

Clasificación de sujetos según el control motor de la Extremidad Superior en Neurorehabilitación Funcional

M.A. Villán-Villán^{1,2}, 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, {mvillan, 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 Neurorehabilitación Guttmann-UAB, Barcelona, España, {ucosta, jmtormos, jmedina}@guttmann.com

Resumen

El presente trabajo propone la aplicación de las redes neuronales artificiales (RNA) en la comparación del movimiento de la extremidad superior entre sujetos con Daño Cerebral Adquirido y sujetos sanos. La finalidad de esta comparación es clasificar a los sujetos según su control motor para posteriormente emitir una valoración funcional del movimiento como parte de un método de evaluación objetiva en neurorehabilitación funcional de extremidad superior. Para realizar esta comparación se propone un método en el que se aplica un pre-procesado a los datos usando análisis de componentes principales (ACP) para reducir la dimensión de los mismos y entrenar la red. Fueron evaluadas diferentes estructuras de redes. El resultado obtenido con el método propuesto fue de un 95.65% de exactitud en la clasificación. Este resultado permite certificar el uso de las RNAs como una opción viable para la evaluación disfuncional del movimiento de sujetos sanos y con DCA. Esta investigación puede ser considerada como un estudio piloto para investigaciones en mayor profundidad que corroboren estos resultados.

1. Introducción

El Daño Cerebral Adquirido (DCA) tiene un gran impacto sociocultural, debido a sus secuelas motoras, sensitivas, cognitivas, emocionales entre otras, que transforman la vida de los pacientes y sus familias. Según los datos previstos por la Organización Mundial de la Salud (OMS), el DCA estará entre las 5 primeras causas de discapacidad en el año 2020 [1]. Las causas del DCA pueden ser tanto traumáticas (accidentes de coche, caídas, etc.) como no traumáticas (tumores cerebrales, infecciones, etc.), siendo las más comunes el Traumatismo Craneoencefálico (TCE) y el Accidente Cerebrovascular (ACV) o Ictus [2].

En el mundo, nueve millones de personas sufren un ACV cada año, lo que convierte a este tipo de lesión en la segunda causa principal de muerte y la octava causa de discapacidad grave en los ancianos [3]. Cada año se registran en España 100.000 nuevos casos de ictus, en su mayoría en personas mayores de 65 años [4]. La incidencia anual de TCE en Europa se estima en 235 por cada 100 000 habitantes. En España, la incidencia es de 200 nuevos casos por cada 100.000 habitantes/año, es decir, 89.000 nuevos casos anuales aproximadamente [5].

Entre los objetivos principales de la neurorehabilitación se encuentran la restauración, minimización o compensación de las alteraciones funcionales de los pacientes con DCA. En el área funcional, la rehabilitación busca que los pacientes recobren la capacidad para ejecutar las actividades de la vida diaria (AVD) necesarias para desarrollar una vida independiente, relacionadas con la manipulación de objetos del entorno en las que la extremidad superior (ES) está directamente implicada [5]. Aún no existe un tratamiento quirúrgico o farmacológico para restablecer las funciones perdidas, a pesar de las nuevas técnicas de rehabilitación, lo cual representa uno de los principales problemas en esta área.

La evidencia médica en neurorehabilitación funcional es escasa y los métodos de valoración de la ES dependen fundamentalmente de la experiencia clínica. No existen protocolos estándar que generen resultados de análisis de movimiento de la ES en pacientes con DCA [7]. La gran variedad de movimientos y la complejidad de la extremidad hace que sea necesario el desarrollo de métodos de evaluación biomecánica multi-articulares válidas y fiables. La falta de consenso internacional para validar los protocolos ha obstaculizado su avance [7].

La evaluación funcional/motora de pacientes con DCA se realiza en la actualidad a partir de métodos subjetivos que dependen del criterio del examinador y de factores medioambientales que pueden alterar los resultados. Las técnicas de valoración más utilizadas son *Fugl Meyer* (FM) [9], *Motor Assessment Scal* (MAS), *Motricity Index* (MI) [10] y *Action Research Arm Test* (ARAT) [11]. FM define las siguientes categorías para la evaluación del control motor de la ES en: severo (pronóstico muy pobre del control motor), moderado (pronóstico cuestionable) y medio (pronóstico de una buena recuperación).

Existen trabajos de investigación que proponen la evaluación del movimiento de la ES en la población neurológica centrados en el análisis cinemático [12],[7],[13]. Este análisis proporciona datos cuantitativos de los pacientes que permiten conocer sus mecanismos fisiopatológicos o alteraciones funcionales. Además, los avances en estudios del modelado de AVD [14] describen de manera detallada las actividades ejecutadas por un

sujeto sano y establecen patrones de normalidad (PN) utilizados en la comparación con sujetos con DCA.

