

RoboGait: sistema robótico no invasivo para el análisis de la marcha humana

David Álvarez,^{a,*} Diego Guffanti^{b,c}, Alberto Brunete^a, Miguel Hernando^a, Ernesto Gambao^a

^aCentro de Automática y Robótica (CAR UPM-CSIC), Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España

^bCentro de Investigación en Mecatrónica y Sistemas Interactivos - MIST, Universidad Indoamérica. Av. Machala y Sabanilla, 170103, Quito, Ecuador.

^cUniversidad UTE, Av. Mariscal Sucre, Quito, 170129, Ecuador.

To cite this article: Álvarez, D., Guffanti, D., Brunete, A., Hernando, M., Gambao, E. 2024. RoboGait: a robotic system for non-invasive gait analysis. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 21, 137-147. <https://doi.org/10.4995/riai.2023.20066>

Resumen

Actualmente, los sistemas utilizados en laboratorios para analizar la marcha se basan en técnicas que usan marcadores o sensores colocados sobre el cuerpo del paciente, lo que resulta en un proceso incómodo e invasivo, que requiere un tiempo largo de preparación y calibración. Además, el espacio en el que se pueden realizar pruebas resulta muy limitado. En respuesta a estas problemáticas, se ha desarrollado el sistema robótico RoboGait. Consiste en un robot móvil capaz de navegar autónomamente delante del paciente. El robot incluye una cámara RGBD en su parte superior para captar el cuerpo humano y analizar la marcha. El objetivo de este estudio es demostrar la validez de RoboGait y su aplicabilidad en entornos clínicos, evaluando su capacidad para distinguir entre ciertas patologías neurológicas que afectan a la marcha de los pacientes. Para conseguirlo, se mejora la estimación de señales cinemáticas y espacio-temporales de la marcha procesando las medidas de la cámara con redes neuronales artificiales entrenadas usando datos obtenidos de un sistema Vicon® certificado. Posteriormente, se ha medido el rendimiento del sistema en la clasificación de patrones normales y patológicos, utilizando como referencia un sistema basado en sensores inerciales Xsens®. De este modo, se ha probado el sistema robótico móvil, al tiempo que se ha comparado con un sistema comercial en las mismas condiciones experimentales. Los resultados obtenidos demuestran que RoboGait puede realizar el análisis de la marcha con suficiente precisión, mostrando un gran potencial para su análisis clínico y la identificación de patologías.

Palabras clave: Análisis de marcha, robótica móvil, cámaras 3D, redes neuronales.

RoboGait: a robotic system for non-invasive gait analysis.

Abstract

The most common methods used in gait analysis laboratories are systems based on the use of markers and/or sensors positioned all over the patient's body while performing a walking test. These approaches usually require individual calibration, a long time to set up the patient, and, therefore, discomfort of the users. Besides, some of the methods can only be performed in specific small scenarios that need to be previously set-up with external sensors. The presented system, RoboGait, is designed to overcome these problems while maintaining a good performance in terms of quality of the measurements provided. RoboGait is a mobile robotic platform that moves in front of a patient that is walking. The system measures the configuration of the patient's body using an RGBD camera mounted on the top. Initial measurements provided by the camera are processed using an Artificial Neural Network that improves the estimated kinematic and spatio-temporal signals of the patient's movement. This paper shows the effectiveness of the system by comparing with a validated method that uses a Vicon® system. Then, the work shows the usefulness of RoboGait in a clinical environment by using it to classify healthy and pathological gaits. In this case, the results have been compared to a reference system based on inertial sensors called Xsens®. The results show a great potential for the use of RoboGait for clinical patient assessment and monitoring, and for pathology identification.

Keywords: Gait analysis, mobile robotics, 3D cameras, neural networks.

*Autor para correspondencia: david.asanchez@upm.es

1. Introducción

El uso de cámaras RGBD en el análisis de la marcha humana está ganando popularidad como alternativa a los sistemas basados en marcadores o sensores inerciales, los cuales son invasivos debido a la necesidad de situar dispositivos sobre el cuerpo del paciente. Por tanto, estos sistemas resultan incómodos y, además, prolongan los tiempos de las pruebas debido a la preparación y calibración que son necesarias. Sin embargo, como se resume en (Springer and Seligmann, 2016), la precisión conseguida por las cámaras RGBD en el análisis de marcha solo alcanza una precisión aceptable en algunos parámetros espacio-temporales. En cambio, en las principales variables cinemáticas de la marcha la precisión alcanzada resulta insuficiente.

Por otro lado, los sistemas de medición de marcha más comúnmente utilizados en clínicas, como los basados en cámaras Vicon® o los basados en suelos sensorizados Strideway, limitan el rango de medición de la marcha a una pequeña zona sensorizada de unos pocos metros. En este sentido, el uso de una sola cámara RGBD presenta una limitación incluso mayor cuando los rangos de visión de las cámaras en el mercado, por este motivo se han propuesto sistemas multi-cámara (Geerse et al., 2015; Guffanti et al., 2020).

Con la intención de abordar estas dos grandes limitaciones, este estudio presenta un enfoque basado en un sistema robótico móvil llamado RoboGait (Guffanti et al., 2021a,b), equipado con una cámara RGBD. El sistema está preparado para moverse a lo largo de una trayectoria al mismo ritmo que el paciente, por delante de éste. El controlador implementado en el robot mantiene la distancia entre el robot y la persona adaptando la velocidad a la marcha del paciente. La cámara RGBD montada en el robot analiza el patrón de marcha de la persona. Esta configuración permite el análisis de la marcha en entornos no controlados y para un gran número de pasos, eliminando las restricciones que tienen los laboratorios de marcha y el corto alcance de visión de las cámaras 3D.

Además, para mejorar las señales estimadas por la cámara RGBD, se propone el uso de Redes Neuronales Artificiales (ANN) para procesar las señales captadas por la cámara para mejorar la precisión tanto de los parámetros espacio-temporales como de las principales variables cinemáticas asociadas a la marcha, alcanzando mejoras significativas y resultados comparables a los sistemas estándar basados en cámaras Vicon®. El sistema de mejora de señales fue presentado en (Guffanti et al., 2022) para su uso con pacientes de esclerosis múltiple con distinto grado de afectación, demostrando la validez del sistema para su uso en análisis clínico. Como continuación del trabajo anterior, el presente estudio extiende la capacidad del sistema para caracterizar los parámetros que afectan a la marcha a otras patologías. Como consecuencia, y al generalizarse los resultados del estudio anterior, además, se verifica la capacidad del sistema no solo para cuantificar las afectaciones de la marcha, sino en base a las mismas, clasificar y caracterizar de forma específica las patologías que las provocan. La validación experimental que se presenta y los resultados suponen una aportación muy relevante de cara al uso clínico del sistema RoboGait.

2. Estado del arte

La precisión de las cámaras 3D en el análisis de la marcha ha sido ampliamente analizado en (Springer and Seligmann, 2016), donde se presenta una revisión de 12 estudios que evaluaron el análisis de la marcha usando una cámara Microsoft Kinect y un sistema de alta precisión usado como estándar de referencia. Los resultados de esta revisión indican que solo se obtiene una precisión suficiente para algunos parámetros espacio-temporales, mientras que para las variables cinemáticas de la marcha no se alcanza la precisión necesaria. Con esta motivación, diferentes enfoques para mejorar la precisión obtenida con cámaras 3D en el análisis de la marcha han sido probados. Entre otros, (Bersamira et al., 2019) presentan la fusión de cámaras 3D con sensores inerciales, (Yeung et al., 2013; Geerse et al., 2015; Müller et al., 2017) proponen el uso de múltiples cámaras 3D, así como (Amini and Banitsas, 2019) estudian el uso de algoritmos de regresión para aumentar la precisión en la detección de los eventos de despegue y contacto del pie, fundamentales para el procesado posterior de la información cinemática. En (Müller et al., 2017) se aplica una configuración de varias cámaras con la intención de mejorar la estimación de los parámetros espacio-temporales. En el estudio desarrollado por (Matthew et al., 2019) se atribuye la baja precisión de las cámaras 3D a la falta de un buen modelo para la estimación del esqueleto del cuerpo humano. Por tanto, los autores proponen mejorar las estimaciones aplicando un nuevo modelo basado en cuerpos rígidos. En (Nichols et al., 2016) se presenta un enfoque distinto basado en marcadores retro-reflectantes, con los que consiguen mejorar la captura del movimiento del paciente. Sin embargo, esta solución adolece de los mismos problemas que los sistemas comerciales más comúnmente utilizados.

