

Computer Systems for Analyzing and Evaluating Human Gait: A Scoping Review

Isabella Chavez Serna , Samara Patiño Zapata , Sofía Serna Echeverry , Gloria Patricia Arango-Hoyos ,
Lessby Gómez-Salazar , and Sergey González-Mejía 

Abstract—Gait analysis is a key component in rehabilitation processes, enabling the detection of functional impairments and supporting personalized interventions. In recent years, the integration of computer-based systems has enhanced the objectivity, accuracy, and accessibility of gait evaluations. This scoping review maps the scientific evidence on the development and implementation of local and remote systems for gait assessment, published between 2016 and February 2025. The search was conducted in scientific databases (PubMed, Scopus, IEEE Xplore, ACM Digital Library, SpringerLink, ScienceDirect) and grey literature, following the Joanna Briggs Institute (JBI) methodology. A total of 100 documents were included. The identified systems were classified according to their technical complexity (robust or simple) and operational architecture (local or remote). The findings highlight current technological trends and reveal gaps in the implementation of these systems in clinical and community settings.

Link to graphical and video abstracts, and to code: <https://latam.ieeeer9.org/index.php/transactions/article/view/10096>

Index Terms— Computer systems, Gait analysis, Information systems, Rehabilitation technology, Walking assessment, Wearable electronic devices.

I. INTRODUCCIÓN

LA valoración objetiva de la marcha humana se ha consolidado como una herramienta fundamental en los procesos de rehabilitación, al permitir la identificación precisa de alteraciones funcionales, la toma de decisiones clínicas basadas en datos y el diseño de intervenciones personalizadas.

El análisis de la marcha no solo facilita la evaluación del desplazamiento, sino que también ofrece información sobre el estado neuromusculoesquelético del paciente, siendo especialmente relevante en condiciones que alteran el patrón motor normal [1],[2][3]. Frecuentemente, estas evaluaciones se

han basado en la observación clínica y el juicio experto, haciendo uso de pruebas como Test de Marcha de 10 Metros (10MWT), Timed Up and Go (TUG), 6-Minute Walk Test (6MWT), Dynamic Gait Index (DGI), Functional Gait

Assessment (FGA), Observational Gait Analysis (OGA), Escala de Marcha de Tinetti (POMA), Test de Marcha en Tándem. Sin embargo, estos enfoques subjetivos presentan limitaciones en cuanto a precisión, reproducibilidad y capacidad para dar seguimiento riguroso a los procesos de rehabilitación [4]. Por lo anterior, se han desarrollado sistemas informáticos que integran sensores portátiles, plataformas digitales, algoritmos de procesamiento de señales, tecnologías de inteligencia artificial, entre otros. Estas herramientas permiten la medición cuantitativa de variables espaciales, temporales, angulares y de fuerza asociadas al movimiento humano, facilitando evaluaciones objetivas y automatizadas [5].

El creciente avance en el desarrollo de estas tecnologías hace necesaria una revisión que permita tener un panorama actualizado sobre los tipos de sistemas desarrollados, sus características técnicas y operativas, las arquitecturas de implementación (locales o remotas), así como los requerimientos funcionales y no funcionales que los sustentan.

En este contexto, se realizó una revisión de alcance (scoping review) para caracterizar la evidencia sobre los enfoques de diseño, requerimientos y limitaciones en el desarrollo de sistemas informáticos para el análisis y valoración de la marcha, entre enero de 2016 y febrero de 2025. Específicamente, se describieron sus características técnicas y operativas y los requerimientos funcionales y no funcionales. Además, se identificaron tendencias actuales en la construcción de estas tecnologías, siendo útil para orientar el diseño de futuras plataformas para la rehabilitación asistida por tecnología. Este estudio respondió a la siguiente pregunta de investigación:

P. ¿Cuáles son los enfoques de diseño técnicos y operativos, las limitaciones y requerimientos utilizados en el desarrollo de sistemas informáticos para el análisis y valoración de la marcha, desde enero de 2016 hasta febrero del 2025?

La revisión de alcance proporciona un método riguroso y transparente para mapear un campo de investigación amplio, especialmente útil cuando los estudios son diversos en metodologías y contextos de aplicación. Esta revisión permite identificar vacíos de conocimiento, clasificar tendencias tecnológicas y orientar el desarrollo de futuras soluciones en el campo del análisis de la marcha humana y la rehabilitación

The associate editor coordinating the review of this manuscript and approving it for publication was Javier Moreno-Valenzuela (*Corresponding author: Isabella Chavez Serna*).

This work is funded by the R&D project with registration code C.I. 21259, Universidad del Valle, Colombia.

Isabella Chavez Serna, S. P. Zapata, S. S. Echeverry, G. P. Arango-Hoyos, and L. Gomez-Salazar are with the Physical Therapy Program of the School of Human Rehabilitation at Universidad del Valle, Cali, Colombia (e-mails: isabella.chavez@correounivalle.edu.co, samara.patino@correounivalle.edu.co, sofia.sema@correounivalle.edu.co, gloria.arango@correounivalle.edu.co, and lessby.gomez@correounivalle.edu.co).

S. González-Mejía is with the Industrial Control Research Group of the School of Electrical and Electronic Engineering at Universidad del Valle, Cali, Colombia (e-mail: sergey.gonzalez@correounivalle.edu.co).

asistida por tecnología.

II. MÉTODOS

Esta revisión de alcance se desarrolló siguiendo rigurosamente las directrices metodológicas del Instituto Joanna Briggs (JBI) para revisiones de alcance [5], lo que incluye la definición previa de objetivos, métodos y criterios de inclusión, así como la estrategia de búsqueda, selección, extracción y análisis de los datos, y la presentación estructurada de los resultados. Permitiendo explorar el tema expuesto de forma amplia y multidisciplinar con una metodología sólida, estructurando la revisión de forma clara, coherente y reproducible, lo que fue fundamental para caracterizar la evidencia disponible sobre sistemas informáticos aplicados a la valoración de la marcha.

II-A. Enfoque y Criterios de Elegibilidad

Se incluyeron estudios primarios (experimentales y observacionales), secundarios (revisiones), investigaciones aplicadas y literatura gris que abordaran el uso de sistemas informáticos —locales o basados en la nube— para la valoración de la marcha en personas sanas, con condiciones neurológicas u osteomusculares, o en procesos de rehabilitación. Se contemplaron investigaciones realizadas en contextos clínicos, laboratorios de análisis del movimiento o entornos de investigación. Se excluyeron aquellos estudios que no evaluaran parámetros espaciotemporales de la marcha o que hubieran sido desarrollados en modelos animales.

La revisión abarcó publicaciones entre enero de 2016 y febrero de 2025, en idiomas español, inglés y portugués. Estos criterios garantizan una cobertura exhaustiva y rigurosa, permitiendo identificar el desarrollo actual de las aplicaciones tecnológicas y sus correspondientes especificidades.

II-B. Fuentes de Información y Estrategia de Búsqueda

La búsqueda se realizó en bases de datos científicas internacionales como PubMed, ScienceDirect, IEEE Xplore, EBSCOhost, Springer, LILACS, ProQuest Central y Taylor & Francis Group. Adicionalmente, se exploró literatura gris mediante búsquedas en Google, Google Scholar y sitios web de Instituciones Universitarias o fabricantes directos de las plataformas, reconociendo su relevancia para complementar fuentes académicas convencionales. Se empleó la cadena de búsqueda: *(("information systems") OR ("Wearable Electronic Devices") OR ("Computer Systems")) AND ("Gait analysis") OR ("Walking assessment"))*.

II-C. Selección y Extracción de Información

La gestión y depuración de resultados se realizó mediante la plataforma Rayyan, que permitió identificar duplicados y organizar las referencias recuperadas. Es importante aclarar que esta herramienta no efectuó de manera automática la selección de los artículos, sino que sirvió como apoyo para optimizar el proceso de cribado. La depuración de duplicados, la revisión por título y resumen, así como la inclusión final tras la lectura a texto completo, fueron realizadas de forma independiente por tres de los autores [6]. La selección se

desarrolló en dos fases: inicialmente se evaluaron títulos y resúmenes según los criterios de inclusión; posteriormente, se revisaron los textos completos de los artículos seleccionados. El siguiente diagrama de flujo (Fig. 1) basado en la declaración PRISMA [7] presenta la descripción del proceso de selección de los estudios publicados en revistas indexadas mediante la ecuación construida y la búsqueda de literatura gris.

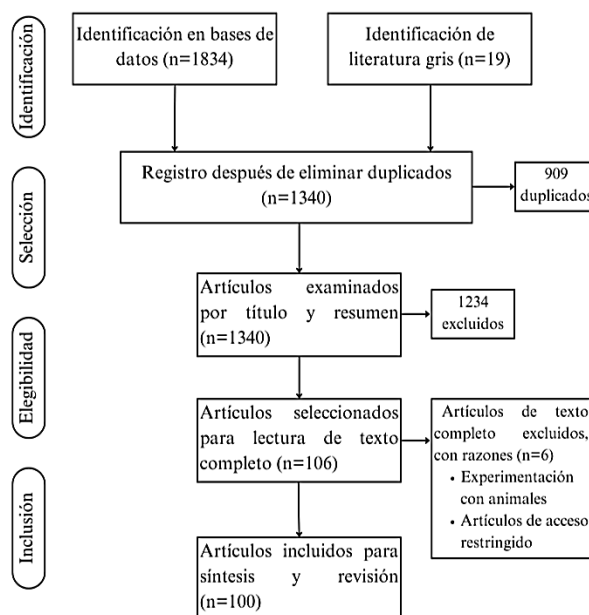


Fig. 1. Diagrama de flujo PRISMA que ilustra el proceso de selección de estudios.

La información extraída se organizó en una matriz analítica estructurada por categorías predefinidas (ver Anexo 1), en la cual se categorizaron los 100 documentos incluidos en la revisión (ver TABLA I); dicha categorización se realizó como se observa en la Fig. 2.

TABLA I
DOCUMENTOS INCLUIDOS EN LA REVISIÓN (N=100)

Sistemas Robustos	Sistemas Remotos	[8] - [11]
	Sistemas Locales	[12] - [35]
Sistemas Simples	Sistemas Remotos	[36] - [40]
	Sistemas Locales	[41] - [107]

Esta clasificación permitió organizar la información de manera clara, diferenciando la aplicabilidad de cada tipo de sistema en función de sus características y su uso. Además, brinda una visión comprensiva sobre el desarrollo actual de plataformas digitales para el análisis de la marcha.

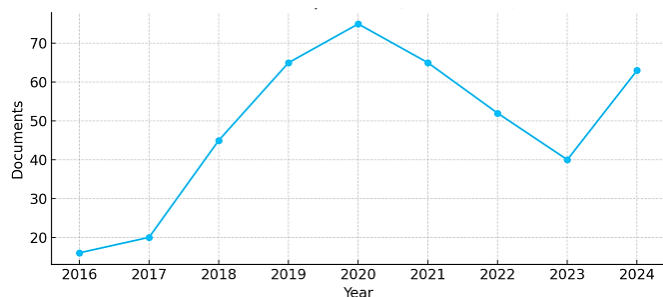


Fig. 4. Distribución anual de publicaciones obtenidas en la búsqueda bibliográfica

III. RESULTADOS

Con el fin de organizar los hallazgos de forma sistemática y facilitar su interpretación, los sistemas informáticos identificados fueron clasificados en dos categorías principales: sistemas robustos y sistemas simples, de acuerdo con sus características técnicas, operativas y los requerimientos funcionales y no funcionales reportados. Esta clasificación permitió distinguir su aplicabilidad en función del contexto, el nivel de complejidad tecnológica y el tipo de intervención para el cual fueron diseñados.

Tanto los sistemas robustos como los simples fueron subclasificados como locales o remotos, según el tipo de arquitectura empleada para el procesamiento y almacenamiento de datos. Los sistemas remotos cuentan con la posibilidad de conexión a red (internet o LAN/WiFi) para procesar, almacenar o visualizar los datos, funcionando mediante plataformas en la nube o servidores externos. Estos sistemas permiten, en algunos casos, la integración con otras herramientas como historias clínicas electrónicas. Por otro lado, los sistemas locales operan de forma offline. Todo el procesamiento, análisis y almacenamiento de la información se realiza directamente en el dispositivo físico donde se ejecuta el sistema, con conexiones mediante interfaces locales como USB o Bluetooth clásico.

III-A. Sistemas Robustos

Los sistemas robustos a los cuales pertenecen 28 documentos (ver TABLA I), se caracterizan por integrar múltiples tecnologías de medición —como sensores inerciales (IMUs), plataformas de fuerza, electromiografía de superficie (EMG) o sistemas ópticos tipo VICON—, operar en entornos controlados, requerir calibración estructurada y utilizar software especializado como MATLAB, Visual3D o Nexus. Estos sistemas suelen implementarse en laboratorios de marcha o entornos de investigación, con protocolos de evaluación prolongados, generalmente superiores a 15 minutos.

