

Algoritmo de control anticipatorio *assisted-as-needed* para neurorrehabilitación funcional de extremidad superior

R. Pérez Rodríguez^{1,2}, U. Costa Boned³, C. Cáceres Taladriz^{1,2}, J.M. Tormos Muñoz³, J. Medina Casanovas³, E.J. Gómez Aguilera^{1,2}

¹ Grupo de Bioingeniería y Telemedicina, ETSI Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España, {rperez,ccaceres,egomez@gbt.tfo.upm.es}

² Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina, Madrid, España

³ Instituto Universitario de Neurorrehabilitación Guttmann-UAB, Barcelona, España, {ucosta,jmtormos,jmedina@guttmann.com}

Resumen

Los dispositivos robóticos se están convirtiendo en una alternativa muy extendida a las terapias de neurorrehabilitación funcional tradicionales al ofrecer una práctica más intensiva sin incrementar el tiempo empleado en la supervisión por parte de los terapeutas especialistas. Por ello, este trabajo de investigación propone un algoritmo de control anticipatorio que, bajo el paradigma 'assisted-as-needed', proporcione a una ortesis robótica las capacidades de actuación necesarias para comportarse tal y como lo haría un terapeuta que proporciona una sesión de terapia manual. Dicho algoritmo de control ha sido validado mediante un simulador robótico obteniéndose resultados que demuestran su eficacia.

1. Introducción

La Organización Mundial de la Salud (OMS) prevé que para el año 2020, el Daño Cerebral Adquirido (DCA) estará entre las 10 causas más comunes de discapacidad. Las causas del DCA pueden ser tanto traumáticas como no traumáticas, siendo los más comunes el Traumatismo Craneoencefálico (TCE) y el Ictus [1].

Las nuevas técnicas de intervención precoz y el desarrollo de la medicina intensiva en la atención al DCA han mejorado notablemente la probabilidad de supervivencia. Sin embargo, hoy por hoy y a pesar de estos avances, las lesiones cerebrales no tienen ningún tratamiento quirúrgico que tenga por objetivo restablecer la funcionalidad perdida, sino que las terapias rehabilitadoras se dirigen hacia la compensación de los déficits que la lesión produce. Uno de los objetivos principales de la neurorrehabilitación es, por tanto, dotar al paciente de la capacidad necesaria para ejecutar las Actividades de Vida Diaria (AVDs) necesarias para desarrollar una vida independiente, siendo fundamentales aquellas en las que la Extremidad Superior (ES) está directamente implicada, debido a su gran importancia a la hora de la manipulación de los objetos [2].

Aunque existe evidencia de que las terapias tradicionales son capaces de obtener resultados positivos en cuanto a recuperación motora tras un episodio de DCA, los dispositivos robóticos ofrecen la posibilidad de efectuar una práctica más intensiva sin requerir un aumento en el tiempo utilizado por los terapeutas en tareas de supervisión [3]. Esta ventaja, junto con el hecho de que

los procedimientos terapéuticos tradicionales son caros y altamente dependientes de la dosis aplicada, han causado un notable incremento del interés en investigaciones relacionadas con la creación, el control y la utilización de dispositivos robóticos integrados en el ciclo terapéutico [4,5].

La neurorrehabilitación robótica es por tanto atractiva debido a varias razones tales como su gran potencial para un fácil despliegue, su aplicabilidad en un amplio rango de déficits motores y su fiabilidad en cuanto a la toma de medidas, lo que ha conllevado a un gran aumento en la penetración de estos dispositivos en entornos clínicos [5]. Además, también se cree que las terapias basadas en robots, durante las fases aguda y subaguda de proceso de DCA favorece la recuperación funcional debido a procesos biológicos espontáneos [6].

Dentro de los sistemas robóticos terapéuticos se pueden distinguir los robots pasivos, los activos y los interactivos. En los sistemas pasivos no se realiza ninguna actuación sobre el paciente, sino que éste es simplemente estabilizado, fijado o restringido; los sistemas activos, equipados con dispositivos electromecánicos, hidráulicos o neumáticos, tienen la capacidad de movilizar al paciente; por último, los sistemas interactivos no sólo tienen capacidad de actuación sino que también reaccionan ante los esfuerzos llevados a cabo por los pacientes mediante complejos sistemas de control.

