beta_i [(B_i - C_i)M_i - C_i] - [F_i - \Gamma_F]^+ \quad (2)$$

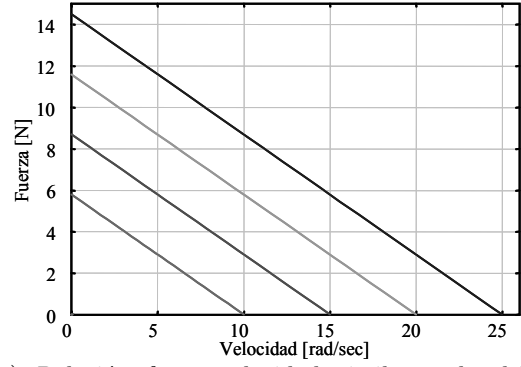
$$\beta_i = 0.05 + 0.01 (A_i + P + E_i) \quad (3)$$

$$B_i = 0.3 + 3 (A_i + P + E_i) \quad (4)$$

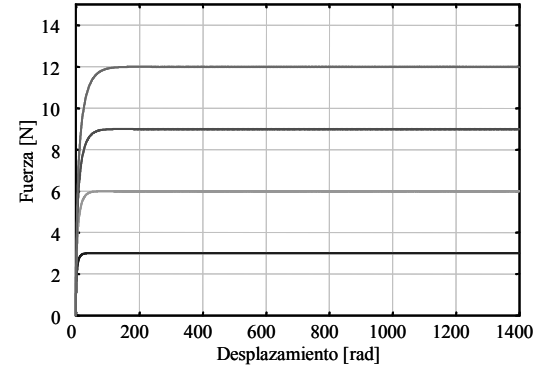
donde  $(i=1,2)$  designa el par de músculos antagonistas,  $g(x)=x^2$  representa la no linealidad del músculo,  $[w_i]^+$  significa  $\max(0, w_i)$ ,  $F_i$  es la fuerza desarrollada por el músculo,  $K$  es la rigidez del músculo,  $L_i$  es la longitud del tendón,  $\Gamma_i$  es la longitud de reposo del músculo,  $C_i$  es el estado contráctil modificable neuralmente,  $\beta_i$  es la razón contráctil,  $B_i$  es la medida del número de fibras contráctiles,  $M_i$  es la actividad de la población alpha-motoneurona ( $\alpha$ -MN),  $\Gamma_F$  es el umbral de la fuerza,  $A_i$  es la señal de posición actual,  $P$  es una señal de coactivación (igual a 0.1 al menos se especifique otra cosa), y  $E_i$  es la realimentación del estiramiento del músculo determinado por los sensores del músculo (errores de la longitud deseada del músculo).

### B. Segundo modelo del músculo

Este modelo modeliza la relación fuerza-longitud-velocidad del músculo biológico y sus elementos se muestran en la Figura 6. Las ecuaciones que rigen este segundo modelo del músculo son:



a) Relación fuerza-velocidad similar a la del músculo biológico.



b) Relación fuerza-longitud.

Figura 5: Propiedades de los motores de corriente continua.

*Fuerza total*

$$F_{(L,V,C_n)} = f \max [F_a(L)F_v(V)C_n + F_p(L)] \quad (5)$$

*Relación fuerza pasiva-longitud*

$$F_p(L) = \exp(c_1 + c_2 L) \quad L < L_c \quad (6)$$

$$F_p(L) = F_c(1 - \ln(F_c) + c_1) + c_2 F_c L \quad L \geq L_c \quad (7)$$

*Relación fuerza activa-longitud*

$$F_a(L) = \exp \left( - \left| \frac{L^b - 1}{s} \right|^a \right) \quad (8)$$

*Relación fuerza-velocidad*

$$F_v(L) = \frac{1-V}{1+\frac{V}{k}} \quad V \geq 0 \quad (9)$$

$$F_v(L) = 1.8 - 0.8 \left( \frac{1-V}{1-7.56\frac{V}{k}} \right) \quad V < 0 \quad (10)$$

donde  $F_{(L,V,C_n)}$  es la fuerza total del músculo,  $f \max = 1$  es la fuerza máxima del músculo bajo condiciones estáticas óptimas,  $L = l/l_o$  longitud el tendón normalizada,  $l$  es la longitud actual del músculo,  $l_o$  es la longitud óptima del músculo desde el origen a la inserción del eslabón,  $V = v/v_{max}$  es la velocidad normalizada del músculo de contracción,  $C_n = C/C_{max}$  es la activación normalizada del músculo que es obtenida