III-A1. Características Técnicas y Operativas

La cantidad de artículos mencionados a lo largo de esta sección se referencian en el Anexo 2 - Tabla A1.

La mayoría emplearon múltiples sensores, destacándose el uso de IMUs en 22 artículos (78%), como los de Xie *et al.* [9] y Teufl *et al.* [32], las cuales combinan acelerómetros, giroscopios y magnetómetros, y se posicionan en segmentos

corporales clave. Estas se complementaron con sensores de alto rendimiento como Xsens o Physilog. Además, 16 estudios (57%) utilizaron plataformas de fuerza (e.g., BTS P-6000, Kistler), y 15 (54%) incluyeron cámaras optoelectrónicas (VICON, OptiTrack, SMART-DX). Diez sistemas incorporaron sensores de presión plantar en formatos diversos [33] [10], y siete utilizaron EMG para el análisis neuromuscular.

Las frecuencias de muestreo se ajustaron al tipo de sensor, desde 60–256 Hz para IMUs [28], [108], hasta 1000 Hz en plataformas de fuerza [13], [21]. Algunos casos, como Haufe [14] y Radu Iles *et al.* [10], reportaron hasta 2000 Hz para EMG inalámbrico [14] [18], y BTS alcanzó 8000 Hz [18] en sensores giroscópicos. Esta capacidad es crucial para identificar eventos biomecánicos como el contacto de talón o el despegue de dedos.

En cuanto al procesamiento, 18 artículos (64%) incluyeron microcontroladores y estaciones de procesamiento externas con GPU especializadas para el análisis en tiempo real, como Raspberry Pi [14] o ATmega2560 [10], integrados en dispositivos como exoesqueletos. Algunos diseños [12], [13] incorporaron múltiples sensores sincronizados para capturar simultáneamente variables cinemáticas, cinéticas y musculares. En contraste, cinco sistemas, como el de Jaramillo Cárdenas [17], se enfocaron en análisis offline.

La inteligencia artificial fue utilizada en 12 artículos (43 %), principalmente mediante técnicas de aprendizaje automático orientadas a la segmentación de las fases de la marcha o a la estimación de variables clínicas. En 11 de estos estudios se implementaron algoritmos específicos: Heejoon *et al.* [32] emplearon redes neuronales convolucionales (CNN); Lee *et al.* [30] analizaron los datos recopilados con el software Mobility Lab (APDM); por su parte, Hanyan Zhou *et al.* [21] y Xiao *et al.* [9] utilizaron métodos supervisados y redes neuronales LSTM para segmentar los ciclos de marcha y detectar patrones anormales. Ocho estudios reportaron el uso de filtros digitales avanzados (Butterworth, Kalman, Madgwick), como Myunghyun *et al.* [28] y Karalikkadan *et al.* [108].

En cuanto al software, MATLAB fue reportado en 15 artículos (54%) para filtrado y análisis, mientras que Python apareció en nueve estudios, destacando bibliotecas como NumPy, Scipy y PyTorch. También se emplearon plataformas comerciales (Xsens MVN Studio, BTS G-Studio, Clinical 3DMA), y algunos sistemas desarrollaron interfaces gráficas propias, adaptadas a contextos clínicos [44].

Operativamente, 21 artículos (75%) describieron procedimientos estructurados de instalación y calibración, como alineación de sensores y ajustes funcionales personalizados [12], [14]. Algunos estudios detallaron sincronización precisa con múltiples plataformas y sensores [21], mientras que otros solo mencionaron procedimientos básicos [33].

En cuanto al ambiente de uso, 20 desarrollos (71%) fueron descritos como portátiles o vestibles, permitiendo su aplicación fuera del laboratorio [9], [10], [20]. Sin embargo, ocho sistemas (29%) requirieron entornos controlados,

incluyendo plataformas fijas, cámaras optoelectrónicas o cintas instrumentadas [29], [30]. Asimismo, 14 artículos (43%) reportaron interoperabilidad con otros dispositivos biomecánicos, y solo cuatro (14%) documentaron integración con bases de datos clínicas, como en el caso de Rojas Herrera [8], que implementó el estándar HL7 FHIR.

Los protocolos para la valoración de la marcha fueron diversos, 18 estudios (64%) realizaron pruebas cortas (10 segundos a 6 minutos), y otros usaron plataformas como GAITRite o BTS SMART-DX para pruebas prolongadas (15–30 minutos). Por ejemplo, Grouvel et al. [28], aplicó protocolos extensos de hasta una hora, con tareas funcionales y pruebas clínicas estandarizadas. Las evaluaciones se llevaron a cabo tanto en corredores clínicos [9], [10], [20] como en laboratorios especializados [13], [14].

En el análisis de los sistemas informáticos robustos para la valoración de la marcha se identificó una distribución clara entre aquellos orientados a la marcha normal, la marcha patológica y la marcha asistida mediante exoesqueletos. 11 sistemas (39%) fueron aplicados a la marcha normal, los cuales se enfocan en la estimación de parámetros espacio-temporales y cinemáticos a través de IMUs, plataformas ópticas y enfoques de visión por computadora, así como en la validación de tecnologías emergentes y el desarrollo de algoritmos avanzados, incluyendo aprendizaje profundo para la detección automática de eventos. Por su parte, ocho sistemas (29%) fueron dirigidos a la valoración de marcha patológica de poblaciones con Parkinson, hemiparesia, artroplastias o parálisis cerebral, empleando sensores portátiles, cámaras RGB-D y modelos de clasificación para la detección de patrones anormales y la monitorización en rehabilitación. Finalmente, nueve sistemas (32%) de marcha asistida con exoesqueletos integran múltiples tecnologías como IMUs, EMG y sistemas ópticos para la sincronización del análisis cinemático y cinético durante la asistencia robótica, priorizando el control adaptativo, la seguridad y la retroalimentación en tiempo real. Esta clasificación evidencia la diversidad de enfoques y el grado de especialización de los sistemas robustos, lo que permite diferenciar su aplicabilidad en contextos clínicos, investigativos y tecnológicos.

III-A2. Requerimientos Funcionales y No Funcionales

Los sistemas robustos identificados presentaron un enfoque claro en sus requerimientos funcionales, Anexo 2 - Tabla A2, centrado en la evaluación precisa y segmentada de la marcha humana, con aplicaciones clínicas directas. En 26 artículos se documentaron la medición de parámetros cinemáticos y espaciotemporales como velocidad, cadencia, longitud del paso y desplazamientos articulares, mediante sensores inerciales o sistemas ópticos de alta precisión [10], [14], [28], [32], [33]. Asimismo, 11 artículos reportaron la integración de parámetros cinéticos, incluyendo fuerza de reacción del suelo (GRF), centro de presión (CoP) o torques articulares tridimensionales, como en los estudios de Haufe [14], Maggioni [12] y Tahir et al. [27].

La segmentación automática del ciclo de marcha fue documentada en 20 artículos, mediante algoritmos que

identifican fases como contacto inicial, apoyo medio, oscilación y doble apoyo, a partir de señales dinámicas, cinemáticas o de presión plantar [12], [13], [18]. En cuanto a la detección de patrones patológicos, 11 estudios incluyen funcionalidades de reconocimiento, desde análisis manuales de desviaciones angulares hasta modelos de aprendizaje automático que clasifican tipos de marcha (hemipléjica, atáxica, parkinsoniana), con precisiones superiores al 85% en estudios como los de Carneros-Prado [21], Liu et al. [31] y Potluri et al. [11]. Diez artículos detallaron la identificación de anomalías en tiempo real mediante retroalimentación inmediata o control adaptativo, como en los desarrollos de Maggioni [12] y Xie et al. [9].

En 15 artículos se describieron la generación de reportes clínicos estructurados, que incluyen representaciones gráficas, análisis estadísticos comparativos y salidas exportables (p. ej., PDF o HL7 FHIR), como en Haufe [14], Scataglini [24], Rojas Herrera [8] y Radu Iles [10]. Algunos de estos sistemas integran interfaces visuales con representaciones 3D o salidas preparadas para redes neuronales convolucionales.

En conjunto, estos sistemas destacaron por su capacidad para calcular variables biomecánicas detalladas, segmentar automáticamente el ciclo de marcha ($n=20$), detectar y clasificar patrones anómalos ($n=11$), generar reportes clínicos comprensibles ($n=15$) y, en algunos casos, ofrecer respuesta adaptativa en tiempo real. Estas funciones los posicionan como herramientas valiosas en entornos clínicos avanzados, tanto para la práctica profesional como para la investigación.

En cuanto a los requerimientos no funcionales, se identificaron altos estándares de fiabilidad, rendimiento y usabilidad. 21 artículos reportan validaciones de fiabilidad mediante pruebas test-retest o comparaciones con sistemas de referencia. Por ejemplo, Haufe et al. [14] y Koginov et al. [15] demuestran alta consistencia entre sesiones. Estudios como el de López García [108] y Jaramillo Cárdenas [17] reportan errores menores a 91 ms en la detección de fases clave, validando sus algoritmos frente a estándares clínicos.

En 19 artículos se documentó el rendimiento técnico, con capacidades de procesamiento en tiempo real y gestión simultánea de múltiples sensores. Sistemas como los de Schmidt et al. [13] operan con microcontroladores ARM M4 y logran transmitir datos a 100 Hz con latencia mínima. Rojas Herrera [8] implementa una solución estable basada en Java y PostgreSQL, mientras que BTS [18] sincroniza hasta 12 sensores con latencia inferior a 50 ms. Otras soluciones, como el de Figueiredo et al. [19], reportaron tiempos de respuesta por debajo de los 34 ms.

La usabilidad fue abordada en 15 estudios. Schmidt et al. [13] utilizaron la escala SUS, obteniendo puntuaciones entre 85 y 95, lo cual refleja alta aceptación. Rojas Herrera [8] y Haufe et al. [14] diseñaron interfaces clínicas amigables, de fácil operación, sin requerir formación técnica especializada.

El aspecto de seguridad fue menos abordado, con solo cinco artículos que detallan mecanismos de protección. Rojas Herrera [8] asegura integridad mediante HL7 FHIR y restricciones operativas durante el uso clínico activo. BTS [18]

emplea cifrado local y control de acceso por roles, aunque sin especificar normativas.

Por último, la escalabilidad fue tratada en siete estudios. Rojas Herrera [8] propuso una arquitectura en tres capas que permite agregar nuevas funciones; Koginov *et al.* [15] y BTS [18] describen sistemas modulares que pueden ampliarse según el entorno, desde versiones portátiles hasta configuraciones completas de laboratorio.

Los sistemas robustos presentaron altos niveles de desempeño en fiabilidad ($n=21$), rendimiento ($n=19$) y usabilidad ($n=15$), consolidándose como soluciones clínicas sólidas. No obstante, la seguridad ($n=5$) y la escalabilidad ($n=7$) mostraron menor consistencia, representando áreas clave para el desarrollo futuro de tecnologías aplicadas a la marcha humana.

III-A3. Arquitectura de los Sistemas Robustos: Locales y Remotos

Dentro de los sistemas robustos identificados, se reconocieron dos enfoques principales según su arquitectura de operación y conectividad (ver TABLA I): sistemas locales ($n=24$) y sistemas remotos ($n=4$), diferenciados principalmente por la forma en que gestionaron el procesamiento, almacenamiento y transmisión de la información recolectada durante la valoración de la marcha, ver Anexo 2 - Tabla A3.

Cuatro sistemas robustos fueron clasificados como remotos, dado que integran procesamiento distribuido y capacidades de almacenamiento en la nube o en servidores externos, lo cual favorece la interoperabilidad y el acceso remoto a los datos. En estos desarrollos, los sensores—tales como IMUs, plantillas instrumentadas o plataformas de presión—realizan la captura y procesamiento primario de los datos en el dispositivo local, pero adicionalmente, los resultados se transmiten hacia plataformas externas para análisis más avanzado, visualización y almacenamiento seguro.

El sistema propuesto por Rojas Herrera [8] implementó interoperabilidad mediante el estándar HL7 FHIR, lo que permite la exportación de datos clínicos estructurados hacia bases de datos electrónicas de salud. De forma similar, Xie *et al.* [9] integró un enfoque mixto, almacenando temporalmente los datos en la memoria caché del microcontrolador ESP32 y utilizando el protocolo MQTT para transmitir los datos capturados por plantillas inteligentes a una plataforma en la nube, habilitando así el monitoreo remoto en tiempo real.

En el caso de Iles *et al.* [10], se implementó una arquitectura modular donde parte del procesamiento se realiza localmente mediante microcontroladores, mientras que los resultados son almacenados en una base de datos en línea, accesible desde computadores o dispositivos móviles. Finalmente, Potluri *et al.* [11] diseñaron un sistema basado en aprendizaje automático con visualización en tiempo real mediante mapas de calor; los datos recolectados se transmiten directamente a una aplicación web conectada a internet, donde se realiza el análisis automatizado.