En la categoría de dispositivos pasivos se puede encontrar el sistema Swedish Helparm [7], consistente en un conjunto de contrapesos conectados al paciente mediante un sistema de cintas y poleas que consiguen compensar la acción de la gravedad sobre su ES. Por su parte, el sistema ARM guide, concebido inicialmente para ser un sistema pasivo de evaluación del desempeño motor con compensación del peso, también cuenta con evoluciones para una ayuda activa a lo largo de una trayectoria predeterminada [8].

Dentro de la categoría de sistemas interactivos se puede encontrar el propuesto por Lum et al. [9], que permite tanto medir como perturbar movimientos de levantamiento de objetos grandes de tal forma que si el objeto pierde estabilidad se procede a la asistencia mediante un actuador con un único GdL. Otro sistema

interactivo con un sólo GdL es el llevado a cabo por Hesse et al. [10], en el cual el paciente se encuentra con ambos codos flexionados 90° mientras agarra con sus manos unos pomos que ha de accionar para describir los movimientos; estos pomos pueden ser configurados para trabajar el movimiento de flexoextensión de la muñeca o de pronosupinación del codo, pero no simultáneamente. En el sistema de Cozens et al. [11], también interactivo con 1 GdL, el antebrazo del paciente se fija a una palanca capaz de rotar en un plano horizontal alineado con la articulación del codo de tal forma que la asistencia, la cual se activa cuando el paciente inicia la ejecución del movimiento, se realiza en base a las medidas de aceleración y posición que proporcionan un acelerómetro y un electrogoniómetro respectivamente.

En cuanto a sistemas interactivos capaces de proporcionar asistencia en varios GdL destacan MIT-MANUS [12], GENTLE/S [13], ARMin [14] y MIME [15]. El sistema MIT-MANUS, basado en un robot SCARA de dos dimensiones, transmite las fuerzas al paciente a través de un mango; este sistema contempla la posibilidad de incorporar un módulo 3D en su extremo para aumentar el espacio de trabajo. En el sistema GENTLE/S, la muñeca del paciente es anclada al EE del robot siendo el resto de la ES compensada de la gravedad mediante un sistema de cintas; este sistema también puede ser extendido añadiendo una muñeca robótica con 1 GdL activo y 2 pasivos. El sistema ARMin, consistente en una ortesis robótica anclada a la pared es capaz de asistir al paciente en una determinada trayectoria de manera activa sobre 6 GdLs. Finalmente, el dispositivo MIME (evolución de [9]), basado en la terapia en espejo, consiste en un robot manipulador industrial de 6 GdLs que transmite la realimentación de fuerzas al paciente a través de un mango en función del movimiento que este ejecuta con su miembro intacto.

En referencia a la estrategia de actuación *assisted-as-needed*, algunos sistemas proporcionan una asistencia proporcional a la desviación del paciente respecto de una trayectoria previamente establecida. Ejemplos de sistemas que cumplen con dicha estrategia son MIT-MANUS [17], MIME [9,15], GENTLE/S [16], ARMin [14], L-EXOS [17], ReoGO [18] o NeReBot [19].

Tras el estudio anterior se puede extraer la siguiente conclusión: los sistemas actuales se centran en la idea de que cuando el sujeto se mueve a lo largo de la trayectoria deseada (creada artificialmente mediante un túnel virtual), el robot no debe de intervenir; si por el contrario, el sujeto se desvía de dicha trayectoria, el robot ha de activarse generando una fuerza correctora [20].

Es por tanto el objetivo de este trabajo el diseño y validación de un algoritmo de control anticipatorio e inteligente, que, a diferencia de los sistemas de control actuales, sea capaz de emular las decisiones de asistencia que un terapeuta tomaría en una sesión de terapia manual.

2. Material y métodos

La Figura 1 ilustra de manera esquemática el modelo de control seguido por la capa *assisted-as-needed* propuesta,

basada en los estudios de Shadmehr [21]. Este diagrama implica el siguiente flujo de trabajo: dada una configuración biomecánica de partida, (1) el subsistema de predicción estima la evolución biomecánica que seguirá el paciente para alcanzar un objetivo, (2) la cual es evaluada para determinar la idoneidad de la proporción de asistencia en base a un criterio clínico para, en función de la decisión, (3) generar un comando motor.

