

Apéndice D. Caracterización de los estudios incluidos en la revisión sistemática

Tabla 24. Síntesis de los 50 estudios incluidos: sensor, técnica de aprendizaje automático, desempeño y población.

N°	Título	Año	Tipo de sensor	Ubicación	Técnica ML	Precisión (%)	Eventos/Fases	Población	Aplicación clínica
1	A Deep Learning Approach for Gait Event Detection from a Single Shank-Worn IMU	2022	IMU (shank)	Tibia y tobillo	Dilated CNN	97	Initial & Final Contacts	157 sanos y con patología	Detección eventos en cohorte clínica
2	A Deep Learning Approach for TUG and SPPB Score Prediction of Pre-Frail Older Adults on Real-Life IMU Data	2021	IMU (Shimmer3r)	Cintura y/o lado derecho de cadera	DNN	95	TUG, SPPB	20 adultos mayores frágiles	Predicción fragilidad física
3	Accurate fall risk classification in elderly using one gait cycle data and machine learning	2024	Smartphone con acelerómetro y giroscopio triaxiales (IMU integrada)	Región sacra (segundo proceso espinoso sacro), fijado con cinta	Gradient Boosting Decision Tree (LightGBM)	93.6% (accuracy media en validación cruzada 5-fold)	Un ciclo de marcha; se utilizó heel strike y aceleración vertical para segmentar ciclos	44 adultos mayores (22 alto riesgo de caídas, 22 bajo riesgo; edad media $\approx$ 74 años)	Clasificación precisa del riesgo de caídas en adultos mayores usando solo un ciclo de marcha
4	Accurate detection of gait events using neural networks and IMU data mimicking real-world smartphone usage	2024	IMU triaxial (acelerómetro, giroscopio; Trigno Avanti)	Mano derecha, bolsillo delantero derecho del pantalón y bolsillo derecho de chaqueta	CNN+bidirectional LSTM	Accuracy media 92%	Heel strike (HS) y Toe-off (TO) bilaterales	52 adultos sanos (35 H/17 M)	Detección precisa de eventos de marcha con smartphone sin fijación; soporte para análisis remoto y seguimiento clínico
5	Automatic Detection of Fatigued Gait Patterns in Older Adults	2024	IMU + sensor fuerza plantar	Pie	Wrapper feature selection	99	Marcha fatigada vs normal	18 adultos mayores	Detección temprana fatiga
6	Detecting Human Gait Phases and Conditions with Deep Learning	2023	IMU	Debajo tobillo	RNN	99.65% normal gait - 88.43% abnormal gait	IC, MSt, TO, MSw	42 sujetos sanos y patológicos (hemipléjica, diplegia)	Rehabilitación económica
7	Development of Gait Classification System Using CNN-LSTM	2024	IMU 6 ejes	Rodillas (fémur y tibia)	CNN-LSTM	40% rotx, 89% roty, 50% rotz	Normal hemiparesia vs	5 sujetos sanos	Evaluación post-ACV
8	Distinguish between Obese and Normal Body Types through Gait Analysis	2024	IMU triaxial	Rodilla derecha	Regresión logística	92	Stance time, Swing time, Cadence, Peak-to-Peak	8 sujetos (20-50 años)	Diagnóstico de obesidad
9	Distinguishing Pathologic Gait in Older Adults Using Instrumented Insoles and Deep Neural Networks	2025	Plantillas instrumentadas (Acelerómetro+presión)	Plantilla del pie	DNN	48.8% HI, 46.6% PD, 33.8% OA, 41.4% SH, 48.8% NPH	Parámetros espaciotemporales	150 adultos mayores (varias patologías)	Diagnóstico diferencial de patologías
10	Fall risk assessment of aged workers using wearable inertial measurement	2021	IMU 9 ejes (acelerómetro,	Región lumbar, fijado en la parte baja de la espalda	Random Forest, Gradient	Random Forest: 91.3% accuracy; CNN-LSTM: 95.18% F1-score	Ciclos completos de marcha; longitud de	28 trabajadores mayores (60 a 80 años de edad)	Evaluación del riesgo de caída en adultos mayores

