

# EVALUACIÓN DE LA CAPACIDAD DE UNA CONTERA SENSORIZADA PARA DETECTAR CAMBIOS EN EL PATRÓN DE LA MARCHA

Janire Otamendi, Sergio Lucas, Asier Zubizarreta, Asier Brull-Mesanza  
 Depto. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad del País Vasco (UPV/EHU)  
 janire.otamendi@ehu.eus

## Resumen

*Las terapias personalizadas han demostrado ser eficaces para mejorar las capacidades físicas, y por tanto, la calidad de vida de las personas con problemas de movilidad. Sin embargo, para diseñar dichas terapias, es necesario conocer el estado funcional de cada paciente y detectar los cambios que puedan ocurrir en él. Los sistemas tradicionales de evaluación suelen requerir tiempo y dedicación por parte de los especialistas, por lo que la periodicidad entre las sesiones suele ser elevada.*

*Ante esta problemática, varios estudios han propuesto emplear dispositivos de ayuda técnica como sistemas de monitorización para extraer indicadores que ayuden al terapeuta en dicha evaluación. En base a ello, en este trabajo, se evalúa la capacidad de una contera sensorizada para detectar cambios en el patrón personal de marcha, tanto en escenarios simulados, como en personas con esclerosis múltiple.*

**Palabras clave:** contera sensorizada, cambios en la marcha, individualización, Random Forest.

## 1 INTRODUCCIÓN

Las enfermedades neurológicas, las lesiones por traumatismos o incluso el envejecimiento pueden causar problemas de movilidad, perjudicando la autonomía y la calidad de vida de aquellas personas que las padecen.

Estudios recientes [10] han demostrado que las terapias de rehabilitación pueden reducir esos efectos. Sin embargo, para ello, es necesario adecuar las terapias al estado funcional de cada persona, lo cual requiere una evaluación continua, en la que es crucial detectar los cambios que puedan ocurrir.

Tradicionalmente, dicha evaluación, se realiza mediante escalas clínicas normalizadas, las cuales se basan en medir la capacidad de los pacientes para llevar a cabo diversas pruebas. Sin embargo, estas tareas suelen requerir tiempo, lo cual hace que la periodicidad entre las sesiones de evaluación sea elevada [8].

También hay casos en los que se emplean técnicas cualitativas como la observación y la interacción con el paciente para evaluar su evolución [13]. En estos casos, la evaluación está sujeta a la percepción de cada especialista.

Ante esta problemática, estudios recientes [6] han propuesto monitorizar la marcha de los pacientes, y extraer indicadores que puedan ser relevantes para evaluar y detectar cambios en su estado funcional. Así, el especialista dispone de información objetiva para poder adecuar las terapias a las necesidades individuales de cada paciente.

En la literatura, se proponen diversos dispositivos tecnológicos para la monitorización. Por un lado, están los dispositivos fijos o estáticos, que son aquellos que requieren de cierta infraestructura, como sistemas de captura 3D mediante cámaras, cintas sensorizadas o pasillos de presión [7]. Estos sistemas tienen una gran precisión, pero su rango de captura es limitado y su coste elevado.

Debido a estos inconvenientes, la tendencia actual es abordar la problemática con dispositivos vestibles basados en sensores inerciales (acelerómetros y giróscopos) [11]. Estos sistemas de monitorización presentan un rango de captura muy elevado y no requieren de infraestructuras costosas para operar, por lo que se emplean en varias aplicaciones. Sin embargo, estos dispositivos presentan inconvenientes cuando se utilizan en pacientes, ya que los métodos para fijarlos al cuerpo pueden resultar invasivos, sobre todo para aquellas personas que tienen problemas de movilidad. Ante esta situación, los relojes, las pulseras o los móviles inteligentes se presentan como una alternativa de menor invasividad [1]; sin embargo, en estos casos, existen movimientos parásitos que lastran la aplicabilidad del sistema.