Intentando mejorar la precisión de las estimaciones en tiempo real, (Alizadegan and Behzadipour, 2017) proponen el uso de sensores inerciales en la estimación de ángulos articulares en aplicaciones de rehabilitación de extremidades superiores. Además, las posiciones medidas con un sensor Kinect se utilizan para corregir la desalineación entre el sensor y el segmento medido por los sensores inerciales. (Destelle et al., 2014) reconstruyen un esqueleto fusionando la información de un sensor Kinect y nueve sensores inerciales fijados en los antebrazos, brazos, muslos, espinillas y pecho del sujeto. Este método permite obtener medidas articulares más precisas, a pesar de requerir de un proceso de calibración complejo previo a cada experimento. De una manera similar, (Bersamira et al., 2019) aplican redes neuronales artificiales para la integración de cámaras 3D y sensores inerciales. Los autores afirman que la fusión de estos sistemas permite obtener datos de la marcha comparables a los producidos por un sistema Vicon®. Sin embargo, según (Destelle et al., 2014) el uso de IMUs junto con cámaras 3D es una alternativa que requiere una calibración compleja antes de cada experimento.

Es habitual atribuir la baja precisión de las medidas obtenidas mediante cámaras 3D al método de estimación articular. Los kits de desarrollo de software (SDK) comúnmente estiman el centro articular mediante técnicas de aprendizaje automático (ML), como en (Zhang, 2012). En primer lugar, se aplica ML

Tabla 1: Plataformas robóticas de análisis de marcha disponibles en la literatura.

Plataforma Robótica	Max. Vel (m/s)	HRI	Base Móvil	Sensor de Análisis de Marcha	Parámetros de Marcha Medidos
HUANGHE (Zhang et al., 2020)	1	cHRI	Pioneer 3-DX	Kinect V2	Longitud de la zancada, velocidad, distancia entre los pies y longitud del paso
ROGER (Scheidig et al., 2019)	0,9	cHRI	SCITOS	Kinect V2	Longitud del paso, duración fase de apoyo, anchura del paso, inclinación del tronco, flexión/extensión de las articulaciones de la rodilla y la cadera
LUCIA (Saegusa, 2017)	-	cHRI	-	LRF, ASUS Xtion	Seguimiento de piernas y detección de contactos
UFES (Cifuentes and Frizera, 2016)	0,5	pHRI	-	LRF, IMUs, Triaxial force sensors	Cadencia, velocidades lineales y angulares humanas, posición de las piernas.
XANTHI (Papageorgiou et al., 2016)	-	pHRI	-	LRF	Tiempo de zancada, tiempo de balanceo, longitud de zancada.
BONNET (Bonnet et al., 2015)	1	cHRI	Pioneer 3-DX	Kinect, Servomotor, Flat markers	Longitud de zancada, flexión/extensión de rodilla, flexión/extensión de cadera, abd. cad.
ISR-AIWALKER (Paulo et al., 2017)	-	pHRI	-	Leap Motions, Intel F200	Longitud del paso, tiempo del paso, flexión/extensión de la cadera, flexión/extensión de la rodilla, separación de la línea de base de las rodillas y elevación del pie.

para etiquetar los píxeles correspondientes a cada segmento del cuerpo. Después, se identifica la intersección de estos segmentos para estimar la ubicación del centro articular. De acuerdo con (Matthew et al., 2019), al aplicar este método, los centros articulares estimados pueden ser biológicamente inconsistentes. Esto puede provocar errores en la ubicación del tobillo, la rodilla y la cadera, lo que dificulta, tal como se indica en (Pfister et al., 2014), su uso posterior en el análisis de la marcha. Este problema ha impulsado el desarrollo de una serie de métodos de aprendizaje profundo para la estimación articular. En este sentido, tanto (Zhou et al., 2016) como (Hoang and Jo, 2019) han mostrado soluciones particularmente enfocadas a tareas en las que se producen oclusiones, como al estar sentado. Sin embargo, estos métodos no se han desarrollado posteriormente para estudiar descriptores de marcha. También se han propuesto técnicas basadas en redes neuronales artificiales para la mejora de las estimaciones articulares. En (Kidziński et al., 2019) se propone el uso de ANN para detectar de los eventos de contacto y despegue del pie durante la marcha.

En resumen, numerosos estudios proponen distintas maneras de mejorar la precisión en la estimación de la localización de las articulaciones. La mayoría de estudios se centran únicamente en el estudio de los parámetros espacio-temporales, pero no de más características cinemáticas de la marcha. Sin embargo, conseguir un sistema suficientemente preciso usando únicamente cámaras 3D es todavía un problema abierto. En este trabajo se plantea un sistema robótico como alternativa para facilitar la captura de información durante la marcha de un paciente. Además, se propone mejorar las señales cinemáticas y los parámetros espacio-temporales estimados usando un procesamiento de señal basado en un método de aprendizaje supervisado.

La revisión del estado del arte de las plataformas robóticas móviles para el análisis de la marcha nos permite clasificarlas en dos grupos. Básicamente, hay plataformas de contacto (andadores-walkers) usadas para el análisis de marcha durante procesos de rehabilitación física, y plataformas sin contacto. La diferencia entre ellas radica en si el paciente debe caminar con interacción física humano-robot (pHRI) mediante el uso de una configuración de asas paralelas montadas en el robot, o si el paciente camina a una distancia separada del robot sin contacto, lo que se conoce como interacción cognitiva humano-robot (cHRI). La idea de la plataforma robótica presentada en este artículo corresponde a una plataforma sin contacto. La Tabla 1, describe las principales características de estas plataformas robóticas de análisis de marcha disponibles en la literatura.

3. Diseño del sistema robótico

El propósito de la plataforma robótica presentada en este estudio es ser utilizada en hogares, hospitales o clínicas, en general, en cualquier espacio que se considere interesante desde el punto de vista clínico, dado que no requiere una preparación específica. Para lograr esto, el robot debe ser capaz de realizar un mapa del entorno, navegar de forma autónoma, evitar obstáculos y ubicarse con precisión en un mapa mientras sigue al sujeto y analiza su marcha. Desde el punto de vista del evaluador clínico, solo tiene que definir un punto objetivo en el mapa. Entonces, el robot genera la trayectoria para el experimento de marcha. Mientras se realiza el experimento, el robot debe atender a dos referencias distintas: seguimiento de la trayectoria y de la persona. La distancia de seguimiento es configurable, aunque por defecto se realiza el seguimiento a 2.0 m, que se determinó como óptima durante la etapa experimental de este estudio. Las siguientes secciones explican el diseño mecánico del robot y cubren el diseño de los controladores implementados en el sistema.

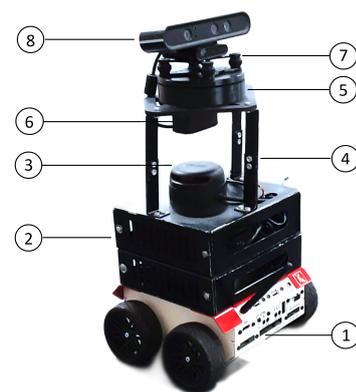


Figura 1: Diseño del sistema robótico RoboGait. En la figura puede observarse: (1) la base del robot, (2) el ordenador del robot, un Intel NUC, (3) sensor LIDAR Slamtec A2, (4) estructura del cuerpo del robot en aluminio, (5) y (6) sistema de movimiento de la cámara basado en servomotor Hitec HS-755HB, (7) sistema de amortiguamiento, (8) cámara Orbbec Astra RGBD.