CLASIFICACIÓN PATRONES DE MARCHA CON MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

			giroscopio, magnetómetro		Boosting, (SVM), k-NN		paso, cadencia y variabilidad		
11	Gait Phase Estimation by Using LSTM in IMU-Based Gait Analysis	2021	IMU (XSENS MTw)	Ambos tobillos	LSTM	Accuracy 0.9981	FO, MidS, FC	16 sujetos sanos; 11 sujetos con glaucoma; 37 sujetos dolor lumbar crónico	Predicción fases marcha
12	Gait-Based Parkinson's Disease Diagnosis and Severity Classification Using Force Sensors and Machine Learning	2025	Sensores VGRF	Ambos pies	Random Forest, Ensemble	97,5	Espaciotemporales PD	166 sujetos (93 Parkinson Disease, 73 healthy subjects)	Diagnóstico y severidad PD
13	IMU Signal-Based Machine Learning Methods for Frailty Assessment in Geriatric Health	2024	IMU	Pie	InceptionTime (DL)	98	Frailty levels	163 adultos mayores	Evaluación fragilidad
14	Kinematic Analysis of Human Gait Using IMU Sensors	2024	IMU (BMI270)	Anterior del pie	SVM (kernel cúbico)	92,4	Stance, Toe-Off, Swing, Heel Strike	32 adultos jóvenes	Diagnóstico personalizado
15	Machine learning algorithms based on signals from a single wearable inertial sensor can detect surface- and age-related differences in walking	2018	IMU APDM Opal con acelerómetro, giroscopio y magnetómetro triaxiales, 128 Hz	L5 (torso posterior/lumbar baja)	Red LSTM	96.3% accuracy (AUC 0.97); Edad: 94.7% accuracy (AUC 0.96); F1: 96.3%/94.6%		35 adultos sanos (18 jóvenes, 17 mayores)	Clasificación de superficie (plana vs irregular) y grupo etario (joven vs mayor) con una IMU lumbar
16	Machine Learning Approach to Support the Detection of Parkinson's Disease in IMU-Based Gait Analysis	2022	IMU: acelerómetro y giroscopio triaxiales + magnetómetro	L5 (lumbar baja), cinturón pélvico	SVM, Random Forest, Decision Tree, KNN, MLP-ANN	Accuracy (test): SVM 86%, RF 82%, DT 79%, KNN 74%, MLP-ANN 77%; F1 SVM 85%, AUC SVM 0.85	Detección de heel strike y toe-off (derecha/izquierda); cálculo de stance, swing, single y double support	64 adultos con Parkinson (HY 1–3)	Clasificación PD vs. sanos con una IMU lumbar
17	Machine Learning Based Abnormal Gait Classification with IMU Considering Joint Impairment	2024	IMU	Muslo y pierna	SVM, RF, XGB	91	Clasificación normal/knee/ankle	10 adultos sanos simulados	Evaluación gait anormal
18	Machine Learning for Early Detection and Severity Classification in Parkinson's Disease	2025	IMU en calzado	Pie	Random Forest, Naïve Bayes	78,1	Variables espaciotemporales bajo distintas velocidades	178 sujetos (103 PD, 75 controles)	Detección temprana y severidad PD
19	Machine Learning-Based Estimation of Dynamic Balance and Gait Adaptability in Persons with Neurological Diseases	2023	IMU	Tronco, tibia, pie	Elastic-Net Regression	14% MS, 10% PD, 27% ST (high fall risk)	mDGI score	95 pacientes neurológicos	Predicción del riesgo de caídas
20	Machine Learning-Based Gait Characterization Using Single IMU Sensor	2022	IMU 6 ejes	Tobillo	SVM, LDA, KNN	94,4	Heel strike, Toe-off	5 sujetos sanos	Solución económica portátil

CLASIFICACIÓN PATRONES DE MARCHA CON MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