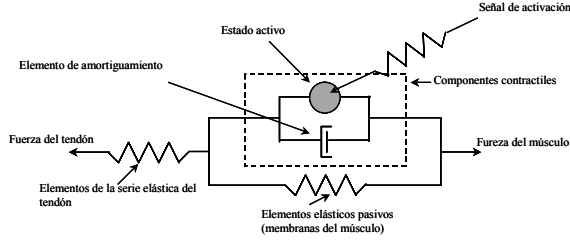


Figura 6: Elementos del músculo-tendón. Una unidad del músculo-tendón puede ser visualizada como una unidad del tendón (elemento elástico) en serie y con la unidad del músculo (elementos elásticos pasivos y componentes contráctiles). La fuerza del músculo es la misma que la del tendón.

de la ecuación (2),  $F_a$  es la fuerza normalizada debido a la propiedad de fuerza activa-longitud del músculo,  $F_v$  es la fuerza normalizada debido a la propiedad fuerza-velocidad,  $F_p$  es la fuerza normalizada resultante de la propiedad elástica pasiva del músculo,  $L_c=1.5$  es un valor crítico para la normalización de la longitud del músculo,  $F_c=F_p(L)$ ,  $c_1=-7$  y  $c_2=4$  son constantes determinadas experimentalmente en [26],  $a=2.1$ ,  $b=1.0$ ,  $s=0.3$  son constantes de la función gaussiana de  $F_a(L)$ , y  $k=0.21$  es la constante de Hill del tipo de fibra del músculo.

Las longitudes de los tendones aplicados al primer y segundo modelo del músculo son determinadas por:

$$\begin{aligned} L_1 &= \sqrt{(\cos \theta)^2 + (l_o - \sin \theta)^2} \\ L_2 &= \sqrt{(\cos \theta)^2 + (l_o + \sin \theta)^2} \end{aligned}$$

Los valores de los parámetros usados en los experimentos fueron  $A_i=0.5$ ,  $L_o=20.05$ ,  $K=1$ , y  $\Gamma_F=1$ .

### 3 ARQUITECTURA DEL SISTEMA DE CONTROL NEURONAL

El sistema de control neuronal propuesto es un generador de patrón central multi-canal capaz de generar trayectorias deseadas de movimientos, para un simple eslabón por una interpolación suave entre las longitudes finales e iniciales de los músculos antagonistas (motores de CC), involucrados en el movimiento. La razón de interpolación es controlado por el producto de un vector de diferencia el cual constantemente calcula la diferencia entre la posición actual y la deseada de la articulación. Las propiedades básicas de este circuito, notablemente es su asignación para dar el primer movimiento, y para desarrollar el mismo movimiento en varias velocidades mientras mantienen la sincronización entre las sinergias.

La Figura 7 muestra el controlador neuronal, el cual aplica varias representaciones de variables neuronales postuladas a ser codificadas por niveles de actividad distribuidas a través de la población cortical.

La arquitectura del sistema de control neurobiológico presenta los siguientes componentes: GO es una señal reescalable y exhibe un crecimiento sigmoide durante los intervalos de la generación de movimiento; DVV es la actividad de las células del área 4 del tiempo de movimiento fásico (MT) denominada vector de velocidad deseado, presentando perfiles de velocidad en forma de campana; DV es el vector de la diferencia entre la trayectoria de posición actual y deseada, localizado en el área 5; OPV es la razón del promedio de disparo de una población de células tónicas del área 4 denominada vector de posición; Para compensar las cargas estáticas tales como la gravedad, el controlador neuronal integra los errores de posición y son adicionados a las moto-neuronas alfas, y esa integración es realizada por SFV que el vector de fuerza estática; IFV es el vector de fuerza inercial definido por la actividad de las células de tiempo-reactivo (RT) fásico del área 4 que extrae los errores de velocidad; La actividad de las células tónicas fásicas constituye el OFPV que es el vector de posición y de fuerza, este produce los resultados cinemáticos deseados bajo fuerzas externas variables; PPV es la actividad de las células del área 5 anterior denominado vector de posición percibido, éstas son asumidas para recibir como entrada una copia aferente al área 4 y la realimentación de los errores de posición; TPV es el vector de posición deseado;  $\gamma^d$  es la moto-neurona gamma dinámica;  $\gamma^s$  es la moto-neurona gamma estática;  $\alpha$  es la moto-neurona alfa ( $\alpha$ -MN); Ia es la fibra aferente de tipo Ia; II fibra aferente de tipo II; c.s. sulcus central; i.p.s. sulcus intraperietal. En la Figura 7 los simbolos (+) representan la excitación, (-) representa la inhibición, (x) representa una compuerta multiplicativa, y (+f) representa la integración.

