



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

Instituto de Biomecánica de Valencia

Programa de Doctorado en Tecnologías para la Salud y el Bienestar

Desarrollo de procedimientos de valoración funcional mediante sensores portables

Estudios de aplicación en enfermedades neurodegenerativas:
Parkinson y Alzheimer

Tesis doctoral

Autor: José Francisco Pedrero Sánchez

Directores: Dr. Juan Manuel Belda Lois
Dr. Juan López Pascual

Tutor: Dr. Luis Vergara Domínguez

Valencia, Octubre de 2023

A Pau.

Te quiero 3000.

Agradecimientos

*"Los grandes logros de cualquier persona
generalmente dependen de muchas manos, corazones y mentes."*

Walter Elias Disney

En primer lugar, quisiera agradecer a todas las personas que han contribuido de manera altruista en cada uno de los estudios realizados en la presente tesis doctoral, especialmente a todas aquellas personas mayores y sus familias que, desgraciadamente, sufren las enfermedades de Alzheimer o Parkinson y que, con gran esfuerzo, han hecho posible el desarrollo del presente procedimiento de valoración funcional. A todos ellos, gracias.

Este largo camino de investigación no hubiese sido posible sin la financiación de los proyectos INSTINTO y ESPARTAN; al Instituto Valenciano de la Competitividad Empresarial (IVACE), conjuntamente con el Instituto de Biomecánica de Valencia (IBV), gracias.

Por todos estos años de trabajo, aprendizajes, oportunidades y por el impulso y motivación para la realización de la presente tesis doctoral; al Instituto de Biomecánica de Valencia (IBV), gracias.

Un buen trabajo requiere disciplina, revisiones, correcciones y sugerencias, como también un largo proceso de acompañamiento, consejos y, posiblemente, algún que otro sufrimiento; a mis directores Juan López y Juanma Belda, y a mi tutor, Luis Vergara, gracias.

Durante estos años de investigación he vivido multitud de experiencias positivas, pero también han habido momentos duros, de estrés, incertidumbre, etc... y siempre se hace más sencillo y agradable con gente que te apoya y te ayuda en el camino; al grupo de investigación UBIC de la Facultat de Fisioteràpia de la Universitat de València, especialmente a Pilar Serra por tenerme siempre presente, gracias.

Y tan importante como el lugar de trabajo, lo son los compañeros, aquellas personas que me han brindado ayuda, apoyo, motivación y buenos momentos; Juan López, Chema Baydal, Enric Medina, Helios De Rosario, Juanma Belda, Úrsula Martínez, Fermín Basso, Mario Lamas, Marc Escrig, Paqui Peydro, Salva Pitarch, Isabel Sinovas, Cristina Herrera y Carlos Chirivella, gracias.

La familia no la escogemos, sino que te toca, pero muchas veces la familia que escogemos para pasar la vida te aporta mucho más de lo que uno cree sin pedir nada a cambio; a Cruz, gracias por todo.

Por último, por su apoyo incondicional y su constante ánimo, sus palabras de aliento y su confianza para superar los retos que se han presentado y los que vendrán, por ser mis manos y mis pies, con los que no podría haber llegado donde he llegado. Por esas revisiones minuciosas, correcciones, sugerencias, consejos hasta altas horas de la madrugada y por velar que todo estuviera perfecto desde el primer hasta el último día. Porque sin ti nada tiene sentido y nunca podré agradecerte todo lo que te mereces y lo mucho que significas para mí; a Pau, un gracias se quedaría demasiado corto.

Resumen

La valoración funcional es fundamental en la evaluación y seguimiento de patologías musculoesqueléticas y neurológicas, ya que permite conocer, entre otras cosas, la forma de caminar de una persona, su equilibrio y su fuerza muscular; esto facilita la prescripción de tratamientos rehabilitadores o intervenciones quirúrgicas. En el caso de las personas mayores, esta evaluación adquiere mayor importancia, ya que la Organización Mundial de la Salud (OMS) considera que la salud en las personas mayores se mide en términos de función; es parte fundamental de una valoración geriátrica integral y permite evaluar la fragilidad de las personas mayores mediante la capacidad para realizar actividades diarias. Mediante una evaluación funcional temprana y continua se puede promover un envejecimiento saludable, prevenir y diagnosticar de forma precoz posibles declives en la función, mejorando así la calidad de vida y manteniendo la independencia de las personas mayores durante el mayor tiempo posible.

En la presente tesis doctoral se presenta el desarrollo de una metodología instrumentada de valoración funcional para las personas mayores. Una herramienta ágil y portable que, lejos de ser una metodología diagnóstica, puede servir de soporte para la toma de decisiones clínicas ante múltiples patologías del sistema locomotor y que permite clasificar y predecir en base a la funcionalidad del sistema musculoesquelético, el grado de alteración.

Se ha llevado a cabo una serie de estudios con diferentes grupos de personas mayores: con enfermedad de Alzheimer, Parkinson y personas mayores frágiles con riesgo de sufrir una caída. El objetivo principal de los diferentes estudios era objetivar y determinar la capacidad de realizar algunas de las actividades

funcionales básicas, como el equilibrio, la marcha, el giro para sentarse y levantarse de una silla en comparación con personas sanas de la misma edad; el objetivo secundario era estudiar la fiabilidad del procedimiento en estas poblaciones, así como generar una serie de modelos matemáticos basados tanto en estadística tradicional como en redes neuronales combinando diferentes tipologías de datos.

Los aspectos más destacables de esta metodología son, por una parte, la inclusión de la valoración de actividades de la vida diaria con la duración reducida de la prueba, que es inferior a 2 minutos, lo que la hace más práctica y viable en el ámbito clínico y, en segundo lugar, que se trata de una instrumentación sencilla que consta de un único sensor embebido en un smartphone, que es capaz de gestionar todo el proceso de registro y realizar los cálculos necesarios para analizar las medidas obtenidas. Con todo ello se pone de manifiesto la utilidad del procedimiento y la viabilidad de los modelos desarrollados para la valoración funcional de personas mayores en un entorno clínico.

Resum

La valoració funcional és fonamental en l'avaluació i seguiment de patologies musculoesquelètiques i neurològiques, ja que permet conèixer, entre altres coses, la forma de caminar d'una persona, el seu equilibri i la seua força muscular; això facilita la prescripció de tractaments rehabilitadors o intervencions quirúrgiques. En el cas de les persones majors, aquesta avaluació adquireix major importància, ja que l'Organització Mundial de la Salut (OMS) considera que la salut en les persones majors es mesura en termes de funció; és part fonamental d'una valoració geriàtrica integral i permet avaluar la fragilitat de les persones majors mitjançant la capacitat per realitzar activitats diàries. Mitjançant una avaluació funcional precoç i contínua es pot promoure un envelliment saludable, prevenir i diagnosticar de forma precoç possibles deterioraments en la funció, millorant així la qualitat de vida i mantenint la independència de les persones majors durant el major temps possible.

En la present tesi doctoral es presenta el desenvolupament d'una metodologia instrumentada de valoració funcional per a les persones majors, eina àgil i portàtil que, lluny de ser una metodologia diagnòstica, pot servir de suport per a la presa de decisions clíniques davant múltiples patologies del sistema locomotor i que permet classificar i predir en base a la funcionalitat del sistema musculoesquelètic, el grau d'alteració.

S'han dut a terme una sèrie d'estudis amb diferents grups de persones majors: amb malaltia d'Alzheimer, Parkinson i persones majors fràgils amb risc de patir una caiguda. L'objectiu principal dels diferents estudis era objectivar i determinar la capacitat per a realitzar algunes de les activitats funcionals

bàsiques, com l'equilibri, la marxa, el gir per seure i aixecar-se d'una cadira en comparació amb persones sanes de la mateixa edat; l'objectiu secundari era estudiar la fiabilitat del procediment en aquestes poblacions, així com generar una sèrie de models matemàtics basats tant en estadística tradicional com en xarxes neuronals, combinant diferents tipologies de dades.

Els aspectes més destacables d'aquesta metodologia són, d'una banda, la inclusió de la valoració d'activitats de la vida quotidiana amb la duració reduïda de la prova, que és inferior a 2 minuts, la qual cosa la fa més pràctica i viable en l'àmbit clínic i, en segon lloc, que es tracta d'una instrumentació senzilla que consta d'un únic sensor embegut en un *smartphone*, que és capaç de gestionar tot el procés de registre i realitzar els càlculs necessaris per analitzar les mesures obtingudes. Amb tot això es posa de manifest la utilitat del procediment i la viabilitat dels models desenvolupats per a la valoració funcional de persones majors en un entorn clínic.

Summary

Functional assessment is fundamental in the evaluation and monitoring of musculoskeletal and neurological pathologies, as it allows understanding a person's gait, balance, and muscular strength. This facilitates the prescription of rehabilitative treatments or surgical interventions. In the case of older adults, this assessment becomes even more important, as the World Health Organization (WHO) considers that health in older individuals is measured in terms of function, which is a fundamental part of a comprehensive geriatric assessment and allows evaluating frailty in older adults based on their ability to perform daily activities. Through early and continuous functional assessment, healthy aging can be promoted, and possible declines in function can be prevented and diagnosed early, thus improving quality of life and maintaining independence in older adults for as long as possible.

This doctoral thesis presents the development of an instrumented methodology for functional assessment in older adults, which is an agile and portable tool that, far from being a diagnostic methodology, can support clinical decision-making regarding multiple pathologies of the musculoskeletal system. It enables classification and prediction of the degree of impairment based on the functionality of the musculoskeletal system.

A series of studies have been conducted involving different groups of older adults: those with Alzheimer's disease, Parkinson's disease, and frail older adults at risk of falling. The main objective of these studies was to objectively determine the ability to perform functional activities such as balance, gait, turning to sit and stand from a chair, in comparison with healthy individuals

of the same age. The secondary objective was to study the reliability of the procedure in these populations and to generate a series of mathematical models based on both traditional statistical methods and neural networks, combining different types of data.