21	Methodology and Validation for Identifying Gait Type Using Machine Learning on IMU Data	2019	IMU (acel+gyro)	Tobillo izquierdo	ANN	94	Tipos de marcha (caminar, trotar, correr)	14 adultos sanos	Clasificación de tipo de marcha
22	Predicting physical activity levels from kinematic gait data using machine learning techniques	2023	9 IMUs (MyoMotion, NORAXON, USA), con acelerómetro y giroscopio triaxiales	Torácico superior e inferior, pelvis, sacro, muslos, piernas y pies	KNN, RSesLib-KNN, Random Forest	Mejor precisión: Random Forest = 84.04%, RSesLib KNN = 83.95%, KNN = 81.97%	Ciclos de marcha, heel strike (golpe de talón)	37 adultos jóvenes	Clasificación de niveles de actividad física para apoyo en valoración clínica y rehabilitación
23	The Detection of Age Groups by Dynamic Gait Outcomes Using Machine Learning	2020	Acelerómetro 3D	Tronco	ANN, RF, SVM	90	Patrones dinámicos de marcha	239 adultos jóvenes y mayores	Diferenciación por edad y patología
24	Using machine learning and wearable inertial sensor data for the classification of fractal gait patterns in women and men	2023	Inertial Measurement Units (IMUs) con acelerómetros y giroscopios triaxiales	Ambos pies, piernas (shanks), muslos y columna lumbar	Random Forest	(50–75%) en la mayoría (80.1%) solo para el IMU colocado en la pierna izquierda. (48.9%) en el muslo derecho.	Se analizaron ciclos completos de marcha y variabilidad fractal	97 adultos sanos	Identificación de la variabilidad del paso al caminar entre hombres y mujeres
25	Wearable Sensor-Based Gait Analysis for Age and Gender Estimation	2020	IMU	Mochila o cintura	Temporal convolution network	24.23% error de predicción. 5.39 años de error estimación edad	Age & gender estimation	745 sujetos (train)	Estimación edad y género
26	Implementation of machine learning algorithms for gait recognition	2020	IMU + EMG	Muslos, tibias y pies ; cuádriceps	Random Forest, IB1, BayesNet	>99%	Clasifica actividades completas (caminar, correr, sentado, de pie)	18 adultos, sin distinción por edad	Autenticación biométrica
27	XGBoost based machine learning approach to predict the risk of fall in older adults using gait outcomes	2021	IMU (calzado inteligente)	Ambos pies (sensores en zapatos)	XGBoost	67–70%	Incluye heel strike y toe-off, stance phase, stride length, gait asymmetry	746 adultos mayores	Predicción del riesgo de caídas
28	Wearable Sensor-Based Gait Classification in Idiopathic Toe Walking Adolescents	2019	IMU (acelerómetro y giroscopio triaxial)	Zona lumbar (L5–S1)	K-means clustering (82%), LSTM (94.3%)	K-means: 82%, LSTM: 94.3%	Toe-toe gait vs heel-toe gait	5 adultos jóvenes	Intervención en marcha idiopática
29	Applying Machine Learning to Gait Analysis Data for Disease Identification	2015	Captura 3D + marcadores ópticos (C3D)	Múltiples segmentos corporales 3D	RF, SVM, MLP, Boosting	RF/SVM/MLP: 100%, Boosting: 96.4%	heel strike, stride, stance, support times (19 parámetros)	28 niños/adolescentes (saludables, NND, JIA)	Clasificación tipo de enfermedad (NND, JIA, saludable)
30	Using Inertial Sensors to Automatically Detect and Segment Activities of Daily Living in People With Parkinson's Disease	2018	IMU (acelerómetro y giroscopio triaxial)	Tronco, cabeza y extremidades.	Peak Detection + Adaptive Thresholding	90% accuracy Sensibilidad 90.8%, especificidad 97.8%	Stance y swing phase; conteo de pasos	9 adultos mayores con parkinson temprano	Evaluación de marcha en enfermedad de Parkinson.

CLASIFICACIÓN PATRONES DE MARCHA CON MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