Con el fin de solucionar los problemas mencionados, estudios recientes han propuesto incluir sensores en dispositivos de uso cotidiano como muletas, bastones o andadores. Estos dispositivos, al ser comúnmente utilizados por personas con problemas de movilidad, no provocan rechazo y han demostrado ser una alternativa eficaz para la captura de datos [4, 5, 16]. En base a estos datos,

algunos estudios han desarrollado algoritmos para clasificar las actividades que se llevan a cabo durante el día [18], otros han trabajado en la detección de caídas [12], e incluso hay estudios que tratan de identificar cambios en el patrón de marcha empleando muletas o andadores sensorizados [2, 9].

Entre estas soluciones tecnológicas destaca la contera sensorizada desarrollada en [3], que, a diferencia de los dispositivos anteriormente propuestos [4, 5, 16], puede ser acoplada al dispositivo de ayuda técnica personal de cada paciente, lo cual hace que este no tenga que adaptarse a uno nuevo. Los datos proporcionados por esta contera han demostrado ser adecuados para clasificar actividades de vida diaria [14], y también para detectar caídas, llegando a distinguir entre las caídas del dispositivo y las caídas del usuario junto a la muleta [15].

Conociendo las ventajas que ofrece la contera sensorizada, y las aplicaciones que puede tener, en este trabajo se analiza su potencial para detectar los cambios en el patrón de marcha, que pueden ser reflejo de un cambio en el estado funcional del paciente. Así, el objetivo de este trabajo es validar dicha hipótesis considerando los datos de pruebas realizadas tanto con personas sanas, como con pacientes de esclerosis múltiple en diferentes estadios de su enfermedad.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera: en la Sección 2 se presenta el prototipo de la contera sensorizada empleada como sistema de monitorización; la Sección 3 describe el diseño de las pruebas realizadas tanto con personas sanas, como con pacientes de esclerosis múltiple; en la Sección 4 se detalla el procesamiento de los datos capturados; la Sección 5 muestra y analiza los resultados obtenidos; y finalmente, en la Sección 6 se resumen las ideas principales del estudio.

## 2 CONTERA SENSORIZADA

En base a las ventajas que ofrece emplear un dispositivo de ayuda técnica para capturar los datos correspondientes a la marcha, en este trabajo, se utiliza la contera sensorizada presentada en [3] (Figura 1) como sistema de monitorización.

Este dispositivo se compone de un sistema de adquisición de datos y tres sensores (un sensor de fuerza, un barómetro y una unidad de medición inercial o IMU) integrados en una estructura de aluminio.

El sensor de fuerza proporciona información sobre la fuerza axial ejercida por el paciente, el barómetro mide la presión atmosférica, mediante la cual se estima la altura relativa del dispositivo,

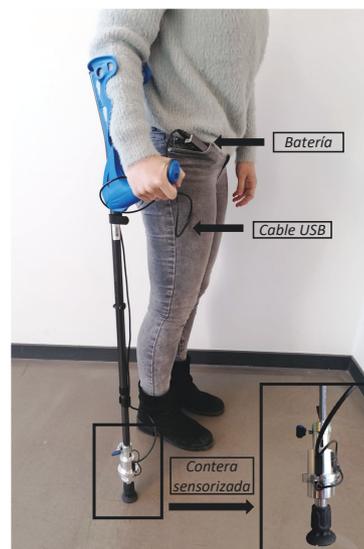


Figura 1: Contera sensorizada.

y finalmente, la unidad de medición inercial ofrece los valores de la aceleración lineal, de la velocidad angular, y del campo magnético en los ejes  $x$ ,  $y$ ,  $z$  locales de la muleta. Este último sensor, además de proporcionar las señales mencionadas, integra un algoritmo que permite estimar los ángulos de Euler en un sistema de referencia global, los cuales se emplean para calcular los ángulos anteroposterior y lateromedial de la muleta [3].

## 3 DISEÑO DE LAS PRUEBAS

Para poder demostrar que la contera sensorizada es capaz de detectar cambios significativos en la marcha, es necesario capturar datos que representen diferentes estados de un mismo individuo.

Para ello, en este trabajo, se han analizado dos casos: por un lado, se han realizado pruebas con personas sanas simulando estados diferentes, y por el otro, se han llevado a cabo ensayos con personas con esclerosis múltiple en diferentes estadios de su enfermedad.

En esta sección, se describen las pruebas realizadas en ambos casos.