The most notable aspects of this methodology are, firstly, the inclusion of assessment of activities of daily living within a shortened testing duration of less than 2 minutes, making it more practical and feasible in a clinical setting. Secondly, it involves a simple instrumentation consisting of a single sensor embedded in a smartphone, capable of managing the entire registration process and performing the necessary calculations to analyze the obtained measurements. All of this highlights the usefulness of the procedure and the feasibility of the developed models for functional assessment of older adults in a clinical environment.

Índice general

Índice general	xiii
1 Introducción	1
1.1 Origen de la tesis	1
1.2 Estructura del trabajo	2
2 Estado del arte: la valoración funcional en personas mayores	5
2.1 La valoración funcional: definición e importancia clínica	6
2.2 Revisión de variables y técnicas instrumentales	26
2.3 Tendencias tecnológicas aplicables a la valoración funcional	38
2.4 Métodos de clasificación aplicados a la valoración funcional	51
2.5 Importancia de la valoración funcional para las personas mayores	64
2.6 Patologías y trastornos anatomofisiológicos estudiados	71
2.7 Necesidades identificadas en la valoración funcional de las personas mayores	80
3 Hipótesis y Objetivos	83
3.1 Planteamiento de hipótesis	83
3.2 Objetivos	84
4 Plan de trabajo	87
4.1 Plan de trabajo	87
4.2 Puesta a punto del procedimiento de medida	89
4.3 Estudios de validación de la técnica de medida	89
4.4 Estudios en personas con enfermedad de Alzheimer	90
4.5 Estudios en personas con enfermedad de Parkinson	90

4.6	Estudios para el desarrollo de modelos de clasificación	90
5	Puesta a punto y validación del procedimiento de medida	95
5.1	Diseño del protocolo de medida	96
5.2	Selección de variables, instrumentación y algoritmos de cálculo	99
5.3	Validación del sensor como sistema de medida	108
5.4	Estudio de fiabilidad en personas mayores sanas	120
5.5	Conclusiones	123
6	Estudios en personas con enfermedad de Alzheimer	125
6.1	Evaluación de la movilidad en personas con Alzheimer	126
7	Estudios en personas con enfermedad de Parkinson	141
7.1	Estudio comparativo de personas con Parkinson y homólogas sanas	142
7.2	Estudio comparativo de personas con diferentes estadios de Parkinson	159
8	Estudios para el desarrollo de modelos de clasificación	169
8.1	Clasificación de la actividad realizada a partir de señales inerciales	170
8.2	Clasificación y validación del riesgo de sufrir caídas	178
8.3	Clasificación de grados de Parkinson (Hoehn y Yahr I, II y III)	196
8.4	Clasificación de diferentes patologías (personas sanas, Parkinson y Alzheimer)	216
9	Discusión	237
9.1	Limitaciones del trabajo	240
10	Conclusiones	243
10.1	Conclusiones	243
10.2	Líneas futuras de trabajo	244
	Bibliografía	245
	Anexos	293
A	Algoritmos de segmentación automática de la prueba	293
B	Algoritmos de validación del equipo de medida	301
C	Consentimiento informado estudio en Alzheimer	303
D	Hoja informativa del estudio en personas con Alzheimer	305
E	Consentimiento informado del estudio de caídas	309

F	Hoja informativa del estudio de caídas	311
G	Aprobación Comité de Ética del estudio de caídas	317
H	Consentimiento informado estudio en Parkinson	319
I	Acuerdo con la asociación Parkinson de Alicante	321
J	Publicaciones, congresos, pósters y trabajos relacionados con la tesis	327

Índice de figuras

2.1	Pruebas de valoración funcional agrupadas por la función que evalúan. . . .	10
2.2	Descripción gráfica de la prueba funcional Timed up and Go (TUG). . . .	12
2.3	Protocolo Physiological Profile Assessment (PPA).	14
2.4	Sistema Dinascan/IBV de plataforma dinamométrica.	18
2.5	Sistema Biofoot/IBV de plantillas instrumentadas.	18
2.6	Acelerómetros/IBV y sistema de conexión a ordenador.	19
2.7	Sistema de electromiografía de superficie Noraxon.	20
2.8	Triangulación sistema de vídeo fotogrametría.	21
2.9	Diagrama de selección de publicaciones para variables.	28
2.10	Diagrama de selección de publicaciones para sensores e instrumentación. . .	32
2.11	Tipologías de sensores clasificados según el número de sensores simultáneos.	35
2.12	Ubicación de los sensores clasificados según el número de sensores simultáneos.	36
2.13	Ley de Moore para CPU y para memorias.	38
2.14	Valor del mercado de los sensores portables en EEUU.	40
2.15	Descripción sistema de coordenadas sensor inercial.	41
2.16	Configuración de sensores inerciales del traje de MVN de Xsens.	42
2.17	Configuración de los sensores OPAL de APDM.	42
2.18	Publicaciones sobre “human motion analysis” “wearable sensors”.	43
2.19	Porcentaje del número de patentes, distribución por países.	44
2.20	Número de patentes identificadas en función del año.	45
2.21	Publicaciones utilizando un smartphone como instrumento de medida. . . .	46
2.22	Sensores embebidos disponibles en un smartphone.	47
2.23	Distribución de los datos para puesta a punto de modelo de redes neuronales.	56
2.24	Proceso iterativo de aprendizaje de un modelo de redes neuronales.	59
2.25	Pirámide poblacional en España.	65

2.26	Evolución del coste sanitario en función de la edad.	67
2.27	Interrelación de variables biopsicosociales con al fragilidad.	69
2.28	Esquema resumen de la etiología de las caídas en personas mayores.	78
4.1	Plan de trabajo. Fuente: elaboración propia.	88
5.1	Disposición en el espacio de la prueba funcional.	96
5.2	Fases de prueba de valoración funcional.	96
5.3	Esquema general de la prueba para la valoración funcional.	97
5.4	Fase 1 de la prueba de valoración: equilibrio estático.	97
5.5	Fase 2 de la prueba de valoración: marcha.	98
5.6	Fase 3 de la prueba de valoración: giro.	98
5.7	Fase 3 de la prueba de valoración: sentarse.	98
5.8	Fase 4 de la prueba de valoración: marcha.	98
5.9	Fase 5 de la prueba de valoración: marcha.	99
5.10	Instrumentación del participante.	100
5.11	Correcta instrumentación del participante.	103
5.12	Delimitación de las tareas realizadas durante la prueba.	105
5.13	Laboratorio de movimientos del Instituto de Biomecánica.	110
5.14	Instrumentación smartphome con marcador reflectante.	112
5.15	Bland-Altman IMU Vs Kinescan/IBV de la fase de equilibrio.	114
5.16	Bland-Altman IMU Vs Kinescan/IBV de la fase de marcha.	115
5.17	Bland-Altman IMU Vs Kinescan/IBV de la fase de sentarse y levantarse.	116
5.18	Comparación IMU Vs Kinescan/IBV del desplazamiento mediolateral.	117
5.19	Comparación IMU Vs Kinescan/IBV del desplazamiento anteroposterior.	118
5.20	Comparación IMU Vs Kinescan/IBV del estatocinesiógrama.	118
5.21	Comparación IMU Vs Kinescan/IBV del desplazamiento vertical.	118
5.22	Comparación IMU Vs Kinescan/IBV de sentarse / levantarse.	119
6.1	Instrumentación del participante.	129
7.1	Subpruebas de control postural en personas con Parkinson.	147
7.2	Diseño experimental y procedimientos de evaluación.	150
7.3	Instrumentación del dispositivo Fallskip.	161
7.4	Protocolo de evaluación Fallskip.	162
8.1	Estructura del modelo Unet para la segmentación semántica de la evaluación funcional.	175
8.2	Testeo del modelo de segmentación de la actividad Unet.	177
8.3	Instrumentación del participante para la prueba de riesgo de caídas.	182
8.4	Estructura del modelo de clasificación de nivel de riesgo de caída con datos de entrada mixtos.	186

8.5	Protocolo completo de valoración.	200
8.6	Estructura del modelo clasificador Parkinson multietapa.	201
8.7	Estructura del modelo de clasificación de niveles de Parkinson con datos de entrada mixtos.	205
8.8	Matrices de confusión de los modelos de clasificación.	210
8.9	Diagrama de flujo del procesado de datos para modelos de clasificación. . .	221
8.10	Estructura del modelo de clasificación de múltiple-rama.	225
8.11	Diagrama de flujo del análisis de datos con las pruebas de movilidad. . . .	226
8.12	Evolución de la precisión durante el entrenamiento de los modelos.	229
8.13	Matrices de confusión de los modelos de clasificación.	230
A.1	Segmentación automática (diagrama de flujo 1).	294
A.2	Segmentación automática (diagrama de flujo 2).	295
A.3	Segmentación automática (diagrama de flujo 3).	296
A.4	Segmentación automática (diagrama de flujo 4).	297
A.5	Segmentación automática (diagrama de flujo 5).	298
A.6	Segmentación automática (diagrama de flujo 6).	299
A.7	Segmentación automática (diagrama de flujo 7).	299