Estos sistemas remotos no solo posibilitan el acceso desde múltiples dispositivos y entornos, sino que también mejoran la escalabilidad y la capacidad de integración con sistemas de salud electrónica, visualización clínica avanzada y procesamiento distribuido, elementos clave para su aplicación en contextos reales y multisectoriales.

Por otro lado, un total de 24 sistemas robustos fueron clasificados como locales, caracterizándose por realizar todo el procesamiento y almacenamiento de datos de forma interna, sin depender de redes externas.

Por ejemplo, Maggioni [12] utilizó sensores embebidos en el exoesqueleto robótico Lokomat, el cual cuenta con un sistema de adquisición integrado que almacena y transmite los datos de forma inalámbrica hacia una estación local para su procesamiento. En el caso de Schmidt *et al.* [13], el procesamiento de las señales obtenidas por IMUs se ejecutó en tiempo real utilizando el sistema operativo embebido FreeRTOS, sin necesidad de conectividad externa para el almacenamiento o análisis. Haufe *et al.* [14] aplicaron un enfoque más tradicional, procesando datos provenientes de plataformas de fuerza y sensores biomecánicos mediante herramientas locales como MATLAB y OpenSim.

Asimismo, Koginov *et al.* [15] desarrollaron un sistema que emplea sensores inerciales y de presión plantar conectados a microcontroladores ESP32, cuyos datos eran procesados localmente y visualizados desde un computador personal, sin interacción con servidores en línea ni plataformas externas.

Si bien estos sistemas presentan un alto grado de precisión, estabilidad operativa y funcionalidad—incluyendo identificación de patrones de marcha y generación de reportes clínicos detallados—, su arquitectura local representa una limitación en cuanto a interoperabilidad e integración con otras plataformas. Esta restricción puede afectar su despliegue en entornos clínicos complejos, redes hospitalarias o escenarios de monitoreo remoto.

En el ámbito de los sistemas robustos de análisis de la marcha, se observa una clara distinción entre las aproximaciones basadas en marcadores (marker-based) y aquellas que no los requieren (markerless). Se identificaron 18 sistemas marker-based, los cuales se caracterizan por emplear cámaras ópticas de alta velocidad (e.g., Vicon, OptiTrack, BTS) en entornos de laboratorio controlado, que rastrean marcadores reflectivos colocados en puntos anatómicos clave para cuantificar con alta precisión los parámetros cinemáticos y cinéticos. Por otro lado, se identificaron 10 sistemas markerless, que aprovechan principalmente sensores portátiles y embebidos (IMUs, plantillas instrumentadas, EMG superficial) o cámaras de profundidad (RGB-D), permitiendo una evaluación de la marcha en entornos ecológicos, clínicos o domiciliarios. Adicionalmente, también se identificó la hibridación de métodos y la validación cruzada en 4 estudios, donde sistemas markerless son frecuentemente validados contra sistemas marker-based, destacando el potencial de las tecnologías vestibles y los algoritmos de inteligencia artificial para democratizar el análisis de la marcha fuera del laboratorio especializado.

III-B. Sistemas Simples

Los sistemas simples, conformados por 72 documentos (ver TABLA I), utilizan tecnologías de menor complejidad como IMUs de bajo costo, plantillas sensorizadas (FSR), cámaras RGB o sensores acústicos. Su instalación es rápida y no requiere software especializado, lo que permite su implementación en consultorios, entornos comunitarios o domiciliarios. Los tiempos de evaluación suelen ser cortos, usualmente inferiores a cinco minutos.

III-B1. Características Técnicas y Operativas

La cantidad de artículos mencionados en esta sección se referencian en el Anexo 2 - Tabla B1.

De los 72 artículos analizados, 58 emplearon sensores inerciales (IMU) como eje principal para la captura de datos, siendo los más utilizados los módulos MPU6050, MPU9250 y sus variantes, que integran acelerómetros y giroscopios triaxiales.

Además, al menos 12 estudios incorporaron sensores de presión plantar (como FSR o BTS P-Walk) y nueve artículos emplearon sensores magneto-inerciales de mayor complejidad. En lo que respecta a la frecuencia de muestreo, 38 estudios utilizaron frecuencias entre 50 Hz y 200 Hz, consideradas adecuadas para captar eventos de la marcha con precisión sin afectar significativamente la autonomía del dispositivo. Algunos sistemas avanzados, como Physilog®5 o Axivity AX6, alcanzaron frecuencias de hasta 200 Hz. Otros, basados en micrófonos para análisis sonoro, lograron hasta 8 kHz, aunque con una finalidad distinta al análisis del movimiento.

Desde el punto de vista del procesamiento de datos, 44 artículos reportaron un enfoque distribuido: el sensor únicamente captura los datos y los transmite vía Bluetooth o USB hacia un dispositivo externo donde se realiza el análisis. Solo seis estudios implementaron procesamiento local en el sensor o mediante microcontroladores embebidos, principalmente en aplicaciones que requieren retroalimentación en tiempo real.

En términos de análisis de señales, 19 trabajos aplicaron filtros clásicos como Butterworth o Madgwick, mientras que 23 desarrollaron algoritmos propios para detectar eventos específicos como el “heel strike” o el “toe off”, utilizando métodos como detección de picos o cruces por cero. En contraste, únicamente ocho estudios integraron algoritmos de clasificación más sofisticados, incluyendo SVM (Support Vector Machine), HMM (Hidden Markov Model), ANN (Artificial Neural Network) o ELM (Extreme Learning Machine), generalmente con un enfoque supervisado y aplicado en estudios experimentales más que en la práctica clínica rutinaria.

Respecto al software, MATLAB fue utilizado en 26 artículos, Python en al menos 12 y Kinovea en 8 para validación visual. Algunos autores implementaron desarrollos personalizados en entornos como Processing, Unity o aplicaciones móviles, orientados principalmente a la visualización de resultados o generación de reportes automatizados.

Desde el punto de vista operativo, 62 artículos (86%) destacaron por su configuración sencilla, instalación rápida y calibración mínima. Comúnmente, los sensores inerciales se fijaron mediante bandas elásticas, correas de velcro o integrados en calzado o ropa, eliminando la necesidad de herramientas especializadas. Por ejemplo, Sevilla Reyes [36] empleó sensores fijados con velcro y soportes impresos en 3D, mientras que Luna López [109] ubicó los sensores sobre los muslos y la pierna del paciente, sujetos con bandas elásticas. Asimismo, el sistema BIOGAIT [42] implementó una configuración tipo plug-and-play con ajuste automático asistido por software, conexión directa vía USB y calibración simplificada.

En cuanto al entorno de uso, 49 artículos indicaron que sus sistemas estaban diseñados para operar en ambientes clínicos, ambulatorios o domiciliarios, con dispositivos compactos y fácilmente transportables. Dongo Herrera [47] utilizó un sistema basado en Kinect que permite el análisis en tiempo real desde un computador convencional, sin necesidad de infraestructura especializada. Del mismo modo, Bohórquez et al. [37] emplearon sensores de presión (FSR) e IMUs integradas en el calzado con procesamiento en tiempo real, destacando su facilidad de instalación y portabilidad para uso en diversos entornos.

Además, 27 artículos describieron capacidades de interoperabilidad con otros equipos o software. De ellos, 14 sistemas permitían exportar datos en formatos estándar como ‘.csv’, ‘.txt’ o ‘.xls’, facilitando su procesamiento en herramientas como Excel, MATLAB o Kinovea. Por su parte, Rosero García [44], presentó una interfaz vinculada a la historia clínica y protocolos de conexión mediante puerto serial con caminadoras clínicas, favoreciendo su integración en procesos de rehabilitación.

Respecto al tiempo requerido para la evaluación, 38 artículos reportaron que el procedimiento completo tomaba menos de cinco minutos, el sistema descrito por Sevilla Reyes [36] recopiló hasta 3.680 datos en sesiones de apenas 45 segundos. Por último, 11 artículos documentaron evaluaciones realizadas en espacios no convencionales como pasillos clínicos, comunidades o domicilios, demostrando la aplicabilidad de estos sistemas en contextos diversos y no controlados.

En los sistemas informáticos simples se evidenció un predominio de estudios centrados en la marcha normal con un total de 69 sistemas (96%) en los cuales se utilizaron principalmente sensores inerciales, plantillas instrumentadas, cámaras RGB y plataformas digitales de bajo costo para la estimación de parámetros espacio-temporales y cinemáticos en entornos clínicos, comunitarios y domiciliarios. Por otro lado, sólo tres desarrollos (4%) abordaron la marcha patológica, enfocados en el análisis de poblaciones con alteraciones neuromusculares o riesgo de caída, utilizando algoritmos de segmentación y detección de patrones anormales. A diferencia de los sistemas robustos, no se identificaron desarrollos orientados a la marcha asistida con exoesqueleto, lo cual refleja el carácter predominantemente portátil y de bajo costo

de estas tecnologías, diseñadas para contextos clínicos convencionales y escenarios de accesibilidad.

III-B2. Requerimientos Funcionales y No Funcionales

El análisis de sistemas simples permitió evidenciar un avance en la medición de parámetros cinemáticos básicos y en la usabilidad de los sistemas, mientras que funciones más avanzadas como la clasificación automática de patrones patológicos, la seguridad de los datos y la escalabilidad presentan desarrollos limitados, ver Anexo 2 - Tabla B2.

En el ámbito funcional, 68 artículos (94%) midieron parámetros fundamentales de la marcha, como velocidad, cadencia, longitud del paso, tiempo de zancada y ángulos articulares en diferentes planos. Algunos estudios incluyeron análisis segmentado por planos articulares (Agostini et al. [52]; Díaz-Arancibia et al. [38]; Klöpfer-Krämer et al. [51], mientras que otros evaluaron variables más complejas como el desplazamiento del centro de masa o la coordinación entre segmentos corporales (Wiles et al. [72]; Bisi et al. [69]).

Sin embargo, solo 21 artículos (29%) desarrollaron mecanismos de clasificación entre patrones normales y alterados de marcha. En la mayoría de los casos, esta diferenciación se realizó mediante comparación con curvas normativas o valores de referencia [42], [51], [65], sin aplicar técnicas de clasificación automatizada. Apenas algunos estudios, como los de Hughes et al. [76] y Mokhlespour et al. [97], utilizaron modelos supervisados como redes neuronales artificiales (ANN) para identificar tipos de marcha simulados, con precisiones superiores al 90%.

En cuanto al uso de algoritmos complejos, solo 19 estudios (26%) aplicaron modelos avanzados como redes neuronales [53], aprendizaje automático [56], y métodos como wavelets o autocorrelación [60], [61], los cuales fueron empleados principalmente para tareas específicas como segmentación de fases o extracción de parámetros. La segmentación automática del ciclo de marcha estuvo presente en 44 sistemas (61%), permitiendo detectar eventos como el contacto inicial (heel strike) o el despegue del pie (toe off), usando señales inerciales, presión plantar o algoritmos especializados [63], [67], [70]. Es importante aclarar que, para la clasificación de los sistemas en robustos o simples dentro de este trabajo, no se consideró la utilización o no de algoritmos especializados como criterio de diferenciación. La categorización se basó en el tipo de dispositivos empleados, siendo menos complejos en los sistemas simples, así como en la facilidad de instalación y el uso de software de menor complejidad operativa.

En relación con la presentación de resultados, sólo 27 artículos (38%) ofrecieron herramientas de visualización comprensibles para profesionales de la salud, como gráficas, tablas exportables o curvas cinemáticas [38], [42], [65], [109].

Desde el punto de vista no funcional, la usabilidad fue uno de los aspectos mejor logrados: 60 sistemas (83%) fueron diseñados para facilitar su uso por profesionales no expertos en ingeniería, mediante interfaces intuitivas, instalación sencilla y documentación adecuada [37], [42], [50], [109]. Estos desarrollos también destacaron por su bajo costo y

portabilidad, lo cual favorece su aplicación en contextos clínicos, comunitarios y educativos [45], [47].

En contraste, la escalabilidad fue reportada solo en 16 sistemas (22%), mediante diseños modulares o distribuidos que permiten incorporar sensores adicionales o ampliar funcionalidades [36], [38], [65]. La mayoría de los sistemas (n=56) fueron concebidos como soluciones cerradas, sin posibilidad de actualización o integración futura.

La fiabilidad fue abordada en 46 artículos (64%), que presentaron validación mediante comparación con sistemas de referencia como VICON, GAITRite o goniómetros digitales, reportando errores aceptables para uso clínico [45], [52], [56], [71], [109]. No obstante, el 36% no documentaron pruebas de validación técnica, limitando su aplicabilidad en entornos reales de rehabilitación.