### 3.1 Pruebas con personas sanas

La marcha es una característica personal de cada individuo. Con el fin de validar el potencial de la contera sensorizada teniendo en cuenta esa variabilidad, en este trabajo, se han seleccionado cuatro personas sanas de diferentes complejiones para realizar las pruebas, aprobadas por el Comité de Ética de la UPV/EHU M10/2021/325. La Tabla 1 muestra los datos de dichos participantes.

El diseño de las pruebas se ha enfocado princi-

Tabla 1: Información de los participantes.

	Género	Peso (kg)	Altura (cm)	Lado muleta
P1	M	83	185	Derecha
P2	F	62	165	Izquierda
P3	M	63	186	Derecha
P4	F	55	170	Derecha

palmente en buscar una manera en la que estas personas tengan que utilizar la muleta por necesidad. Para ello, y en base a la experiencia de los especialistas, se han diseñado unos impedimentos 3D, que al colocarlos en la planta del pie, generan molestias que impiden apoyar ese pie en el suelo de manera normal, generando un cambio en el patrón de la marcha.

Siendo el objetivo del trabajo demostrar la capacidad de la contera para detectar cambios en la marcha, se han diseñado 3 tipos de impedimentos que generan distintos grados de molestia. El primero es el más leve, y el último el más crítico, donde el uso de la muleta se torna esencial. De esta forma, se simulan tres estados diferentes que emulan una evolución similar a la de un proceso de rehabilitación, en el que la capacidad del paciente para apoyar el pie en el suelo va cambiando gradualmente.

Por cada configuración de impedimentos, los participantes realizan una única prueba que consiste en caminar 36 metros en línea recta a una velocidad cómoda. Cada uno de ellos, utiliza la muleta de la forma en la que le parezca más cómoda; así, los resultados no están condicionados y reflejan la variabilidad que existe entre los participantes.

### 3.2 Pruebas con personas con esclerosis múltiple

Aunque las pruebas realizadas con personas sanas son representativas y válidas para conseguir el objetivo propuesto, en este estudio, también se ha querido validar la capacidad de la contera sensorizada en escenarios reales. Para ello, se han llevado a cabo pruebas con cuatro personas con esclerosis múltiple.

La esclerosis múltiple (EM) es una enfermedad neurodegenerativa, progresiva y crónica, que afecta a personas desde una edad muy temprana (media 30 años) y evoluciona durante muchos años. Aunque los síntomas de la enfermedad varían en función del área afectada, la fatiga y la disfunción motora son las más comunes; de hecho, más del 80% de los pacientes requiere de un dispositivo de ayuda técnica tras 15 años desde el

primer brote de la enfermedad [17], lo cual hace que el sistema de monitorización propuesto en este trabajo resulte idóneo para esta población.

La Tabla 2 resume la información principal de las cuatro personas con EM que han participado en las pruebas, las cuales se han realizado en la Asociación de Esclerosis Múltiple de Bizkaia (ADEMBI) con la aprobación del Comité de Ética del Gobierno Vasco PS2018017.

Tabla 2: Información de las personas con EM.

	Género	Peso (kg)		Ayuda técnica	Lado ayuda
		S1	S2		
P1	M	67,5	67,6	Bastón	Izquierda
P2	F	80,1	77,6	Bastón	Derecha
P3	M	78,0	73,6	Muleta	Derecha
P4	F	62,5	64,0	Bastón	Derecha

Con el objetivo de monitorizar un cambio en el estado funcional de los pacientes, en este caso, se han realizado dos sesiones de pruebas, entre las cuales cada paciente ha sufrido un cambio significativo según los especialistas.

En cada sesión, teniendo en cuenta las limitaciones motoras provocadas por la enfermedad, los participantes han tenido que realizar dos repeticiones de una única prueba que consiste en andar 10 metros en línea recta a una velocidad cómoda según su estado y lo más constante posible, con la contera acoplada a su dispositivo de ayuda técnica.

## 4 PROCESAMIENTO DE DATOS

Una vez realizadas las pruebas, es necesario procesar adecuadamente las señales obtenidas, preparándolas así para su posterior análisis.