Índice de tablas

2.1	VARIABLES EXTRAÍDAS DE LAS PUBLICACIONES.	29
2.2	RESUMEN DE PUBLICACIONES REVISADAS EN LOS QUE SE UTILIZA SENSORES PORTABLES.	33
2.3	LEYENDA DE ACRÓNIMOS PARA LOS TIPOS DE SENSORES DE LA TABLA 2.2	34
2.4	LEYENDA DE ACRÓNIMOS PARA LAS UBICACIONES DE LOS SENSORES TABLA 2.2	34
2.5	LEYENDA DE ACRÓNIMOS PARA LAS TAREAS MONITORIZADAS TABLA 2.2	34
2.6	DESCRIPCIÓN DE LA AGRUPACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.	48
2.7	ÁMBITOS DE APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL SECTOR DE LA SALUD.	49
4.1	RESUMEN DE GRUPOS DE USUARIOS Y ESTUDIOS REALIZADOS	93
5.1	SELECCIÓN DE VARIABLES A REGISTRAR.	100
5.2	ESPECIFICACIONES DEL SMARTPHONE UTILIZADO.	102
5.3	CORRESPONDENCIA ORIENTACIÓN EJES DEL SENSOR CON EJES ANATÓMICOS.	102
5.4	CARACTERÍSTICAS DEL SISTEMA KINESCAN/IBV	111
5.5	CARACTERÍSTICAS DE LAS CÁMARAS DEL SISTEMAS KINESCAN/IBV	111
5.6	RESUMEN ERRORES Y FIABILIDAD DE LA TÉCNICA DE MEDIDA.	117
5.7	ESTUDIO DE FIABILIDAD DE LAS VARIABLES EN PERSONAS MAYORES SANAS	122
6.1	PERFIL CLÍNICO Y ANTROPOMÉTRICO DE LOS PARTICIPANTES ESTRATIFICADO POR GRUPOS	133
6.2	RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE FIABILIDAD DE LOS PARÁMETROS EN ALZHEIMER	133
6.3	DESCRIPTIVO DE LAS VARIABLES ENTRE GRUPOS Y CONDICIONES.	134
7.1	DATOS DESCRIPTIVOS Y DE FIABILIDAD DEL ESTUDIO TEST-RETEST	151
7.2	COMPARACIÓN FUNCIONALIDAD ENTRE PERSONAS CON PARKINSON Y SANOS.	152
7.3	CARACTERÍSTICAS DEMOGRÁFICAS DE LOS PARTICIPANTES.	164

7.4	Diferencias funcionales para distintos niveles de EP.	165
8.1	Descriptivo y fiabilidad de las variables para clasificador de riesgo de caídas.	189
8.2	Comparación de los modelos de clasificación del riesgo de caídas.	191
8.3	Características demográficas y parámetros biomecánicos de los participantes	209
8.4	Validación y comparación de los modelos de clasificación.	210
8.5	Sensibilidad de la validación cruzada estratificada.	210
8.6	Informe de clasificación del modelo discriminante de estadios de la enfermedad de Parkinson con los datos antropométricos de los participantes.	214
8.7	Comparación entre grupo control, Alzheimer y Parkinson.	228
8.8	Coefficientes del modelo lineal discriminante.	235
A.1	Descripción de los posibles errores durante la segmentación de la prueba	296

Listings

8.1	Librerías de keras utilizadas para modelo Unet1D	173
8.2	Composición de bloques encoder-decoder	173
8.3	Construcción del modelo Unet1D	174

Capítulo 1

Introducción

1.1 Origen de la tesis

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), debido al aumento de la esperanza de vida y a la disminución de la tasa de fecundidad, la proporción de personas mayores de 60 años está aumentando más rápidamente que cualquier otro grupo de edad en casi todos los países. El envejecimiento de la población puede considerarse un éxito de las políticas de salud pública y el desarrollo socioeconómico, pero también constituye un reto para la sociedad, una sociedad que debe adaptarse para mejorar al máximo la salud y la capacidad funcional de las personas mayores, así como su participación social y su seguridad.

El Instituto de Biomecánica (IBV) aborda este reto a través del desarrollo de proyectos de investigación enfocados en las personas mayores, individuos en situación de dependencia, fragilidad y/o discapacidad. Cuenta con una base científica sólida sobre el envejecimiento, expertos y el conocimiento necesario para ayudar a asociaciones, usuarios, instituciones y empresas a desarrollar productos, entornos y servicios que sigan mejorando la calidad de vida de las personas mayores.

La investigación en este campo se enfoca en el desarrollo y aplicación de métodos y herramientas para identificar las necesidades y preferencias de grupos

de población vulnerables, así como para presentar soluciones que mejoren su autonomía e independencia. Contamos con una amplia experiencia en envejecimiento activo y saludable mediante la implementación de planes de intervención adaptados a los problemas, necesidades y preferencias de las personas mayores, así como en la evaluación funcional.

En este ámbito, el IBV tiene una extensa trayectoria de investigación orientada a la mejora de la calidad de vida de grupos vulnerables (personas mayores, personas con discapacidad física, discapacidad cognitiva, Alzheimer, Parkinson, niños/as con parálisis cerebral, entre otros); esto ha permitido establecer criterios de diseño accesibles para productos, servicios y entornos que se adapten a las necesidades, preferencias y características de estos grupos.

Enmarcado en esta línea de investigación, el presente trabajo tiene como objetivo desarrollar una metodología instrumentada de valoración funcional para las personas mayores, herramienta ágil y portable que, lejos de ser una metodología diagnóstica, pueda servir de soporte para la toma de decisiones clínicas ante múltiples patologías del sistema locomotor y que permite clasificar y predecir en base a la funcionalidad del sistema musculoesquelético, el grado de alteración.

1.2 Estructura del trabajo

La revisión del estado del arte, que da pie a la investigación (Capítulo 2), comienza con una síntesis sobre la evaluación funcional y su importancia en el contexto de las personas mayores, así como los desafíos asociados a su implementación en este grupo de población. A continuación, se realiza una revisión de la literatura existente acerca de las variables clínicamente relevantes y los sensores utilizados en pruebas funcionales instrumentadas. También se presentan los avances tecnológicos en sistemas de registro portátiles y el uso de smartphones, así como las técnicas de análisis de datos, la Inteligencia Artificial y el Aprendizaje Automático aplicadas al ámbito de la salud.

También, se aborda la situación demográfica actual en España junto con los desafíos asociados a una población envejecida y los cambios que acontecen en el aparato locomotor durante el proceso de envejecimiento. Se destacan las patologías y trastornos anatomofisiológicos más prevalentes en la vejez, en particular las neurológicas (como el Parkinson y el Alzheimer) y las caídas, que son los focos de estudio de esta investigación.

Finalmente, teniendo en cuenta los antecedentes revisados, se han detectado una serie de oportunidades para avanzar en el conocimiento, oportunidades que se han definido como hipótesis y objetivos de investigación en el Capítulo 3 así como el plan de trabajo para llevarlos a cabo en el Capítulo 4.

El Capítulo 5 describe en detalle la puesta a punto y la validación del procedimiento de medida propuesto. Para ello, se describe el protocolo de la prueba biomecánica, las variables obtenidas y cómo se obtienen. Se muestra el sensor y la instrumentación utilizada para el registro y, por último, la propia validación del sistema de medida frente a un gold estándar y la validación de la metodología en un grupo de personas mayores sanas.

Los Capítulos 6 y 7 recogen la información de los estudios realizados en personas con enfermedad de Alzheimer y Parkinson.

En el Capítulo 6 se muestran los resultados de un estudio en personas en los primeros dos estadios de Alzheimer según los criterios NINCDS-ADRDA, comparando la calidad de ejecución de las actividades incluidas en la metodología, por un lado en personas con Alzheimer y personas sanas; Además, se analizó la calidad de su funcionalidad teniendo en cuenta el efecto de realizar una tarea cognitiva de forma simultánea (tarea dual), así como estudiar la fiabilidad del procedimiento en esta población.

En el Capítulo 7 se muestran los resultados de los estudios con personas con Parkinson (Hoehn & Yahr niveles 1, 2 y 3). En el primero, uno de los objetivos principales de los estudios es objetivar y determinar la capacidad de realizar algunas actividades funcionales básicas, como el equilibrio, la marcha, el giro para sentarse y levantarse de una silla en comparación con personas sanas de la misma edad; el objetivo secundario es estudiar la fiabilidad del procedimiento en esta población. En el segundo estudio se analizan las diferencias existentes en las variables biomecánicas obtenidas durante la prueba funcional propuesta en los diferentes grados de Parkinson.

En el Capítulo 8, utilizando las bases de datos generadas en los diferentes estudios, se han generado diferentes modelos matemáticos de clasificación basados en Inteligencia Artificial y sus submodalidades. Este capítulo se subdivide en cuatro partes, un estudio para cada uno de los modelos; los diferentes modelos desarrollados disponen de las siguientes funcionalidades:

- Clasificación de la actividad realizada a partir de las señales en bruto del sensor.

- Clasificación del riesgo de sufrir una caída en comparación con un gold estándar.
- Clasificación de los diferentes grados de Parkinson (Hoehn & Yahr niveles 1, 2 y 3).
- Clasificación de diferentes patologías (personas sanas mayores, Parkinson y Alzheimer).

En el Capítulo 9, a partir de los resultados obtenidos, se discuten las ventajas y limitaciones de la metodología de valoración funcional y los modelos de clasificación presentados. Las principales conclusiones quedan recogidas en el Capítulo 10.

El trabajo concluye con una serie de anexos que recopilan, más detalladamente, los diferentes algoritmos desarrollados en el Capítulo 5, la documentación generada para la realización de los estudios con personas (consentimientos informados, hojas informativas, aprobación del Comité de Ética) y, por último, un listado de las diferentes publicaciones en revistas, congresos y Trabajos Final de Grado y Máster, que han resultado de esta investigación.

Capítulo 2

Estado del arte: la valoración funcional en personas mayores

Este capítulo ofrece una descripción del estado del arte y las conclusiones que llevan a la generación de hipótesis y objetivos en la presente tesis doctoral. Comienza con un resumen de la valoración funcional y su importancia en las personas mayores, así como la problemática asociada a su uso en este grupo de edad. Posteriormente se realiza una revisión bibliográfica de las variables clínicamente relevantes y los sensores utilizados en pruebas funcionales instrumentadas. También se presentan los avances tecnológicos en sistemas de registro portátiles y el uso de smartphones, así como en técnicas de análisis de datos, Inteligencia Artificial y Machine Learning en el campo de la salud. Se presenta, asimismo, la situación demográfica actual en España, la problemática asociada a una población envejecida y los cambios propios del proceso de envejecimiento en el aparato locomotor, así como las patologías y trastornos anatomofisiológicos de mayor prevalencia durante la vejez, en concreto las neurológicas estudiadas en el presente trabajo (Parkinson y Alzheimer) y las caídas. Por último, y a modo de conclusión, se resume la problemática existente en la valoración funcional en personas mayores y se plantea el objetivo de avanzar en este campo a través de lo aportado en la presente tesis.

