|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
| Pre-Fall – Sistema inteligente para la prevención y predicción de caídas |

|  |
| --- |
| **E2.1 – Banco de pruebas (Informe)** |

|  |  |
| --- | --- |
| Proyecto | Pre-Fall – Sistema inteligente para la prevención y predicción de caídas |
| Entregable | E1.2 – Banco de pruebas (Informe) |
| Fecha | --/--/2022 |

Contenido

[Contenido 1](#_Toc112839085)

[Índice de figuras 2](#_Toc112839086)

[Resumen Ejecutivo 3](#_Toc112839087)

[1 Marcha Humana Cinemática 4](#_Toc112839088)

[1.1 Antecedentes 4](#_Toc112839089)

[1.2 Método de adquisición de datos 5](#_Toc112839090)

[1.2.1 Adquisición de datos basada en dispositivos no vestibles 5](#_Toc112839091)

[1.2.2 Adquisición de datos basada en sensores vestibles 7](#_Toc112839092)

[2 Dispositivos comerciales existentes para la detección de movimiento 9](#_Toc112839093)

[2.1 Dispositivos no vestibles 9](#_Toc112839094)

[2.1.1 Sistemas de captura de movimiento 9](#_Toc112839095)

[2.1.2 Plataformas de fuerza 11](#_Toc112839096)

[2.1.3 Superficies instrumentadas 11](#_Toc112839097)

[2.2 Sistemas vestibles enfocados al entorno deportivo 12](#_Toc112839098)

[2.3 Otros sistemas basados en sensores inerciales 13](#_Toc112839099)

[2.3.1 LEGSys 14](#_Toc112839100)

[2.3.2 Kinesis Gait 14](#_Toc112839101)

[2.3.3 PhysiGait Live 15](#_Toc112839102)

[2.3.4 iSen System 16](#_Toc112839103)

[2.3.5 RehaGait 17](#_Toc112839104)

[2.3.6 G-Walk 18](#_Toc112839105)

[3 Conclusiones 20](#_Toc112839106)

[4 Referencias 21](#_Toc112839107)

Índice de figuras

[Figura 1. Ciclos de la marcha 4](#_Toc77663837)

[Figura 2. Diferentes configuraciones del entorno de pruebas con sistemas de detección y análisis de movimiento a través de vídeo 15](#_Toc77663838)

[Figura 3. Kinect en su versión original (izquierda) y en la versión 2 (comercializada a partir de 2014) 16](#_Toc77663839)

[Figura 4. Azure Kinect DK 16](#_Toc77663840)

[Figura 5. Sistema GAITRite 18](#_Toc77663841)

[Figura 6. *Sensor running Bluetooth Smart de Polar* (izquierda) y SmartTracks de Humotion (derecha) 18](#_Toc77663842)

[Figura 7. SmartSocks (izquierda) y Digisole (derecha) 19](#_Toc77663843)

[Figura 8. LEGSys 20](#_Toc77663844)

[Figura 9. Kinesis GAIT 21](#_Toc77663845)

[Figura 10. PhysicaGait Live 22](#_Toc77663846)

[Figura 11. iSEN Systems 23](#_Toc77663847)

[Figura 12. RehaGait 24](#_Toc77663848)

[Figura 13. G-Walk 25](#_Toc77663849)

Resumen Ejecutivo

El estudio del estado de la técnica de la tecnología de análisis de la marcha se ha dividido en dos grandes grupos.

En primer lugar (Sección 1), se realiza una revisión literaria de diferentes artículos científicos, seleccionando 25 como los más relevantes en el contexto del análisis de la marcha. De dichos artículos, se pretende extraer sus características acerca del método de captación de datos, ubicación de los sensores y finalidad de las evaluaciones. Los artículos seleccionados abarcan no sólo los que utilizan los sensores inerciales vestibles, sino también los que utilizan otros métodos de captación, tratando así de obtener una visión global. Se analizan, además, las técnicas de análisis de datos utilizadas para el modelado de la marcha en los artículos seleccionados.