Existen diferentes metodologías que realizan comparaciones entre grupos de pacientes con DCA y grupos control entre las que destacan las propuestas por Cirstea et al. [15], quienes han utilizado el Índice de la Longitud de la Trayectoria (ILT) con el fin de caracterizar el movimiento de pacientes, detectando compensaciones asociadas a patrones sinérgicos anormales y correlacionándolas con el nivel de funcionalidad. Van Andel et al.[7] proponen una metodología de medidas estandarizadas con la que han obtenido valores de normalidad durante las tareas funcionales en adultos. Murphy et al.[12] basados en el análisis de movimiento tridimensional de la actividad “beber de un vaso” han descrito la tarea con variables cinemáticas (tiempo, velocidades, ángulos articulares) en sujetos control. Van Dijck et al. [13] han desarrollado métodos de evaluación objetiva basados en análisis de movimiento de la ES donde analizan la fuerza y el par en AVDs.

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) han sido utilizadas en el campo de la rehabilitación neurológica en el desarrollo de sistemas de diagnóstico para la detección de TCE [1] y en modelos predictivos en neurocirugía asociados a la supervivencia de los pacientes después de un TCE [16].

Debido al crecimiento del número de casos de DCA y a la necesidad de independencia de los pacientes en la ejecución de AVDs, se requiere crear nuevos métodos de evaluación motora objetiva que permitan realizar una valoración acertada, precisa y confiable del control motor de la ES, con la finalidad de proporcionar datos objetivos para la interpretación de las condiciones de los pacientes. También se requiere definir un procedimiento estándar para la valoración de la misma. Por lo tanto el objetivo de este estudio, es realizar una primera aproximación de una metodología de evaluación objetiva basada en la comparación de movimiento en la ejecución de la AVD “coger una botella” [14], usando para ello las RNAs.

2. Material y Métodos

Para cumplir con los objetivos se ha realizado el análisis cinemático de 27 parámetros de movimiento (PM) de 40 sujetos sanos y 5 con DCA. La Figura 1 muestra el diagrama de la metodología propuesta en donde se aplica análisis de componentes principales (ACP), previo al entrenamiento de la RNA, con el fin de reducir la dimensión de los datos. En este estudio se ha utilizado un perceptrón multicapa (PMC) con retropropagación para clasificar los sujetos en función de sus déficits disfuncionales. La arquitectura de la red ha sido establecida de manera empírica.

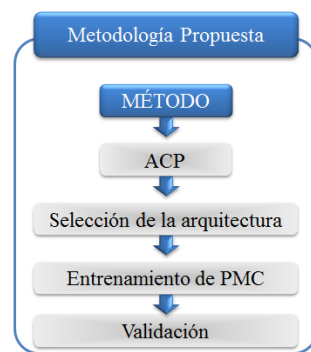


Figura 1. Metodología Propuesta

2.1. Material

La adquisición de los datos de movimiento de sujetos sanos y pacientes con DCA se ha realizado con el sistema BTS-SMART-D [18]. Este dispositivo es un sistema de seguimiento optoelectrónico que consta de 6 cámaras infrarrojas, con frecuencia de 140Hz y resolución de 1.4 Mp. Para la captura de movimiento se ha utilizado un modelo bimanual de dieciséis puntos como el usado en [19]. Los cálculos matemáticos de las métricas y el entrenamiento de la red se han realizado con la herramienta matemática MATLAB® r2009b sobre un PC con procesador Intel® Core™ Duo a 2.4 GHz con 4 GB de memoria RAM. El ACP se realiza con PASW Statistic v 18. (SPSS).

2.2 Modelo Biomecánico

El modelo biomecánico utilizado considera que la ES se compone de tres segmentos rígidos y articulados entre sí con seis DoF: tres en la articulación del hombro (flexoextensión, abducción/aducción y rotación interna/externa), dos en la articulación del codo (flexoextensión y pronación/supinación), uno en la articulación de la muñeca (flexoextensión). Este modelo biomecánico ha sido utilizado en la metodología de modelado AVDs (“coger una botella”) [14].

2.3. Cuantificación de variables cinemáticas

Las variables cinemáticas utilizadas en esta investigación han sido obtenidas a partir de la cuantificación de parámetros temporales y espaciales distribuidas en cuatro métricas.

La Figura 2 muestra el diagrama de estados (3 transiciones) de la AVD estudiada. T1: Reposo-botella cogida, T2: botella cogida-botella en alto y T3: botella en alto-botella sobre la mesa.