El sistema de ecuaciones que representa al controlador neuronal cortical es:

*Actividad de las células tónicas (OPV)*

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}y_i &= (1 - y_i) \left( \eta x_i + [u_i - u_j]^+ \right) \\ &\quad - y_i \left( \eta x_j + [u_j - u_i]^+ \right) \end{aligned} \quad (11)$$

*Actividad de las células del área 5 (DV)*

$$r_i = [T_i - x_i + B^r]^+ \quad (12)$$

*Actividad del PPV*

$$\frac{d}{dt}x_i = (1 - x_i) \left[ \left( \Theta y_i + s_j^{(1)}(t - \tau) - s_i^{(1)}(t - \tau) \right) \right]^+$$

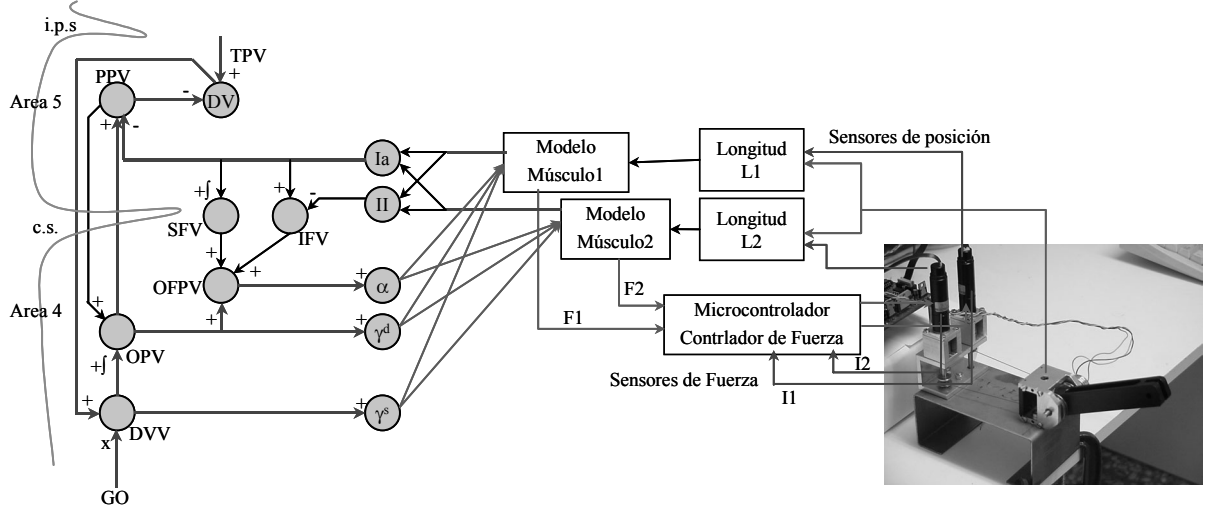


Figura 7: Arquitectura del sistema de control.

$$-x_i \left[ \left( \Theta y_j + s_i^{(1)}(t - \tau) - s_j^{(1)}(t - \tau) \right) \right]^+ \quad (13)$$

$$\gamma_i^s = \chi y_i$$

$$\gamma_i^D = \rho u_i$$

$$s_i^{(1)} = S \left( \varphi [\gamma_i^s - L_i]^+ + \phi \left[ \gamma_i^D - \frac{d}{dt} L_i \right]^+ \right)$$

donde  $S(w) = \frac{w}{1+100w^2}$ .

Actividad del DVV

$$u_i = [g(r_i - r_j) + B^u]^+ \quad (14)$$

Señal GO

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} g^{(1)} &= \varepsilon \left[ -g^{(1)} + (c - g^{(1)}) g^{(0)} \right] \\ \frac{d}{dt} g^{(2)} &= \varepsilon \left[ -g^{(2)} + (c - g^{(2)}) g^{(1)} \right] \\ g &= g^{(0)} \frac{g^{(2)}}{c} \end{aligned} \quad (15)$$

Actividad del IFV

$$\begin{aligned} q_i &= \lambda \left[ s_i^{(1)}(t - \tau) - s_i^{(2)}(t - \tau - \Lambda) \right] \\ s_i^{(2)} &= S \left( \varphi [\gamma_i^s - L_i]^+ \right) \end{aligned} \quad (16)$$