Por otro lado (Sección 2), se realiza una búsqueda de los sistemas comerciales existentes para la detección del movimiento en la actualidad.

# Marcha Humana Cinemática

## Antecedentes

La marcha humana es una tarea compleja e integrada que requiere una coordinación precisa del sistema neuronal y musculoesquelético para garantizar la correcta dinámica esquelética. El ciclo de la marcha es un fenómeno periódico que se define como el intervalo entre dos eventos consecutivos (generalmente contacto ente el talón y el suelo) del mismo pie. Se caracteriza por una fase de postura (60% del ciclo de marcha total), donde al menos un pie está en contacto con el suelo y una fase de oscilación (40% del ciclo de marcha total), durante el cual una extremidad se balancea hasta el próximo contacto del talón con el suelo. Las fases de la marcha pueden ser bastante diferentes entre individuos, pero cuando se normalizan en un porcentaje del ciclo de la marcha mantienen una estrecha similitud. La siguiente figura muestra dos imágenes sincronizadas diferentes. La imagen superior traza un boceto de una persona que representa las diferentes fases de la marcha con la extremidad derecha en negrita. La imagen en la parte inferior representa el período de tiempo desde un evento (generalmente contacto inicial) de un pie hasta la aparición posterior del contacto inicial del mismo pie.

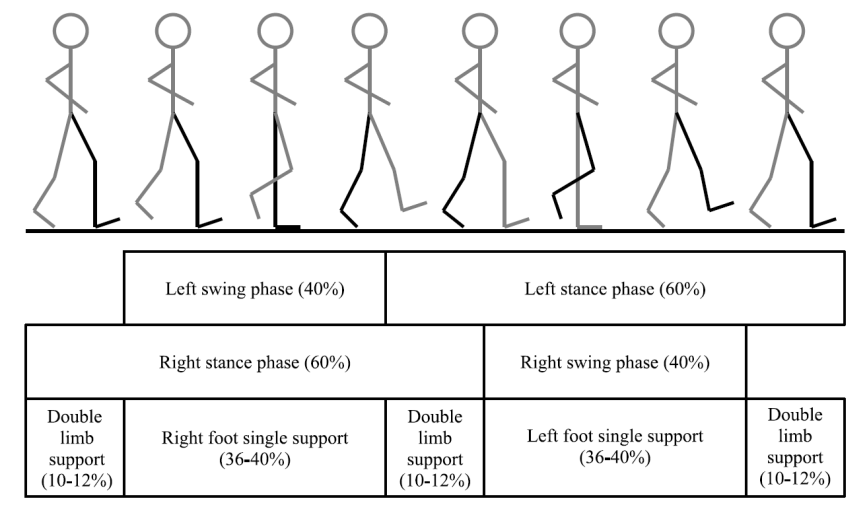


Figura . Ciclos de la marcha

se extraen de variables continuas, muchos datos no son tenidos en cuenta, quedando sin esclarecer la forma en que las variables pre-seleccionadas son capaces de dar una representación de todo el movimiento de cuerpo como la marcha humana. La selección de las variables más representativas de la marcha es subjetiva y puede perder información potencialmente relevante, de ahí que las técnicas de *machine learning*, como pueden ser redes neuronales y *support vector machines* (SVM), se hayan comenzado a usar recientemente para examinar el desplazamiento humano, utilizando un comportamiento de la marcha en tiempo continuo (Horst et al. 2018).