La estructura mecánica del robot consta de ocho componentes, que se enumeran en la Figura 1. En el extremo inferior, hay una plataforma móvil (1) que engloba los motores y sus controladores y permite que el robot se mueva con precisión. Esta base

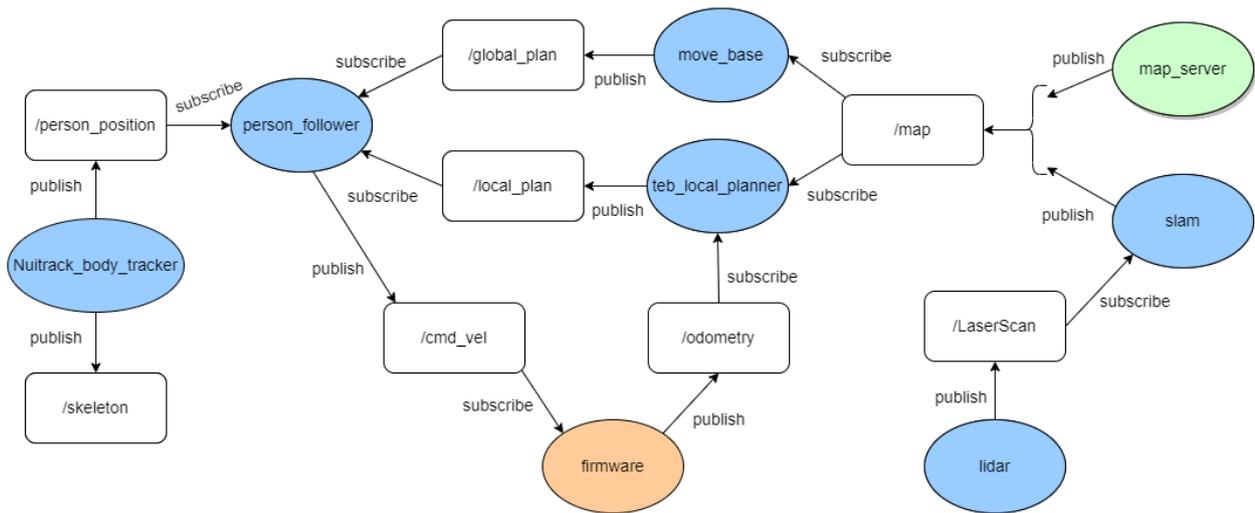


Figura 2: Esquema de ejecución y comunicación de la plataforma robótica basado en el sistema de publicador/suscriptor de ROS. En fondo azul, los nodos principales. En fondo verde, el nodo *map_server* que se ejecuta solo si ya hay un mapa previamente guardado. En fondo naranja, el nodo *firmware* cuya ejecución se hace en el Core2-ROS.

móvil está equipada con un controlador Core2-ROS, un microprocesador basado en STM32F4 ARM Cortex M4, y se encarga de gestionar el firmware del robot. La base móvil está conectada a una computadora, un Intel NUC (2), que se encuentra en gabinetes de aluminio. Se encarga de las tareas más exigentes en recursos, como la navegación y la captura de movimiento utilizando el sensor RGBD. Encima de los gabinetes, encontramos un sensor LIDAR (3) que proporciona al robot la capacidad de detectar obstáculos en el entorno y navegar de manera segura alrededor de ellos. El sistema de captura del esqueleto se eleva con un conjunto de soportes de aluminio ajustables (4). En la parte superior, hay un mecanismo de giro servocontrolado (5). Se utiliza para permitir la rotación de la cabeza del robot alrededor del eje vertical y lograr un mejor ajuste del área de visión de la cámara. En este sistema, la pieza superior se mueve sobre la pieza inferior a través de un riel. Esto aumenta ligeramente la fricción, pero reduce en gran medida la complejidad del mecanismo. La capacidad de rotación de la cabeza del robot está limitada por el rango de rotación del motor servo (6), que va desde 0 a 180 grados. Debido a que el sensor RGBD se sitúa en la parte superior del robot, puede estar expuesto fácilmente a oscilaciones y vibraciones. Por esta razón, es necesario integrar un dispositivo de amortiguación (7). Por último, una cámara RGB-D Orbbec Astra se encuentra en la cabeza del robot, que se encarga de la tarea de seguimiento del esqueleto (8).

3.1. Sistemas de navegación y mapeado durante un experimento

RoboGait es una plataforma robótica autónoma basada en el *Robot Operating System* (ROS). Está implementada usando la distribución ROS Melodic sobre Ubuntu 18.04 (Bionic). En ROS, los procesos se ejecutan con un enfoque basado en nodos. La comunicación de datos se basa en el uso de *topics*, donde los nodos que proporcionan información la publican (*publish*), mientras que los que acceden a la información se suscriben (*subscribe*). La arquitectura ROS implementada y el flujo de datos en la plataforma robótica móvil se presentan en la Figura 2. Como se puede apreciar, el sistema robótico móvil tiene los

siguiente nodos:

- Nodos *slam_mapping* o *map_server*. El nodo *slam_mapping* utiliza las funcionalidades de mapeado y localización (SLAM), proporcionadas por el paquete de ROS *slam_mapping*, usando los datos proporcionados por el láser. Como resultado del mapeado, publica el *topic* */map* que contiene el mapa que utiliza el robot para la navegación. En caso de utilizar un mapa previamente construido, se ejecuta en su lugar el nodo *map_server* (con fondo verde) que publica el mismo *topic* */map*.
- Nodo *move_base*. Proporciona el plan global de navegación (de inicio a fin), que se publica en *topic* */global_plan*.
- Nodo *teb_local_planner*. Mientras el robot sigue el plan global, el nodo *teb_local_planner* es responsable de proporcionar los planes locales de navegación utilizados para la evasión de obstáculos.
- Nodo *firmware*. El nodo *firmware* establece la comunicación entre el bajo nivel y el ordenador del robot. Por un lado, recibe los comandos de velocidad para enviárselos a los controladores de los motores y, por otro, publica la odometría del robot.
- Nodo *Nuitrack_body_tracker*. Este nodo es responsable del cálculo y seguimiento del esqueleto utilizando el SDK *Nuitrack*, generando el esqueleto con el que se analiza la caminata, así como calculando la distancia a la persona que se sigue.
- Nodo *person_follower*. Este nodo ejecuta las tareas de seguimiento de la trayectoria y de mantenimiento de la distancia entre el robot y la persona.

Cuando el usuario ha seleccionado un punto de movimiento objetivo, el planificador de trayectorias global determina la secuencia de maniobras que el robot debe realizar para moverse desde el punto de partida hasta el destino, evitando colisiones con obstáculos fijos que hay en el mapa. Además, mientras

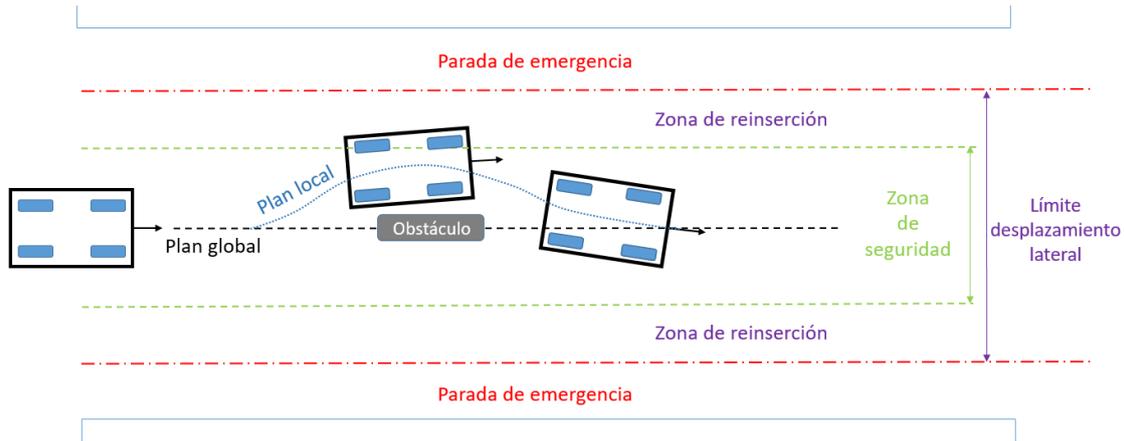


Figura 3: Diagrama esquemático del controlador de trayectoria del robot. El robot se mueve de izquierda a derecha. La línea discontinua negra representa el plan global, mientras que la azul es el plan local calculado para evitar el obstáculo. En verde se delimita la zona de seguridad. La zona de reinserción estaría entre las líneas verdes y rojas. Una vez superada la línea roja, el robot realizaría una parada de emergencia.

se ejecuta la trayectoria es necesario utilizar un planificador local que permita replanificar durante la ejecución, proporcionando así al sistema la capacidad de corregir errores de ejecución o evitar obstáculos inesperados. En este caso, se utiliza el paquete *teb_local_planner*, que implementa el algoritmo de *Timed Elastic Band* (TEB) propuesto en (Rösmann et al., 2012, 2013). Este algoritmo optimiza localmente la trayectoria del robot en función del tiempo de ejecución, la evasión de obstáculos y el cumplimiento de las restricciones cinemáticas del robot.