Aunque hay estudios que trabajan directamente con los datos capturados, en este trabajo, se ha optado por un enfoque basado en la ingeniería de características, debido a que facilita el manejo de los datos y permite simplificar el problema.

En esta sección, se describe ese procesamiento de datos, que está compuesto por dos fases: generación del conjunto de características (Sección 4.1) y la selección de las características más relevantes (Sección 4.2).

### 4.1 Generación de características

Partiendo de las señales obtenidas, en primer lugar, se ha generado un conjunto de características, mediante un procedimiento compuesto por tres fases: recortar las señales, realizar la segmentación, y caracterizar cada segmento con el

fin de obtener información que pueda ser relevante para detectar los cambios de un estado a otro.

La primera fase consiste en eliminar las señales capturadas aproximadamente durante el primer y el último metro de cada prueba, ya que estos corresponden respectivamente a las fases de aceleración y deceleración.

A continuación, en un segundo paso, se realiza la segmentación de las señales utilizando el procedimiento descrito en [14], el cual se basa en los ciclos de uso de la muleta. Mediante esta técnica, las señales proporcionadas por la contera sensorizada se dividen en ventanas secuenciales asociadas a dichos ciclos, los cuales se componen de una fase de apoyo (en el que la contera está en contacto con el suelo) y una fase de oscilación (en el que no existe contacto entre la contera y el suelo), y son fácilmente detectables mediante la señal proporcionada por el sensor de fuerza (Figura 2).

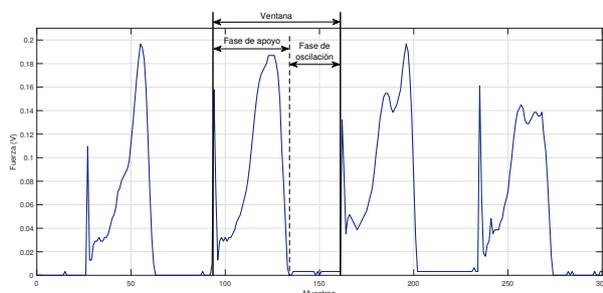


Figura 2: Ciclo de uso de la muleta y sus fases.

La última fase del procesamiento consiste en caracterizar los segmentos obtenidos con el fin de conseguir información relevante que pueda ser utilizada posteriormente para detectar los cambios entre los distintos estados funcionales. Para ello, en este estudio, se utilizan los operadores estadísticos propuestos en [14]. Estos operadores son aplicados a las siguientes señales de la contera: acelerómetros, giróscopos, ángulos lateral y anteroposterior, y el sensor de fuerza.

Una vez realizadas las tres fases del procedimiento, se consiguen 90 características (presentadas en la Tabla 3) asociadas a cada ciclo de uso de la muleta.

#### 4.2 Selección de las características

El conjunto de características generadas en la fase anterior, tiene el potencial de caracterizar el patrón de marcha de cada individuo. Sin embargo, puede que no todas sean relevantes a la hora de detectar cambios en el estado funcional del paciente; de hecho, y en base al carácter individual de la marcha, es probable que las características relevantes cambien de una persona a otra. Además,

puede que algunas de ellas estén correlacionadas y proporcionen información redundante.

Con el objetivo de identificar las características más importantes y no redundantes para detectar los cambios de estado en cada individuo, en este trabajo, se ha utilizado la técnica Random Forest, una técnica de Machine Learning que permite determinar la importancia relativa de cada característica a la hora de detectar cambios en el patrón de marcha de cada individuo.

Tabla 3: Datos característicos generados a partir de la información proporcionada por la contera ( $A = Anteroposterior$ ,  $L = Lateromedial$ ,  $SD = Desviación estándar$ ,  $CC = Coeficiente de Correlación$ ,  $ABC = Área bajo la curva$ ,  $RIQ = Rango intercuartil$ ,  $F = Fuerza$ ).