Actividad del SFV

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} f_i &= (1 - f_i) h \cdot k_i \cdot s_i^{(1)}(t - \tau) \\ &\quad - \psi f_i \left[ f_j + s_j^{(2)}(t - \tau) \right] \end{aligned} \quad (17)$$

Actividad del OFPV

$$a_i = y_i + q_i + f_i \quad (18)$$

$\alpha$ -MN

$$\alpha_i = a_i + \delta s_i^{(1)} \quad (19)$$

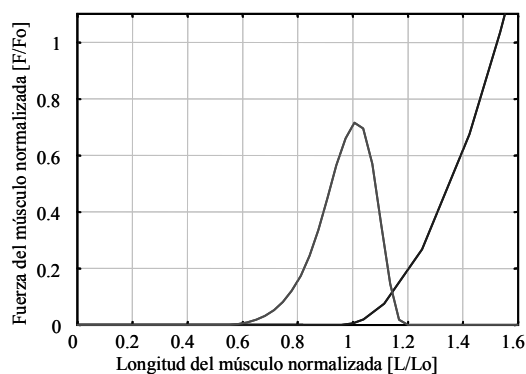
donde  $y_i$  es OPV;  $u_i$  es DVV;  $x_i$  es PPV;  $\eta$  es una ganancia de PPV a OPV;  $r_i$  es la actividad del DV;  $T_i$  es el vector de posición deseado;  $B^r$  es la actividad de línea de base del DV;  $\gamma_i^s$  y  $\gamma_i^D$  son las actividades de las moto-neuronas gammas estática y dinámica;  $\chi$  y  $\rho$  son ganancias de las moto-neuronas gammas estática y dinámica, respectivamente;  $s_i^{(1)}$  es la actividad del sensor primario aferente del músculo  $i$ ;  $\varphi$  es la sensibilidad de contracción de las fibras musculares;  $\phi$  es la sensibilidad de la dinámica de las fibras musculares;  $\Theta$  es la ganancia de las descargas colorarias de las células tónicas del área 4, calibrada tal que  $\Theta \approx \varphi$  para asegurar el cálculo del PPV;  $t$  es la variable que representa el paso del tiempo, y el parámetro  $\tau$  es el retraso de la realimentación de los spindles del músculo (sensores); la función  $S(w)$  expresa el rango dinámico limitado de la actividad aferente de los sensores del músculo;  $g$  es la señal GO que multiplica al DV;  $B^u$  es la actividad de línea de base del DVV;  $g^{(0)}$  es la entrada escalón de una decisión del cerebro anterior central;  $\varepsilon$  es la razón de integración lenta;  $c$  es el valor en el cual las células de la señal GO se saturan;  $q_i$  es la actividad del IFV;  $\lambda$  es la ganancia de realimentación y  $\Lambda$  es un umbral;  $s_i^{(2)}$  es la actividad del sensor secundario aferente del músculo;  $f_i$  es la actividad del SFV;  $h$  es una ganancia que controla el estiramiento y velocidad de la compensación de carga (modulada por una ganancia específica  $k_i$  del músculo);  $\psi$  es un parámetro de escalamiento de inhibición para los componentes antagonistas del SFV y de los sensores antagonistas;  $a_i$  es la actividad del OFPV;  $\alpha_i$  es la actividad de la  $\alpha$ -MN; y  $\delta$  es la ganancia de reflejo de estiramiento.

Los valores de los parámetros usados en los experimentos fueron:  $\Theta = \varphi = 0.7$ ,  $\phi = 1$ ,  $B^r = 0.1$ ,

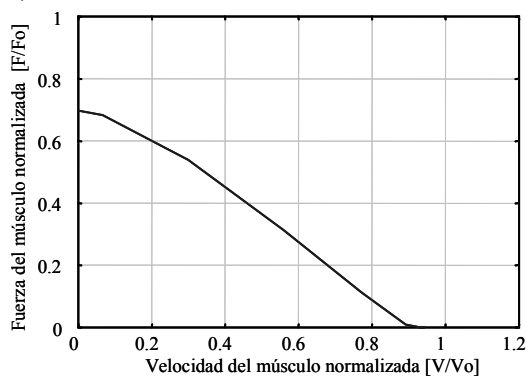
$B^u = 0.01$ ,  $c = 25$ ,  $\varepsilon = 0.05$ ,  $\eta = 0.4$ ,  $\psi = 8.0$ ,  
 $\rho = 0.1$ ,  $\Lambda = 0.01$ ,  $\delta = 0.1$ ,  $h = 0.025$ ,  $k_i = 1$ ;  
 $\tau = 0$ ,  $\lambda = 1.0$ , y  $g^{(o)} = 1$ .