Durante los experimentos, los patrones de marcha de distintas personas son diferentes, aumentando estas diferencias cuando los participantes sufren alguna afección musculoesquelética o neurológica. Por ejemplo, los pacientes con esclerosis múltiple (EM) tienden a caminar más rápido, sin embargo, pacientes afectados por una parálisis cerebral o un accidente cerebrovascular tienden a caminar más lentamente. Por lo tanto, el robot debe ajustar su velocidad de avance a la velocidad de marcha de la persona mientras sigue el plan de navegación. Esto permite el uso del sistema para el análisis de diferentes patologías, y además mejora la captura de datos, ya que la distancia de medida se mantiene constante. Además, el robot no debe alterar demasiado la trayectoria global para evitar un obstáculos, puesto que podría incurrir en situaciones extremas en las que se deje de captar el esqueleto de la persona y, por tanto, hacer inútil el experimento. En este contexto, es necesario establecer una serie de estrategias y límites que permitan acoplar la navegación del robot a un experimento de marcha. Las estrategias utilizadas por el robot se representan esquemáticamente en la Figura 3, en la que el robot se mueve de izquierda a derecha, y se definen de la siguiente manera:

- Se definen dos zonas de funcionamiento según la desviación lateral respecto al plan global inicialmente calculado: la zona de seguridad y la zona de reinserción, (Figura 3). En la zona de seguridad, el plan local proporciona los puntos objetivo locales para guiar al robot. En la zona de reinserción, el plan global es el que proporciona los puntos de orientación para guiar al robot.
- Considerando que el robot se utiliza en experimentos de marcha y no para una navegación libre en un entorno, la

evasión de obstáculos debe estar limitada para evitar que el robot se desvíe totalmente del plan global. El límite de la zona de seguridad se estableció en 0,7 metros a cada lado de la navegación global, que es la zona que el navegador local puede usar para evitar obstáculos. Con este tamaño, se permite que el robot supere obstáculos medianos, como sillas o la presencia de una persona. Dentro de la zona de seguridad, se utilizan puntos de control del plan local. En ese sentido, en presencia de un obstáculo, el robot sigue el plan local para ejecutar la tarea de evasión, pero esta tarea está limitada a ser ejecutada solo dentro de la zona de seguridad. Esto evita arruinar el experimento mediante una desviación excesiva del robot. Este caso está representado en la Figura 3.

- Fuera de la zona de seguridad está la zona de reinserción. Esta es una zona más adaptable a la dinámica del sistema y a los cambios de velocidad durante el experimento. Si el robot entra en esta zona, deja de usar el plan local y automáticamente se orienta para dirigirse al plan global, tratando que el robot vuelva a la zona de seguridad. Una vez que el robot ha vuelto a la zona de seguridad, volverá a usar el plan local que le guíe hacia el plan global. El límite de la zona de reinserción establecido es de 1,4 metros respecto de la trayectoria del plan global. Este valor se estableció experimentalmente. Si la distancia desde el robot hasta el camino es mayor que este valor, el sistema ejecuta una parada de emergencia. En la Figura 3, la zona donde se realizaría una parada de emergencia está marcada con una línea discontinua roja.
- En cuanto al seguimiento de la persona durante la navegación, mientras se ejecuta una tarea de evasión de obstáculos, o incluso en cualquier instante del experimento de marcha, el robot puede perder de vista a la persona. En este caso, se utiliza el parámetro *confianza* que proporciona SDK de NuiTrack respecto a su estimación del esqueleto y así cuantificar la calidad del seguimiento del esqueleto. Cualquier valor de confianza por debajo de un umbral se considera como demasiado ruidoso y se asume que no está disponible. En RoboGait, este umbral de confianza

es se ha establecido en 0,5. Si, durante el experimento, se detectan valores de confianza por debajo del umbral durante más de un segundo, se aborta el experimento y el robot se detiene por seguridad.

Para una revisión en profundidad de cómo se han abordado los distintos componentes software a más bajo nivel, referimos al lector a un trabajo anterior del mismo proyecto (Guffanti et al., 2021b).

4. Entrenamiento y validación del sistema

En este apartado se describe la propuesta para mejorar las estimaciones, tanto de las señales cinemáticas y como de los parámetros espacio-temporales, obtenidas a partir de la cámara 3D montada en el robot. Esta mejora está basada en un post-procesamiento de las estimaciones originales utilizando redes neuronales artificiales. Dado que las ANN requieren de un entrenamiento con datos etiquetados, se ha recolectado información de experimentos de marcha usando los sistemas RoboGait y sistema de cámaras Vicon® simultáneamente. Los datos aportados por el sistema basado en Vicon® serán usados como la referencia estándar en estos experimentos.

Para el procesamiento de la información aportada por la cámara 3D, se ha usado la versión 0.34.1 del SDK NuiTrack, que proporciona la extracción de un esqueleto. La frecuencia de las señales de la cámara 3D es de 30Hz. Por otro lado, el sistema Vicon® utilizado consta de seis cámaras M2 MCAM, con una frecuencia de muestreo de 120Hz. Para la extracción del esqueleto se ha utilizado el modelo convencional Plug-In Gait.

Los experimentos se han realizado en el Laboratorio de Biomecánica Deportiva de la Facultad de Ciencias de la Actividad Física y el Deporte (INEF), en el entorno que puede observarse en la Figura 4. Han participado 37 participantes sin ninguna patología de la marcha conocida, recogiendo un total de 207 secuencias de marcha en línea recta realizadas en espacio de 15x5 metros. Los datos demográficos de los participantes de resumen en la Tabla 2.

Las señales (de la cámara 3D y el sistema de referencia Vicon®) de cada experimento se han analizado para obtener los ángulos cinemáticos de la rodilla, el codo, la cadera, el hombro, el tronco y la pelvis, así como la distancia entre tobillos. Se han analizado todas las articulaciones excepto el tobillo, ya que éste requiere el uso de la posición del pie, cuyo cálculo no se obtiene con la precisión suficiente cuando se usan sistemas RGBD (Lamine et al., 2017; Eltoukhy et al., 2017). Se ha calculado el error cuadrático medio (RMSE) y la correlación de Pearson (r) entre las señales de ambos sistemas antes de realizar el entrenamiento de las ANN.

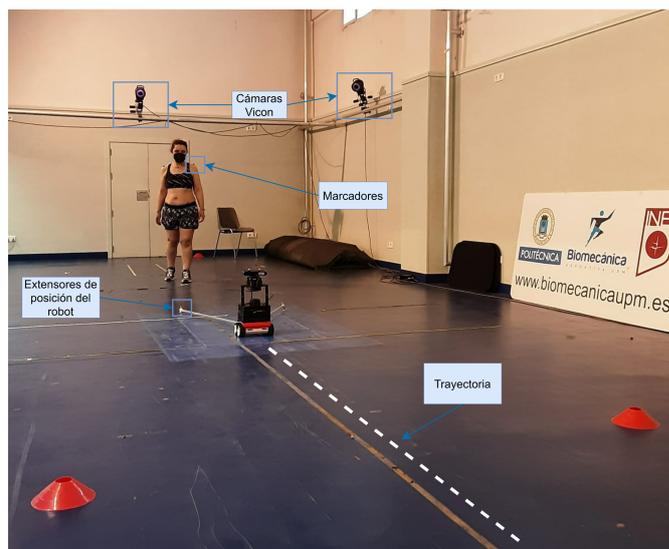


Figura 4: Entorno de realización de las secuencias de marcha para la recogida de datos.