La seguridad y privacidad de los datos fue una de las categorías más débiles: solo 7 estudios (10%) reportaron medidas específicas para el resguardo de información biométrica, como cifrado de datos o almacenamiento en servidores seguros [39], [44].

Con relación al rendimiento, 38 sistemas (53%) operaron en tiempo real o con latencias suficientemente bajas para permitir retroalimentación inmediata [36], [42], [44], [50]. Por otro lado, 34 artículos (47%) emplearon esquemas de procesamiento offline.

III-B3. Arquitectura de los Sistemas Simples: Locales y Remotos

Entre los sistemas simples, se distinguieron dos enfoques: sistemas locales y sistemas remotos (ver TABLA I). Esta diferenciación se basa en el lugar donde se realiza el análisis y el resguardo de la información obtenida a partir de los sensores, lo cual tiene implicaciones directas en la portabilidad, interoperabilidad y posibilidad de monitoreo en tiempo real o a distancia, ver Anexo 2 - Tabla B3.

Un total de 67 artículos correspondieron a sistemas locales, en los cuales el procesamiento y almacenamiento se lleva a cabo directamente en el dispositivo de captura o en un equipo conectado físicamente al mismo entorno de adquisición. Estos sistemas operan sin requerir conexión a internet ni uso de plataformas en la nube, utilizando canales como USB, Bluetooth o redes internas para la transferencia de datos. Ejemplos notables incluyen el sistema de Wyss [110], que emplea una cámara infrarroja y sensores inerciales conectados a una unidad de procesamiento embebida, permitiendo retroalimentación en tiempo real sin depender de redes externas. De igual forma, el laboratorio BIOGAIT [42] utiliza cámaras HD Logitech conectadas a un computador local para el procesamiento de video, mientras que el sistema de Luna López [109] realiza la visualización y almacenamiento mediante firmware propio alojado en el dispositivo.

Cinco estudios desarrollaron sistemas remotos, orientados al procesamiento y almacenamiento de datos mediante plataformas externas, servicios web o infraestructuras en la nube. Estos sistemas transmiten los datos mediante conexiones Wi-Fi, Bluetooth o móviles hacia servidores o arquitecturas

distribuidas que permiten el acceso remoto a la información desde múltiples ubicaciones. Por ejemplo, Sevilla Reyes [36] diseñó una arquitectura cliente-servidor que transmite datos inalámbricamente para su análisis remoto. Díaz-Arancibia et al. [38] emplearon microservidores de alta capacidad y una infraestructura en la nube (AWS), permitiendo el procesamiento escalable y seguimiento prolongado de los pacientes. El sistema de Haohua Zhang et al. [39] sincronizó sensores IMU vía Bluetooth con un dispositivo móvil, que luego transmite la información a la nube para su análisis por profesionales desde un portal web o aplicación móvil. Asimismo, Hendriks et al. [40] integraron sensores IMU con una app conectada a internet, donde todos los datos se almacenan y procesan a través de Microsoft Azure, facilitando el monitoreo domiciliario de personas con ACV o iSCI.

En el análisis de los sistemas informáticos simples para la valoración de la marcha se observa una marcada división entre aquellos que utilizan marcadores (*marker-based*) y los que prescindan de ellos (*markerless*). Se identificaron un total de 62 sistemas *marker-based* (86%), los cuales se apoyan en cámaras optoelectrónicas de alta precisión (e.g., Vicon, BTS, OptiTrack) que rastrean marcadores reflectivos o activos colocados en puntos anatómicos, permitiendo una cuantificación detallada de parámetros cinemáticos y cinéticos en entornos de laboratorio. Por su parte, diez sistemas *markerless* (14%) se basaron en sensores portátiles y tecnologías embebidas como unidades inerciales (IMUs), plantillas instrumentadas, sensores de presión o acelerómetros, así como en cámaras RGB, RGB-D o algoritmos de visión por computadora, lo que facilita su uso en contextos clínicos, ecológicos o domiciliarios. Cabe resaltar la existencia de enfoques híbridos o de validación cruzada, donde algunos trabajos como el de Kinect [9] emplean tanto métodos con marcadores como sin ellos, evidenciando la tendencia hacia la interoperabilidad tecnológica y el papel emergente de la inteligencia artificial y los dispositivos vestibles en la democratización del análisis de la marcha más allá del laboratorio especializado.

IV. DISCUSIÓN

Durante el periodo comprendido entre enero de 2016 y febrero de 2025, se identificó un crecimiento sostenido en el desarrollo de sistemas informáticos orientados al análisis y valoración de la marcha. Esta revisión permitió clasificar estos desarrollos en dos categorías principales: sistemas robustos, caracterizados por una infraestructura técnica compleja para su uso en entornos controlados, y sistemas simples, diseñados para su implementación en contextos clínicos convencionales o domiciliarios. Esta clasificación refleja diferencias sustanciales en cuanto a arquitectura, requerimientos técnicos, grado de automatización e integración con la práctica clínica.

El auge en publicaciones entre 2019 y 2020 coincidió con el aumento en el acceso a sensores portátiles e inteligencia artificial (IA). Posteriormente, aunque la producción científica disminuyó levemente, la tendencia se mantuvo estable, particularmente en países como Estados Unidos, Italia,

Alemania y Reino Unido, lo que evidencia un liderazgo en la investigación y aplicación de estas tecnologías.

En cuanto a características técnicas, los sistemas robustos integran sensores inerciales (IMUs), plataformas de fuerza, cámaras optoelectrónicas y electromiografía, junto con algoritmos avanzados de procesamiento de datos. Estos sistemas permiten un análisis tridimensional del ciclo de marcha, cuantificación precisa de variables biomecánicas y generación automatizada de reportes clínicos. Sin embargo, su uso está limitado por el alto costo, requerimientos de espacio físico y la necesidad de personal especializado. Ejemplos destacados incluyen BTS GaitLab [18], GaitSens 2.0 [111], XSensor [112], y AnyBody Modeling System [113], ampliamente usados en laboratorios de biomecánica y entornos de investigación clínica de alto nivel.

En contraste, los sistemas simples privilegian la accesibilidad, facilidad de uso y portabilidad, aunque usualmente restringen el análisis a parámetros espaciotemporales básicos. Herramientas como BIOGAIT [42], OpenCap [114] y SimGait [115] reflejan estas características, permitiendo evaluaciones funcionales ágiles con menor infraestructura.

Respecto a los requerimientos funcionales y no funcionales, se observaron avances en la fiabilidad de medición, procesamiento en tiempo real y compatibilidad con plataformas clínicas. Sin embargo, persisten limitaciones en interoperabilidad, seguridad de datos y escalabilidad, especialmente en soluciones de bajo costo. Además, se identificó una correlación directa entre el tipo de sensor utilizado y el contexto de aplicación: por ejemplo, plantillas de presión o IMUs resultan efectivas para entornos domiciliarios, mientras que los sistemas multicomponente se adaptan mejor a laboratorios clínicos especializados.

Una tendencia emergente es la incorporación de IA para la segmentación automática del ciclo de marcha, detección de patrones patológicos y predicción de riesgo de caídas. Varias de las herramientas descritas en los artículos, como algoritmos de redes neuronales, modelos supervisados y aprendizaje profundo ya hacen parte de software comerciales y de código abierto para el análisis de la marcha [114], [116], [117], lo que llevará a fortalecer y validar estas tecnologías.

Adicionalmente, la integración con historias clínicas electrónicas y la capacidad de exportar informes automáticos se posicionan como ventajas clave para la adopción institucional. Los sistemas aislados o con funcionalidades cerradas presentan restricciones importantes para la interoperabilidad y análisis longitudinal de datos.

Los resultados de esta revisión confirman que el entorno de uso condiciona fuertemente el diseño y funcionalidad de cada sistema. En laboratorios especializados se prioriza la precisión biomecánica, mientras que en contextos clínicos o domiciliarios se valoran la eficiencia operativa y la adaptabilidad. Esta tensión entre precisión técnica y aplicabilidad práctica ha sido reportada en revisiones previas y sigue representando un desafío para el diseño de tecnologías híbridas que equilibren ambos enfoques.

Finalmente, la información sintetizada en las Tablas (A1-A3 y B1-B3) se integró mediante un diagrama de vínculos basado en evidencia, Fig. 5, el cual representa las relaciones de convergencia entre las características técnicas, operativas y funcionales de los sistemas analizados. Este mapa permite visualizar la intensidad de asociación entre variables como sensores, algoritmos, entornos de aplicación y nivel de complejidad del sistema. Los vínculos más fuertes evidencian la convergencia tecnológica hacia sistemas portátiles basados en IMUs, con procesamiento en tiempo real y soporte de IA, mientras que los vínculos débiles señalan vacíos en interoperabilidad, retroalimentación háptica y conectividad remota. En conjunto, el diagrama resume de forma gráfica las tendencias predominantes y las áreas de oportunidad en el desarrollo actual de sistemas informáticos para el análisis y evaluación de la marcha humana.

V. CONCLUSIONES

Esta revisión exploratoria caracterizó el panorama de los sistemas informáticos orientados al análisis de la marcha humana desarrollados entre 2016 y febrero de 2025, clasificándolos en robustos o simples según su complejidad y contexto de aplicación, lo cual permitió reconocer diferencias relevantes en sensores, procesamiento de datos, nivel de análisis biomecánico y generación de reportes clínicos, aportando criterios para su implementación en entornos clínicos, investigativos y domiciliarios. Además, se evidencian avances significativos en la integración de inteligencia artificial y en la automatización del análisis del ciclo de marcha; no obstante, persisten limitaciones en cuanto a interoperabilidad, estandarización y seguridad de los datos.

Es importante destacar que el presente trabajo no realiza un análisis crítico o comparativo entre sistemas, dado su enfoque

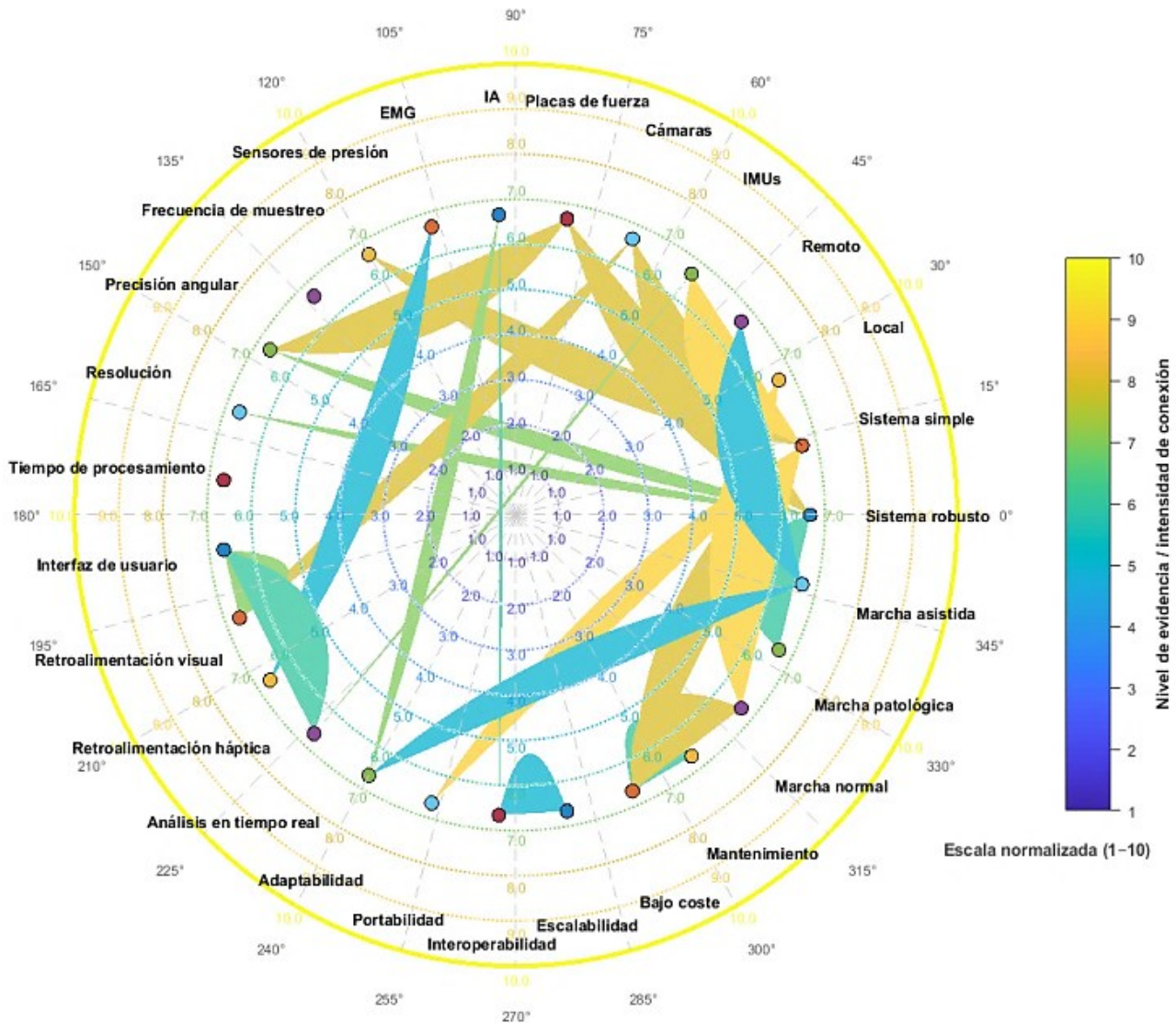


Fig. 5. Diagrama de vínculos basado en evidencia para los sistemas de análisis de la marcha humana. La escala cromática (1–10) representa el nivel de evidencia o intensidad de conexión entre los componentes técnicos, operativos y funcionales de los sistemas identificados. Los valores cercanos a 10 (tonos cálidos) indican asociaciones fuertes y bien documentadas, mientras que los valores próximos a 1 (tonos fríos) reflejan vínculos emergentes o de menor soporte empírico.

descriptivo y de alcance, sin embargo, constituye un insumo valioso para el desarrollo de nuevas soluciones, subrayando la necesidad de equilibrar precisión técnica y accesibilidad, especialmente en contextos con barreras tecnológicas, como ocurre en muchos entornos de América Latina.