2.1 La valoración funcional: definición e importancia clínica

El término función/funcionalidad viene definido por la capacidad de realizar ciertas actividades motoras que requieren acciones musculares y cognitivas las cuales permiten desenvolverse de forma independiente; de esta forma, la valoración funcional sería la valoración de la capacidad de realizar dichas funciones (Segovia Díaz de León y Torres Hernández 2011).

En concreto, a través de la valoración funcional es posible evaluar la capacidad de las personas para realizar movimientos, actividades o funciones. Esta información resulta de utilidad para conocer si una persona está capacitada para realizar alguna actividad física, ya sea en el ámbito clínico, deportivo, laboral o doméstico. La disciplina de la valoración funcional biomecánica aparece por la necesidad de evaluar la función dentro de la especialidad de Medicina Física y Rehabilitación ya que el objetivo final de cualquier programa rehabilitador es conseguir el nivel más elevado posible de habilidad funcional (Vivas Broseta 2014).

En el caso concreto de las personas mayores dicha valoración funcional cobra especial relevancia debido a que "parte de la salud en las personas mayores se mide en términos de función" (WHO 1959), siendo la valoración funcional uno de los pilares de una valoración geriátrica integral (Silveira y col. 2016). La valoración del estado de fragilidad puede requerir la evaluación de la capacidad de la persona para realizar las distintas AVD (actividades de la vida diaria) desde un enfoque o perspectiva multidisciplinar (J. Shin, M. Kim y Choi 2021). A partir de una la evaluación funcional temprana y continuada sería posible caminar hacia un envejecimiento saludable que sirva de prevención y/o diagnóstico precoz de posibles declives en las funciones de estas personas mayores, con lo que se mejoraría la propia calidad de vida de la persona, alargando, el mayor tiempo posible, su estado de independencia (Soler 2020). La propia funcionalidad de una persona es un indicador de calidad de vida y bienestar, por lo que su pérdida puede estar muy relacionada con la presencia de una o varias patologías (Segovia Díaz de León y Torres Hernández 2011).

Por todos los motivos anteriormente mencionados Soler define los objetivos principales de la valoración funcional en las personas mayores como:

- Describir el estado de salud de la persona anciana e identificar las áreas en las que sus funciones son deficitarias.
- Colaborar en la toma de decisiones individualizadas (elaborar planes de cuidados, ajustar tratamientos, etc...).

- Identificar y graduar enfermedades.
- Monitorizar la evolución y la eficacia de los planes.
- Establecer pronósticos y expectativas de resultados.
- Establecer las bases científicas de intervenciones médicas.
- Identificar a la población anciana en riesgo para implementar políticas sanitarias globales y medidas preventivas.

Para cumplir con los objetivos mencionados se recomienda la utilización de instrumentos de valoración funcional.

Un instrumento de valoración funcional mide la capacidad de un individuo (en el caso que nos ocupa, una persona mayor) para adaptarse a las tareas y problemas diarios, y se lleva a cabo mediante la evaluación de las AVD, tanto básicas (ABVD), instrumentales (AIVD) así como avanzadas (AAVD). El instrumento de valoración funcional se utiliza para objetivar y evaluar la calidad de ejecución de los gestos que requieren las AVD o tareas determinadas.

No existe un instrumento de valoración funcional ideal, con lo que es necesario realizar una selección previa a cada valoración del instrumento más adecuado para cada situación (Andresen 2000; Johnston, Keith e Hinderer 1992; Dijkers y col. 2002). La elección del instrumento debe tener en cuenta los siguientes criterios:

- **Objetivo de la medición:** el objetivo de la medición viene dado por el diseño metodológico del estudio a realizar (transversal, longitudinal, etc...).
- **Información necesaria:** parámetros y/o variables que se pretenden observar.
- **Población a la que está dirigida:** existen ciertos instrumentos de medición que no están indicados para ciertas poblaciones, ya sea por la capacidad de realizarlo o por seguridad durante la ejecución; esto viene definido por la generación de unos criterios de exclusión para el estudio.
- **Error de medida:** también conocido como error de medición; se refiere a la discrepancia o la diferencia entre la medida obtenida y el valor verdadero de la variable que se está evaluando. Es una parte inherente de cualquier proceso de medición. Se utilizan diferentes técnicas estadísticas para estimar y cuantificar el error, como el error estándar de medida o el

análisis de Bland-Altman (Martin Bland y Altman 1986); estos gráficos permiten evaluar si existe algún tipo de sesgo o tendencia entre las medidas, así como la dispersión de las mismas. Cuando se evalúa la fiabilidad en una escala con diferentes ítems se observa la consistencia interna o el Alfa de Cronbach, la cual valora la homogeneidad entre estos diferentes ítems.

- **Fiabilidad:** la fiabilidad se refiere a la consistencia y estabilidad de los resultados obtenidos con un instrumento de valoración. En otras palabras, es la capacidad del instrumento para proporcionar mediciones consistentes y confiables en diferentes momentos y en diferentes condiciones. Una herramienta con alta fiabilidad producirá resultados similares cuando se aplica a la misma muestra o población en diferentes ocasiones. Existen diferentes métodos para evaluar la fiabilidad de un instrumento, como el coeficiente de correlación intraclase (ICC) o el coeficiente de confiabilidad de Cronbach; estos indicadores cuantifican el grado de acuerdo entre las mediciones repetidas y la consistencia interna de los ítems en el instrumento. El resultado de estos indicadores se considera pobre si es inferior a 0.4, aceptable entre 0.4 y 0.75 y buena cuando es superior a 0.75 (Shrout y Fleiss 1979).
- **Repetibilidad:** la repetibilidad se refiere a la capacidad de un instrumento de valoración para proporcionar mediciones consistentes cuando se utiliza en múltiples ocasiones por el mismo evaluador. Es decir, la repetibilidad se centra en la consistencia de las mediciones realizadas por el mismo evaluador en diferentes momentos de aplicación. Una herramienta con alta repetibilidad producirá resultados similares cuando se utilice en diferentes momentos, lo que indica que el evaluador es capaz de medir de manera coherente la función o habilidad que se está evaluando (Shrout y Fleiss 1979).
- **Validez:** hace referencia a que el instrumento registra el fenómeno que se pretende medir. Del mismo modo que no sería apropiado medir la fuerza ejercida por la mano con un termómetro por muy objetivo y repetible que sea el instrumento, no sería adecuado utilizarlo. Con el fin de validar un instrumento de medida es frecuente comparar los resultados obtenidos con los registrados con otra herramienta previamente validada o de referencia "gold standard". La prueba estadística a utilizar para evaluar la validez del instrumento es el ICC, siendo valores aceptables superiores a 0.6.
- **Sensibilidad al cambio:** es la capacidad de un instrumento para detectar cambios en la magnitud que se mide, es decir, la mínima cantidad

que puede apreciar; un instrumento más sensible permite detectar cambios más pequeños (Brydges 2019). La sensibilidad de un instrumento se suele indicar mediante el intervalo mínimo detectable (ejem. $\pm 1^\circ$). La prueba estadística que se utiliza para evaluar la calidad de la sensibilidad de un instrumento es el tamaño del efecto estandarizado mediante la d de Cohen (J. Cohen 1988) donde se considera la magnitud del efecto pequeño ($d = [0.2 - 0.3]$), medio ($d = [0.5 - 0.8]$) y grande ($d > 0.8$).

Dos conceptos relacionados con la sensibilidad al cambio son el **efecto suelo** y **efecto techo** de los instrumentos de medida. El efecto suelo de un instrumento hace referencia a que el propio instrumento no vale para detectar cambios mientras la persona no alcance un nivel mínimo de funcionalidad; por el contrario, el efecto techo hace referencia a que el instrumento llega a saturar y no es capaz de registrar cambios una vez alcanzado el valor máximo que puede ofrecer el instrumento de medida. Un instrumento se considera excelente cuando no presenta estos efectos, adecuado cuando el porcentaje de usuarios que obtienen la máxima o mínima puntuación es inferior o igual al 20% y pobre si este porcentaje es superior al 20% (Vivas Broseta 2014). En la valoración de personas mayores conviene seleccionar instrumentos sin efecto techo para valorar actividades en los niveles funcionales más altos e instrumentos sin efecto suelo para los niveles funcionales más bajos.

- **Invasividad:** el instrumento no debe alterar el comportamiento natural de la persona evaluada.
- **Coste en el tiempo de ejecución:** puede darse el caso de que no se disponga del tiempo necesario para utilizar un instrumento específico y se haga necesario llegar al compromiso de utilizar instrumentos de medida que aporten la suficiente información relevante para evaluar la funcionalidad ajustado al tiempo disponible.

La valoración funcional se debe realizar utilizando instrumentos validados para mejorar la sensibilidad diagnóstica, detectar problemas de forma precoz, maximizar la objetividad de las medidas, etc. . . . facilitando, así, la transferencia de la información al resto de profesionales (Soler 2020).

A modo de recopilación, en la figura 2.1 se muestran las pruebas más utilizadas en la valoración funcional en personas mayores organizadas en función de qué se pretende evaluar (Soler 2020).