Es importante destacar que los modelos de cuerpo humano extraídos por los sistemas Vicon® y RoboGait son diferentes debido a que no detectan el mismo número de puntos de referencia, y éstos no están localizados espacialmente en los mismos puntos. La validación del proceso cinemático inverso para calcular estos ángulos articulares de los sistemas Vicon® y RoboGait se han presentado en el estudio anterior (Guffanti et al., 2021a).

Las señales obtenidas de la cámara 3D se han analizado usando ventanas de 3 muestras, con saltos de 1 muestra entre ellas. Cada ventana ha sido asociada a un dato de la señal de referencia del sistema Vicon®. Se ha aplicado una estrategia de *multitask learning*, entrenando una ANN para cada señal cinemática estudiada. La Figura 5 muestra, por ejemplo, el diagrama de entrenamiento de la red encargada de mejorar la señal de la flexión/extensión de la rodilla. En esa figura se puede observar el total de datos de entrenamiento y cómo están organizadas las matrices de predictores y respuestas.

En nuestra investigación, la selección del número de neuronas en las capas ocultas se basó en una combinación de métodos empíricos y pruebas iterativas. Se realizaron experimentos con diferentes cantidades de neuronas, incluyendo más de 10 neuronas, y evaluamos cómo estos cambios afectaron el rendimiento del modelo. El objetivo fue encontrar un equilibrio entre la capacidad de representación del modelo y la prevención de un sobreajuste excesivo. La red escogida fue una ANN de propagación hacia adelante y atrás (*feedforward-backpropagation*) de dos capas con 10 neuronas por capa. La capa de entrada tiene tres neuronas y la capa de salida proporciona un único resultado. Para el proceso de entrenamiento se ha utilizado la opti-

Tabla 2: Datos demográficos de los participantes.

Participantes:	37	Edad media:	21±2 años
Secuencias de Marcha:	207	Peso medio:	67,41±10,28 kg.
Hombres:	21	Altura media:	172,99±8,53 cm.
Mujeres:	16		

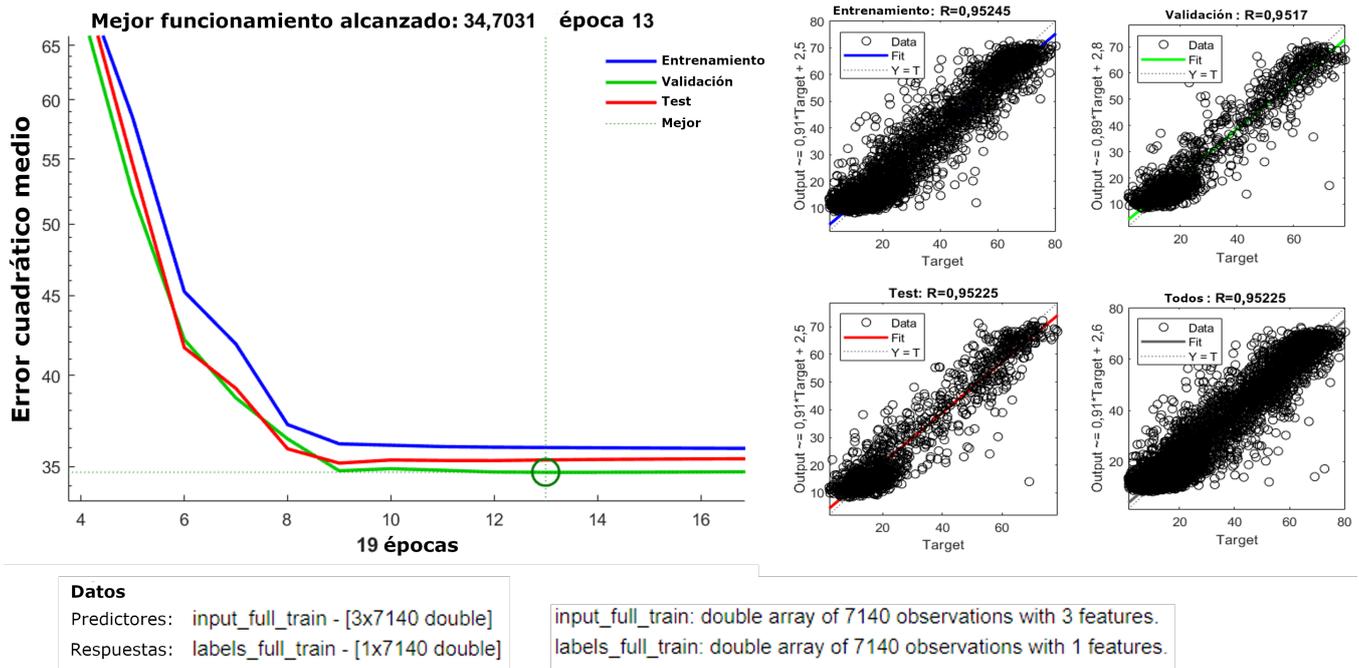


Figura 5: Diagrama de entrenamiento de la red encargada de mejorar la señal de la flexión/extensión de rodilla.

mización de Levenberg-Marquardt usando el error cuadrático medio (MSE) como función de cálculo de rendimiento. Se ha fijado un máximo de iteraciones de entrenamiento de 1000 épocas. Para el entrenamiento, los datos se dividieron por participante siguiendo la regla 60/20/20, un 60 % para entrenamiento, 20 % para validación, y el restante 20 % para el test, de manera que ninguna de las muestras de test queda involucrada en la etapa de entrenamiento. En nuestra metodología, hemos hecho uso de la herramienta *ntool* de MATLAB®. Esta herramienta aplica la validación cruzada mediante la división de los datos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, lo que nos ha permitido realizar una evaluación exhaustiva y ajustar el rendimiento de las redes neuronales de manera rigurosa.

La Tabla 3 muestra los datos de precisión del sistema antes y después realizar el entrenamiento con las ANN. Se aprecia una notable mejora en la estimación de las señales cinemáticas obtenidas con el sistema RoboGait gracias al posprocesamiento de los datos usando ANN. Se pueden observar mejoras en todas las señales cinemáticas. La distancia entre los tobillos en una zancada es la señal que presenta menor porcentaje de mejora, aunque esto es debido a que el error absoluto en esta señal es muy bajo incluso antes del uso de la ANN. También se observa mejoría en la correlación de Pearson (*r*) entre las señales de ambos sistemas. Además, la Figura 6, muestra las señales cinemáticas a lo largo del tiempo, antes y después de entrenar la ANN. La figura muestra cómo mejoran las formas de onda de las estimaciones realizadas a partir de la cámara 3D, reduciendo los errores constantes y ajustando mejor los modelos.

5. Validación en entornos reales e identificación de patologías neurológicas

Una vez validado el sistema mejora de los datos obtenidos con el uso de ANN, se propone usar el sistema RoboGait con

personas que sufren algún tipo de afección patológica de la marcha. Bajo la premisa de que las características de la marcha medidas son suficientemente buenas, se pretende probar que el sistema RoboGait es capaz de identificar y diferenciar entre patrones de marcha normales y patológicos. En este caso, el sistema de referencia contra el que se va a comparar es el presentado en (Schepers et al., 2018), basado en sensores inerciales Xsens® y desarrollado en la Universidad Tecnológica de Delft. Debido a que el sistema de RoboGait es no invasivo, las pruebas han sido realizadas usando ambos sistemas a la vez, por tanto, manteniendo las mismas condiciones experimentales.

El estudio experimental ha sido aprobado por el Comité Ético de Investigación Humana de la Universidad Tecnológica de Delft. Han participado 11 personas sin ninguna condición patológica de la marcha conocida previamente (4 hombres y 7 mujeres), con una edad promedio de 28+/-8 años, una altura media de 173+/-9,4 centímetros y un peso medio de 71+/-11,2 kilogramos. Estos mismos sujetos han sido entrenados para simular los patrones de marcha patológica, por un experto del laboratorio clínico de análisis de marcha. Se han simulado patrones de marcha patológicos como: la parálisis cerebral espástica (PC), la esclerosis múltiple (EM) remitente-recurrente y la ataxia cerebelosa. La marcha en PC se ha caracterizado por un “equinismo aparente” (cadera flexionada, rodilla flexionada y marcha en puntas de pie) con una endorotación adicional de la cadera. La marcha simulando la EM se ha caracterizado por la extensión temprana de la rodilla en la fase de apoyo y el pie caído.