## 4 RESULTADOS EXPERIMENTALES

Los resultados expresados en esta sección están referenciado al comportamiento músculo-esquelético y al controlador de red cortical aplicado a la plataforma experimental. Las respuestas sobre las propiedades del músculo artificial usando motores de CC y aplicando el primer modelo de músculo biológico se muestran en la Figura 8. Usando el primer modelo, se mejora la relación fuerza-longitud y se mantiene la relación fuerza-velocidad propia de los motores de CC. Aplicando el segundo modelo de músculo biológico al sistema biomecánico, se manifiesta la relación fuerza-longitud-velocidad. La Figura 9 muestra las respuestas de este segundo modelo, en donde se observan los componentes que integran a un músculo biológico.



a) Relación normalizada fuerza-longitud.

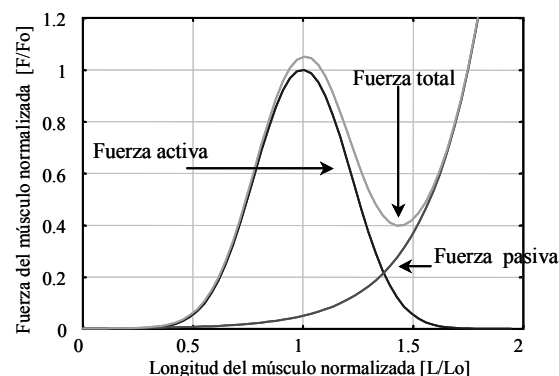


b) Relación normalizada de fuerza-velocidad.

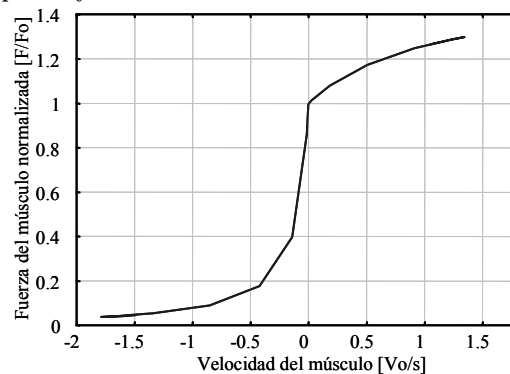
Figura 8: Primer modelo del músculo biológico aplicado al sistema biomecánica.

Por otra parte, el controlador neuronal cortical se implantó en la plataforma biomecánica. El sistema músculo-esquelético fue emulado aplicando el primer modelo que representa al músculo

biológico. El sistema de control muscular (ver Figura 2) queda representado por la Figura 7, en donde se reflejan los siguientes componentes: Sistema músculo-esquelético (motores de CC, modelo del músculo, controlador de fuerza, sensores de posición y fuerza, y un simple eslabón), y sistema nervioso (médula espinal:  $\alpha$ -MN, y  $\gamma$ -MN; y el sistema nervioso central: controlador neuronal cortical). La Figura 10 muestra los resultados de las actividades de las células en el área cortical 4 y 5 durante un movimiento voluntario. Las respuestas del sistema a una entrada escalón se muestran en la Figura 11(a, y b). El control de posición bajo perturbaciones de cargas se muestra en la Figura 11(c).



a) Relación normalizada de fuerza-longitud. La fuerza total del músculo es la suma de las fuerzas pasiva y activas.



b) Relación normalizada de fuerza-velocidad de los motores de CC.

Figura 9: Segundo modelo que representa al músculo biológico aplicado sobre la plataforma biomecánica.

## 5 CONCLUSIONES Y TRABAJOS A FUTURO

Se ha presentado un sistema que emula las propiedades básicas de los músculos durante la generación de fuerza. El sistema presentado en este artículo es un modelo biomecánico eficiente que modeliza el sistema músculo-esquelético animal. Modelos matemáticos del músculo biológico