Fuente →	Acel.	Giro.	Áng.	Sensor
Oper. ↓	(X,Y,Z)	(X,Y,Z)	(A, L)	fuerza
Media	X	X	X	X
SD	X	X	X	X
Kurtosis	X	X	X	X
CC. XY	X	X		
CC. XZ	X	X		
CC. YZ	X	X		
CC. AL			X	
Perc. 25	X	X	X	X
Perc. 50	X	X	X	X
Perc. 75	X	X	X	X
ABC	X	X	X	X
RIQ	X	X	X	X
Valor inicio apoyo			X	
Valor en F máx.			X	X
Valor fin apoyo			X	
Amplitud			X	
Tiempo de ciclo				X
Fase apoyo %				X
Nº carac.	27	27	25	11

Mediante este proceso, finalmente, se ha conseguido ordenar las características según su relevancia para cada individuo.

### 5 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En esta sección, se analizan las características más relevantes de cada individuo con el fin de verificar que la información proporcionada por la contera sensorizada es idónea para identificar cambios en el estado funcional de los pacientes.

Tabla 4: Características más relevantes de los cuatro participantes sanos (*FN=Fuerza normalizada, RIQ=Rango intercuartil, ABC=Área bajo la curva, SD=Desviación estándar, A=Anteroposterior*).

	Participante 1	Participante 2	Participante 3	Participante 4
1	FN - RIQ	FN - ABC	FN - Máximo	FN - Media
2	Giro. Y - Percentil 25	FN - Percentil 50	Fase de apoyo %	Giro. X - SD
3	Giro. Y - RIQ	Fase apoyo %	FN - Percentil 50	Giro. Y - SD
4	Fase de apoyo %	FN - Kurtosis	CC - Ángulos AL	Ángulo A - SD
5	FN - Percentil 50	Acel. X - Media	Giro. Y - Percentil 50	Giro. Z - RIQ

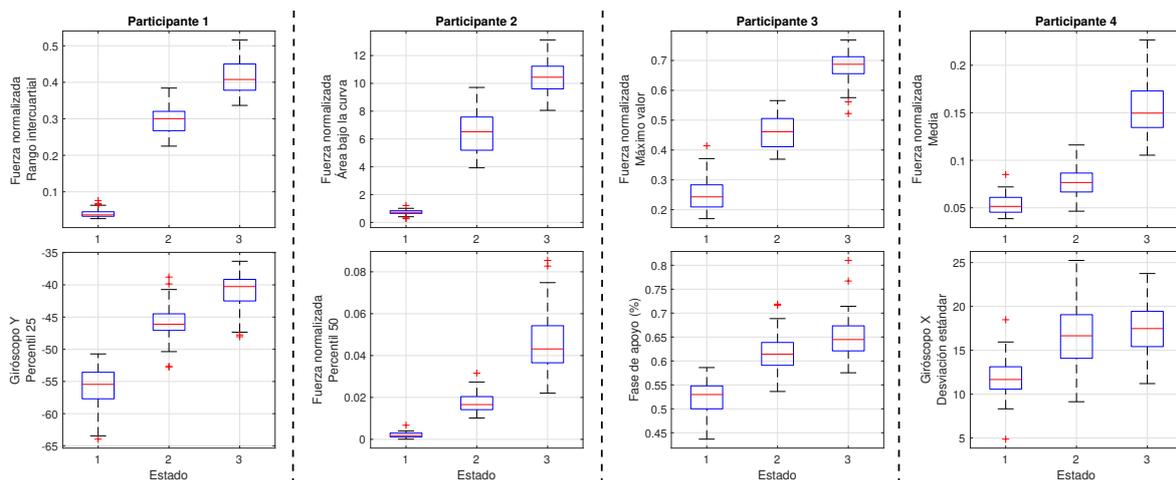


Figura 3: Distribución de las dos características no correlacionadas más importantes de cada participante, según el estado simulado.

La Tabla 4 muestra las cinco características más relevantes de las cuatro personas sanas que han participado en las pruebas descritas en la Sección 3.1.

Los conjuntos obtenidos reflejan la variabilidad que existe entre las personas; sin embargo, cabe destacar, que en este caso, las características asociadas a la fuerza normalizada se repiten en todos los participantes. Esto se debe a que los impedimentos utilizados para simular las disfunciones motoras dificultan apoyar el pie en el suelo, por lo que los participantes utilizar la ayuda técnica con ese fin, como en un proceso de rehabilitación.