Los experimentos duraron una media de dos horas por participante y se realizaron en pasillos similares a los de una clínica u hospital. La trayectoria planificada fue la misma en todos los experimentos y se recorrieron aproximadamente 50 metros, detectando con el sistema de medición alrededor de 50 zancadas por cada participante y condición de marcha simulada. En total, 44 secuencias de marcha, han sido recolectadas, resultando

Tabla 3: Precisión de la estimación alcanzada por el procesado directo de la información de la cámara 3D, y la obtenida después del entrenamiento de la ANN. Los resultados se reportan usando el error cuadrático medio y la correlación de Pearson (r). En ambos casos, se presentan usando la media y la desviación estándar.

	DATOS CÁMARA		DATOS PROC. CON ANN	
	RMSE	r	RMSE	r
Codo flex./ext.(°)	3,54 ± 0,18	0,79 ± 0,02	2,03 ± 0,08	0,80 ± 0,02
Rodilla flex./ext.(°)	6,89 ± 0,29	0,94 ± 0,01	5,94 ± 0,31	0,95 ± 0,01
Cadera flex./ext.(°)	11,38 ± 0,24	0,93 ± 0,01	4,52 ± 0,19	0,95 ± 0,00
Hombro flex./ext.(°)	10,03 ± 0,28	0,69 ± 0,03	6,48 ± 0,40	0,71 ± 0,03
Inclin. tronco(°)	5,39 ± 0,11	0,45 ± 0,04	1,94 ± 0,06	0,55 ± 0,03
Inclin. pelvis(°)	5,81 ± 0,11	0,43 ± 0,04	1,91 ± 0,06	0,55 ± 0,03
Cadera aduc./abd.(°)	4,79 ± 0,11	0,64 ± 0,03	2,59 ± 0,10	0,70 ± 0,03
Hombro aduc./abd.(°)	7,65 ± 0,22	0,68 ± 0,03	3,27 ± 0,25	0,73 ± 0,03
Rotación tronco(°)	2,77 ± 0,15	0,82 ± 0,02	1,72 ± 0,11	0,87 ± 0,02
Rotación pelvis(°)	6,95 ± 0,18	0,62 ± 0,03	2,71 ± 0,09	0,71 ± 0,02
Distancia entre tobillos(m)	0,08 ± 0,00	0,98 ± 0,00	0,06 ± 0,00	0,99 ± 0,00

en un total de 2046 zancadas. De cada zancada, 18 descriptores principales de la marcha han sido obtenidos y utilizados para identificar las diferencias entre los patrones de marcha. El conjunto de descriptores se elaboró siguiendo las recomendaciones publicadas por (Francisco and Carratalá, 2020). La Figura 7 muestra a uno de los participantes emulando la marcha pa-

tológica característica en la PC espástica ¹.

Para la clasificación, se han utilizado un total de 18 descriptores. 12 de ellos son descriptores cinemáticos, de los cuales 6 reflejaron la amplitud de movimiento de la articulación (ROM) durante un ciclo de marcha, y otros 6 los ángulos de la articulación durante eventos específicos del ciclo de marcha. Las 6

¹Vídeo del experimento disponible en: <https://youtube.com/shorts/5JNWJG9MhdU>

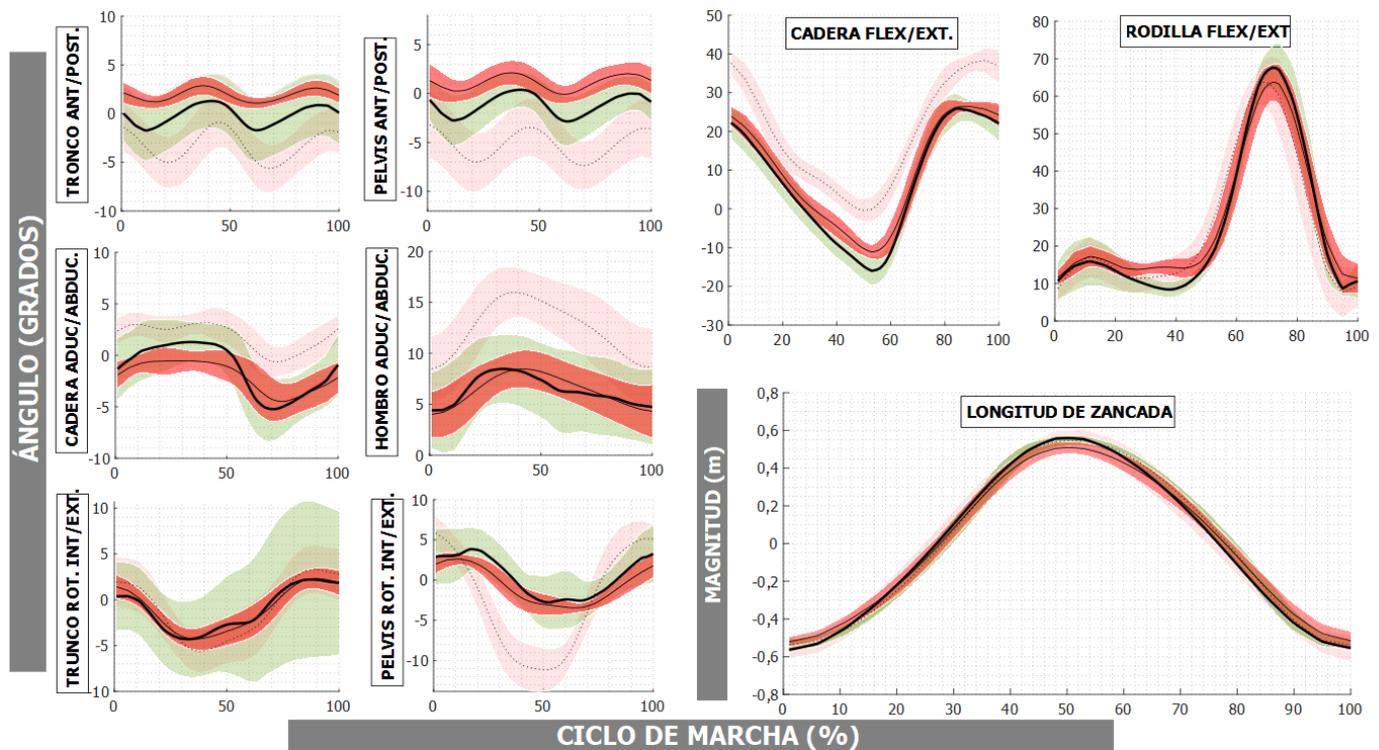


Figura 6: Señales cinemáticas mostradas por ciclo de marcha. Estas imágenes corresponden a los datos del grupo datos usados como test. En la parte izquierda o superior de cada señal se indica la articulación a la que corresponde. Los ciclos están normalizados de 0-100 % y se presenta su media para todas las iteraciones evaluadas. Se muestran las señales de referencia del sistema Vicon® con una línea gruesa negra representando su media y su desviación estándar en verde. La estimación directa de los datos 3D se representan con una línea negra discontinua y una zona roja clara. Por último, los datos obtenidos tras el aprendizaje presentan su media con una línea negra estrecha, estando su desviación estándar coloreada de rojo intenso.



Figura 7: Participante emulando el patrón de marcha de la PC espástica. Se ilustran secuencialmente cuatro momentos del experimento.

características correspondientes a ROM son: la inclinación del tronco, la inclinación de la pelvis, la rotación de la pelvis, la abducción/aducción de la cadera, la flexión/extensión de la cadera y la flexión/extensión de la rodilla. Entre los descriptores asociados a ángulos de articulaciones encontramos: extensión máxima de la cadera durante el apoyo, flexión máxima de la cadera durante el balanceo, posición de la rodilla en el contacto inicial, flexión máxima de la rodilla en respuesta a la carga, posición de la rodilla al despegar la punta del pie, y flexión máxima de la rodilla durante el balanceo. Además de éstos, otros 6 descriptores correspondientes a parámetros espacio-temporales de la marcha han sido utilizados: ancho de paso, longitud de zancada, tiempo de zancada, tiempo de paso, cadencia, y porcentaje de apoyo del pie.