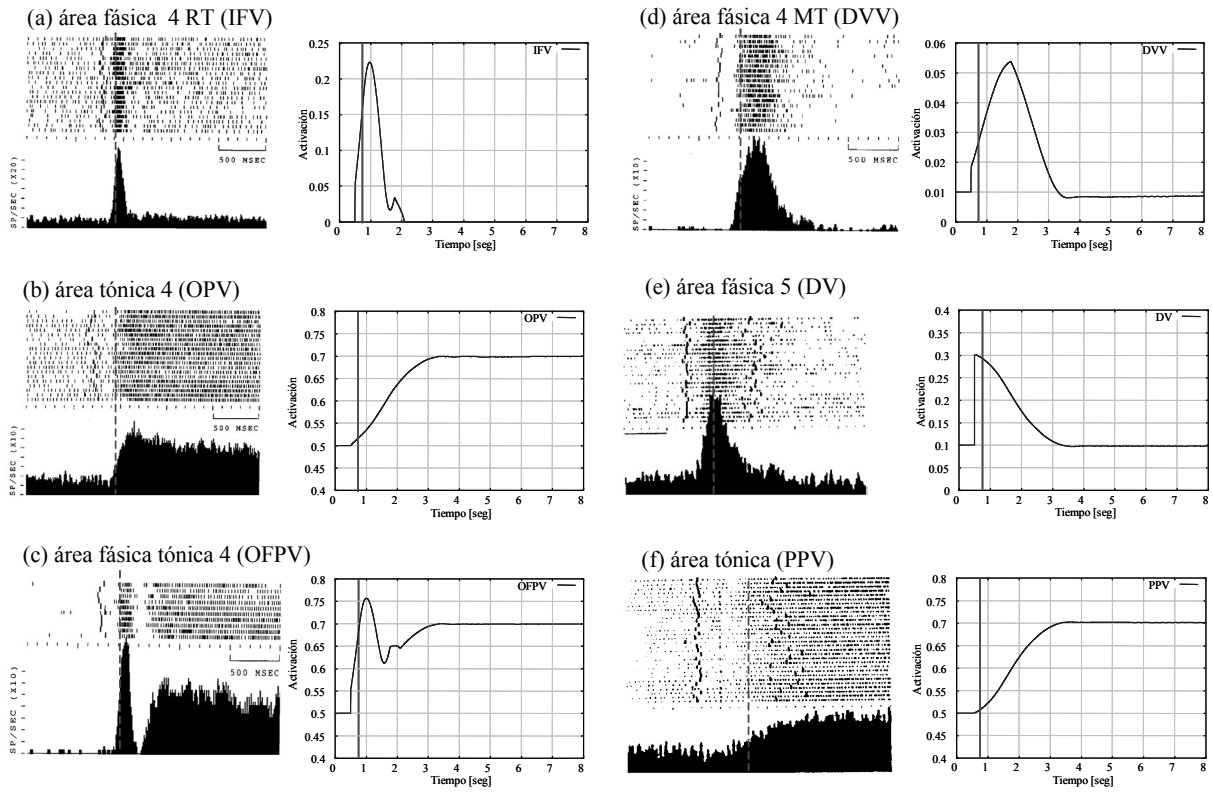


Figura 10: Comparación de la actividad cortical y las respuestas de las células del controlador neuronal durante una simple tarea de alcance voluntario. Los histogramas desde (a) hasta (d) son tomados de [7], y los de (e) y (f) son de [8]. El inicio del movimiento de la tarea de alcance en los histogramas y en las gráficas experimentales es indicado por una línea vertical. En los experimentos,  $\tau=0$ ,  $\lambda=100$ , y la señal GO presentó una  $g^{(0)}=0.5$ .

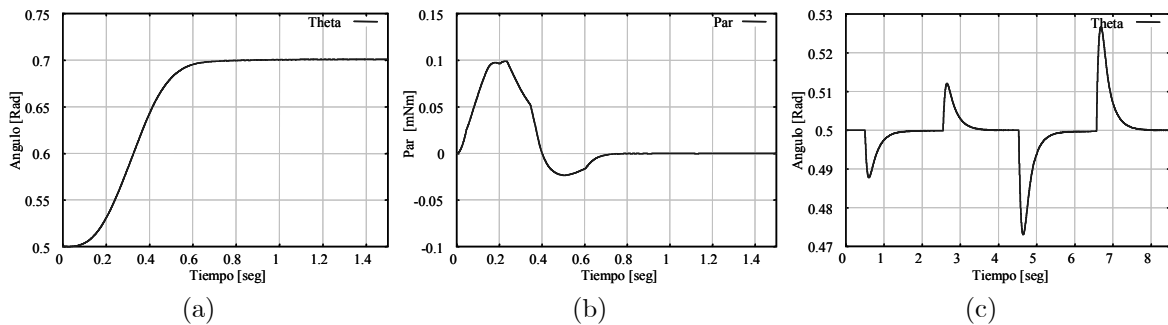


Figura 11: Resultados experimentales. Respuesta del sistema de control a una entrada escalón:(a) y (b). En (c) se muestra la respuesta a cargas estáticas. Dos cargas fueron aplicadas, la primera fue de 25grms y la segunda fue el doble de la primera. Se observa que las respuestas de control del eslabón a dichas perturbaciones son pequeñas y rápidamente compensadas.