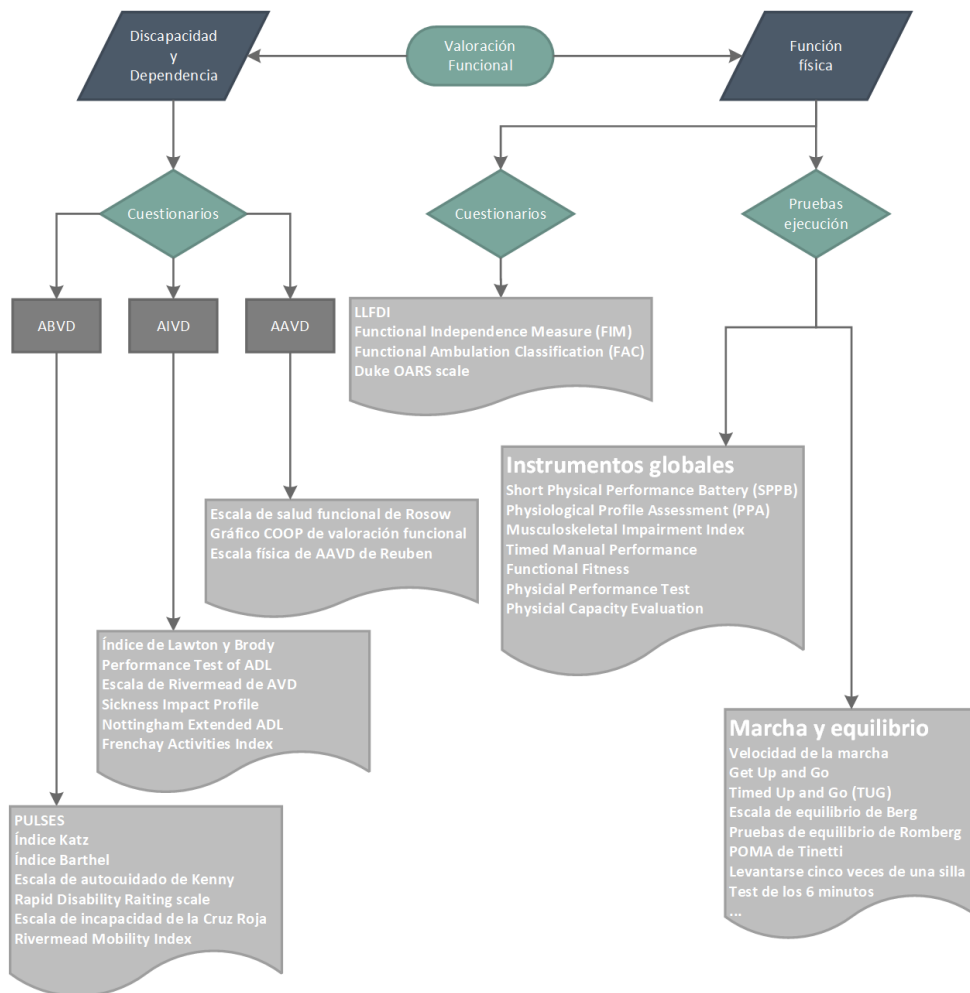


Figura 2.1: Resumen esquemático de las pruebas de valoración funcional agrupadas por la función que evalúan. (AAVD) actividades avanzadas de la vida diaria; (ABVD) actividades básicas de la vida diaria; (ADL) activities of daily living (actividades de la vida diaria); (AIVD) actividades instrumentales de la vida diaria; (AVD) actividades de la vida diaria; (LLFDI) Instrumento de función e instrumento sobre discapacidad; (OARS) Older Americans Resources and Services; (POMA) Performance Oriented Mobility Assessment. Fuente: adaptada de (Soler 2020).

2.1.1 Valoración de la función física

2.1.1.1 Pruebas de ejecución

Un tipo de técnicas e instrumentos de recogida de datos para evaluar el estado funcional son pruebas en las que la persona a evaluar tiene que realizar algún tipo de movimiento/gesto o tarea determinada para obtener su estado funcional mientras el evaluador califica o mide el desempeño de la misma (Patrizio y col. 2021). A continuación, se presenta un conjunto de algunas de las metodologías más utilizadas en la valoración funcional de las personas mayores.

2.1.1.1.1 Marcha y equilibrio

- Evaluación de la **velocidad de la marcha**, la cual se ha demostrado, en gran cantidad de estudios, su validez y repetibilidad en todo tipo de poblaciones (O. Beauchet y col. 2013; Nancye May Peel y col. 2019; Studenski y col. 2011); además, es rápida y económica de realizar, aunque está influida por factores como el sexo, el peso, la altura y la edad (Roche y col. 2021). Esta prueba se evalúa contando el tiempo que se tarda en recorrer una distancia conocida y posteriormente se obtiene la velocidad promedio en m/s . Diferentes autores han utilizado varias distancias para evaluar la velocidad, desde 3, 4, 5 o 10 metros o, incluso, en lugar de establecer la distancia fija a recorrer, se establece la duración durante la cual la persona debe permanecer caminando (test de 6 minutos marcha (6MWT)) y se registra la distancia recorrida (Patrizio y col. 2021). Studenski y col. concluyó que la mediana de supervivencia a 10 años en personas mayores tienen una velocidad de marcha de $0.8 m/s$, las personas por debajo de $0.6 m/s$ se encontrarían en claro riesgo y las que se encuentren por encima de $1.2 m/s$ tendrían una supervivencia excepcional. La velocidad de la marcha resulta ser un buen parámetro para predecir la capacidad para la realización de las AVD y el deterioro de la movilidad (J. M. Guralnik y col. 2000). La disminución en la velocidad de la marcha en personas mayores está claramente relacionada con el riesgo de caídas, la calidad de vida, el estado de salud, la movilidad, el deterioro cognitivo y la demencia y la temprana mortalidad, de ahí la importancia de la valoración funcional para poder llevar a cabo una prevención eficaz de estos sucesos al observar y medir la velocidad de la marcha (Studenski y col. 2011).
- **Timed Up & Go test** o prueba de levantarse y caminar es una prueba ampliamente utilizada para evaluar la funcionalidad de las personas

mayores (Wrisley y Kumar 2010; Ziegl y col. 2017) y, especialmente, para valorar el riesgo de caídas (Friedrich y col. 2021; Roshdibenam y col. 2021; Shumway-Cook, Brauer y M. Woollacott 2000). Consiste en medir el tiempo necesario para levantarse de una silla, caminar en línea recta 3 metros, girar, volver a recorrer los 3 metros y sentarse de nuevo en la silla. Los valores normativos que establecen el riesgo de caídas son: menos de 10 segundos se considera riesgo bajo de caída, entre 10 y 20 segundos indica fragilidad (riesgo de caída) y tiempos por encima de 20 segundos riesgo elevado de sufrir una caída (Abizanda Soler y col. 2012).

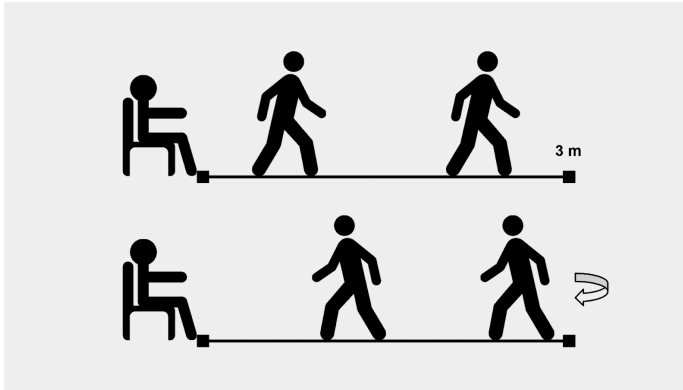


Figura 2.2: Descripción gráfica de la prueba funcional Timed up and Go (TUG). Fuente: (Abizanda Soler y col. 2012).

- Pruebas de **equilibrio de Romberg**, donde se realizan pruebas de equilibrio en bipedestación con los pies juntos y los brazos estirados a ambos costados durante 30 segundos en 4 condiciones diferentes, con los ojos abiertos (ROA), con los ojos cerrados (ROC), con los ojos abiertos, pero sobre una superficie inestable (RGA) y con los ojos cerrados con una superficie inestable (RGC) (Elgohary 2017). Esta batería de pruebas esta compuesta por los diferentes subtests que ayudan al profesional a comprobar si hay algún problema a nivel visual, vestibular o propioceptivo.
- **Escala de Tinetti** se divide en dos partes, la valoración del equilibrio, por un lado, y la valoración de la marcha por otro. Para ello vamos solicitando al participante distintos movimientos y actividades que se irán puntuando, siendo la puntuación máxima en el equilibrio 16 puntos y en la marcha 12 puntos. El resultado de ambos apartados se sumará, de manera que una puntuación menor de 19 puntos implicará un alto riesgo de caídas, una puntuación de 19 a 24 reflejará riesgo medio de caídas y

una puntuación de 25 a 28 indicará bajo riesgo de caídas. La valoración de la marcha y el equilibrio, han demostrado que es capaz de detectar precozmente el riesgo de caídas en personas mayores (M. E. Tinetti, T. F. Williams y Mayewski 1986). El tiempo de cumplimentación oscila entre 8 y 10 minutos. La máxima puntuación posible son 28 puntos desglosados en 12 para marcha y 16 para el equilibrio, los cuales, a mayor puntuación, mejor funcionamiento, y puntuaciones por debajo de 19 se considera tener un riesgo alto de caídas.