La cinemática articular del sistema Xsens® se calculó directamente mediante el software Xsens MVN Analyze (Schepers et al., 2018) utilizando las definiciones basadas en las recomendaciones de la *International Society of Biomechanics* descritas en (Wu et al., 2005). Para ambos sistemas, el ROM para la inclinación del tronco, la inclinación y rotación de la pelvis, la flexión/extensión de la cadera y su abducción/aducción se calculó como la diferencia entre el ángulo máximo y mínimo durante una zancada. El ROM de flexión/extensión de la rodilla se calculó como la diferencia entre la flexión máxima de la rodilla durante el balanceo y la posición de la rodilla en el contacto inicial.

Para el caso de los descriptores espacio-temporales, se calcularon a partir de los eventos determinados de choque de talón y despegue de la punta del pie, de la misma manera para ambos sistemas. El componente sagital x del vector de posición relativa entre ambos tobillos se utilizó como estimación de la longitud de la zancada, mientras que el componente frontal y se utilizó como estimación de la anchura del paso. Dado que el sistema de coordenadas global para Xsens® era estático, las coordenadas del tobillo se giraron previamente de acuerdo con la rotación de la pelvis alrededor del eje vertical z , para alinear los ejes x e y con los ejes anatómicos sagital y frontal respectivamente. Esto permitió alinear el vector entre los tobillos con

la dirección de la marcha.

Con los descriptores obtenidos de todas las secuencias de marcha, dos clasificadores basados en máquinas de soporte vectorial han sido entrenados para cada sistema, RoboGait y el basado en Xsens®. La matriz de entrenamiento se compone de 2046 observaciones (que corresponden al número de zancadas recolectadas), y 18 predictores (que corresponden a los descriptores de marcha analizados). Para los clasificadores se ha realizado una validación cruzada de orden 4, y 4 clases de respuesta: NORMAL, PC, EM y ATAXIA. Los resultados de funcionamiento de ambos clasificadores se presentan en forma de matrices de confusión en la Figura 8. Se puede observar en la figura como el rendimiento medio en la clasificación de patrones de marcha fue del 93,5 % en el caso del sistema RoboGait y del 98,9 % usando sistema Xsens®. En ambos casos, el mejor resultado se observa en la marcha afectada por PC. Esto se debe a que la marcha afectada con PC es claramente diferente de la marcha sin patologías. De manera similar, ambos sistemas han encontrado la mayor dificultad en la misma patología, la Esclerosis Múltiple. En este caso, el sistema Xsens® obtiene mejores resultados que RoboGait: 97,9 % para Xsens® contra 88,9 % usando RoboGait. Esta diferencia puede explicarse si analizamos como se estudia el patrón de marcha. En el caso del sistema RoboGait, la información correspondiente a la posición de los pies es descartada por su baja precisión. En general, el sistema tiene dificultad detectando la punta del pie debido a su cercanía con el suelo, lo que provoca una dificultad en la medición precisa en los puntos en los que se produce el cambio entre el suelo y el pie. En su lugar, en RoboGait se utiliza la información de la posición de los tobillos, ya que su estimación es más precisa. Esta información se usa para detectar, entre otras cosas, los ciclos y fases de la marcha. Este cambio de método se ha aplicado en otros sistemas similares a RoboGait, como en el robot ROGER (Scheidig et al., 2019), que utiliza un sensor Kinect V2, de características similares la nuestro. A pesar de que el método es válido, sería deseable proponer mejoras en el futuro para aumentar la precisión de los descriptores asociados a este cambio.



Figura 8: Matrices de confusión usadas para comparar el rendimiento de los sistemas RoboGait y Xsens® para diferenciar patrones de marcha.

6. Conclusiones y trabajos futuros

RoboGait es una plataforma robótica móvil autónoma diseñada para el análisis de la marcha humana en entornos clínicos. Las medidas tomadas en el paciente están basadas en cámaras RGBD y no requieren el uso de ningún tipo de marcador en el cuerpo del paciente. Además, las pruebas pueden realizarse en cualquier entorno sin preparación previa, eliminando las limitaciones de espacio de los sistemas fotogramétricos usados actualmente en entornos clínicos. Sin embargo, cabe recalcar que es necesario un análisis más profundo acerca del rendimiento del sistema de análisis de marcha ante obstáculos estáticos y dinámicos, lo cual se plantea como un trabajo futuro de la presente investigación.

Con el objetivo de mejorar los parámetros clínicos calculados, las medidas realizadas con la cámara son procesadas aplicando un método clásico de aprendizaje supervisado basado en Redes Neuronales Artificiales. Para probar la aplicabilidad del sistema propuesto, se ha estudiado precisión de la estimación de señales cinemáticas y características espacio-temporales de la marcha en comparación con un sistema de referencia de la marca Vicon®, obteniendo buenos resultados en la mayoría de señales analizadas.

Posteriormente, se ha medido la utilidad del sistema RoboGait para clasificar patrones de marcha de pacientes sanos y con distintos tipos de patologías neurológicas que afectan a la marcha de las personas en distinto grado. Se ha obtenido un rendimiento medio de 93,5 %, revelando una alta capacidad del

sistema en la identificación de patologías de marcha. Este análisis se ha centrado en la detección de las diferencias provocadas por cada patología en la marcha de los pacientes. Sin embargo, resultaría de interés ampliar el número de pacientes de una misma patología de manera que se puedan estudiar las diferencias en la marcha entre pacientes, o incluso analizar la evolución de las características de su marcha a lo largo del tiempo.

Es importante señalar que algunos de los pacientes de las enfermedades aquí estudiadas, en función de su grado de afectación, es posible que necesiten algún tipo de ayuda para caminar, como pueden ser bastones o muletas. En este sentido, su uso podría resultar en problemas en la detección de las señales cinemáticas si el SDK empleado para la extracción del esqueleto no es capaz de discernir correctamente entre el cuerpo del paciente y el bastón utilizado. Sería interesante que, en un futuro trabajo, se analizara cuantitativamente el grado de error que estos elementos introducen en el sistema.

Agradecimientos

Esta investigación ha recibido financiación del Programa Estatal de Generación de Conocimiento y Fortalecimiento Científico y Tecnológico del Sistema de I+D+i y de I+D+i Orientada a los Retos de la Sociedad del Ministerio de Ciencia e Innovación de España, PID2020-118299RB.

Referencias

- Alizadegan, A., Behzadipour, S., 2017. Shoulder and elbow joint angle estimation for upper limb rehabilitation tasks using low-cost inertial and optical sensors. *J. Mech. Med. Biol.* 17 (2), 1750031.
DOI: <https://doi.org/10.1142/S0219519417500312>
- Amini, A., Banitsas, K., 2019. An improved technique for increasing the accuracy of joint-to-ground distance tracking in kinect v2 for foot-off and foot contact detection. *J. Med. Eng. Technol.* 43 (1), 8–18.
DOI: <https://doi.org/10.1080/03091902.2019.1595762>
- Bersamira, J. N., De Chavez, R. J. A., Salgado, D. D. S., Sumilang, M. M. C., Valles, E. R., Roxas, E. A., dela Cruz, A. R., 2019. Human Gait Kinematic Estimation based on Joint Data Acquisition and Analysis from IMU and Depth-Sensing Camera. In: 2019 IEEE 11th Int. Conf. Humanoid, Nano-technology, Inf. Technol. Commun. Control. Environ. Manag. (HNICEM), pp. 1–6.
DOI: 10.1109/HNICEM48295.2019.9072775
- Bonnet, V., Azevedo Coste, C., Lapierre, L., Cadic, J., Fraisse, P., Zapata, R., Venture, G., Geny, C., 2015. Towards an affordable mobile analysis platform for pathological walking assessment. *Rob. Auton. Syst.* 66, 116–128.
- Cifuentes, C. A., Frizzera, A., 2016. *Human-Robot Interaction Strategies for Locomotion*, 1st Edition. Springer Tracts in Advanced Robotics, 115. Springer.
- Destelle, F., Ahmadi, A., O'Connor, N. E., Moran, K., Chatzitofis, A., Zarpalas, D., Daras, P., 2014. Low-cost accurate skeleton tracking based on fusion of kinect and wearable inertial sensors. In: 2014 22nd Eur. Signal Process. Conf. EURASIP, pp. 371–375.
- Eltoukhy, M., Oh, J., Kuenze, C., Signorile, J., 2017. Improved kinect-based spatiotemporal and kinematic treadmill gait assessment. *Gait & Posture* 51 (C), 77–83.
- Francisco, M., Carratalá, M., 2020. *La Marcha Humana: Biomecánica, Evaluación y Patología*. Editorial Médica Panamericana, Madrid.
URL: <https://www.medicapanamericana.com/es/libro/La-marcha-humana-incluye-version-digital>
- Geerse, D., Coolen, B., Roerdink, M., 2015. Kinematic Validation of a Multi-Kinect v2 Instrumented 10-Meter Walkway for Quantitative Gait Assessments. *PLoS One* 10 (10).
URL: <http://search.proquest.com/docview/1721911213/>
- Guffanti, D., Brunete, A., Hernando, M., nov 2021a. Development and validation of a ROS-based mobile robotic platform for human gait analysis applications. *Robotics and Autonomous Systems* 145, 103869.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/>