Una vez detectadas las características más relevantes para identificar los cambios de estado en cada individuo, es necesario analizar su distribución en cada uno de esos estados, verificando así que esa información es representativa para el objetivo propuesto.

La Figura 3 muestra la distribución de las dos características más importantes de cada participante (definidas en la Tabla 4), según el estado correspondiente a cada muestra. En ella se observa que en estos casos, las características asociadas a la fuerza, que han resultado ser las más

relevantes según el algoritmo del Random Forest, permiten distinguir adecuadamente entre los tres estados simulados.

En el caso del participante 4, la diferencia entre los dos primeros estados puede resultar ligeramente difusa; sin embargo, la segunda característica más relevante (la desviación estándar de la velocidad angular en el eje *x*) muestra la diferencia que existe entre esos dos estados.

Estos resultados demuestran que la información proporcionada por la contera sensorizada es idónea para identificar los cambios en el patrón de marcha. Sin embargo, las gráficas también representan la complejidad que puede tener el diseñar un sistema para detectar dichos cambios, ya que además del enfoque individual que requiere la problemática, en varias ocasiones, hay que basarse en múltiples características para deducir si ha habido alguna variación en el patrón de marcha.

En el caso de las personas con esclerosis múltiple, la naturaleza de las características más relevantes es diferente. La Tabla 5 muestra el conjunto de las cinco características más importantes para los cuatro paciente de EM que ha participado en las

Tabla 5: Características más relevantes de las cuatro personas con EM ( $A=Anteroposterior$ ,  $ABC=Área$  bajo la curva,  $SD=Desviación estándar$ ).

	Paciente 1	Paciente 2	Paciente 3	Paciente 4
1	Áng.A - Val. en F máx.	Acel.Y - ABC	Giro.Z - SD	Giro.X - SD
2	Acel.Z - Percentil 50	Áng.A - Val. inicio apoyo	Acel.Y - SD	Giro.Z - Percentil 75
3	Áng.A - Val. fin apoyo	Acel.Y - Percentil 75	Giro.Z - Kurtosis	Giro.Z - RIQ
4	Áng.A - Percentil 75	Giro.X - Percentil 75	Giro.X - SD	Ángulo A - Kurtosis
5	Fase de apoyo %	Giro.X - SD	Giro.X - Percentil 50	Acel.X - RIQ

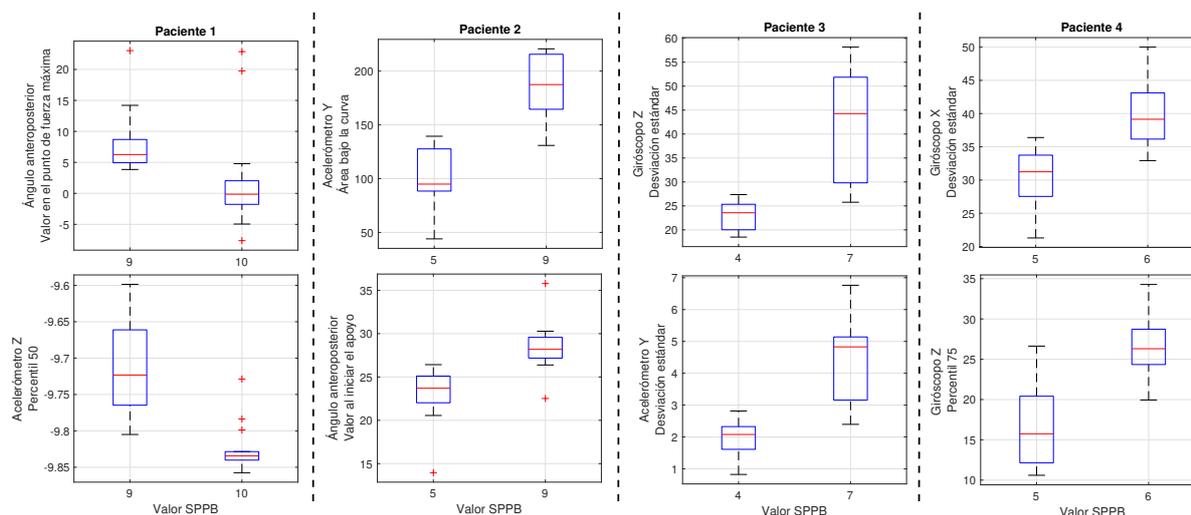


Figura 4: Distribución de las dos características no correlacionadas más importante de cada persona con EM, según el valor SPPB.

pruebas descritas en la Sección 3.2.