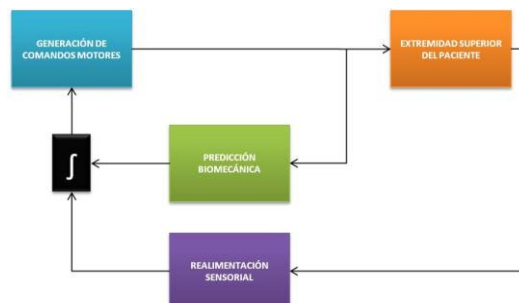


Figura 1. Diagrama de bloques del sistema

2.1. Material

Para la realización de este trabajo de investigación se ha empleado la herramienta MATLAB® r2010b sobre un PC con procesador Intel® Core™ Duo a 2.4 GHz con 4 GB de memoria RAM.

Los modelos de movimiento que servirán como referencia de ejecución sana se han obtenido utilizando el sistema de adquisición BTS SMART-D [22], el cual consta de seis cámaras infrarrojas a 140 Hz con 1.4 Mp de resolución, conectadas a un sistema de integración de señales. Para la captura se ha utilizado un modelo bimanual de 16 puntos como el empleado en [23].

2.2. Subsistema de predicción biomecánica

El bloque de predicción biomecánica permite la anticipación a los errores que el paciente pueda llegar a cometer. Este subsistema está basado en los denominados *forward models* (presentes en el cerebelo), los cuales transforman comandos motores en consecuencias sensoriales para estimar el estado del cuerpo y de su entorno. Estos modelos son necesarios, principalmente, porque las líneas de transmisión humanas (axones) transportan la información a una velocidad inferior a la de la velocidad del sonido, por lo que se ha de compensar el retraso acumulado en la información sensorial percibida.

En primer lugar se realiza una estimación de la trayectoria 3D del EE, llevada a cabo mediante un algoritmo de *minimum-jerk* [24] a partir de la cual se aplica una resolución del problema cinemático inverso utilizando un Perceptron Multicapa (PMC) como el descrito en [25] para obtener una evolución biomecánica sana. En este punto, se aplica una adaptación al perfil disfuncional del paciente en función de un estudio previo del mismo, en el que se han debido de detectar tanto los déficits motores como sus correspondientes compensaciones (bien mediante la aplicación de un *offset* o una función de transferencia).

2.3. Subsistema de decisión

Disponble la predicción biomecánica adaptada al perfil disfuncional del paciente se procede, de manera independiente a cada GdL y mediante la aplicación de un sistema bayesiano difuso [26], a la determinación de la conveniencia de la aplicación de una fuerza correctora. Previo a la decisión, se ha de medir la adaptabilidad de la predicción, definida como la similitud a un movimiento sano y dada por el coeficiente de adaptabilidad expresado por las Ecuaciones 1 y 2 donde C es el coeficiente de correlación de Pearson y D_p la desviación medida, basada en la medida de error entre la estimación angular realizada y el modelo (m es un parámetro morfológico que determina la forma de la curva y p la permisividad asociada).

$$K_p = C/D_p \quad (1)$$

$$D_p(RMSE) = \begin{cases} 1 & RMSE \leq T \\ e^{(RMSE-T)/m} - e^{1/m} + 1 & RMSE > T + p \end{cases} \quad (2)$$

De esta forma, la alternativa a seleccionar (proporcionar o no realimentación de fuerzas) será aquella que maximice la utilidad esperada [26].

2.4. Subsistema de generación de comandos motores

Este subsistema es el responsable de crear el comando motor que se le aplicará al paciente a través de la ortesis. Al tratarse de un sistema de control dirigido a una ortesis con capacidades hápticas, a la salida de este subsistema se proporcionará tanto el valor angular para cada GdL como la rigidez asociada al mismo. De esta forma, si el paciente necesita asistencia, se aplica la Ecuación 3, mientras que si por el contrario, no se requieren fuerzas correctoras sobre el GdL en cuestión, la rigidez comandada se calcula en base a la Ecuación 4. En las expresiones citadas R_t se corresponde con la rigidez comandada en el instante actual, R_{t-1} con la comandada en el instante anterior, R_{max} y R_{min} con las rigideces máxima y mínima que el robot puede proporcionar en el GdL bajo análisis (la mínima es configurable por el usuario), f_a con el factor de asistencia y f_f con el de olvido, ambos utilizados para suavizar tanto el incremento como el decremento de la fuerza aplicada sobre el paciente. En todos los casos, el valor angular de salida será aquel correspondiente al modelo de movimiento utilizado.