El análisis de la marcha clínica es un proceso por el cual se recoge la información cuantitativa para ayudar en la toma de decisiones acerca de la etiología de las no normalidades de la marcha y el tratamiento. El análisis de la marcha se desarrolla utilizando tecnología diversa como puede ser videocámaras, o sensores electromagnéticos o por inercia, que miden el movimiento de los pacientes, o incluso con electrodos situados en la parte superficial de la piel para medir la actividad del músculo. Existen laboratorios clínicos, en los que es posible conseguir parámetros biomédicos bastante exactos, pero el problema se presenta en el coste de material y las restricciones físicas a la hora de medir la marcha fuera del entorno ambulatorio. Por ello, ha existido un creciente interés a la hora de desarrollar dispositivos vestibles por su bajo coste de producción y portabilidad, así como para permitir medir los parámetros de la marcha de manera diaria, reduciendo el estrés y la ansiedad.

## Método de adquisición de datos

El primer paso a tener en cuenta para poder realizar un análisis de la marcha es determinar cómo llevar a cabo la adquisición de los datos de partida. Dicha adquisición de datos puede realizarse de maneras muy diversas según el tipo y disposición de los sensores utilizados. Teniendo en cuenta la bibliografía analizada pueden dividirse los métodos de adquisición de datos dos grandes grupos según caractericemos a los sensores en vestibles y no vestibles.

A continuación, se detallan las principales características de cada método de adquisición y varios estudios representativos que los utilizan.

### Adquisición de datos basada en dispositivos no vestibles

La tecnología no vestible proporciona una adquisición de datos muy precisa, pero necesita laboratorios específicamente dedicados para este fin, por lo que su aplicación resulta mucho más cara que el caso de los dispositivos vestibles.

Las tecnologías de este tipo pueden dividirse en tres grandes grupos (Shanahan et al. 2018):

* Sistemas de captura de movimiento.
* Plataformas de fuerza.
* Superficies instrumentadas.

A continuación, se especifican las principales características de cada grupo.

#### Sistemas de captura de movimiento

Este tipo de métodos se basan en el uso de uno o varios dispositivos que captan la imagen de la persona y un software que permite identificar la posición de las diferentes partes del cuerpo. Se dividen, a su vez, en dos grupos:

* **Sistemas basados en marcadores:** necesitan el uso de algún tipo de marcador en el cuerpo del usuario para establecer su posición.
* **Sistemas no basados en marcadores:** no necesitan que el usuario disponga de ningún marcador en su cuerpo.

##### Sistemas basados en marcadores

La tecnología estándar utilizada para el análisis de la marcha son los sistemas opto electrónicos (llamados así ya que unen los sistemas ópticos, y electrónicos). Se basan en una serie de dispositivos de captación de imagen que deben ser complementados con marcadores reflectantes en el cuerpo de la persona. Estos sistemas proporcionan una gran exactitud en medir los rasgos cinemáticos. Sin embargo, tienen como gran inconveniente un coste más elevado y muchas limitaciones en el entorno de pruebas a realizar ya que deben llevarse a cabo en entornos muy controlados. Además, son más intrusivos para los usuarios finales, que necesitarán utilizar unos marcadores especiales en determinadas partes del cuerpo que deben ser colocados por profesionales, ya que su localización debe ser muy precisa.

Estas técnicas pueden combinarse con platos de fuerza (bloques de acero equipados con traductores piezoeléctricos, y extensómetros, más información en Sección 1.2.2.1), para recoger las fuerzas de reacción del suelo, o electromiografía, para recoger las fuerzas de reacción y la activación del músculo, permitiendo la evaluación simultánea de la cinemática y las fuerzas.

Algunos de los estudios más recientes que han utilizado esta técnica para el análisis de las características de la marcha son los siguientes: Horst et al. (2019), Pogorelc et al. (2012).

##### Sistemas no basados en marcadores

Los sistemas de captación de imagen que no necesitan marcadores en el cuerpo se basan en una serie de sensores RGB y sensores de profundidad que obtienen datos en tiempo real de las posiciones del usuario. Mediante técnicas de análisis de dichas imágenes se pueden extraer las características deseadas, por ejemplo, la posición en el espacio en 3D de alguna parte del cuerpo. No son métodos tan fiables y exactos como los sistemas basados en marcadores, pero resultan más baratos de implantar y consiguen resultados científicamente aceptables.