En este caso, son las características asociadas a los ángulos y a las velocidades angulares las que predominan. Cabe destacar, que entre las personas con esclerosis múltiple hay algunos que emplean el dispositivo de ayuda técnica para el apoyo, y otros que lo usan para el equilibrio. Por tanto, en estos casos, los cambios de estado pueden verse reflejados en diferentes señales, en función del usuario.

La Figura 4 muestra la distribución de las dos características más relevantes de cada persona (definidas en la Tabla 5), según el estado correspondiente a cada muestra, que en este caso, se determina mediante una escala normalizada, llamada *Short Physical Performance Battery (SPPB)*.

Estos resultados reflejan una vez más que la información proporcionada por la contera sensorizada es adecuada para detectar cambios en el estado funcional de los pacientes, ya que la distribución de las características mostradas cambia en función del estado al que corresponden.

## 6 CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

En este trabajo, se propone una metodología cuyo objetivo es evaluar el potencial de una contera sensorizada para detectar cambios en el patrón de la marcha. Esta hipótesis ha sido validada considerando los datos de pruebas realizadas tanto con personas sanas, como con personas con esclerosis múltiple.

Para ello, en primer lugar, se han diseñado las pruebas a realizar en los dos escenarios mencionados, teniendo en cuenta las limitaciones de cada caso. A continuación, se ha propuesto un procedimiento para procesar los datos y obtener las características más relevantes que puedan representar los cambios de estado en cada individuo. Finalmente, se ha analizado la distribución de dichas características en función del estado que representan.

Los resultados obtenidos han demostrado que la contera sensorizada es un dispositivo eficaz para detectar cambios en el patrón de la marcha. Dicha eficacia ha sido validada tanto en escenarios sim-

ulados, como en casos reales de estudio.

Una vez demostrado el potencial de la contera sensorizada, esta propuesta puede extenderse hacia el desarrollo de un sistema automático de detección de anomalías de la marcha, lo cual constituiría una futura línea de investigación.

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por la Universidad del País Vasco UPV/EHU (GIU19/045), Gobierno Vasco (IT1726-22), FEDER/Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades - Agencia Estatal de Investigación/PID2020-112667RB-I00, y la ayuda FPU del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (FPU19/04874).

Los autores agradecen también a los miembros del Departamento de Fisiología de la UPV/EHU y a la Asociación de Esclerosis Múltiple de Bizkaia (ADEMBI) su colaboración en la realización de las pruebas.

### English summary

## EVALUATION OF A SENSORIZED TIP TO DETECT GAIT PATTERN CHANGES

### Abstract

*Personalised therapies have proven to be effective in improving the physical abilities, and therefore, the quality of life of people with motor impairments. However, in order to design such therapies, it is necessary to know the functional state of each patient and to detect any changes that may occur. Traditional assessment systems require time and dedication, so the frequency between sessions is often low.*

*In order to overcome these limitations, several studies have proposed the use of assistive devices for walking as monitoring systems to extract indicators that can help the therapist in the assessment. Based on this, the present study evaluates the capacity of a sensorized tip to detect changes in the gait pattern, both in simulated scenarios and in people with multiple sclerosis.*