31	Systematic Comparison of the Influence of Different Data Preprocessing Methods on the Performance of Gait Classifications Using Machine Learning	2020	Plataforma de fuerza (GRF 3D)	Ambos pies (placas de fuerza bajo caminata de 10 m)	SVM, RF, MLP, CNN	Varía; mejores con PCA y GRF filtrado	Fase de apoyo (stance), GRF completo por paso	42 adultos sanos (25.6 ± 6.1 años)	Comparación sistemática de preprocesamiento en clasificación de marcha.
32	Human lower-extremity movement classification based on biomechanical sensor data: Machine learning approach	2024	IMU (acelerómetro y giroscopio triaxiales)	IMU: Pie, shank, muslo, tronco. GON: tobillo (sagital/frontal), rodilla (sagital), cadera (sagital/frontal).	QSVM, ESKNN, WNN	IMU+QSVM = 95.4%; IMU+GON+QSVM = 96.1%; IMU+GON+EMG = 91.9%	Velocidad de marcha en terreno plano: Slow, Normal, Fast	22 adultos mayores	Reconocimiento de velocidad de marcha para seguimiento de movilidad y diseño de tecnologías asistivas/rehabilitación
33	Accurate Ambulatory Gait Analysis in Walking and Running Using Machine Learning Models.	2020	Plantillas instrumentadas + IMU	Ambos pies (plantilla dentro de calzado)	Support Vector Machine (SVR)	Caminar: SL 1.37 ± 0.49; SV 1.23 ± 0.27; FC 2.08 ± 0.72 Correr: SL 2.59 ± 0.64; SV 2.91 ± 0.85; FC 5.13 ± 1.52	Detección de heel strike (contacto inicial) y toe-off (despegue)	14 adultos jóvenes sanos (Masculinos)	Evaluación portátil de marcha/carrera en ambientes reales, alternativa a laboratorios costosos.
34	Classification of Inertial Sensor-Based Gait Patterns of Orthopaedic Patients Using Convolutional Neural Networks	2024	IMU (acelerómetro y giroscopio triaxial)	Tibia, muslo y sacro (zona lumbar)	CNN	Hasta 95.4%	No segmenta eventos; usa ventanas de señal cruda	108 sujetos (54 sanos, 54 postoperatorios ortopédicos)	Clasificación de patrones de marcha anómala postquirúrgica.
35	Applied Machine Learning on Phase of Gait Classification and Joint-Moment Regression	2022	IMU 9-DOF (acc+gyro+mag; algoritmo de orientación Madgwick) + datos ópticos públicos procesados a ángulos articulares	IMU/ángulos de cadera, rodilla y tobillo derecha/izquierda; pelvis-muslo-pierna (shank)-pie	KNN, CART (árbol de decisión), Random Forest (clasificación de fases); Extra Trees Regressor (regresión de momentos); 10-fold CV + GridSearch	Con todas las articulaciones (6): RNDM 91.7%, KNN 90.8%, CART 87.9%; con 3 articulaciones: RNDM 87.6% (medias 10-fold)	7 fases de la marcha (1-7); predicción de momentos articulares por fase (OpenSim ID)	109 adultos sanos; 4079 ciclos (bases públicas) + 124 ciclos (propios)	Clasificación de fases y estimación de momentos desde pocos ángulos; base para prótesis/exoesqueletos y tecnologías asistivas.
36	Machine Learning-Based Predicted Age of the Elderly on the Instrumented Timed Up and Go Test and Six-Minute Walk Test	2022	IMU (acelerómetro y giroscopio)	Segunda vértebra lumbar (L2)	XGBoost (regresión)	R ² = 0.84; MAE ≈ 4.26 años	Sit-to-stand, gait, turns (TUG); velocidad, cadencia (6MWT)	136 adultos mayores (60-90 años)	Predicción de edad funcional basada en pruebas de equilibrio
37	Using Machine Learning Algorithms for Identifying Gait Parameters Suitable to Evaluate Subtle Changes in Gait in People with Multiple Sclerosis	2021	IMU OPAL (APDM, 128 Hz) + GAITRite (tapete presión) + DIERS pedogait (plataforma presión)	IMU en esternón, L5, muñecas, antepiés; tapete/plataforma a bajo pies	SVM (lineal, rbf, polinómico), k-NN, Naive Bayes, Decision Tree	MS vs sano (SVM-rbf, DIERS): 74.5%; Fatiga (k-NN, GAITRite): 78.1%; EDSS leve vs moderado (SVM lineal, GAITRite): Sens 70%, Esp 89.7%	Parámetros espaciotemporales: stance, swing, single/double support, pre-swing, step/stride length, cadence, velocidad	92 sujetos: 54 MS, 38 sanos (subgrupos: fatiga 27, sin fatiga 27; EDSS leve 35, moderado 19)	Diferenciar MS vs sano, con/sin fatiga y severidad (EDSS); apoyo en diagnóstico y seguimiento clínico.

CLASIFICACIÓN PATRONES DE MARCHA CON MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