$$R_t = \min(R_{t-1} + R_{max} \cdot f_a, R_{max}) \quad (3)$$

$$R_t = \max(R_{t-1} - R_{max} \cdot f_f, R_{min}) \quad (4)$$

3. Trabajo experimental

Para llevar a cabo las pruebas del sistema se ha empleado un simulador desarrollado en Simulink® de una ortesis de 3 GdLs (flexoextensión y abducción/aducción de hombro y flexoextensión de codo) sobre el que se ha integrado la capa de control propuesta.

Se han empleado las AVDs 'servir agua de una jarra' y 'beber de una botella' para validar la capa de control propuesta sobre 3 pacientes, de los cuales se ha realizado un estudio previo de caracterización disfuncional. Con el

fin de poder extraer conclusiones claras, se ha dotado al control *assisted-as-needed* de una configuración estándar para trabajar tanto con sujetos sanos como con patológicos. Dicha configuración mantiene una rigidez mínima de 0 para todos los GdLs, un valor de 1 para los factores de asistencia y olvido y una velocidad de ejecución normal para ambas actividades basada en experiencia previa (9s en el caso de 'servir agua de una jarra' y 7,5s para 'coger una botella'). Los valores de utilidad empleados para la proporción de asistencia vienen dados por la Tabla 1, donde las alternativas son representadas por A_i (1=asistencia; 2=no asistencia) y los hechos por F_j (1=baja adaptabilidad; 2=adaptabilidad media; 3=alta adaptabilidad).

	F_1	F_2	F_3
A_1	5	4	2
A_2	2	3	4

Tabla 1. Configuración estándar del sistema de decisión

Tras las simulaciones, y para cada GdL, se han obtenido los siguientes parámetros para cada una de las transiciones de cada AVD: Coeficiente de correlación, RMSE y porcentaje de asistencia (considerando que un valor del 100% correspondería al caso en el cual se le estaría proporcionando al sujeto asistencia continuada con el máximo de rigidez permitida por el robot en el GdL).

4. Resultados y discusión

La Tabla 2 muestra el porcentaje medio de asistencia tras las simulaciones llevadas a cabo con sujetos sanos (73 en el caso de la AVD 'servir agua de una jarra' y 40 para 'coger una botella'). Si estos datos son comparados con los recogidos por la Tabla 3, que contiene el porcentaje de asistencia proporcionado a cada sujeto patológico bajo estudio, se puede ver claramente que la capa de control inteligente *assisted-as-needed* prácticamente no asiste a los sujetos sanos mientras que se comporta de una manera completamente diferente cuando trata con sujetos aquejados de déficits motores.

AVD	fesX (%)	abdS (%)	fexE (%)
jarra	11,10	15,24	7,36
botella	5,64	2,48	19,24

Tabla 2. Porcentaje de asistencia de los sujetos sanos

AVD	Paciente	fesX (%)	abdS (%)	fexE (%)
jarra	P01	50,94	37,60	44,81
	P02	66,12	71,07	94,31
	P03	22,49	57,33	5,49
botella	P01	3,58	29,62	49,04
	P02	29,33	55,96	55,41
	P03	44,17	19,35	44,68

Tabla 3. Porcentaje de asistencia de los sujetos patológicos

Es importante destacar en este punto que la realimentación de fuerzas que el sistema proporciona a los sujetos sanos se debe, principalmente, al hecho de que los modelos de movimiento utilizados para evaluar las predicciones emitidas son independientes de las medidas antropométricas, mientras que los objetos manipulados siempre permanecen en la misma posición. En cualquier caso, teniendo en cuenta que la manera de proporción de realimentación de fuerzas se realiza siguiendo una estrategia incremento-decremento, la cantidad de asistencia obtenida correspondería realmente a la mitad de

dicho valor dada la configuración de los factores de asistencia y olvido.