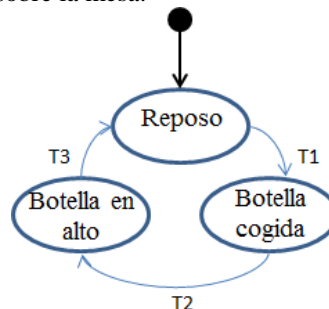


Figura 2. Diagrama de estados de la AVD “coger una botella”

Los parámetros analizados se calculan en cada una de las transiciones de la AVD, por lo que en cada métrica se obtienen como mínimo 3 PM. Las métricas y los PM obtenidas en cada una de ellas han sido las siguientes:

- Tiempo (s): tiempo empleado para completar la AVD. PM: 3.
- Pico de la velocidad tangencial (mm/s): valor máximo de la tasa de cambio de la posición del extremo efector (EE) por segundo. PM: 3.
- Pico de la velocidad Angular (deg/s): valor máximo de la tasa de cambio del ángulo en cada DoF de las articulaciones por segundo. PM: 18.
- Índice de la longitud de la trayectoria (ILT): relación entre la distancia recorrida en el espacio (T) y la distancia representada por la longitud de la línea recta que une el punto inicial y punto final (D) del EE. PM: 3.

$$ILT = \frac{T}{D} \quad (1)$$

2.4. Clasificación de sujetos

Una RNA es una herramienta computacional con amplia utilización en la solución de problemas complejos del mundo real. El PMC utilizado es una RNA de tipo *feedforward* [20]. Uno de los algoritmos de entrenamiento más utilizados de PCM es el aprendizaje por retropropagación [1]. Esta técnica consiste en la propagación hacia atrás del error desde la capa de salida hasta la de entrada pasando por las capas ocultas en cada interacción del proceso de entrenamiento. Estos PMCs se componen de una capa de entrada, capas intermedias y una capa de salida. El uso de PMCs tiene dos problemas principales: la generación de un conjunto de datos de entrenamiento adecuado y la selección de la arquitectura (de capas ocultas) [21].

Las estructuras de PMC empleadas constan de: n neuronas en la capa de entrada (*Input*, I) (una por cada PM). Una neurona en la capa oculta (*Hidden layer*, HL). Una neurona en la capa de salida (*Output*, O) (categoría a la que pertenece un sujeto). Se ha utilizado el entrenamiento de retropropagación, con una tangente hiperbólica como función de activación para las neuronas de la capa oculta y una función lineal para las neuronas de la capa de salida. Por lo tanto, al valorar la función motora de un sujeto el algoritmo permite distinguir la categoría a la que pertenece. Las categorías según el control de la función motora, son: sano y pacientes con DCA.

En el método propuesto se ha llevado a cabo un ACP de los datos de entrada (27 PM) minimizando la pérdida de información. Después de aplicar el ACP se redujo el número de PM a 10, los cuales contienen el 90% de la información de los datos originales.

3. Procedimiento experimental

Para el entrenamiento y prueba de los diferentes PMCs se han utilizado datos correspondientes a la AVD “coger una botella”. La Figura 3 muestra el esquema de dicha AVD, en la cual una botella de plástico vacía con capacidad de 330 ml es localizada en un estante que se colocada en una mesa. El sujeto debe poner la botella en la esquina a la derecha de la mesa. Un punto sólido indica la correcta posición de la botella. Esta AVD ha sido diseñada por terapeutas especialistas del Instituto Guttmann. El conjunto de datos utilizado en esta investigación consta de 45 sujetos divididos en: 40 sujetos sanos y 5 sujetos con DCA.

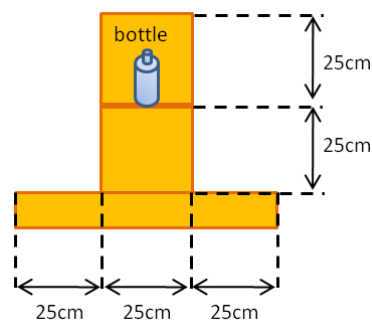


Figura 3. Vista frontal del esquema de la AVD “coger una botella”

4. Resultados y Discusión

Para evaluar el método propuesto la red fue entrenada con el 48% del total de los datos, de los cuales 20 pertenecen a la categoría de sujetos sanos y 2 a la categoría de sujetos con DCA. La red fue probada con 20 sujetos sanos y 3 sujetos con DCA que representan el 52% restante de los datos. Para determinar la mejor arquitectura de red se probaron diferentes estructuras y parámetros de entrenamiento de la red. La Tabla 1 muestra los 3 mejores resultados obtenidos con diferentes estructuras de red. Donde MSE (error cuadrático medio) y LR (tasa de aprendizaje) son los parámetros de entrenamiento de la red, y %C (exactitud en la clasificación) es el resultado.