Finalmente, se plantea la necesidad de futuras investigaciones orientadas a comparar el desempeño de los sistemas con criterios clínicos (validez, confiabilidad, sensibilidad al cambio), explorar experiencias de implementación en distintos escenarios de práctica y analizar su impacto en la formación profesional. Asimismo, se recomienda avanzar en el desarrollo de plataformas locales adaptadas al contexto colombiano y latinoamericano, que privilegien la accesibilidad, la interoperabilidad y la sostenibilidad tecnológica.

El análisis de vínculos revela una tendencia consolidada hacia sistemas de análisis de la marcha basados en IMUs, caracterizados por su portabilidad, procesamiento en tiempo real e interoperabilidad con otras plataformas. Estas evidencias muestran una transición desde sistemas robustos y de laboratorio hacia soluciones simples, flexibles y de bajo coste, orientadas a contextos clínicos y comunitarios. La IA presenta una conexión fuerte con variables técnicas como IMUs, cámaras y EMG, consolidándose como un núcleo de procesamiento y análisis automatizado de señales multifuente. No obstante, su vinculación con aspectos operativos —como retroalimentación háptica, portabilidad o funcionalidad remota— sigue siendo limitada, lo que evidencia un uso centrado en la etapa analítica más que en la interacción o personalización clínica. Persisten vacíos en la integración de sistemas remotos, la adaptabilidad individualizada y la retroalimentación multisensorial, aspectos clave para la telemonitorización y rehabilitación asistida. En conjunto, las tendencias apuntan hacia la convergencia entre portabilidad, inteligencia artificial y conectividad, configurando la base para el desarrollo de sistemas híbridos, inteligentes y clínicamente validados, capaces de ofrecer análisis precisos, accesibles y centrados en el usuario.

DECLARACIÓN DE CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses potencial.

ANEXOS

Anexo 1: Matriz analítica estructurada por categorías
Matriz utilizada para la clasificación de la información correspondiente a los 100 documentos incluidos en la revisión exploratoria a partir de variables bibliográficas, técnicas, software e integración, así como de desempeño clínico y operativo. Disponible en el repositorio Open Science Framework: https://osf.io/j26a3/files?view_only=9a51548873b64bdcaab22ce0e7ad30f4

Anexo 2: Tablas A1 - A3 y Tablas B1 - B3

Tablas utilizadas para la organización de la información correspondiente a las referencias de los artículos mencionados en la sección de resultados. También disponibles en el repositorio Open Science Framework:

https://osf.io/k8pq9/files?view_only=ff98040186d24a92856f2ceac95b0fec

TABLA A1
CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS Y OPERATIVAS DE LOS
SISTEMAS ROBUSTOS

*La enumeración se realiza con base en la matriz analítica "Analytical Matrix Robust Systems"	
Sistemas robustos	
Características técnicas y operativas	Artículos
Sensores inerciales (IMUs) (n=22)	[1]-[4], [6], [8]-[10], [12]-[21], [23]-[26], [28]
Plataformas de fuerza (n=16)	[2]-[4], [6]-[9], [14], [15], [19], [20], [23], [26]-[28]
Cámaras optoelectrónicas (n=15)	[2], [3], [6]-[8], [11], [13], [15], [16], [18], [22], [23], [25], [27], [28]
Sensores de presión plantar (n=10)	[4], [5], [9], [12], [14], [17], [19], [20], [21], [24]
Electromiografía (EMG) (n=7)	[3], [5], [8], [12], [17], [22], [24]
Procesamiento: Microcontroladores (n=18)	[1]-[5], [8]-[10], [12]-[14], [17]-[19], [21], [22], [24], [26]
Análisis offline (n=5)	[6], [7], [11], [20], [23]
Uso de inteligencia artificial (IA) (n=12)	[3], [8], [9]-[12], [17], [21]-[25]
Uso de algoritmos específicos (n=11)	[3], [9], [10], [11], [17], [21]-[26]
Uso de filtros digitales avanzados (n=8)	[3], [6], [12], [17], [21], [24], [26], [27]
Software: MATLAB (n=15)	[1], [3], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [14], [18], [20], [23], [25]-[27]
Software: Python (n=9)	[6], [10], [11], [12], [17], [21], [22], [24], [26]
Procedimiento de calibración e instalación estructurada (n=21)	[1]-[4], [6]-[14], [16], [18]-[23], [25]
Sistemas portátiles (n=20)	[2]-[4], [8]-[10], [12]-[14], [16]-[19], [21]-[26], [28]
Entornos controlados (n=8)	[1], [2], [8], [10], [11], [16], [18], [19]
Interoperabilidad con otros sistemas (n=14)	[2], [3], [5], [6], [8], [11], [14], [17], [18], [20], [22], [23], [26], [28]
Integración con bases de datos clínicas (n=4)	[3], [5], [8], [17]
Pruebas cortas (10seg - 6min) (n=18)	[2]-[4], [8]-[11], [13]-[19], [24]-[26], [28]
Sistemas aplicados a la marcha normal (n=11)	[9]-[14], [16], [17], [23], [24], [28]
Sistemas aplicados a la marcha patológica (n=8)	[15], [18], [20]-[22], [25]-[27]
Sistemas con marcha asistida (n=9)	[1]-[8], [19]

TABLA A2

REQUERIMIENTOS FUNCIONALES Y NO FUNCIONALES DE LOS SISTEMAS ROBUSTOS

***La enumeración se realiza con base en la matriz analítica "Analytical Matrix Robust Systems"**

Sistemas robustos	
Requerimientos funcionales y no funcionales	Artículos
Parámetros cinemáticos y espaciotemporales (n=26)	[1]-[18], [20]-[22], [24]-[28]
Parámetros cinéticos (n=11)	[1], [3], [6]-[8], [19], [20], [22], [23], [26], [27]
Segmentación automática del ciclo de marcha (n=20)	[1]-[4], [6], [8], [9], [13], [14], [16], [17], [19], [20]-[24], [26]-[28]
Detección de patrones patológicos (n=11)	[1], [3], [8], [11], [14], [17], [21], [22], [25], [26], [28]
Identificación de anomalías en tiempo real (n=10)	[1]-[3], [8], [9], [13], [14], [17], [21], [26]
Generación de reportes clínicos (n=15)	[1], [3], [5], [6], [7], [8], [11], [14], [15]-[18], [23], [26], [27]
Reporte de fiabilidad (n=21)	[1]-[4], [6]-[11], [14]-[16], [18]-[20], [22]-[24], [26], [28]
Procesamiento en tiempo real (n=19)	[1]-[5], [8], [9], [13], [14], [17], [19], [20]-[24], [26]-[28]
Usabilidad (n=15)	[2]-[5], [8], [12]-[19], [26], [28]
Seguridad (n=5)	[5], [8], [14], [17], [21]
Escalaibilidad (n=7)	[4], [5], [8], [11], [13], [17], [22]

TABLA A3

SISTEMAS ROBUSTOS LOCALES Y REMOTOS

***La enumeración se realiza con base en la matriz analítica "Analytical Matrix Robust Systems"**

Sistemas robustos	
Remotos (n=4)	[5], [14], [17], [21]
Locales (n=24)	[1]-[4], [6]-[13], [15], [16], [18]-[20], [22]-[28]
Marker-based (n=18)	[1]-[3], [6]-[9], [11], [13], [15], [16], [18], [20], [22], [23], [25], [27], [28]
Markless (n=10)	[4], [5], [10], [12], [14], [17], [19], [21], [24], [26]
Sistemas markerless validados contra sistemas marker-based (n=4)	[6], [8], [12], [15]

TABLA B1

CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS Y OPERATIVAS DE LOS SISTEMAS SIMPLES

***La enumeración se realiza con base en la matriz analítica "Analytical Matrix Simple Systems"**

Sistemas Simples	
Características técnicas y operativas	Artículos
Sensores inerciales (IMUs) (n=58)	[2], [4]-[6], [8], [12], [15], [17], [19], [20]-[34], [36]-[46], [48]-[53], [55]-[59]
Sensores de presión plantar (n=12)	[3], [8], [11], [12], [42], [43], [44], [47], [54], [56], [58], [59]
Sensores magneto-inerciales de mayor complejidad (n=9)	[4], [15], [20], [23], [26], [27], [34], [36], [48]
Frecuencia de muestreo 50-200 Hz (n=38)	[2], [4], [6], [8], [12], [15], [17], [19], [20], [23]-[34], [36]-[38], [40], [41], [43]-[45], [48]-[52], [55], [57]-[59]
Procesamiento de datos con enfoque distribuido (n=44)	[2], [4]-[6], [8], [12], [15], [17], [19], [20]-[34], [36]-[45], [48]-[53], [55]-[58]
Procesamiento de datos local (n=6)	[42], [46], [47], [53], [56], [59]
Filtros clásicos (n=19)	[9], [15], [24], [28], [34], [38], [42], [44], [45], [46], [48], [49], [55], [57], [58], [59]
Algoritmos propios para detección de eventos clave (n=23)	[12], [15], [17], [19], [25], [28], [33], [37], [38], [42], [44], [45], [46], [48], [51], [52], [55]-[59]
Algoritmos más complejos (n=8)	[17], [19], [40], [42], [47], [51], [53], [57]
Software: MATLAB (n=26)	[1], [6], [7], [9], [12], [15], [17], [19], [21], [24], [25], [26], [28], [29], [32], [34], [37], [40]-[42], [44], [45], [48], [49], [55], [58]
Software: Python (n=12)	[13], [19], [21], [37], [40], [42], [46], [51], [52], [53], [57], [59]
Software: Kinovea (n=8)	[4], [5], [6], [7], [9], [25], [28], [29]
Procedimiento de calibración e instalación sencilla (n=62)	[2], [4], [5], [6], [8], [12], [13], [15], [16], [17], [18], [19], [20]-[59]
Sistemas portátiles (n=49)	[2], [4], [6], [8], [12], [13], [17], [19], [20], [22]-[30], [32]-[45], [47]-[61], [65]
Interoperabilidad con otros equipos o software (n=27)	[2], [4], [5], [7]-[9], [11]-[13], [17]-[19], [26]-[31], [34]-[38], [40], [50], [54], [60]
Exportación de datos en formatos estándar (n=14)	[7], [9], [11], [27], [29], [36], [37], [45], [51], [52], [54], [60], [61], [67]
Tiempo de evaluación <5 min (n=38)	[2], [4], [6], [8], [9], [12], [17], [19], [22], [25], [26], [27], [28], [29], [31], [33], [34], [35], [37], [39], [41]-[46], [48]-[50], [55], [56], [58], [59], [64], [65], [70], [71], [72]
Aplicabilidad en diferentes contextos (n=11)	[2], [6], [12], [22], [25], [30], [42], [51], [52], [54], [72]
Sistemas aplicados a la marcha normal (n=69)	[1]-[14], [16]-[20], [22]-[50], [52]-[72]
Sistemas aplicados a la marcha patológica (n=3)	[15], [21], [51]