fueron implementados en el sistema biomecánico para la producción de fuerzas totales en el músculo. Los experimentos muestran la relación fuerza-longitud-velocidad de los actuadores (motores de CC) como músculos artificiales. Estos experimentos fueron desarrollados considerando los procesos biofísicos para la iniciación y mantenimiento de generación de fuerza en el músculo animal. Por otra parte, también se ha presentado un controlador neuronal cortical para el control de movimientos voluntarios. Este controlador neuronal sugiere como el cerebro puede fijar mecanismos que conmutan automáticamente, para el balance de información de realimentación dinámica y estática, para guiar el movimiento deseado y compensar las fuerzas externas. Por ejemplo, con el incremento de velocidad de movimiento, el sistema cambia de un controlador de posición realimentado a un generador feedforward de trayectoria con compensación dinámica. El controlador también puede compensar perturbaciones inesperadas. El controlador neuronal presenta propiedades cinemáticas de los movimientos humanos, incluyendo los perfiles de velocidad en forma de campana. En futuros trabajos se espera expandir las experiencias conseguidas con esta plataforma de experimentación, para crear un dedo con mayor grado de libertad e incorporar técnicas de control de inspiración neurobiológicas, tales como las presentadas en este artículo.

### Agradecimientos

Se agradece el apoyo recibido por los miembros del grupo de investigación de Neurotecnología, Control y Robótica (*NEUROCOR*) del departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática de la Universidad Politécnica de Cartagena. Este trabajo fue financiado en parte por la CICYT-TIC99-0446-C02-01, y por el proyecto SYNERAGH - BRE2-CT980797 BRITE EURAM- de Investigación Básica.

### Referencias

- [1] R. E. Kettner, A.B. Schwartz, and A.P. Georgopoulos, "Primate motor cortex and free arm movements to visual targets in three-dimensional space. III. Positional gradients and population coding of movement direction from various movements origin," *The Journal of Neuroscience*, 8(8):2938-2947, 1988.
- [2] M.D. Crutcher and G. E. Alexander, "Movement-related neuronal activity selectively coding either direction or muscle pattern in three motor areas of the monkey," *Journal of Neurophysiology*, 64(1):151-163, 1990.
- [3] A. Riehle, W.A. Mackay, and J. Requin, "Are extent and force independent movement parameter? Preparation and movement-related neuronal activity in the monkey cortex", *Experimental Brain research*, 99(1), 56-74, 1994.
- [4] F. Lacquaniti, E. Guigon, L. Bianchi, S. Ferraina, and R. Caminiti, "Representing spatial information for limb movement: Role of area 5 in the monkey (in press), 1995.
- [5] G.E. Alexander, and M.D. Crutcher, "Preparation for movement: Neural representations of intended direction in three motor areas of the monkey," *Journal of Neurophysiology*, 64(1):133-150, 1990.
- [6] J.F. Kalaska, D.A.D. Cohen, M.L. Hyde, and M. Prud'homme, "A comparison of movement direction-related versus load direction-related activity in primate motor cortex, using a two-dimensional reaching task," *Journal of Neuroscience*, 9(6):2080-2102, 1989.
- [7] J.F. Kalaska, D.A.D. Cohen, M. Prud'homme and M.L. Hyde, "Parietal area 5 neuronal activity encodes movement kinematics, not movements dynamics," *Experimental Brain Research*, 80:352-364, 1990.
- [8] E.V. Evarts, and J. Tanji, "Gating of motor cortex reflexes by prior instruction," *Brain research*, 71:479-494, 1974.
- [9] P. Burbaud, C. Doegle, C. Gross, and B. Bioulac, "A quantitative study of neural discharge in areas 5, 2, and 4 of the monkey during fast arm movements," *Journal of Neurophysiology*, 66(2): 429- 443, 1991.
- [10] A. Polit, and E. Bizzi, "Processes controlling arm movements in monkeys," *Science*, 201(29):1235-1237, 1978.
- [11] E. Bizzi, N. Accornero, W. Chapple, and N. Hogan, "Posture control and trajectory formation during arm movement," *The Journal of Neuro-science*, 4(11):2738-2744, 1984.
- [12] D. Bullock, P. Cisek, and S. Grossberg, "Cortical networks for control of voluntary arm movements under variable force conditions," *Cerebral Cortex*, 8, 48-62, 1998.
- [13] J.F. Kalaska, and D.J. Crammond, "Cerebral cortical mechanics of reaching movements," *Science*, 255:1517-1527, 1992.
- [14] Paul Cisek, Stephen Grossberg and Daniel Bullock, "A cortico-spinal model of reaching