La Tabla 4 contiene los valores medios de correlación y error obtenidos para los sujetos patológicos en los casos en los que éstos ejecutan las tareas libremente y con el robot. Como se puede apreciar, las ejecuciones con robot consiguen que los sujetos realicen los movimientos de manera similar a los patrones de normalidad.

	AVD	μ_c			μ_{RMSE}		
		fexS	abdS	fexE	fexS	abdS	fexE
R	jarra	0,95	0,96	0,92	3,89	3,22	4,42
	botella	0,98	0,97	0,97	5,23	2,88	5,31
r	jarra	0,71	0,84	0,51	14,95	11,27	15,36
	botella	0,86	0,87	0,52	12,66	8,43	15,16

Tabla 4. Resultados de ejecución patológicos (R=con robot; r=sin robot)

Para finalizar, la Figura 2 ilustra, empleando al sujeto P01 como ejemplo, como el sistema se comporta de manera anticipatoria a los errores que el paciente pretende cometer en la AVD 'servir agua de una jara'.

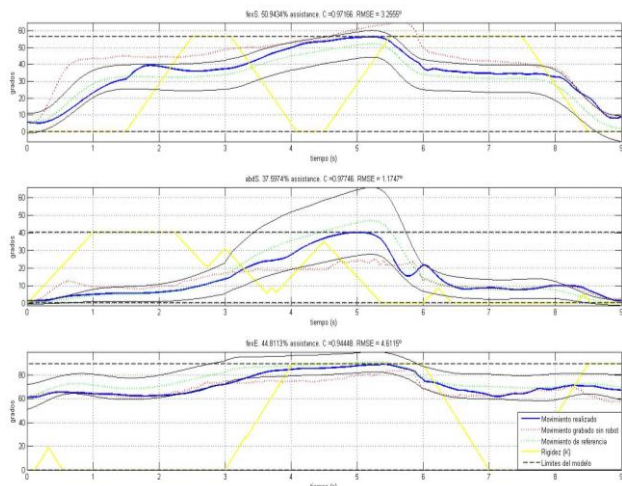


Figura 2. Resultados del sujeto P01 para la AVD 'servir agua de una jara'

5. Conclusiones y trabajos futuros

En el presente trabajo de investigación se ha propuesto un algoritmo de control anticipatorio *assisted-as-needed* que, al fomentar la participación de los pacientes en la ejecución de las actividades de rehabilitación, favorece los procedimientos de plasticidad neuronal [27].

Las pruebas llevadas a cabo demuestran la capacidad del algoritmo de control para llevar a cabo una actuación anticipatoria, lo que soluciona las limitaciones de los sistemas actuales.

Por su parte, se proponen como trabajos futuros la construcción de un simulador con un número más amplio de GdLs y la validación del sistema con un número mayor de AVDs.

Agradecimientos

Este trabajo de investigación ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación (proyecto REHABILITA, CIN/1559/2009-PI082004).