TABLA B2
REQUERIMIENTOS FUNCIONALES Y NO FUNCIONALES DE LOS
SISTEMAS SIMPLES

***La enumeración se realiza con base en la matriz analítica "Analytical Matrix Simple Systems"**

Sistemas Simples	
Requerimientos funcionales y no funcionales	Artículos
Parámetros cinemáticos y espaciotemporales (n=68)	[2]-[9], [11]-[21], [23]-[37], [39]-[72]
Clasificación de patrones normales y patológicos (n=21)	[16], [19], [21]-[23], [32]-[34], [37], [40], [42], [45], [47], [51], [53], [57], [62], [65]-[68]
Algoritmos con modelos avanzados (n=19)	[13], [16], [17], [19], [21], [23], [24], [28], [33], [37], [40], [42], [51], [52], [57], [67], [68], [69], [71]
Segmentación automática del ciclo de marcha (n=44)	[3], [8], [11], [12], [15], [17], [19], [21]-[25], [27]-[29], [31]-[34], [37]-[39], [41]-[46], [48]-[52], [55]-[59], [61], [64], [67], [69]-[71]
Generación de reportes clínicos (n=27)	[3], [5], [7], [8], [11], [13], [18], [28], [29], [31], [34], [35], [37], [41]-[45], [47]-[50], [56], [58], [59], [68], [70]
Usabilidad (n=60)	[2]-[6], [8], [9], [12], [13], [16]-[19], [22]-[38], [41]-[45], [47]-[62], [64]-[72]
Escalabilidad (n=16)	[2], [5], [8], [12], [13], [18], [29], [36]-[38], [42], [47], [51]-[53], [60]
Fiabilidad (n=46)	[1], [4]-[6], [9], [12], [16], [18], [22], [24], [26]-[29], [31], [32], [34], [35], [38], [41], [43], [44]-[50], [55]-[59], [61]-[72]
Seguridad (n=7)	[13], [29], [30], [32], [45], [54], [60]
Procesamiento en tiempo real y baja latencia (n=38)	[1], [5], [8], [11], [13], [16]-[18], [22], [28], [29], [32], [35], [37], [38], [42], [46], [47]-[49], [53], [55]-[62], [64]-[72]
Procesamiento offline (n=34)	[6], [15], [17], [21], [23]-[28], [30], [33], [34], [36], [37], [40], [43], [44], [45], [50]-[52], [55], [58], [62]-[64], [66]-[72]

TABLA B3
SISTEMAS SIMPLES LOCALES Y REMOTOS

***La enumeración se realiza con base en la matriz analítica "Analytical Matrix Simple Systems"**

Sistemas robustos	
Remotos (n=5)	[2], [8], [13], [29], [60]
Locales (n=67)	[1], [3]-[7], [9], [10]-[12], [14]-[28], [30]-[59], [61]-[72]
Marker-based (n=62)	[1]-[3], [6]-[9], [11], [13], [15], [16], [18], [20], [22], [23], [25], [27], [28]
Markless (n=10)	[4], [5], [10], [12], [14], [17], [19], [21], [24], [26]

REFERENCIAS

- [1] G. Cicirelli, D. Impedovo, V. Dentamaro, R. Marani, G. Pirlo, y T. R. D'Orazio, «Human Gait Analysis in Neurodegenerative Diseases: A Review», *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 26, n.º 1, pp. 229-242, ene. 2022, doi: 10.1109/JBHI.2021.3092875.
- [2] D. P. Sánchez y L. T. Ordóñez, «EVALUACIÓN DE LA MARCHA Y LA LOCOMOCIÓN Evaluation of gait and - Studocu». Accedido: 10 de junio de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.studocu.com/es-mx/document/universidad-politecnica-del-valle-de-mexico/biologia-molecular/marcha-va/28958893>
- [3] A. I. A. Mendoza, T. J. B. Santamaria, V. G. Urrego, J. P. R. Restrepo, y M. C. Z. García, «Marcha: descripción, métodos, herramientas de evaluación y parámetros de normalidad reportados en la literatura», *CES Mov. Salud*, vol. 1, n.º 1, Art. n.º 1, sep. 2013.
- [4] J. C. Arellano González, H. I. Medellín Castillo, y J. Cervantes Sánchez, «Identificación y análisis de los parámetros biomecánicos utilizados para la evaluación de la marcha humana normal y patológica», en *Memorias Del XXV Congreso Internacional Anual de La SOMIM*, 2019, pp. 1-9. Accedido: 10 de junio de 2024. [En línea]. Disponible en: http://somim.org.mx/memorias/memorias2019/articulos/A3_26.pdf
- [5] L. Alexander, E. Aromatarin, B. Barber, T. Barker, y C. Bennett, «Scoping Reviews», JBI Global Wiki. Accedido: 10 de junio de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://jbi-global-wiki.refined.site/space/MANUAL/355862573/10.1.2+Scoping+reviews+compared+to+other+types+of+review>
- [6] Rayyan, «Rayyan – Intelligent Systematic Review - Rayyan». Accedido: 10 de junio de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.rayyan.ai/>
- [7] M. J. Page *et al.*, «Declaración PRISMA 2020: una guía actualizada para la publicación de revisiones sistemáticas», *Rev. Esp. Cardiol.*, vol. 74, n.º 9, pp. 790-799, sep. 2021, <https://doi.org/10.1016/j.recresp.2021.06.016>.
- [8] R. Rojas Herrera, «Sistema de Información para la administración y análisis de datos adquiridos de un exoesqueleto de marcha asistida.», jun. 2018, Accedido: 23 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://bibliotecadigital.univalle.edu.co/entities/publication/a6c5cec-0296-4d90-92b0-5bff07d7e6a6>
- [9] J. Xie *et al.*, «Wearable multisensor quantitative gait analysis of Parkinson's diseases», *Comput. Biol. Med.*, vol. 164, p. 107270, sep. 2023, <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2023.107270>.
- [10] R. R. Ilesan *et al.*, «Proof of Concept in Artificial-Intelligence-Based Wearable Gait Monitoring for Parkinson's Disease Management Optimization», *Biosensors*, vol. 12, n.º 4, p. 189, mar. 2022, <https://doi.org/10.3390/bios12040189>.
- [11] S. Potluri, A. B. Chandran, C. Diedrich, y L. Schega, «Machine Learning based Human Gait Segmentation with Wearable Sensor Platform», en *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany: IEEE, jul. 2019, pp. 588-594. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8857509>.
- [12] «Robot-Aided Gait Assessment and Rehabilitation: an Assist-as-Needed Approach - Research Collection». Accedido: 24 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.3929/ethz-b-000413148>
- [13] «Compensating impaired movements: design principles for lower-limb exoskeletons - Research Collection». Accedido: 24 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.3929/ethz-b-000476794>
- [14] «Walking with robots: how powered wearable devices assist human movement - Research Collection». Accedido: 24 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.3929/ethz-b-000456566>
- [15] «Personalized mobility assistance: from robot optimization to human adaptation - Research Collection». Accedido: 24 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.3929/ethz-b-000648737>
- [16] «Propuesta de definición del impacto en la marcha humana

- utilizando señales de acelerometría y fuerza para el pie dominante». 2024 [citado 23 de junio de 2025]. Disponible en: <https://repositorio.escuelaing.edu.co/entities/publication/1c953dc9-ffc3-42b6-8f7e-d3573baa493b>
- [17] «Algoritmo para la identificación automática de eventos de la marcha, a partir de información cinemática». Accedido: 23 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://repository.eia.edu.co/entities/publication/3e72b07c-b138-4945-ab2e-bde6db9823a3>
- [18] S. I. Materia, «BTS Bioengineering | Motion Capture Systems for Sport & Healthcare», BTS. Accedido: 23 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.btsbioengineering.com/>
- [19] «Real-Time Gait Events Detection during Walking of Biped Model and Humanoid Robot through Adaptive Thresholds». Accedido: 7 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1109/ICARSC.2016.58>
- [20] H. Jin, I. Kang, G. Choi, D. D. Molinaro, y A. J. Young, «Wearable Sensor-Based Step Length Estimation During Overground Locomotion Using a Deep Convolutional Neural Network», en *2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, nov. 2021, pp. 4897-4900. <https://doi.org/10.1109/EMBC46164.2021.9630060>.
- [21] D. Carneros-Prado, S. González-Velázquez, C. C. Dobrescu, I. González, J. Fontecha, y R. Hervás, «Automation of observational gait assessment through an optical 3D motion system and transformers», *Appl. Intell.*, vol. 55, n.º 4, pp. 1-21, feb. 2025, <https://doi.org/10.1007/s10489-024-06163-w>.
- [22] A. M. Joseph, A. Kian, y R. Begg, «Enhancing Intelligent Shoes with Gait Analysis: A Review on the Spatiotemporal Estimation Techniques», *Sensors*, vol. 24, n.º 24, p. 7880, dic. 2024, <https://doi.org/10.3390/s24247880>.
- [23] C. Mei, F. Gao, y Y. Li, «A Determination Method for Gait Event Based on Acceleration Sensors», *Sensors*, vol. 19, n.º 24, p. 5499, dic. 2019, <https://doi.org/10.3390/s19245499>.
- [24] S. Scataglini, S. Verwulgen, E. Roosens, R. Haelterman, y D. Van Tiggelen, «Measuring Spatiotemporal Parameters on Treadmill Walking Using Wearable Inertial System», *Sensors*, vol. 21, n.º 13, p. 4441, jun. 2021, <https://doi.org/10.3390/s21134441>.
- [25] J. Rudisch *et al.*, «Agreement and consistency of five different clinical gait analysis systems in the assessment of spatiotemporal gait parameters», *Gait Posture*, vol. 85, pp. 55-64, mar. 2021, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2021.01.013>.
- [26] T. M. Guess, R. Bliss, J. B. Hall, y A. M. Kiselica, «Comparison of Azure Kinect overground gait spatiotemporal parameters to marker based optical motion capture», *Gait Posture*, vol. 96, pp. 130-136, jul. 2022, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2022.05.021>.
- [27] A. M. Tahir *et al.*, «A Systematic Approach to the Design and Characterization of a Smart Insole for Detecting Vertical Ground Reaction Force (vGRF) in Gait Analysis», *Sensors*, vol. 20, n.º 4, p. 957, feb. 2020, <https://doi.org/10.3390/s20040957>.
- [28] G. Grouvel, L. Carreff, F. Moissenet, y S. Armand, «A dataset of asymptomatic human gait and movements obtained from markers, IMUs, insoles and force plates», *Sci. Data*, vol. 10, n.º 1, p. 180, mar. 2023, <https://doi.org/10.1038/s41597-023-02077-3>.
- [29] X. Gu, Y. Guo, F. Deligianni, B. Lo, y G.-Z. Yang, «Cross-Subject and Cross-Modal Transfer for Generalized Abnormal Gait Pattern Recognition», *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 32, n.º 2, pp. 546-560, feb. 2021, <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.3009448>.
- [30] M. Lee y S. Park, «Estimation of Three-Dimensional Lower Limb Kinetics Data during Walking Using Machine Learning from a Single IMU Attached to the Sacrum», *Sensors*, vol. 20, n.º 21, p. 6277, nov. 2020, <https://doi.org/10.3390/s20216277>.
- [31] S.-H. Liu, C.-E. Ting, J.-J. Wang, C.-J. Chang, W. Chen, y A. K. Sharma, «Estimation of Gait Parameters for Adults with Surface Electromyogram Based on Machine Learning Models», *Sensors*, vol. 24, n.º 3, p. 734, ene. 2024, <https://doi.org/10.3390/s24030734>.
- [32] W. Teufl *et al.*, «Towards an Inertial Sensor-Based Wearable Feedback System for Patients after Total Hip Arthroplasty: Validity and Applicability for Gait Classification with Gait Kinematics-Based Features», *Sensors*, vol. 19, n.º 22, p. 5006, nov. 2019, <https://doi.org/10.3390/s19225006>.
- [33] F. Lanotte, S. Okita, M. K. O'Brien, y A. Jayaraman, «Enhanced gait tracking measures for individuals with stroke using leg-worn inertial sensors», *J. NeuroEngineering Rehabil.*, vol. 21, n.º 1, p. 219, dic. 2024, <https://doi.org/10.1186/s12984-024-01521-8>.
- [34] J. J. Liddy, S. W. Ducharme, R. E. A. Van Emmerik, y J. M. Haddad, «Temporal correlations in human locomotion: Recommendations for sampling rate and foot strike detection», *Phys. Stat. Mech. Its Appl.*, vol. 532, p. 121784, oct. 2019, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.121784>.
- [35] S. Rogan, R. De Bie, y E. Douwe De Bruin, «Sensor-based foot-mounted wearable system and pressure sensitive gait analysis: Agreement in frail elderly people in long-term care», *Z. Für Gerontol. Geriatr.*, vol. 50, n.º 6, pp. 488-497, ago. 2017, <https://doi.org/10.1007/s00391-016-1124-z>.
- [36] F. J. S. Reyes, «INSTRUMENTACIÓN DE CUERPO COMPLETO PARA ANÁLISIS Y VALORACIÓN DE LA MARCHA HUMANA». Disponible en: <http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/xmlui/handle/RepoFi/17680>
- [37] «Smart footwear feedback system: sistema electrónico para realimentación y monitoreo de movimientos en extremidades inferiores.» Disponible en: <http://hdl.handle.net/20.500.12209/16488>
- [38] J. Díaz-Arancibia, M. Córdova, J. Arango-López, D. Ahumada, y F. Moreira, «Automatic gait analysis through computer vision: a pilot study», *Neural Comput. Appl.*, vol. 37, n.º 11, pp. 7619-7639, abr. 2025, <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08549-2>.
- [39] H. Zhang *et al.*, «Validation of a Wearable System for Lower Extremity Assessment», *Orthop. Surg.*, vol. 15, n.º 11, pp. 2911-2917, nov. 2023, <https://doi.org/10.1111/os.13836>.
- [40] M. M. S. Hendriks, M. Vos-van Der Hulst, y N. L. W. Keijsers, «Feasibility of a Sensor-Based Technological Platform in Assessing Gait and Sleep of In-Hospital Stroke and Incomplete Spinal Cord Injury (iSCI) Patients», *Sensors*, vol. 20, n.º 10, p. 2748, may 2020, <https://doi.org/10.3390/s20102748>.
- [41] «Wayback Machine». Accedido: 24 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: https://web.archive.org/web/20240426004945/https://www.research-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/316327/Diss_RC_DW.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- [42] «Laboratorio de Biomecánica BIOGAIT, estudio Biomecánico». Accedido: 23 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.biomec.com.co/biogait-laboratorio-de-biomecánica.html>
- [43] J. M. L. López, «Sistema electrónico para el análisis de la marcha humana en el plano sagital». Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/324953802_Silvereye_sistema_electronico_para_el_analisis_de_la_marcha_humana_en_el_plano_sagital_a_partir_de_sensores_inerciales
- [44] «Plataforma de realidad virtual para soportar el proceso de rehabilitación humana.» Disponible en:

- <https://bibliotecadigital.univalle.edu.co/entities/publication/357b7fe7-838e-4f88-932e-06c37c9f7cea>
- [45] «Implementación de un sistema basado en sensores inerciales para la caracterización biomecánica de la marcha normal y de pacientes con amputación del miembro inferior». Disponible en: <http://repositorio.uan.edu.co/handle/123456789/5017>.
- [46] «Protocolos de captura y procesamiento para análisis de marcha en el Laboratorio Integrado de Análisis de Movimiento de la Institución Universitaria Escuela Nacional del Deporte». Disponible en: <https://red.uao.edu.co/entities/publication/09ea59f7-e259-420c-8799-0072328d8e7d>
- [47] R. J. Dongo Herrera, «Estudio preliminar del uso del kinect para el análisis de marcha humana en base a la cinemática de la rodilla». Disponible en: <http://hdl.handle.net/20.500.12404/9331>
- [48] «Diseño del sistema mecánico de un rehabilitador de marcha para niños con problemas de locomoción», Grupo de Investigación en Robótica Aplicada y Biomecánica. Accedido: 25 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://investigacion.pucp.edu.pe/grupos/girab/tesina/disenodel-sistema-mecanico-de-un-rehabilitador-de-marcha-para-ninos-con-problemas-de-locomocion/>
- [49] «MovyLab - Laboratorio de Análisis de Movimiento - Examen de Marcha», MovyLab. Accedido: 23 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.movy-lab.com/>
- [50] D. Solanki y U. Lahiri, «Design of Instrumented Shoes for Gait Characterization: A Usability Study With Healthy and Post-stroke Hemiplegic Individuals», *Front. Neurosci.*, vol. 12, p. 459, jul. 2018, <https://doi.org/10.3389/fnins.2018.00459>.
- [51] I. Klöpfer-Krämer, A. Brand, H. Wackerle, J. Müßig, I. Kröger, y P. Augat, «Gait analysis – Available platforms for outcome assessment», *Injury*, vol. 51, pp. S90-S96, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.injury.2019.11.011>.
- [52] V. Agostini, L. Gastaldi, V. Rosso, M. Knaflitz, y S. Tadano, «A Wearable Magneto-Inertial System for Gait Analysis (H-Gait): Validation on Normal Weight and Overweight/Obese Young Healthy Adults», *Sensors*, vol. 17, n.º 10, p. 2406, oct. 2017, <https://doi.org/10.3390/s17102406>.
- [53] J. Li, Z. Wang, C. Wang, y W. Su, «GaitFormer: Leveraging dual-stream spatial-temporal Vision Transformer via a single low-cost RGB camera for clinical gait analysis», *Knowl.-Based Syst.*, vol. 295, p. 111810, jul. 2024, <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2024.111810>.
- [54] C. Wang, X. Wang, Z. Long, J. Yuan, Y. Qian, y J. Li, «Estimation of Temporal Gait Parameters Using a Wearable Microphone-Sensor-Based System», *Sensors*, vol. 16, n.º 12, p. 2167, dic. 2016, <https://doi.org/10.3390/s16122167>.
- [55] D. Guffanti, A. Brunete, M. Hernando, J. Rueda, y E. Navarro, «ROBOGait: A Mobile Robotic Platform for Human Gait Analysis in Clinical Environments», *Sensors*, vol. 21, n.º 20, Art. n.º 20, ene. 2021, <https://doi.org/10.3390/s21206786>.
- [56] W.-C. Hsu *et al.*, «Multiple-Wearable-Sensor-Based Gait Classification and Analysis in Patients with Neurological Disorders», *Sensors*, vol. 18, n.º 10, Art. n.º 10, oct. 2018, <https://doi.org/10.3390/s18103397>.
- [57] A. C. A. dos Santos, P. R. F. Junior, M. H. G. de Sousa, S. S. T. Uchiyama, M. Simis, y L. R. Battistella, «Spatial-temporal gait parameters based on a wearable inertial sensor of healthy Brazilian subjects», *Acta Fisiátrica*, vol. 30, n.º 4, Art. n.º 4, dic. 2023, <https://doi.org/10.11606/issn.2317-0190.v30i4a219934>.
- [58] H. Prasanth *et al.*, «Wearable Sensor-Based Real-Time Gait Detection: A Systematic Review», *Sensors*, vol. 21, n.º 8, p. 2727, abr. 2021, <https://doi.org/10.3390/s21082727>.
- [59] M. Ollenschläger *et al.*, «Wearable gait analysis systems: ready to be used by medical practitioners in geriatric wards?», *Eur. Geriatr. Med.*, vol. 13, n.º 4, pp. 817-824, mar. 2022, <https://doi.org/10.1007/s41999-022-00629-1>.
- [60] R. J. Mobbs *et al.*, «Gait metrics analysis utilizing single-point inertial measurement units: a systematic review», *mHealth*, vol. 8, pp. 9-9, ene. 2022, <https://doi.org/10.21037/mhealth-21-17>.
- [61] Y. Celik, S. Stuart, W. L. Woo, y A. Godfrey, «Wearable Inertial Gait Algorithms: Impact of Wear Location and Environment in Healthy and Parkinson's Populations», *Sensors*, vol. 21, n.º 19, p. 6476, sep. 2021, <https://doi.org/10.3390/s21196476>.
- [62] Y. Saito *et al.*, «Evaluation of gait characteristics in subjects with locomotive syndrome using wearable gait sensors», *BMC Musculoskelet. Disord.*, vol. 23, n.º 1, p. 457, dic. 2022, <https://doi.org/10.1186/s12891-022-05411-9>.
- [63] G. D'Addio, L. Donisi, G. Pagano, G. Improta, A. Biancardi, y M. Cesarelli, «Agreement between Opal and G-Walk Wearable Inertial Systems in Gait Analysis on Normal and Pathological Subjects», en *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany: IEEE, jul. 2019, pp. 3286-3289. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8857841>.
- [64] K. Carroll, R. A. Kennedy, V. Koutoulas, M. Bui, y C. M. Kraan, «Validation of shoe-worn Gait Up Physilog®5 wearable inertial sensors in adolescents», *Gait Posture*, vol. 91, pp. 19-25, ene. 2022, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2021.09.203>.
- [65] J. Zhou, Q. Mao, F. Yang, J. Zhang, M. Shi, y Z. Hu, «Development and Assessment of Artificial Intelligence-Empowered Gait Monitoring System Using Single Inertial Sensor», *Sensors*, vol. 24, n.º 18, p. 5998, sep. 2024, <https://doi.org/10.3390/s24185998>.
- [66] P. Antonellis *et al.*, «Gait during community ambulation and laboratory-based walking in people with mild traumatic brain injury», *Gait Posture*, vol. 117, pp. 254-260, mar. 2025, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2025.01.002>.
- [67] M. V. Yazici, G. Çobanoğlu, y G. Yazici, «Test-retest reliability and minimal detectable change for measures of wearable gait analysis system (G-walk) in children with cerebral palsy.», *Turk. J. Med. Sci.*, vol. 52, n.º 3, pp. 658-666, ene. 2022, <https://doi.org/10.55730/1300-0144.5358>.
- [68] A. Vienne-Jumeau, F. Quijoux, P.-P. Vidal, y D. Ricard, «Wearable inertial sensors provide reliable biomarkers of disease severity in multiple sclerosis: A systematic review and meta-analysis», *Ann. Phys. Rehabil. Med.*, vol. 63, n.º 2, pp. 138-147, mar. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.rehab.2019.07.004>.
- [69] M. C. Bisi, M. Fabbri, D. M. Cordelli, y R. Stagni, «Gait performance in toddlers born preterm: A sensor based quantitative characterization», *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 220, p. 106808, jun. 2022, <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.106808>.
- [70] B. G. Contini *et al.*, «A wearable gait analysis protocol to support the choice of the appropriate ankle-foot orthosis: A comparative assessment in children with Cerebral Palsy», *Clin. Biomech.*, vol. 70, pp. 177-185, dic. 2019, <https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2019.08.009>.
- [71] A. Viswakumar, V. Rajagopalan, T. Ray, P. Gottipati, y C. Parimi, «Development of a Robust, Simple, and Affordable Human Gait Analysis System Using Bottom-Up Pose Estimation With a Smartphone Camera», *Front. Physiol.*, vol. 12, p. 784865, ene. 2022, <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.784865>.
- [72] T. M. Wiles *et al.*, «NONAN GaitPrint: An IMU gait database of healthy older adults», *Sci. Data*, vol. 12, p. 143, ene. 2025, <https://doi.org/10.1038/s41597-024-04359-w>.
- [73] M. Nocilli *et al.*, «G.A.I.T: gait analysis interactive tool a