38	Automated Activity Recognition with Gait Positions Using Machine Learning Algorithms	2019	4 tags de localización con coordenadas x, y, z (dataset UCI "Localization Data for Person Activity")	Tobillo izq., tobillo der., cinturón, pecho	Naive Bayes, KNN, SVM, J48, RBFN, MLP, Random Forest (validación 10-fold)	Random Forest (mejor): 81.82%, 81.43%, 79.89% (tres experimentos); KNN ≈79.34% (mejor alternativo)	Walking, sitting down, sitting, standing up from sitting, falling, lying, standing up from lying, lying down, sitting on the ground, standing up from sitting on the ground, on all fours	3 sujetos (sin distinción de edad)	Reconocimiento de actividad para control de exoesqueletos y apoyo a rehabilitación robótica.
39	Prediction of Decline in Global Cognitive Function Using Machine Learning with Feature Ranking of Gait and Physical Fitness Outcomes in Older Adults	2021	IMU tipo zapato Smart Balance SB-1 (InvenSense IMU-3000): acc ±6 g y gyro ±500°/s, 100 Hz	Ambos pies (loggers en el calzado)	(BH-FDR) y XGBoost gain; modelos: SVM, RF, DT, NN, LASSO, Elastic Net, MCP, SCAD;	No aplica (regresión). Métrica: RMSE — Hombres: 2.756 (EN, LP); Mujeres: 3.231 (SVM, XI)	Heel strike y toe-off; fases: stance, single support, double support; parámetros: velocidad, cadencia, step/stride length/time (incluye CV)	306 adultos mayores (111 H / 195 M)	Detección temprana de deterioro cognitivo mediante marcha.
40	Biometric Gait Recognition Based on Machine Learning Algorithms	2018	Cámaras fijas, marcha a distancia, sin contacto.	Cámaras fijas a distancia, múltiples ángulos; ruta recta con fondo estático	ANN (MLP), SVM (kernel lineal), k-NN	ANN 90.38%, SVM 85.11%, k-NN 85.23% (tabla de exactitud con conjunto completo)	Ciclo de marcha (HS→HS) modelado por siluetas; sin detección explícita de HS/TO	Siluetas propias (indoor) + CASIA (outdoor); 16,821 vectores; sujetos de distintas edades y sexos	Reconocimiento biométrico de identidad a distancia.
41	A Machine Learning Framework for Gait Classification Using Inertial Sensors: Application to Elderly, Post-Stroke and Huntington's Disease Patients	2016	IMU (acelerómetro + giroscopio)	Ambos shanks (tibias) y región lumbar (L4–S2)	HMM + SVM	90,50%	Stance, swing, toe-off, heel strike (modelo HMM)	42 sujetos (15 post-ictus, 17 Huntington, 10 sanos)	Clasificación automática de patrones patológicos de marcha
42	Normal and Pathological Gait Classification LSTM Model	2019	Kinect v2 RGB-D (esqueleto + orientaciones en cuaterniones, ≈30 Hz); validación con Vicon 120 Hz	Cámara frontal: miembro frontal: cadera y rodilla	Ensemble bi-LSTM (2 capas, 64 unidades)	Ensemble LSTM 82%; Single LSTM: 77%	Ciclos de marcha segmentados por picos de flexión de cadera (eje Z); para la comparación con Vicon también por picos de distancia intra-pies	27 adultos jóvenes (19 H/8 M; 30 ± 7 años)	Evaluación clínica de alteraciones de marcha con Kinect v2 (normal/cojera/rigidez).
43	Clinical Human Gait Classification: Extreme Learning Machine Approach	2019	Acelerómetros (3 ejes) para capturar aceleración y convertirla a ángulos articulares; datos adicionales de OpenSim (cinemática)	6 articulaciones: cadera izq./der., rodilla izq./der., tobillo izq./der.	SVM (RBF), ELM, MLP, k-NN (búsqueda de hiperparámetros ; 10-fold CV)	SVM 96.29%; ELM 93.54%; MLP 89.84%; k-NN 85.92%	Definen 8 subfases: IC (<i>Initial Contact</i>), LR (<i>Loading Response</i>), MS (<i>Mid Stance</i>), TS (<i>Terminal Stance</i>), PS (<i>Pre-Swing</i>), IS (<i>Initial Swing</i>), MS (<i>Mid</i>	Número de sujetos no reportado; 945 muestras	Clasificación multiclase para análisis clínico de anormalidades de marcha.

CLASIFICACIÓN PATRONES DE MARCHA CON MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