Referencias

- [1] Murray C, Lopez A: Alternative projections of mortality and disability by cause 1990-2020: Global Burden of Disease Study. The Lancet 1997, 349(9064):1498-1504.
- [2] Hillman E, Hebden J, Schweiger M, Dehghani H, Schmidt F, Delpy D, Arridge S: Time resolved optical tomography of the human forearm. Physics in medicine and biology 2001, 46:1117.
- [3] Dobkin BH: Strategies for stroke rehabilitation. The Lancet Neurology 2004, 3(9):528-536.
- [4] Wolbrecht E, Chan V, Reinkensmeyer D, Bobrow J: Optimizing Compliant, Model-Based Robotic Assistance to Promote Neurorehabilitation. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering 2008, 16(3):286-297.
- [5] Conesa L, Costa U, Morales E, Edwards DJ, Cortes M, León D, Bernabéu M, Medina J: An observational report of intensive robotic and manual gait training in sub-acute stroke. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation 2012, 9:13.
- [6] Huang V, Krakauer J: Robotic neurorehabilitation: a computational motor learning perspective. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation 2009, 6:5.
- [7] Kinsman Enterprises. <http://www.kinsmanenterprises.com> 2012.
- [8] Reinkensmeyer DJ, Dewald JPA, Rymer WZ: Guidance-based quantification of arm impairment following brain injury: a pilot study. Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on 1999, 7:1-11.
- [9] Lum PS, Lehman S, Reinkensmeyer DJ: The bimanual lifting rehabilitator: an adaptive machine for therapy of stroke patients. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering 1995, 3:166-174.
- [10] Hesse S, Schulte-Tigges G, Konrad M, Bardeleben A, Werner C: Robot-assisted arm trainer for the passive and active practice of bilateral forearm and wrist movements in hemiparetic subjects. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation 2003, 84(6):915-920.
- [11] Cozens JA: Robotic assistance of an active upper limb exercise in neurologically impaired patients. Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on 1999, 7(2):254-256.
- [12] Krebs H, Palazzolo J, Dipietro L, Ferraro M, Krol J, Rannekleiv K, Volpe B, Hogan N: Rehabilitation robotics: Performancebased progressive robot-assisted therapy. Autonomous Robots 2003, 15:7-20.
- [13] Loureiro R, Harwin W: Reach & grasp therapy: design and control of a 9-DOF robotic neuro-rehabilitation system. In Rehabilitation Robotics, 2007. ICORR 2007. IEEE 10th International Conference on 2007:757-763.
- [14] Nef T, Mihelj M, Riener R: ARMIn: a robot for patientcooperative arm therapy. Medical & Biological Engineering & Computing 2007, 45(9):887-900.
- [15] Lum PS, Burgar CG, Shor PC, Majmundar M, Van der Loos M: Robot-assisted movement training compared with conventional therapy techniques for the rehabilitation of upper-limb motor function after stroke. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation 2002, 83(7):952-959.
- [16] Krebs H, Palazzolo J, Dipietro L, Ferraro M, Krol J, Rannekleiv K, Volpe B, Hogan N: Rehabilitation robotics: Performancebased progressive robot-assisted therapy. Autonomous Robots 2003, 15:7-20.
- [17] Montagner A, Frisoli A, Borelli L, Procopio C, Bergamasco M, Carboncini M, Rossi B: A pilot clinical study on robotic assisted rehabilitation in VR with an arm exoskeleton device. In Virtual Rehabilitation, 2007 2007:57-64.
- [18] Bovolenta F, Sale P, Dall'Armi V, Clerici P, Franceschini M: Robotaided therapy for upper limbs in patients with stroke-related lesions. Brief report of a clinical experience. Journal of Neuro-Engineering and Rehabilitation 2011, 8:18.
- [19] Rosati G, Gallina P, Masiero S: Design, Implementation and Clinical Tests of a Wire-Based Robot for Neurorehabilitation. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering 2007, 15(4):560-569.
- [20] Marchal-Crespo L, Reinkensmeyer D: Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury. Journal of neuroengineering and rehabilitation 2009, 6:20.
- [21] Shadmehr R: Computational Approaches to Motor Control. Oxford 2009.
- [22] BTS Bioengineering. www.btsbioengineering.com 2012.
- [23] Rab G, Petuskey K, Bagley A: A method for determination of upper extremity kinematics. Gait & posture 2002, 15(2):113-119.
- [24] Flash T, Hogan N: The coordination of arm movements: an experimentally con_rmed mathematical model. Journal of neuroscience 1985, 5(7):1688.
- [25] Pérez-Rodríguez R, Marcato-Cedeño A, Costa r, Solana J, Cáceres C, Opisso E, Tormos JM, Medina J, Gómez EJ: Inverse Kinematics of a 6 DoF Human Upper Limb using ANFIS and ANN for anticipatory actuation in ADL-based physical Neurorehabilitation. Expert Systems with Applications 2012, 39(10):9612-9622.
- [26] Ross T: Fuzzy Logic with Engineering Applications. U.K.: John Wiley & Sons, 2nd edition 2004.
- [27] Israel JF, Campbell DD, Kahn JH, Hornby TG: Metabolic Costs and Muscle Activity Patterns During Robotic and Therapist-Assisted Treadmill Walking in Individuals With Incomplete Spinal Cord Injury. Physical Therapy 2006, 86(11):1466-1478.