- and proprioception under multiple task constraints," *Journal of Cognitive Neuroscience*, 10:4, 425-444, 1998.
- [15] F. García-Cordova, J.L. Coronado, A. Guerrero, "A Neural Controller for an artificial finger built with SMA actuators", *Symposium on Intelligent Robotic Systems (SIRS99)*. July 1999. Coimbra (Portugal).
- [16] F. García-Cordova, J.L. Coronado, A. Guerrero, "Design of an anthropomorphic finger using shape memory alloy springs", *IEEE on System, Man and Cybernetic (SMC99)*. September 1999. Tokyo (Japan).
- [17] J. L. Contreras-Vidal, H. L. Teulings, and G. E. Stelmach, "Understanding handwriting motor impairments in Parkinson disease through neural networks," *Proceeding of the World Congress on Neural Networks (San Diego)*, 1994, II, pp. 709-716.
- [18] P. Gaudiano, E. Zalama-Casanova, J. López-Coronado, "An unsupervised neural network for low-level control of a mobile wheeled robot," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part B. Special Issue on Learning Approaches to Autonomous Robot Control*, vol. 26, no. 3, 1996, pp. 485-496.
- [19] E. Zalama-Casanova, P. Guadiano, J. López-Coronado, "A real-time, unsupervised neural network model for the control of a mobile robot in a nonstationary environment," *Neural Networks*, vol. 8, 1995, pp. 123-125.
- [20] Hannaford, Blake and Winters, Jack, "Actuator properties and movement control: Biological and technological models", *Multiple Muscle systems: Biomechanics and Movement Organization*, J.M. Winters and S.L-Y. Woo (eds.), pp 101-120, 1990 Springer-Verlag.
- [21] H. Endo, and M. Wada, "Reflex-like control for the coupled tendon-driven manipulator" *Intelligent Robots and Systems '94. 'Advanced Robotic Systems and the Real World', IROS '94. Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference*, Vol. 3, pp. 1810-1815, 1994.
- [22] De Rossi, D., et. al., "Electrically Induced Contractile Phenomena in Charged Polymer Networks Preliminary Study on the Feasibility of the Muscle-like Structures," *Transactions of the American Society of Artificial Internal Organs XXXI*, p. 60-65, 1985.
- [23] Chou, C. P. and Hannaford, B. (1996): *Measurements and Modeling of McKibben Pneumatic Artificial Muscles*. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 12(1):90-102.
- [24] Klute, G. K., Czerniecki, J. M, and Hannaford, B. (1999): *McKibben Artificial Muscles: Pneumatic Actuators with Biomechanical Intelligence*. To appear in the *Proceedings of the IEEE/ASME 1999 International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM '99)*, Atlanta, GA, September 19-22, 1999.
- [25] AV. Hill, "the heat of shorting and the dynamic constants of muscle", *proceedings of the royal Society*, B126:136-195, 1938.
- [26] Ian E. Brown, E. J. Cheng, and G. E. Loeb, "Measured and modeled properties of mammalian skeletal muscle II. The effects of stimulus frequency on force-length and force-velocity relationships", *Journal of muscle research and Cell Motility*, 20:627-643,1999.
- [27] BC. Abbott, and DR. Wilkie, "The relation between velocity of shorting and the tension-length curve of skeletal", *Journal of Physiology*, 120: 214-223, 1953.
- [28] AS. Bahler, "Modeling of mammalian skeletal muscle", *IEEE Transactions of biomedical Engineering*, BME 15(4):249-257,1968.
- [29] J.L. Contreras-Vidal, S. Grossberg, and D. Bullock, "A neural model of cerebellar learning for arm movement control: Cortico-spino-cerebellar dynamics," *Learning and Memory*, 3:475-502.
- [30] FE. Zajac, "2 Muscle and tendon: properties, models, scaling and application to biomechanics and motor control," *Crit. Rev. Biomed. Engng*. 17:359-411,1989.