En mencionada tabla se observa que el mejor resultado desde el punto de vista de la exactitud en la clasificación fue de 95.65%. Los resultados (2 y 3) han obtenido la misma exactitud en la clasificación con iguales arquitecturas pero diferentes parámetros de red (MSE y LR). La diferencia entre ellos y la razón por la que se ha seleccionado la estructura de red del resultado 3 como la mejor es que: con esta estructura 10-12-1 (I-HL-O) y parámetros de red 0.001 (MSE) y 0.7 (LR), el PMC ha clasificado el 100% de los sujetos sanos y que con un MSE tan pequeño la posibilidad de que la red cometa un error en la clasificación se minimiza, ya que se aproxima más a cero.

Resultado	I	HL	O	MSE	LR	% C
1	10	6	1	0.1	0.01	86.95
2	10	12	1	0.1	0.05	95.65
3	10	12	1	0.001	0.7	95.65

Tabla 1. Mejores resultados obtenidos por el PMC con diferentes estructuras de red.

Entre las ventajas del método propuesto se encuentran: la disminución de la dimensionalidad de los datos (lo cual permite seleccionar un conjunto de datos adecuados para el entrenamiento de la red), la reducción del coste computacional, la disminución del tiempo de entrenamiento de la red y la mejora de la exactitud en la clasificación. Además, el resultado obtenido está en línea con trabajos de investigación que afirman que la exactitud en la clasificación con RNAs mejora al usar ACP como método de extracción y selección de características [23].

Los resultados obtenidos indican que el uso de un PCM puede ser una herramienta útil para la clasificación de sujetos como parte del método de evaluación objetiva de la ES en neurorehabilitación funcional.

La Tabla 2 muestra la matriz de confusión de la mejor clasificación obtenida por el método propuesto. Se puede observar que la red clasificó el 100% de la categoría sano y el 66.67% de la categoría de pacientes.

	Sano	Pacientes	Nº Muestras	Error
Sano	20	0	20	0
Pacientes	1	2	3	1

Tabla2. Matriz de confusión de la mejor clasificación alcanzada por el método propuesto.

A pesar de que los resultados obtenidos son prometedores, no pueden tomarse como concluyentes debido a que, una de las limitaciones de esta investigación es la cantidad de datos de movimiento disponibles de pacientes con DCA; por las limitaciones técnicas y clínicas que implica este tipo de estudios experimentales. Se considera que si se dispusiera de una cantidad mayor de datos de pacientes, estos resultados podrían variar, aumentando posiblemente, la precisión de la clasificación. Por lo tanto este trabajo puede ser considerado como un primer avance en el desarrollo de un método de evaluación objetiva.

5. Conclusiones y trabajos futuros

En esta investigación se propuso un modelo basado en un PMC para la clasificación del nivel de disfuncionalidad de sujetos con DCA y sanos. Se ha aplicado el ACP para disminuir la dimensionalidad de los datos, reducir el número de PM y aumentar la exactitud en la clasificación. El PMC permite valorar la función motora de un sujeto y distinguir la categoría a la que pertenece (sano y con DCA). Los resultados obtenidos por el PMC con el método propuesto son prometedores, ya que todos los sujetos sanos están bien clasificados y de los sujetos con DCA están bien clasificados 2 de los 3 pacientes. Esta investigación se puede considerar como un primer paso en el desarrollo de un método que permita la evaluación objetiva del control motor de la ES en los pacientes incluidos en terapias de neurorehabilitación funcional. Los trabajos futuros se enfocarán en la validación de la metodología propuesta con un mayor número de pacientes y AVDs.