							Swing), TS (Terminal Swing). Clasificación por patrón de marcha (no detección HS/TO).		
44	Wearable Sensor-Based Prediction Model of Timed Up and Go Test in Older Adults	2021	IMU Xsens Awinda, acelerometría 3D, 60 Hz	Pelvis posterior y pies bilaterales (evaluaron: pies, pelvis y pies+pelvis)	Elastic Net (reducción de variables) + Ridge Regression (predicción TUG)	No aplica (regresión). Error medio absoluto (MAPE): 0.865 s (pies), 0.921 s (pelvis), 0.918 s (pies+pelvis)	Detección de heel-strike, heel-strike; <i>features</i> en double stance ($\pm 10\%$ tras HS), mid-stance ($\sim 30\%$ del ciclo) y step time	37 adultos mayores (29F/8M; 69.6 ± 4.3 años)	Estimación TUG a partir de marcha cotidiana para screening de riesgo de caída.
45	Machine Learning Approach for Automated Detection of Irregular Walking Surfaces for Walkability Assessment with Wearable Sensor	2023	Acelerómetro triaxial Mbienv MetaMotionR, 100 Hz	Tobillo derecho, cadera posterior, occipital	SVM (RBF) , RF, XGB, LR, AdaBoost; selección de <i>features</i> : Elastic Net (8), MRMR (13); manejo de desbalance: SMOTE	AUC: 88%; SVM 80%, con posprocesado 85%	Segmentación HS $\rightarrow$ HS (tobillo AP); <i>features</i> de inicio de apoyo 5%, doble apoyo ($\pm 10\%$ alrededor de HS), medio apoyo ($\sim 30\%$ GC); tiempo de zancada	12 adultos sanos (8 H / 4 M)	Evaluación clínica de caminabilidad y riesgo de caídas en exteriores.
46	Human Gait Activity Recognition Machine Learning Methods	2023	IMU (MPU6050: acelerómetro + giroscopio) + sensor de esfuerzo	Tibias (debajo de rodilla) y gemelo (músculo gastrocnemio)	CNNA + RNN (con atención)	98,90%	Heel strike, toe-off, stance, swing, freezing of gait	5 adultos (sanos y 1 con Parkinson)	Detección de actividades de marcha y FOG en Parkinson
47	Gait Stride Length Estimation Using Embedded Machine Learning	2023	IMU (acc+gyro)	Empeine pie derecho (instep)	CNN 1D ; versión float32 y int8 (TFLite)	Regresión: ME $\pm$ SD: 0.23 $\pm$ 4.3 cm (float32) / 0.07 $\pm$ 4.3 cm (int8); R ² = 0.89 (test)	Segmentación HS $\rightarrow$ HS usando detección de IC (heel strike); zancada	15 jóvenes sanos (8H/7M)	Monitoreo clínico portátil de longitud de zancada fuera del laboratorio.
48	Using Lower Limb Wearable Sensors to Identify Gait Modalities: A Machine-Learning-Based Approach	2023	Acelerómetros triaxiales (Axivity AX6, 100 Hz, ± 8 g)	Sacro, muslos (lat. medio izq./der.), piernas/shanks (lat. medio izq./der.)	2D-Fourier, PCA (reducción), DFA/LDA (clasificación)	91% (sacro), 90% (shanks), 87% (muslos)	Modalidades de marcha: lenta, normal, rápida (no HS/TO)	35 adultos sanos; 3x120 m sobre pasillo a tres velocidades	Evaluación de marcha en entornos reales, monitoreo prolongado, rehabilitación y dispositivos ortésicos/protésicos.
49	Latest Research Trends in Gait Analysis Using Wearable Sensors and Machine Learning: A Systematic Review	2022	IMU, EMG, presión, plantillas (revisión)	Tobillos, pies, muslos, zona lumbar, rodillas	SVM, RF, CNN, LSTM, etc.	85–99%	Algunos con eventos (HS, TO), otros por ventanas	Revisión sistemática: Adultos mayores, Parkinson, ACV, CP, etc.	Diagnóstico, clasificación, predicción de caídas, monitoreo, rehabilitación

CLASIFICACIÓN PATRONES DE MARCHA CON MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

50	Gait Speed and Task Specificity in Predicting Lower-Limb Kinematics: A Deep Learning Approach Using Inertial Sensors	2025	7 IMUs Xsens (acelerómetro + giroscopio triaxiales)	L5; muslo lat. medio bilat.; pierna/shank lat. medio bilat.; dorso superior del pie.	LSTM autoencoder supervisado + Conv1D (regresión)	No aplica (regresión). RMSE (test, sin DTW): cadera 5.9°, rodilla 6.0°, tobillo 5.1°	Ciclo de marcha normalizado (101 frames) en caminar, trotar, correr; análisis por fase (p. ej., flexión de rodilla en swing durante carrera).	18 adultos jóvenes sanos (5 F)	Predicción de cinemática sagital para evaluación/monitoreo remoto en salud y deporte
----	--	------	---	--	---	--	---	--------------------------------	--

Nota. La tabla sintetiza las características metodológicas de los 50 artículos incluidos en la revisión sistemática, seleccionados mediante el protocolo PRISMA 2020 (Page et al., 2021). Elaboración propia a partir de los artículos incluidos en la revisión sistemática. Elaboración propia.