Uno de los dispositivos más extendidos para llevar a cabo este tipo de estudios en la bibliografía es el Kinect (ver más detalles en Sección 2.1.1.2). El gran potencial de este dispositivo son sus librerías de detección de movimiento que permiten obtener en tiempo real y con gran precisión las posiciones de 25 puntos del cuerpo a una velocidad de 30 frames por segundo.

La recogida y el tratamiento de estos datos permiten realizar los análisis necesarios con un coste bajo. Aun así, existen varias limitaciones, como pueden ser el rango de movimiento (tienen un área funcional limitada), la luz (la precisión de los resultados se verá influida por la calidad de la iluminación) y la oclusión (el sistema tiene deficiencias cuando partes del cuerpo del usuario se encuentran tras objetos, impidiendo una visión lo suficientemente completa del cuerpo del usuario para que los algoritmos detecten su posición).

Algunos de los estudios más recientes que han utilizado esta técnica para el análisis de las características de la marcha son los siguientes: Andersson et al. (2015), Tan et al. (2018), Sahak et al. (2018), Uddin et al. (2017).

#### Plataformas de fuerza

Las plataformas de fuerza están formadas por unos bloques de acero equipados con transductores piezoeléctricos que miden las fuerzas de reacción sobre el suelo. Se han usado en diversos estudios para obtener valores relativos a la marcha, equilibrio y postura corporal (Meshkati et al. 2011).

Este tipo de sistemas necesita un ambiente de laboratorio para llevar a cabo las pruebas, por lo que tienen un coste alto. Sin embargo, se han desarrollado alternativas más baratas, como la Nintendo Wii Balance Board que, además de su bajo coste, permite una fácil portabilidad. Varios estudios han demostrado la validez científica de esta plataforma para medir variables relacionadas con el equilibrio (Bartlett et al. 2014).

#### Superficies instrumentadas para detección de pisadas

Este tipo de dispositivos consisten en una superficie en la que se integran una serie de sensores capaces de identificar el contacto de la persona sobre la superficie. Existen varios dispositivos comerciales de este tipo (ver Sección 2.1.3). Además, diversos trabajos exploran la creación de nuevos dispositivos, como la superficie inteligente “iMAGiMAT” en Costilla-Reyes et al. (2018), basado en trabajos previos de Cantoral-Ceballos et al. (2015). Esta denominada “alfombra inteligente” está compuesta por fibras ópticas plásticas, sensibles a la deformación cuando se ejerce cierta presión a la hora de caminar. Se trata de una técnica novedosa basada en una combinación innovadora de hardware y software de tomografía no planar, que permite la reconstrucción de las pisadas en la superficie de la alfombra.

Este tipo de dispositivos son muy precisos para obtener parámetros relevantes de la marcha, pero tienen el inconveniente de que proporcionan poco rango de movimiento, ya que los usuarios sólo pueden realizar un número limitado de pasos, debido a las restricciones de tamaño de la superficie.

### Adquisición de datos basada en sensores vestibles

Los sensores vestibles han sido desarrollados para medir de forma detallada la cinemática de la marcha en la vida diaria. Pueden situarse en varias partes del cuerpo (debajo del pie, tobillo, muñeca, cadera), dependiendo de los requisitos.

Dentro de este grupo de sensores puede definirse, a su vez, dos subgrupos:

* Sensores que miden la presión.
* Sensores que miden la inercia.

#### Sensores vestibles que miden la presión

Este tipo de sensores son instrumentos aislados, situados o integrados en el zapato (generalmente en forma de plantillas), para medir cambios en la presión entre el pie y el suelo. Son comparables a las plataformas de fuerza (ver Sección 1.2.1.2) y también miden la fuerza del suelo sobre el pie, pero, a diferencia de éstas, mide la fuerza independientemente de sus componentes y sus direcciones (ejes x, y, z). Estas medidas de presión plantar permiten calcular las variables espacio-temporales de la marcha.