**Keywords:** Sensorized tip, gait changes, individualization, Random Forest.

## References

- [1] Rosa Altilio et al. “A comparison of machine learning classifiers for smartphone-based gait analysis”. In: *Medical and Biological Engineering and Computing* 59 (3 Mar. 2021), pp. 535–546. ISSN: 17410444. DOI: 10.1007/s11517-020-02295-6.
- [2] Joaquin Ballesteros et al. “Automatic Assessment of a Rollator-User’s Condition during Rehabilitation Using the i-Walker Platform”. In: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 25 (11 Nov. 2017), pp. 2009–2017. ISSN: 15344320. DOI: 10.1109/TNSRE.2017.2698005.
- [3] Asier Brull et al. “Sensorized tip for monitoring people with multiple sclerosis that require assistive devices for walking”. In: *Sensors (Switzerland)* 20 (15 Aug. 2020), pp. 1–20. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s20154329.
- [4] Gema Chamorro-Moriana, José Luis Sevillano, and Carmen Ridaó-Fernández. “A compact forearm crutch based on force sensors for aided gait: Reliability and validity”. In: *Sensors (Switzerland)* 16 (6 June 2016). ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s16060925.
- [5] Ibai Gorordo Fernandez, Siti Anom Ahmad, and Chikamune Wada. “Inertial sensor-based instrumented cane for real-time walking cane kinematics estimation”. In: *Sensors (Switzerland)* 20 (17 Sept. 2020), pp. 1–19. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s20174675.
- [6] Joana Figueiredo, Cristina P. Santos, and Juan C. Moreno. *Automatic recognition of gait patterns in human motor disorders using machine learning: A review*. 2018. DOI: 10.1016/j.medengphy.2017.12.006.
- [7] Linard Filli et al. “Profiling walking dysfunction in multiple sclerosis: Characterisation, classification and progression over time”. In: *Scientific Reports* 8 (1 2018). ISSN: 20452322. DOI: 10.1038/s41598-018-22676-0.
- [8] Peter Flachenecker. “Clinical implications of neuroplasticity - the role of rehabilitation in multiple sclerosis”. In: *Frontiers in Neurology* 6 (MAR 2015). ISSN: 16642295. DOI: 10.3389/fneur.2015.00036.
- [9] Satinder Gill, Nitin Seth, and Erik Scheme. “A multi-sensor cane can detect changes in gait caused by simulated gait abnormalities and walking terrains”. In: *Sensors (Switzerland)* 20 (3 Feb. 2020). ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s20030631.

- [10] Allen W. Heinemann et al. *Rehabilitation Is a Global Health Priority*. Feb. 2020. DOI: 10.1186/s12913-020-4962-8. (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).
- [11] S. Zohreh Homayounfar and Trisha L. Andrew. *Wearable Sensors for Monitoring Human Motion: A Review on Mechanisms, Materials, and Challenges*. Feb. 2020. DOI: 10.1177/2472630319891128.
- [12] Mars Lan et al. “SmartFall: An automatic fall detection system based on subsequence matching for the smartcane”. In: ICST, Nov. 2011. ISBN: 9789639799417. DOI: 10.4108/ICST.BODYNETS2009.5873.
- [13] Javier Marin et al. “Is my patient improving? Individualized gait analysis in rehabilitation”. In: *Applied Sciences (Switzerland)* 10 (23 Dec. 2020), pp. 1–18. ISSN: 20763417. DOI: 10.3390/app10238558.
- [14] Asier Brull Mesanza et al. “A Machine Learning Approach to Perform Physical Activity Classification Using a Sensorized Crutch Tip”. In: *IEEE Access* 8 (2020), pp. 210023–210034. ISSN: 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3039885.
- [15] Asier Brull Mesanza et al. “Machine Learning Based Fall Detector with a Sensorized Tip”. In: *IEEE Access* 9 (2021), pp. 164106–164117. ISSN: 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3132656.
- [16] Emilio Sardini, Mauro Serpelloni, and Matteo Lancini. “Wireless Instrumented Crutches for Force and Movement Measurements for Gait Monitoring”. In: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 64 (12 Dec. 2015), pp. 3369–3379. ISSN: 00189456. DOI: 10.1109/TIM.2015.2465751.
- [17] Ana Souza et al. “Multiple sclerosis and mobility-related assistive technology: Systematic review of literature”. In: *Journal of Rehabilitation Research and Development* 47 (3 2010), pp. 213–224. ISSN: 07487711. DOI: 10.1682/JRRD.2009.07.0096.
- [18] Joshua Wade et al. “Design and implementation of an instrumented cane for gait recognition”. In: vol. 2015-June. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., June 2015, pp. 5904–5909. DOI: 10.1109/ICRA.2015.7140026.



© 2022 by the authors.  
Submitted for possible  
open access publication  
under the terms and conditions of the Creative  
Commons Attribution CC-BY-NC-SA 4.0  
license