- La **escala de Berg** valora el estado funcional del equilibrio en varias condiciones; dispone de 14 ítems con una puntuación que puede oscilar entre 0 y 56 puntos, donde valores entre 0 y 20 indican una alteración grave del equilibrio, valores entre 21 y 40 una alteración moderada y valores superiores a 41 una alteración leve del equilibrio (Muir-Hunter, Graham y Montero Odasso 2015).
- El **“Short Physical Performance Battery” (SPPB)**, consiste en la realización de una batería de pruebas divididas en 3 categorías: equilibrio (pies juntos, tándem y semi-tándem), velocidad de la marcha en 4 metros y sentarse y levantarse de una silla 5 veces (Friedrich y col. 2021). Es obligatorio administrar este instrumento siguiendo una secuencia determinada en función de las puntuaciones que se van obteniendo. La puntuación final es la suma de las puntuaciones parciales de cada categoría y oscila entre 0 y 12; una puntuación inferior a 10 indica presencia de fragilidad y un elevado riesgo de discapacidad/dependencia, así como riesgo de caídas. Cambios en 1 punto tienen asociado un significado clínico (Cabrero-García y col. 2012).
- El **“Physiological Profile Assessment” (PPA)** dispone de dos versiones, la completa y la corta; ambas versiones comprenden pruebas cuantitativas de contraste visual, propioceptivas y de fuerza muscular de miembros inferiores, tiempos de reacción y pruebas de equilibrio postural (figura 2.3) (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003; S. R. Lord, Delbaere y Gandevia 2016). El PPA da como resultado un Z-score que indica la probabilidad de sufrir una caída en el próximo año. Se desglosa en 6 niveles de riesgo: muy bajo, bajo, leve, moderado, alto y muy alto. El modelo estadístico con el que obtiene el Z-score es una combinación lineal de los resultados obtenidos por las pruebas funcionales añadiendo datos referentes al sujeto (edad, peso, altura, sexo y presencia de caída en el año anterior). Su tasa de acierto es del 75% (S. R. Lord, Delbaere y Gandevia 2016).

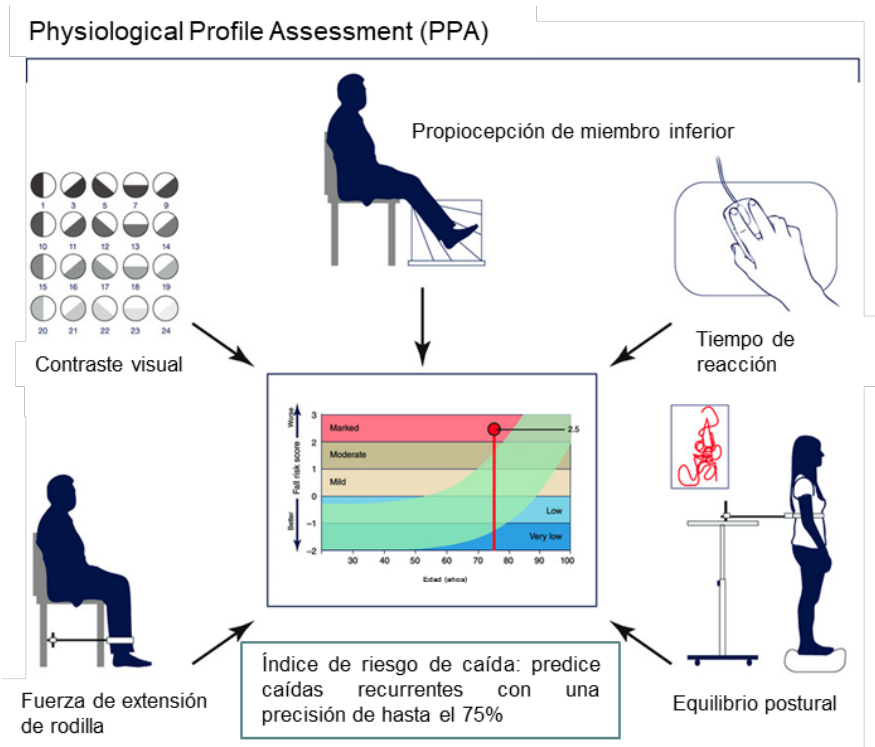


Figura 2.3: Descripción gráfica de la batería de pruebas que componen el protocolo Physiological Profile Assessment (PPA). Fuente: adaptada de (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003).

2.1.1.2 Cuestionarios

- **Late Life function and disability (LLFDI):** es un autoinforme de evaluación del funcionamiento y la discapacidad para personas mayores residentes en la comunidad con un amplio abanico de problemas de salud (Gignac y col. 2011). El rango de puntuación global final oscila entre 31, como peor funcionalidad posible, y 155 como la mejor funcionalidad posible (Abizanda Soler y col. 2012).
- **Functional Ambulation Categories (FAC):** es una evaluación funcional de la capacidad de caminar que determina el grado de asistencia necesario para el paciente. Es una escala de 6 puntos que se utiliza para determinar el nivel de asistencia humana requerida durante la marcha, independientemente de si se utiliza un dispositivo de asistencia personal o no (Holden, Gill, Magliozzi y col. 1984). Sin embargo, es importante destacar que la FAC no evalúa la resistencia, ya que solo se requiere que el paciente camine aproximadamente 3 metros (Holden, Gill y Magliozzi 1986).
- **Duke Older Americans Resources and Services (OARS):** programa desarrollado en el Duke Center for the Study of Aging and Human Development, diseñado específicamente para evaluar el bienestar de las personas mayores y su utilización y necesidad de servicios (Fillenbaum 1988). Con el objetivo de examinar el impacto de los servicios en el estado funcional, el programa desarrollado por la OARS utiliza un modelo de tres partes:
 - Evaluación individual del estado funcional para agrupar a las personas en categorías comparables de funcionalidad.
 - Descomposición de los servicios en componentes genéricos y posterior reagrupación según su utilización real en forma de paquetes de servicios.
 - Utilización de una matriz de transición para estudiar el impacto de paquetes de servicios específicos en estados funcionales específicos.

2.1.1.3 Valoración biomecánica

La valoración funcional y la valoración biomecánica son dos enfoques diferentes para evaluar la salud, el rendimiento o las capacidades de una persona en relación con su sistema musculoesquelético. Con el fin de diferenciarlas, a continuación, se muestran algunas diferencias entre ambas relacionadas con:

1. Objetivo principal:

- Valoración funcional: evalúa la capacidad de una persona para llevar a cabo actividades específicas en la vida diaria o en un contexto deportivo. Se enfoca en la funcionalidad y la capacidad para realizar tareas concretas.
- Valoración biomecánica: se centra en el análisis de la mecánica del movimiento y la distribución de fuerzas en el cuerpo. Se utiliza para identificar posibles desequilibrios, ineficiencia o patrones anormales de movimiento.

2. Métodos y herramientas:

- Valoración funcional: suelen utilizarse pruebas específicas de movilidad, fuerza, resistencia y coordinación, así como cuestionarios o escalas de evaluación.
- Valoración biomecánica: implica el uso de instrumentación especializada como sensores de movimiento, cámaras de alta velocidad y plataformas de fuerza para medir con precisión las variables biomecánicas.

3. Resultados obtenidos:

- Valoración funcional: proporciona información sobre la capacidad de una persona para llevar a cabo tareas específicas, como caminar, correr, levantar objetos, etc.
- Valoración biomecánica: ofrece información detallada sobre la mecánica del movimiento, como ángulos articulares, fuerzas aplicadas y momentos articulares.

Con lo mostrado anteriormente, la valoración biomecánica se enfoca en el análisis cuantitativo de los aspectos mecánicos del movimiento, mientras que la

valoración funcional se centra en la capacidad de una persona para llevar a cabo actividades específicas.

En la actualidad y, dentro de los laboratorios de biomecánica, existen técnicas instrumentales de medición como los sistemas de fotogrametría para el estudio de movimientos humanos o las plataformas dinamométricas para registrar las fuerzas de reacción. Estas técnicas requieren un espacio de trabajo amplio y que permita acondicionar los instrumentos de medición. En la actualidad, su uso está limitado a dicho espacio debido a problemas de portabilidad, así como a su elevado coste y la necesidad de una formación específica para su uso.

Pese a estos inconvenientes, estos sistemas son ampliamente utilizados debido a que se consideran las técnicas instrumentales de referencia para el registro y análisis de movimientos y fuerzas de reacción (Leardini y col. 2017; Trojaniello, Cereatti y Della Croce 2014). A continuación, se presentan las principales técnicas instrumentales de valoración biomecánica aplicadas al ámbito de las personas mayores.

- **Plataformas dinamométricas:** instrumento electrónico compuesto por células de carga instrumentadas con galgas extensométricas o sensores piezoeléctricos unidos a una plataforma rígida (Bronzino y Peterson 2014). Se utilizan para registrar las fuerzas de reacción que se ejercen sobre la plataforma rígida en los tres ejes de movimiento durante la realización de un gesto determinado (Ramey 1975). Estos instrumentos, en el caso concreto de la valoración en personas mayores, se utilizan para el registro de gestos como la marcha (Mehmet, Robinson y Yang 2020), valoración del equilibrio (Vsetecková y Drey 2013), potencia en miembros inferiores (Lindemann y col. 2003) o en el reparto de las fuerzas con el uso de ayudas técnicas (Piirtola y Era 2006).

El inconveniente más relevante de este instrumento es que es necesario realizar una instalación específica donde el sistema quede integrado en el suelo y fijarlo a una superficie rígida. Por ello, es de difícil uso fuera de un laboratorio de biomecánica.

- **Plantillas instrumentadas:** se utilizan para registrar las presiones plantares ejercidas entre el pie y el calzado. Los sensores que incorporan suelen ser capacitivos, resistivos o piezoeléctricos y suelen estar distribuidos uniformemente por la planta o concentrados en los puntos de mayor presión (dependiendo de la calidad de las plantillas). El número de sensores puede variar desde 2 o 4 hasta más de 60 (Moufawad El Achkar y col. 2016). Al dar la posibilidad de registrar las presiones plantares en

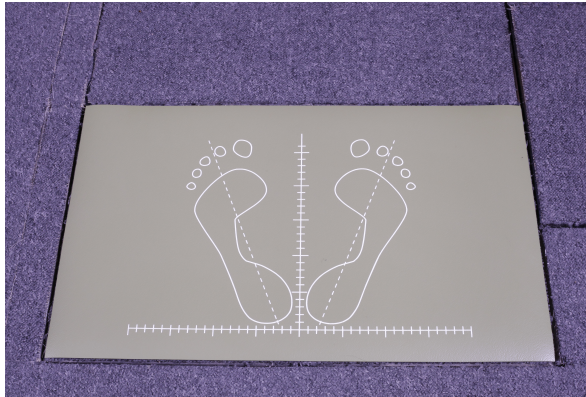


Figura 2.4: Sistema Dinascan/IBV de plataforma dinámometrica. Fuente: imagen cedida por el IBV.

el propio calzado, es un instrumento de gran valor para el diseño y la evaluación de calzado específico o plantillas personalizadas, incluso para controlar la evolución de ciertas técnicas rehabilitadoras.