Referencias

- [1] I. Güler, Z. Gökçil, E. Gülbandır, Evaluating of traumatic brain injuries using artificial neural networks, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, pp. 10424–10427, 2009. doi:10.1016/j.eswa.2009.01.036
- [2] C. J. L. Murray, A. D. Lopez, Alternative projections of mortality and disability by cause 1990–2020: Global Burden of Disease Study, *Lancet*, Vol. 349, pp. 1498–1504, 1997.
- [3] World Health organization, <http://www.who.int/es> (consultada 10/08/2012).
- [4] L.C. Álvaro, P. López-Arbolea, R. Cozar. Hospitalizations for acute cerebrovascular accidents and transient ischemic attacks in Spain: temporal stability and spatial heterogeneity 1998–2003, *Calid Asist*, Vol. 24(1), pp. 16–23, 2009.
- [5] The Lancet Neurology. Traumatic brain injury: time to end the silence, *The Lancet Neurology*, Vol. 9 (4), pp. 331, 2010.
- [6] E.M.C. Hillman, J.C. Hebden, M. Scheiger, H. Deghani; F.E.W. Schmidt, D.T. Delpy, S.R. Arridge. Time resolved optical tomography of the human forearm. *PhysMed Biol*. Vol. 46, pp. 1117–1130. 2001. doi:10.1088/0031-9155/46/4/315
- [7] V. Huang, J. W. Krakauer, Robotic Neurorehabilitation: a computational motor learning perspective. *Journal of Neuroengineering Rehabilitation*, Vol. 6, pp. 5–15, 2009.
- [8] C.J. Van Andel, N. Wolterbeek, C. A. M. Doorenbosch, D. H. E. J. Veeger, J. Harlaar, Complete 3D kinematics of upper extremity functional tasks. *Gait Posture*, Vol. 27, pp. 120–127, 2008.
- [9] A. R. FuglMeyer, L. Jaasko, I. Leyman, S. Olsson, S. Stegling, The post stroke hemiplegic patient. A method for evaluation of physical performance, *Scand J Rehabil Med*, Vol. 7(1), pp. 13–31, 1975.
- [10] P. Langhorne, F. Coupar, A. Pollock. Motor recovery after stroke: a systematic review, *Lancet Neurology*, Vol. 8(8), pp. 741–754, August, 2009.
- [11] M. McDonnell, Action Research Arm Test, *Australian Journal of Physiotherapy*, Vol. 54(3), pp. 220–221, 2008
- [12] M. Murphy, K. Sunnerhagen, B. Johnels, C. Willen, Three-dimensional kinematic motion analysis of a daily activity drinking from a glass: A pilot study, *Journal of Neuroengineering Rehabilitation*, Vol. 3, pp. 18–29, August, 2006. doi:10.1186/1743-0003-3-18
- [13] G. Van Dijk, J. Van Vaerenbergh, M. M. Van Hulle, Posterior probability profiles for the automated assessment of the recovery of patients with stroke from activity of daily living tasks, *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 46, pp. 233–249, 2009. doi:10.1016/j.artmed.2009.03.001
- [14] Pérez R, Costa Ú, Solana J, Cáceres C, Medina J, Tormos JM, Gómez EJ. Modelado de Actividades de la Vida Diaria para Neurorehabilitación Funcional de miembro superior. In *CASEIB 2009, Proceedings of the XXVII Annual Congress of the Spanish Biomedical Engineering Society*, Cádiz, 2009.
- [15] M.C. Cirstea, M.F. Levin. Compensatory strategies for reaching in stroke. *Brain*. Vol. 123, 2000, pp. 940–953. doi: 10.1093/brain/123.5.940
- [16] A.I. Rughani, T.M. Dumont, Z. Lu, M.S. Josh Bongar, M.A. Horgan, P.L. Penar, B.I. Tranmer. Use of an artificial neural network to predict head injury outcome. *J Neurosurg*, 113(3), pp. 585–590. 2010. doi:10.3171/2009.11.JNS09857.
- [17] W.J. Frawley, G. Paitetsky-Shapiro, C.J. Matheus. From data mining to knowledge discovery: an overview. In Fayyad, U. M. et al (Eds.), *Advances in knowledge discovery and data mining book*, pp. 611–620. AAAI Press / The MIT Press. 1996.
- [18] Página web del BTS Bioengineering. <http://www.bts.it> (Consultada: Septiembre 2012)
- [19] G. Rab, K. Petuskey, A. Bagley. A method for determination of upper extremity kinematics. *Gait&Posture*. Vol. 15(2), pp. 113–119. 2002. doi:10.1016/S0966-6362(01)00155-2
- [20] S. Haykin. *Neural networks, a comprehensive foundation book*. New York: Macmillan College Publishing Company. 1994.
- [21] I.A. Bashee, M. Hajmeer, Artificial neural networks: fundamentals, computing, design a plication. *J microbiol Meth* Vol. 43, pp. 3–31. 2000.
- [22] H.F. Kaiser. The application of electronic computers to factor analysis. *Educ Psychol Meas*. Vol. 20, pp.141–151. 1960
- [23] E. Burcu, Y. Tulay. Improving classification performance of sonar targets by applying general regression neural network with PCA, *Expert Syst. Appl.*, Vol. 5, pp. 472–475. 2008.