Algunos de los estudios más recientes que utilizan este tipo de medidas para llevar a cabo un análisis de la marcha son los siguientes: Shetty et al. (2016), Mohammed et al. (2014) y Lee et al. (2019).

#### Sensores vestibles que miden la inercia

Miden la aceleración del objeto, y pueden usarse para informar de la velocidad, orientación y fuerzas gravitacionales. Al tratarse de dispositivos pequeños, pueden ser integrados fácilmente en las prendas de vestir, por lo que se consideran dispositivos vestibles.

Los sensores inerciales consisten, generalmente, en la combinación de un acelerómetro en tres ejes, un giroscopio en tres ejes y un magnetómetro en tres ejes, generando datos cinemáticos tanto espaciotemporales como en 3D, incluyendo articulaciones y ángulos de segmentos. Igual que en el caso de los sensores de presión, pueden integrarse en plantillas muy útiles para medir la marcha, pero también se pueden situar en diversos puntos del cuerpo, como la cintura o muñeca.

Los sensores de inercia son los sistemas que más se usan para la marcha y el análisis de equilibrio, y en la literatura científica han sido probados tanto en voluntarios sanos como en grupos con discapacidad motora. Diversos estudios han resaltado su validez científica para determinar los valores del movimiento humano, como los de El-Attar et al. (2019), Wang et al. (2017) o Paragliola et al. (2018), siendo uno de los más representativos la revisión sistemática de Caldas et al. (2017) que concluye que los sensores inerciales son un método válido para obtener parámetros relevantes de la marcha humana.

# Banco de Pruebas

A continuación, se indican varios de los dispositivos comerciales que se utilizan en un entorno clínico para la medición del movimiento. Por similitud con la Sección 1, se realiza la misma clasificación en las diversas modalidades de dispositivos, haciendo especial énfasis en los dispositivos vestibles de tipo inercial.

## Selección de pruebas

### Validación científica

#### Time and Go

Existen varios sistemas profesionales que permiten detectar y analizar el movimiento humano mediante vídeo. Su funcionamiento se basa en un conjunto de cámaras de alta precisión que se colocan en posiciones determinadas para abarcar la mayor parte del espacio posible y que detectan la posición de las diferentes partes del cuerpo mediante marcadores colocados sobre el cuerpo (ya sea de manera directa o utilizando un traje especial).

Entre los sistemas de este tipo, pueden citarse los de Vicon[[1]](#footnote-1), Contemplas[[2]](#footnote-2) y BTS Gaitlab[[3]](#footnote-3), Clinical 3DMA[[4]](#footnote-4). Los fabricantes de este tipo de sistemas suelen permitir personalizar la cantidad y el tipo de dispositivos a utilizar, de acuerdo a las necesidades de los análisis que se requieran. La principal ventaja de esta arquitectura es la gran cantidad de información analizada, de manera muy precisa. En el ámbito de la marcha permite no sólo obtener parámetros relacionados con la pisada, sino que se podría obtener información sobre el posicionamiento de la cadera y tronco superior. Como contraprestación, su elevado coste implica que una infraestructura de este tipo sólo pueda estar disponible en determinados laboratorios o clínicas. Su localización, por tanto, sería para un entorno interior y el rango de movimiento del paciente, si bien es superior a otros sistemas como el de GAITRite, no deja de estar limitado a un recinto cerrado de reducidas dimensiones.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

Figura . Diferentes configuraciones del entorno de pruebas con sistemas de detección y análisis de movimiento a través de vídeo

# Conclusiones

El estudio de la bibliografía existente ha determinado que existen multitud de métodos para la adquisición de los datos o imágenes que permitirán posteriormente un análisis de las características de la misma. Estos métodos se pueden basar tanto en dispositivos vestibles como en dispositivos no vestibles, a través de diferentes tecnologías. El análisis de los diferentes trabajos ha confirmado que todos los métodos aquí descritos tienen validez para el análisis de la marcha por lo que Pre-Fall puede constituirse utilizando sensores inerciales, como se planteaba en la propuesta de proyecto. Los sensores de este tipo tendrían la misma validez científica que un sistema de adquisición de imagen basado en marcadores, pero con un coste muchísimo menor y ofreciendo una mayor versatilidad.