Figura 2.5: Sistema Biofoot/IBV de plantillas instrumentadas. Fuente: imagen cedida por el IBV.

- **Acelerómetros:** se utilizan para registrar la aceleración lineal de un cuerpo. Este instrumento registra la aceleración que se aplica a una masa situada en equilibrio entre sensores captadores de fuerzas; dicho proceso genera vibraciones en la masa y, atendiendo a la segunda ley de Newton ($F = m \cdot a$), se obtienen las aceleraciones. Los acelerómetros

más complejos son capaces de registrar las aceleraciones en los 3 ejes de movimiento.

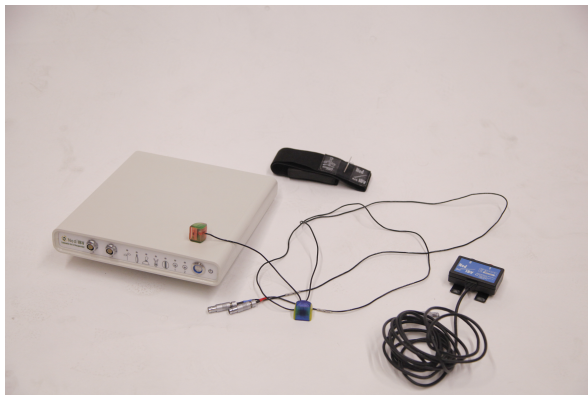


Figura 2.6: Acelerómetros/IBV y sistema de conexión a ordenador. Fuente: imagen cedida por el IBV.

Estos instrumentos tienen la peculiaridad de que suelen ser de un tamaño y un coste reducido. Las primeras versiones de estos sistemas estaban cableados dificultando el movimiento libre; en la actualidad se disponen de sistemas inalámbricos conectados entre sí por Bluetooth Low Energy (BLE) o Wifi. En los últimos años, estos sensores suelen combinarse con giróscopos, que registran la velocidad angular, y magnetómetros para el registro del campo magnético terrestre con los que crear los sensores inerciales o IMU, de los cuales hablaremos más adelante.

- **Electromiografía de superficie o EMG:** registra la actividad eléctrica generada por el grupo muscular instrumentado. Es una señal fisiológica que se registra mediante una triada de electrodos colocados en la piel (Hermens 1999). Esta instrumentación permite conocer si el músculo instrumentado se encuentra activo, el nivel de actividad en función de un porcentaje de activación de la máxima contracción voluntaria y si el músculo se fatiga (Larson y Wilbur 2020).

Por contrapartida, presenta una serie de problemas que dificultan su interpretación clínica: la señal de activación del grupo muscular instrumentado no es pura, ya que se encuentra contaminada con las señales de activación de los grupos musculares adyacentes, el nivel de activación muscular no es repetible ya que puede variar en función del gesto realizado incluso de la persona que lo realiza y por último, la calidad de la señal percibida

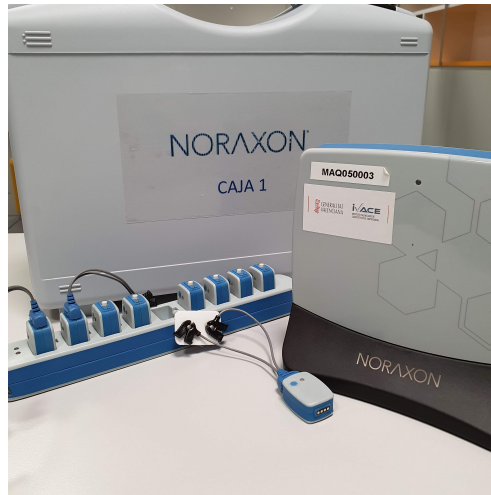


Figura 2.7: Sistema de electromiografía de superficie Noraxon. Fuente: elaboración propia.

por los sensores es sensible a la ubicación y a la preparación de la piel (I. Campanini y col. 2007; Merlo e Isabella Campanini 2010).

- **Fotogrametría:** es la técnica por excelencia para medir el movimiento en los laboratorios de biomecánica y se considera el gold estandar debido a su precisión y exactitud (Cappozzo y col. 2005; Chiari y col. 2005). A partir de cámaras fotográficas o de vídeo se realiza el seguimiento de unos marcadores reflectantes adheridos a la piel para obtener, a partir de la posición, variables cinemáticas (figura 2.8).

Si se pretende obtener la posición en el espacio de los marcadores en 2D con una única cámara sería suficiente, pero en el caso de querer realizar un análisis en 3D como mínimo se necesitan 2 cámaras, ambas debidamente calibradas, aunque en la práctica serían 3. Esto es debido a que es necesario que cada marcador sea visible por al menos dos cámaras.

A partir de las posiciones se pueden obtener variables cinemáticas como el ángulo, la velocidad y la aceleración de los marcadores; estos marcadores suelen ser pequeños objetos esféricos recubiertos con un material reflectante, los cuales se fijan al segmento del cuerpo que se desea analizar mediante algún tipo de tejido más adhesivo.

No obstante, aún siendo la técnica instrumental de referencia, tiene una serie de contrapartidas a tener en cuenta:

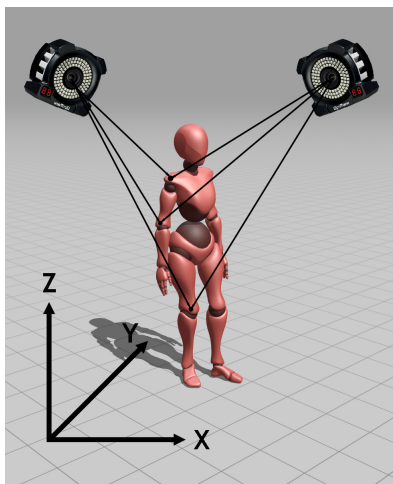


Figura 2.8: Triangulación sistema de vídeo fotogrametría. Fuente: elaboración propia.

- Es necesario disponer de un espacio dedicado.
- Es un equipo con un elevado coste.
- Requiere de un proceso de calibración elaborado.
- Su uso requiere personal especializado.

2.1.2 Valoración de la discapacidad y dependencia

2.1.2.1 Cuestionarios

Dentro de los instrumentos de valoración funcional nos podemos encontrar una infinidad de cuestionarios. Estos instrumentos y técnicas suelen tener un efecto techo notable, ya que, una vez alcanzado cierto nivel de funcionalidad, no son capaces de detectar cambios. Por el contrario, son herramientas que permiten categorizar en un primer instante a la persona cuando su estado funcional es muy bajo y no es posible utilizar instrumentos que requieran una mínima capacidad funcional (efecto suelo).

Los cuestionarios de autopercepción más utilizados en personas mayores son los siguientes:

- Cuestionario de calidad de vida EQ-5D-5L (Cabasés 2015): consta de 5 preguntas con 5 posibles respuestas que evalúa 5 dominios: movilidad, autocuidado, AVD, dolor/malestar y ansiedad/depresión.
- Cuestionario de salud SF-12, SF-36 (Vilagut y col. 2008) donde se evalúan las capacidades de realizar las AVD.
- Evaluación del dolor reportado o la escala visual analógica EVA (Vicente-Herrero y col. 2018).
- Cuestionario KCL (Kihon Checklist) para evaluar la vulnerabilidad de personas con alto riesgo de dependencia (Fernandes Bolina y col. s.f.). Se compone de 25 preguntas en 7 áreas y las respuestas pueden indicar deterioro funcional. La evaluación del deterioro funcional en cada área está determinada por ítems de función motora, ítems de estado nutricional, ítems de función oral, estado de confinamiento en casa, ítems de función cognitiva, y ítems de estado de ánimo depresivo.
- Cuestionario Fried para evaluar la fragilidad (Fried y col. 2001), clinical frailty scale (Rockwood y col. 2005). La fragilidad generalmente se ha definido utilizando los 5 criterios del fenotipo de Linda Fried: disminución de la velocidad al caminar, baja actividad física, fatiga física reportada, pérdida de peso no intencional y debilidad muscular (evaluada mediante la fuerza de agarre). La presencia de 3 o más de estos criterios clasifica a un individuo como "frágil" y se ha asociado, de manera independiente, con el deterioro de la movilidad, discapacidad, caídas accidentales, hospitalización y mortalidad (Ramírez Ramírez, Cadena Sanabria y Ochoa 2017).
- Evaluación del deterioro cognitivo: Mini mental-State Examination (MSE) (M. F. Folstein, S. E. Folstein y McHugh 1975). Es una herramienta útil a la hora de valorar a una persona con problemas de memoria. Consta de 19 ítems que evalúa la orientación, memoria, atención, concentración, cálculo, lenguaje y habilidades visuoespaciales, con una puntuación total de 30 puntos. Suele durar aproximadamente 10 minutos completarlo. Es ampliamente utilizado como una herramienta de detección temprana de demencia (área bajo la curva de 0,93) y también en el seguimiento de la enfermedad. Tiene una buena sensibilidad y especificidad en grupos de personas con una alta probabilidad de demencia, pero su rendimiento es menor en grupos no seleccionados. Además, su capacidad para detectar deterioro cognitivo leve es limitada. La edad y el nivel educativo influyen significativamente en los resultados del examen.

2.1.2.1.1 **Actividades básicas de la vida diaria (ABVD)** .