- S0921889021001548
DOI: 10.1016/j.robot.2021.103869
- Guffanti, D., Brunete, A., Hernando, M., Gamba, E., Álvarez, D., 2022. Ann-based optimization of human gait data obtained from a robot-mounted 3d camera: A multiple sclerosis case study. *IEEE Robotics and Automation Letters* 7 (4), 8901–8908.
DOI: 10.1109/LRA.2022.3189433
- Guffanti, D., Brunete, A., Hernando, M., Rueda, J., Navarro, E., 2021b. Robogait: A mobile robotic platform for human gait analysis in clinical environments. *Sensors* 21 (20).
URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/20/6786>
DOI: 10.3390/s21206786
- Guffanti, D., Brunete, A., Hernando, M., Rueda, J., Navarro Cabello, E., 2020. The Accuracy of the Microsoft Kinect V2 Sensor for Human Gait Analysis. A Different Approach for Comparison with the Ground Truth. *Sensors* 20 (16), 4405.
URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/16/4405>
DOI: 10.3390/s20164405
- Hoang, V.-T., Jo, K.-H., 2019. 3-D Human Pose Estimation Using Cascade of Multiple Neural Networks. *IEEE Trans. Ind. Informatics* 15 (4), 2064–2072.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2864824>
- Kidziński, L., Delp, S., Schwartz, M., 2019. Automatic real-time gait event detection in children using deep neural networks. *PLoS One* 14 (1), 1–11.
URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211466>
DOI: 10.1371/journal.pone.0211466
- Lamine, H., Bennour, S., Laribi, M., Romdhane, L., Zaghoul, S., 2017. Evaluation of Calibrated Kinect Gait Kinematics Using a Vicon Motion Capture System. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 20 (sup1), 111–112.
DOI: <https://doi.org/10.1080/10255842.2017.1382886>
- Matthew, R. P., Seko, S., Bajcsy, R., Lotz, J., 2019. Kinematic and Kinetic Validation of an Improved Depth Camera Motion Assessment System Using Rigid Bodies. *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics* 23 (4), 1784–1793.
DOI: <https://doi.org/10.1109/jbhi.2018.2872834>
- Müller, B., Ilg, W., Giese, M. A., Ludolph, N., 2017. Validation of enhanced kinect sensor based motion capturing for gait assessment. *PLoS One* 12 (4), 1–18.
URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0175813>
DOI: 10.1371/journal.pone.0175813
- Nichols, J., Sena, M., Hu, J., O'Reilly, O., Feeley, B., Lotz, J., 2016. A Kinect-Based Movement Assessment System: Marker Position Comparison to Vicon. *Comput. Methods Biomech. Biomed. Engin.* 00, 1–11.
DOI: 10.1080/10255842.2017.1340464
- Papageorgiou, X. S., Chalvatzaki, G., Lianos, K.-N., Werner, C., Hauer, K., Tzafestas, C. S., Maragos, P., 2016. Experimental validation of human pathological gait analysis for an assisted living intelligent robotic walker. In: 2016 6th IEEE Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics. Vol. 2016-. IEEE, pp. 1086–1091.
- Paulo, J., Garrote, L., Premevida, C., Asvadi, A., Almeida, D., Lopes, A., Peixoto, P., 2017. An innovative robotic walker for mobility assistance and lower limbs rehabilitation. In: 2017 IEEE 5th Port. Meet. Bioeng. pp. 1–4.
DOI: 10.1109/ENBENG.2017.7889450
- Pfister, A., West, A. M., Bronner, S., Noah, J. A., 2014. Comparative abilities of Microsoft Kinect and Vicon 3D motion capture for gait analysis. *Journal of Medical Engineering & Technology* 38 (5), 274–280.
DOI: <https://doi.org/10.3109/03091902.2014.909540>
- Rösmann, C., Feiten, W., Woesch, T., Hoffmann, F., Bertram, T., 2012. Trajectory modification considering dynamic constraints of autonomous robots. In: *Robot. 2012; 7th Ger. Conf. Robot.* pp. 1–6.
- Rösmann, C., Feiten, W., Wösch, T., Hoffmann, F., Bertram, T., 2013. Efficient trajectory optimization using a sparse model. In: 2013 Eur. Conf. Mob. Robot. pp. 138–143.
DOI: 10.1109/ECMR.2013.6698833
- Saegusa, R., oct 2017. Human-interactive robot for gait evaluation and navigation. In: 2017 IEEE Int. Conf. Syst. Man, Cybern. pp. 1693–1698.
DOI: 10.1109/SMC.2017.8122859
- Scheidig, A., Jaeschke, B., Schuetz, B., Trinh, T. Q., Vorndran, A., Mayfarth, A., Gross, H.-M., 2019. May I Keep an Eye on Your Training? Gait Assessment Assisted by a Mobile Robot*. In: 2019 IEEE 16th Int. Conf. Rehabil. Robot. pp. 701–708.
DOI: 10.1109/ICORR.2019.8779369
- Schepers, M., Giuberti, M., Bellusci, G., Others, 2018. Xsens mvn: Consistent tracking of human motion using inertial sensing. *Xsens Technol.* 1–8.
- Springer, S., Seligmann, G., 2016. Validity of the Kinect for Gait Assessment: A Focused Review. *Sensors* 16 (2).
DOI: 10.3390/s16020194
- Wu, G., van der Helm, F. C. T., (DirkJan) Veeger, H. E. J., Makhssous, M., Van Roy, P., Anglin, C., Nagels, J., Karduna, A. R., McQuade, K., Wang, X., Werner, F. W., Buchholz, B., 2005. ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II: shoulder, elbow, wrist and hand. *J. Biomech.* 38 (5), 981–992.
URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002192900400301X>
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.05.042>
- Yeung, K.-Y., Kwok, T. H., Wang, C., 2013. Improved Skeleton Tracking by Duplex Kinects: A Practical Approach for Real-Time Applications. *J. Comput. Inf. Sci. Eng.* 13, 41007.
DOI: 10.1115/1.4025404
- Zhang, H., Chen, Z., Zanotto, D., Guo, Y., 2020. Robot-Assisted and Wearable Sensor-Mediated Autonomous Gait Analysis. In: 2020 IEEE Int. Conf. Robot. Autom. pp. 6795–6802.
DOI: 10.1109/ICRA40945.2020.9197571
- Zhang, Z., 2012. Microsoft kinect sensor and its effect. *IEEE Multimedia* 19 (2), 4–10.
DOI: 10.1109/MMUL.2012.24
- Zhou, X., Sun, X., Zhang, W., Liang, S., Wei, Y., 2016. Deep Kinematic Pose Regression. *Comput. Vis. – ECCV 2016 Work.*, 186–201.
DOI: 10.1007/978-3-319-49409-8_17