# Referencias

Andersson, V. O., & Araujo, R. M. (2015, February). Person identification using anthropometric and gait data from kinect sensor. In *Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*

Balazia, M., & Sojka, P. (2018). Gait recognition from motion capture data. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*, *14*(1s), 22.

Bartlett HL, Ting LH, Bingham JT. Accuracy of force and center of pressure measures of the Wii Balance Board. *Gait Posture* (2014) 39:224–8. doi:10.1016/j.gaitpost.2013.07.010

Battistone, F., & Petrosino, A. (2018). TGLSTM: A time based graph deep learning approach to gait recognition. *Pattern Recognition Letters*.

Bilney, B., Morris, M., & Webster, K. (2003). Concurrent related validity of the GAITRite® walkway system for quantification of the spatial and temporal parameters of gait. Gait & posture, 17(1), 68-74.

Caldas, R., Mundt, M., Potthast, W., de Lima Neto, F. B., & Markert, B. (2017). A systematic review of gait analysis methods based on inertial sensors and adaptive algorithms. *Gait & posture*, *57*, 204-210.

Camps, J., Sama, A., Martin, M., Rodriguez-Martin, D., Perez-Lopez, C., Arostegui, J. M. M., ... & Prats, A. (2018). Deep learning for freezing of gait detection in Parkinson’s disease patients in their homes using a waist-worn inertial measurement unit. *Knowledge-Based Systems*, *139*, 119-131.

Cantoral-Ceballos, J. A., Nurgiyatna, N., Wright, P., Vaughan, J., Brown-Wilson, C., Scully, P. J., & Ozanyan, K. B. (2014). Intelligent carpet system, based on photonic guided-path tomography, for gait and balance monitoring in home environments. *IEEE sensors Journal*, *15*(1), 279-289.

Costilla-Reyes, O., Vera-Rodriguez, R., Scully, P., & Ozanyan, K. B. (2018). Analysis of spatio-temporal representations for robust footstep recognition with deep residual neural networks. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, *41*(2), 285-296.

El-Attar, A., Ashour, A. S., Dey, N., Abdelkader, H., Abd El-Naby, M. M., & Sherratt, R. S. (2018). Discrete wavelet transform-based freezing of gait detection in Parkinson’s disease. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 1-17.

Hofmann, M., Geiger, Jurger, Bachmann, S, Schuller, B; Rigoll, G. (2014). The TUM Gait from Audio, Image, and Deph(GAID) database: Multimodal Recognition of subjects and traits. Journal of Visual Comunication and Image Representation. Volume 25, issue 1.

Horst, F., Lapuschkin, S., Samek, W., Müller, K. R., & Schöllhorn, W. I. (2019). Explaining the unique nature of individual gait patterns with deep learning. *Scientific reports*, *9*(1), 2391.

Lee, S. S., Choi, S. T., & Choi, S. I. (2019). Classification of Gait Type Based on Deep Learning Using Various Sensors with Smart Insole. *Sensors*, *19*(8), 1757.

López-Nava, I. H., Muñoz-Meléndez, A., Pérez Sanpablo, A. I., Alessi Montero, A., Quiñones Urióstegui, I., & Núñez Carrera, L. (2016). Estimation of temporal gait parameters using Bayesian models on acceleration signals. Computer methods in biomechanics and biomedical engineering, 19(4), 396-403.