- pipeline for automatic detection of gait events across different motor impairments», *Signal Image Video Process.*, vol. 18, n.º 12, pp. 8499-8506, dic. 2024, <https://doi.org/10.1007/s11760-024-03443-3>.
- [74] U. Jayasinghe, F. Hwang, y W. S. Harwin, «Comparing Loose Clothing-Mounted Sensors with Body-Mounted Sensors in the Analysis of Walking», *Sensors*, vol. 22, n.º 17, Art. n.º 17, ene. 2022, <https://doi.org/10.3390/s22176605>.
- [75] N. V. Dorofeev y A. V. Grecheneva, «The assessment of gait features according to the data of a portable acceleration sensor in an intelligent monitoring system», *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 873, n.º 1, p. 012017, jun. 2020, <https://doi.org/10.1088/1757-899X/873/1/012017>.
- [76] L. D. Hughes, M. Bencsik, M. Bisele, y C. T. Barnett, «Using Lower Limb Wearable Sensors to Identify Gait Modalities: A Machine-Learning-Based Approach», *Sensors*, vol. 23, n.º 22, Art. n.º 22, ene. 2023, <https://doi.org/10.3390/s23229241>.
- [77] P. Ismailidis *et al.*, «Measuring gait kinematics in patients with severe hip osteoarthritis using wearable sensors», *Gait Posture*, vol. 81, pp. 49-55, sep. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2020.07.004>.
- [78] S. Potluri, S. Ravuri, C. Diedrich, y L. Schega, «Deep Learning based Gait Abnormality Detection using Wearable Sensor System», en *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany: IEEE, jul. 2019, pp. 3613-3619. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8856454>.
- [79] K. Carroll, R. A. Kennedy, V. Koutoulas, U. Werake, M. Bui, y C. M. Kraan, «Comparability between wearable inertial sensors and an electronic walkway for spatiotemporal and relative phase data in young children aged 6–11 years», *Gait Posture*, vol. 111, pp. 30-36, jun. 2024, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2024.04.003>.
- [80] R. Homes *et al.*, «Comparison of a Wearable Accelerometer/Gyroscopic, Portable Gait Analysis System (LEGSYS+TM) to the Laboratory Standard of Static Motion Capture Camera Analysis», *Sensors*, vol. 23, n.º 1, p. 537, ene. 2023, <https://doi.org/10.3390/s23010537>.
- [81] A. Anwary, H. Yu, y M. Vassallo, «An Automatic Gait Feature Extraction Method for Identifying Gait Asymmetry Using Wearable Sensors», *Sensors*, vol. 18, n.º 2, p. 676, feb. 2018, <https://doi.org/10.3390/s18020676>.
- [82] M. Tomc y Z. Matjačić, «Real-Time Gait Event Detection with Adaptive Frequency Oscillators From a Single Head-Mounted IMU», *Sensors*, vol. 23, n.º 12, p. 5500, jun. 2023, <https://doi.org/10.3390/s23125500>.
- [83] H. Zhou *et al.*, «A Plantar Pressure Detection and Gait Analysis System Based on Flexible Triboelectric Pressure Sensor Array and Deep Learning», *Small*, vol. 21, n.º 1, p. 2405064, ene. 2025, <https://doi.org/10.1002/sml.202405064>.
- [84] M. Bravi *et al.*, «Concurrent validity and inter trial reliability of a single inertial measurement unit for spatial-temporal gait parameter analysis in patients with recent total hip or total knee arthroplasty», *Gait Posture*, vol. 76, pp. 175-181, feb. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2019.12.014>.
- [85] M. Zago *et al.*, «Gait evaluation using inertial measurement units in subjects with Parkinson's disease», *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 42, pp. 44-48, oct. 2018, <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2018.06.009>.
- [86] C. Ricciardi *et al.*, «Agreement between Optoelectronic System and Wearable Sensors for the Evaluation of Gait Spatiotemporal Parameters in Progressive Supranuclear Palsy», *Sensors*, vol. 23, n.º 24, p. 9859, dic. 2023, <https://doi.org/10.3390/s23249859>.
- [87] L. R. Peraza *et al.*, «An Automatic Gait Analysis Pipeline for Wearable Sensors: A Pilot Study in Parkinson's Disease», *Sensors*, vol. 21, n.º 24, Art. n.º 24, ene. 2021, <https://doi.org/10.3390/s21248286>.
- [88] S. Nilsson, P. Ertzgaard, M. Lundgren, y H. Grip, «Test-Retest Reliability of Kinematic and Temporal Outcome Measures for Clinical Gait and Stair Walking Tests, Based on Wearable Inertial Sensors», *Sensors*, vol. 22, n.º 3, p. 1171, feb. 2022, <https://doi.org/10.3390/s22031171>.
- [89] S. Hasan *et al.*, «AI-Aided Gait Analysis with a Wearable Device Featuring a Hydrogel Sensor», *Sensors*, vol. 24, n.º 22, p. 7370, nov. 2024, <https://doi.org/10.3390/s24227370>.
- [90] K. H. Sanjaya, L. Rozaqi, K. A. Damayanti, M. M. Laurentius, y Hamilaturrohman, «Design of Smart Footwear Information System for Measuring Gait Parameters», en *2019 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*, Tangerang, Indonesia: IEEE, oct. 2019, pp. 76-81. <https://doi.org/10.1109/IC3INA48034.2019.8949582>.
- [91] H. De Vroey *et al.*, «The implementation of inertial sensors for the assessment of temporal parameters of gait in the knee arthroplasty population», *Clin. Biomech.*, vol. 54, pp. 22-27, may 2018, <https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2018.03.002>.
- [92] V. Chandel, S. Singhal, V. Sharma, N. Ahmed, y A. Ghose, «PI-Sole: A Low-Cost Solution for Gait Monitoring Using Off-The-Shelf Piezoelectric Sensors and IMU», en *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany: IEEE, jul. 2019, pp. 3290-3296. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8857877>.
- [93] G. Ng, A. Gouda, y J. Andrysek, «Quantifying Asymmetric Gait Pattern Changes Using a Hidden Markov Model Similarity Measure (HMM-SM) on Inertial Sensor Signals», *Sensors*, vol. 24, n.º 19, p. 6431, oct. 2024, <https://doi.org/10.3390/s24196431>.
- [94] M. Lee, C. Youm, J. Jeon, S.-M. Cheon, y H. Park, «Validity of shoe-type inertial measurement units for Parkinson's disease patients during treadmill walking», *J. NeuroEngineering Rehabil.*, vol. 15, n.º 1, 2018, <https://doi.org/10.1186/s12984-018-0384-9>.
- [95] P. S. Das *et al.*, «Gait Pattern Analysis: Integration of a Highly Sensitive Flexible Pressure Sensor on a Wireless Instrumented Insole», *Sensors*, vol. 24, n.º 9, p. 2944, may 2024, <https://doi.org/10.3390/s24092944>.
- [96] N. Muthukrishnan, J. J. Abbas, y N. Krishnamurthi, «A Wearable Sensor System to Measure Step-Based Gait Parameters for Parkinson's Disease Rehabilitation», *Sensors*, vol. 20, n.º 22, p. 6417, nov. 2020, <https://doi.org/10.3390/s20226417>.
- [97] M. I. Mokhlespour Esfahani y M. A. Nussbaum, «Using smart garments to differentiate among normal and simulated abnormal gaits», *J. Biomech.*, vol. 93, pp. 70-76, ago. 2019, <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2019.06.009>.
- [98] Y. Feng, C. K. Wong, V. Janeja, R. Kuber, y H. M. Mentis, «Comparison of tri-axial accelerometers step-count accuracy in slow walking conditions», *Gait Posture*, vol. 53, pp. 11-16, mar. 2017, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.12.014>.
- [99] K. Ashhar, M. O. Khyam, y C. B. Soh, «A Multi-Path Compensation Method for Ranging in Wearable Ultrasonic Sensor Networks for Human Gait Analysis», *Sensors*, vol. 19, n.º 6, p. 1350, mar. 2019, <https://doi.org/10.3390/s19061350>.
- [100] T. Q. Nguyen, J. H. Young, A. Rodriguez, S. Zupancic, y D. Y. C. Lie, «Differentiation of Patients with Balance Insufficiency (Vestibular Hypofunction) versus Normal Subjects Using a Low-Cost Small Wireless Wearable Gait Sensor», *Biosensors*, vol. 9, n.º 1, p. 29, feb. 2019, <https://doi.org/10.3390/bios9010029>.
- [101] C. Werner, S. Schneider, R. Gassert, A. Curt, y L. Demko,

«Complementing Clinical Gait Assessments of Spinal Cord Injured Individuals using Wearable Movement Sensors», en *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, Montreal, QC, Canada: IEEE, jul. 2020, pp. 3142-3145. <https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175703>.

- [102] M. Lozano-García *et al.*, «Estimation of Gait Parameters in Huntington's Disease Using Wearable Sensors in the Clinic and Free-living Conditions», *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 32, pp. 2239-2249, 2024, <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2024.3407887>.
- [103] D. Szezepański, «Multilayer perceptron for gait type classification based on inertial sensors data», presentado en 2016 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, oct. 2016, pp. 947-950. <https://doi.org/10.15439/2016F265>.
- [104] L. Shi, F. Duan, Y. Yang, y Z. Sun, «The Effect of Treadmill Walking on Gait and Upper Trunk through Linear and Nonlinear Analysis Methods», *Sensors*, vol. 19, n.º 9, p. 2204, may 2019, <https://doi.org/10.3390/s19092204>.
- [105] C. C. Barreira, A. Former-Cordero, P. M. Grangeiro, y R. T. Moura, «Kinect v2 based system for gait assessment of children with cerebral palsy in rehabilitation settings», *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 44, n.º 4, pp. 198-202, may 2020, <https://doi.org/10.1080/03091902.2020.1759709>.
- [106] T. Rantalainen, L. Karavirta, H. Pirkola, T. Rantanen, y V. Linnamo, «Gait Variability Using Waist- and Ankle-Worn Inertial Measurement Units in Healthy Older Adults», *Sensors*, vol. 20, n.º 10, p. 2858, may 2020, <https://doi.org/10.3390/s20102858>.
- [107] T. Bäcklund, F. Öhberg, G. Johansson, H. Grip, y N. Sundström, «Novel, clinically applicable method to measure step-width during the swing phase of gait», *Physiol. Meas.*, vol. 41, n.º 6, p. 065005, jun. 2020, <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ab95ed>.
- [108] M. Cardona, J. Yúdice, F. Huguet, G. López, C. E. García Cena, y V. K. Solanki, «Gait Capture Systems», en *SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology*, 2020, pp. 27-42. https://doi.org/10.1007/978-981-15-4732-4_3.
- [109] «Wayback Machine». Accedido: 24 de junio de 2025. [En línea]. Disponible en: https://web.archive.org/web/20240426004945/https://www.rese-arch-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/316327/Diss_RC_DW.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- [110] «LiteGait ->». Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.litegait.com/product/gaitsens-20>
- [111] «XSENSOR | Sensores y herramientas para el rendimiento humano». Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://es.xsensor.com/solutions-and-platform/human-performance/human-performance>
- [112] «AnyBody Technology», AnyBody Technology. Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.anybodytech.com/>
- [113] «OpenCap - Musculoskeletal forces from smartphone videos.» Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.opencap.ai/>
- [114] «SimGait - home». Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://simgait.org/>
- [115] «SimTK: Extendable OpenSim-Matlab Infrastructure Using Class Oriented C++ Mex Interface: Project Home». Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://simtk.org/projects/opensimmatlab/>
- [116] «SimTK: Matlab MOTion data elaboration TOolbox for NeuroMusculoSkeletal apps (MOtoNMS): Project Home». Accedido: 24 de julio de 2025. [En línea]. Disponible en:

<https://simtk.org/projects/motonms/>



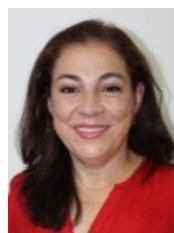
Isabella Chavez Serna is a tenth-semester Physical Therapy student at Universidad del Valle, graduating in 2025. Her focus is on neurological and cardiorespiratory rehabilitation, with experience in community programs, research, and academic outreach. She has training in Emergency Pedagogy, Data Intelligence, and Health Quality, and contributed to the project *Modular Technological Platform for the Objective Assessment of Human Gait* through her undergraduate thesis. An active member of ACEFIT, she has participated in academic events and is interested in technological innovation, clinical data analysis, and functional assessment in rehabilitation.



Samara Patiño Zapata is a final-year Physical Therapy student at Universidad del Valle and is pursuing a diploma in Cardiorespiratory Physical Therapy in Critical Care. She has experience in managing hospitalized patients, particularly in pediatric and intensive care settings, and in health promotion initiatives. She contributed to the project *Modular Technological Platform for the Objective Assessment of Human Gait* through a scoping review on computer-based gait analysis systems. Her interests include emerging technologies for functional assessment, hospital-based cardiorespiratory therapy, and the use of clinical data to improve therapeutic decision-making.



Sofia Serna Echeverry is a final-semester Physiotherapy student at Universidad del Valle, pursuing a diploma in Cardiorespiratory Physical Therapy in Critical Care. She has clinical experience in rehabilitation and early mobilization of pediatric and adult patients, as well as in health promotion programs. As part of her undergraduate thesis, she conducted a scoping review within the project *Modular Technological Platform for the Objective Assessment of Human Gait*. Her interests focus on innovation in physiotherapy, technological integration in clinical practice, and promoting health and well-being through a humanized, evidence-based approach.



Gloria Patricia Arango-Hoyos is a physiotherapist from Universidad del Valle, with a specialization and a master's degree in Neurorehabilitation from Universidad Autónoma de Manizales. She has taught undergraduate and graduate courses in

neurological physical therapy, movement analysis, and gait rehabilitation. Currently, she is a full-time assistant professor at the School of Human Rehabilitation, Faculty of Health, Universidad del Valle, where she coordinates practical training, supervises thesis projects, and leads research initiatives. As a member of the Sinergia Research Group, her work focuses on neurological rehabilitation, human movement analysis, and the development and clinical application of assistive technologies such as rehabilitation exoskeletons.



Lessby Gomez-Salazar is a physical therapist from Universidad del Valle, with a master's in Occupational Health and a Ph.D. in Biomedical Sciences from the same university. Currently an associate professor at the School of Human Rehabilitation and in the Ph.D. program in Ergonomics, she is a member of the Biomechanics Research Group, coordinating the movement analysis line. Her research focuses on kinematic and kinetic analysis and computational simulation models. She seeks to apply biomechanical modeling to improve human movement assessment and occupational health interventions.



Sergey González-Mejía holds a B.Sc. in Electronic Engineering from Universidad Santiago de Cali and a Ph.D. in Engineering from Universidad del Valle. He is an assistant professor and postdoctoral researcher at the Industrial Control Research Group (GICI), working on model-based control strategies for lower-limb exoskeletons. Currently a postdoctoral researcher on project C.I. 21259, his interests include cloud computing, dynamic system control, and the development of assistive and rehabilitation exoskeletons. His work focuses on integrating advanced control and computing technologies to enhance wearable robotic systems.