Menz, H. B., Latt, M. D., Tiedemann, A., San Kwan, M. M., & Lord, S. R. (2004). Reliability of the GAITRite® walkway system for the quantification of temporo-spatial parameters of gait in young and older people. Gait & posture, 20(1), 20-25.

Meshkati Z, Namazizadeh M, Salavati M, Mazaheri M. Reliability of force-platform measures of postural sway and expertise-related differences. *J Sport Rehabil* (2011) 20:442–56. doi:10.1123/jsr.20.4.442

Mohammed, S., Same, A., Oukhellou, L., Kong, K., Huo, W., & Amirat, Y. (2016). Recognition of gait cycle phases using wearable sensors. *Robotics and Autonomous Systems*, *75*, 50-59.

Moore, S. T., Yungher, D. A., Morris, T. R., Dilda, V., MacDougall, H. G., Shine, J. M., ... & Lewis, S. J. (2013). Autonomous identification of freezing of gait in Parkinson's disease from lower-body segmental accelerometry. Journal of neuroengineering and rehabilitation, 10(1), 19.

Paragliola, G., & Coronato, A. (2018). Gait Anomaly Detection of Subjects With Parkinson’s Disease Using a Deep Time Series-Based Approach. *IEEE Access*, *6*, 73280-73292.

Pogorelc, B., Bosnić, Z., & Gams, M. (2012). Automatic recognition of gait-related health problems in the elderly using machine learning. *Multimedia Tools and Applications*, *58*(2), 333-354.

Sahak, R., Tahir, N. M., Yassin, I., & Zaman, F. H. H. K. (2018, September). Kinect-Based Frontal View Gait Recognition Using Support Vector Machine. In *Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference* (pp. 521-528). Springer, Cham.

Seyfioğlu, M. S., Gürbüz, S. Z., Özbayoğlu, A. M., & Yüksel, M. (2017, May). Deep learning of micro-Doppler features for aided and unaided gait recognition. In *2017 IEEE Radar Conference (RadarConf)* (pp. 1125-1130). IEEE.

Shanahan, C. J., Boonstra, F., Cofré Lizama, L. E., Strik, M., Moffat, B. A., Khan, F., ... & Kolbe, S. C. (2018). Technologies for advanced gait and balance assessments in people with multiple sclerosis. *Frontiers in neurology*, *8*, 708.

Shetty, S., & Rao, Y. S. (2016, August). SVM based machine learning approach to identify Parkinson's disease using gait analysis. In *2016 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)* (Vol. 2, pp. 1-5). IEEE.

Tan, D., Pua, Y. H., Balakrishnan, S., Scully, A., Bower, K. J., Prakash, K. M., ... & Clark, R. A. (2019). Automated analysis of gait and modified timed up and go using the Microsoft Kinect in people with Parkinson’s disease: associations with physical outcome measures. *Medical & biological engineering & computing*, *57*(2), 369-377.

Uddin, M. Z., Khaksar, W., & Torresen, J. (2017, November). A robust gait recognition system using spatiotemporal features and deep learning. In *2017 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*(pp. 156-161). IEEE.

Wang, J., Chen, Y., Hao, S., Peng, X., & Hu, L. (2019). Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey. *Pattern Recognition Letters*, *119*, 3-11.

Zhao, M., Li, T., Abu Alsheikh, M., Tian, Y., Zhao, H., Torralba, A., & Katabi, D. (2018). Through-wall human pose estimation using radio signals. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 7356-7365).

1. <https://www.vicon.com/motion-capture/life-sciences> [↑](#footnote-ref-1)
2. <https://www.contemplas.com/index.aspx> [↑](#footnote-ref-2)
3. <https://www.btsbioengineering.com/products/bts-gaitlab-gait-analysis/> [↑](#footnote-ref-3)
4. <https://www.stt-systems.com/motion-analysis/3d-optical-motion-capture/clinical-3dma/> [↑](#footnote-ref-4)