Estas actividades representan el nivel más elemental de funcionamiento y son fundamentales para el autocuidado. Son las últimas en deteriorarse y se ven menos influenciadas por factores sociales o culturales. Incluyen tareas como el aseo personal, la movilización, la capacidad para comer, vestirse y mantener la continencia. Las más utilizadas son el índice de Barthel para dependencia (Cid-Ruzafa y Damián-Moreno 1997; Mahoney y Barthel 1965) y el índice de Katz de actividades de la vida diaria básicas (Katz y col. 1963).

2.1.2.1.2 **Actividades instrumentales de la vida diaria (AIVD)** .

Estas actividades son esenciales para adaptarse al entorno y tienen una mayor complejidad en su ejecución. Permiten a la persona vivir de forma autónoma en la sociedad. Engloban tareas domésticas (limpiar, lavar, cocinar y hacer compras) y tareas no domésticas (manejar dinero, administrar medicamentos, utilizar el teléfono y trasladarse). Estas actividades tienen un contexto cultural en nuestro entorno, y también dependen de la función cognitiva y afectiva del individuo, así como de factores sociales. La evaluación de estas actividades puede ayudar a distinguir entre personas mayores con y sin deterioro cognitivo, aunque resulta difícil en el contexto de instituciones. El más utilizado es el índice de Lawton y Brody para evaluar el nivel de dependencia en actividades instrumentales de la vida diaria (Lawton y Brody 1969)

2.1.2.1.3 **Actividades avanzadas de la vida diaria (AAVD)** .

Estas actividades evalúan la capacidad de un individuo para participar en la vida social de la comunidad, como viajar, realizar negocios o trabajar y disfrutar de ella a través del ocio, aficiones, participación en grupos, comunidades o práctica de deportes. Aunque no son indispensables para llevar una vida autónoma se correlacionan positivamente con las funciones cognitivas y afectivas, así como con la calidad de vida.

Existen gran multitud de escalas y test clínicos que han demostrado su utilidad en la evaluación funcional de las personas mayores; no existe un consenso en el instrumento a utilizar, pero resulta clave adecuar la técnica de evaluación en función del objetivo final y del nivel asistencial en el que se encuentre la persona (Andresen 2000).

Para obtener más información sobre la calidad del movimiento, otros estudios han realizado las evaluaciones utilizando mecanismos más sofisticados como cámaras de vídeo (Coelho y col. 2012; Rucco y col. 2017) o dispositivos de

sensores de presión (Muir y col. 2012; Verghese y col. 2007). Sin embargo, este enfoque, aunque necesario para evaluar la funcionalidad de las personas, requiere el uso de herramientas costosas, una formación de alto nivel del personal clínico que realiza las evaluaciones y, por lo tanto, muchas de ellas están limitadas a un entorno de laboratorio.

2.1.3 Problemática existente de la valoración funcional en personas mayores

La valoración funcional en personas mayores es una herramienta clave para evaluar su capacidad para llevar a cabo AVD, como vestirse, bañarse, comer, caminar, etc. Sin embargo, existen diversas problemáticas asociadas a esta valoración en esta población, como la variabilidad individual, ya que los adultos mayores son una población muy diversa en términos de sus habilidades y capacidades físicas. Por lo tanto, es difícil establecer criterios estándar de valoración funcional que se apliquen a todos por igual. Cada individuo puede tener limitaciones y necesidades específicas, lo que dificulta la creación de un enfoque universalmente aplicable (Abizanda Soler y col. 2012).

Otra problemática se refiere a los aspectos cognitivos; en muchos casos, los adultos mayores pueden presentar problemas cognitivos, como demencia o deterioro cognitivo leve, que afectan su capacidad para comprender y responder correctamente a los cuestionarios o pruebas de valoración funcional. Esto puede conducir a una subestimación o sobreestimación de su capacidad funcional real (Coubard y col. 2011).

Otra limitación sería la ausencia de herramientas de valoración funcional específicamente diseñadas para personas mayores; algunas de las herramientas presentadas podrían ser más efectivas con adaptaciones o ajustes específicos para abordar las necesidades y desafíos particulares de los adultos mayores.

Por último, las herramientas actuales no facilitan el seguimiento a largo plazo del estado funcional de las personas mayores. La valoración funcional debe ser un proceso continuo, ya que la capacidad funcional de los adultos mayores puede cambiar con el tiempo debido al propio declive físico, factores como enfermedades crónicas y lesiones o cambios en su entorno. Sin embargo, a menudo, falta un seguimiento adecuado a largo plazo, lo que dificulta la detección temprana de cambios funcionales y la implementación de intervenciones apropiadas.

Con todo esto, Echeverría y col. 2022 recomienda avanzar en nuevos instrumentos de valoración funcional para personas mayores haciendo hincapié en tres aspectos:

- Herramientas que permitan una detección precoz de la pérdida de la capacidad funcional y capacidad predictiva de la dependencia (Edjolo y col. 2016).
- Herramientas de fácil y rápida administración, con un formato de registro de datos sencillo. Idealmente, su aplicabilidad no debe requerir de una formación específica o especial, o bien la capacitación debe tener un costo razonable.
- Es necesario avanzar hacia la convergencia de las estrategias de medición, esto es, la implementación de un único instrumento y metodología de medición que facilite su registro.

Como conclusión, la valoración funcional en personas mayores enfrenta desafíos debido a la variabilidad individual, los problemas cognitivos, la influencia del entorno, la falta de herramientas específicas y la falta de seguimiento a largo plazo. Superar estas problemáticas es fundamental para garantizar una evaluación precisa de la capacidad funcional y brindar una atención adecuada y personalizada a los adultos mayores. Las pruebas funcionales, ya sean instrumentadas o no, son más apropiadas para este colectivo, preferiblemente pruebas cortas y sencillas de ejecutar, debido a su deterioro del control de la atención (Coubard y col. 2011). En este sentido, algunos estudios han utilizado el test Timed-Up and Go en esta población debido a que es sencillo y rápido (Ries y col. 2009) e incluye, además de caminar en línea recta, otras tareas como girar o levantarse de una silla, las cuales requieren más recursos cognitivos, de coordinación motora, de fuerza y de potencia muscular (Tamura y col. 2018).

Un sistema de valoración funcional ideal aunaría lo mejor de cada tipo de instrumento, la potencia de las metodologías y los sistemas de medida de laboratorio biomecánico con la versatilidad de herramientas portables. Esto sería posible desarrollando sistemas que combinen la información recogida con instrumentos sencillos, realizando pruebas biomecánicas sencillas con la información que pueden aportar técnicas de análisis de datos más complejas. Para ello, es necesario conocer qué variables biomecánicas y cuáles son las técnicas instrumentales utilizadas actualmente y que resultan más efectivas en la valoración funcional de las personas mayores.

2.2 Revisión de variables y técnicas instrumentales

Teniendo en cuenta los diferentes instrumentos de valoración biomecánica y las problemáticas existentes para su uso en personas mayores se realizó una búsqueda bibliográfica para seleccionar tanto las variables a registrar, el tipo de sensor y su instrumentación.

2.2.1 Variables clínicamente relevantes

La identificación de las variables relacionadas con el estado funcional en personas mayores se llevó a cabo a través de una búsqueda bibliográfica en las bases de datos *Pubmed* y *Scopus*. Las palabras clave utilizadas fueron *((biomechanical assessment) AND (elderly)) AND (balance test) AND (gait analysis)*.

Los resultados obtenidos fueron revisados y sólo aquellos relevantes, directamente relacionados con el estudio de variables relacionadas con la valoración funcional en personas mayores, fueron considerados y seleccionados. De todos ellos se eliminaron duplicados y aquellos no elegibles tras revisar el título y resumen. Los criterios de inclusión y exclusión de estudios se mencionan a continuación.

2.2.1.1 Criterios para la selección de trabajos

Criterios de inclusión (deben cumplirse todos):

- Estudios en Español o en Inglés.
- Estudios de los últimos diez años (2008 - 2018).
- Estudios en revistas indexadas y conferencias.
- Estudios realizados en una población de personas mayores (>65años).
- Estudios que analicen parámetros biomecánicos o fisiológicos.
- Estudios que analicen, al menos, una variable y se relacione con la capacidad funcional de alguna patología neurodegenerativa o con la capacidad de predecir el riesgo de caídas.
- Estudios que evalúen la capacidad funcional mediante al menos una prueba funcional.

- Estudios en los que, de las variables estudiadas, aparezca al menos una que sea estadísticamente significativa.

Criterios de exclusión:

- Estudios realizados con sujetos jóvenes o adultos menores de 65 años.
- Estudios que analizan el efecto de fármacos, riesgos del entorno o patologías específicas.
- Estudios estadísticos o artículos divulgativos que citen parámetros biomecánicos o fisiológicos, como factores de riesgo de caídas, y no aporten evidencia científica y/o enlaces a estudios que lo soporten.
- Estudios que analicen parámetros de interés pero no demuestren su capacidad de evaluación funcional o de predicción de riesgo de caídas.
- Patentes.
- Estudios de dispositivos experimentales para detectar parámetros relacionados con el estado funcional o las con caídas centrados en mostrar su funcionamiento y no en demostrar la relación entre las variables que mide y el estado funcional o el riesgo de caídas.

2.2.1.2 Recopilación de variables para valoración funcional en personas mayores

A los 80 artículos resultantes de las búsquedas se les aplicaron los criterios de inclusión y exclusión para tenerlos en cuenta. Una vez realizado el primer cribado (-14) se revisaron los títulos y, en segunda instancia, los resúmenes para determinar si tener en cuenta la publicación (-17). Finalmente, se accedió al texto completo para revisar el contenido; se descartaron 13, dejando 36 publicaciones para incluir en la revisión (figura 2.9).

2.2.1.3 Resultados de la revisión bibliográfica de variables

A modo de resumen, se muestra una recopilación de las variables del sistema músculoesquelético más relevantes a tener en cuenta (tabla 2.1) agrupadas por la tipología de variables; a partir de la identificación se realizó una segunda selección de variables a registrar que cumplía también con los criterios de la búsqueda bibliográfica de sensores e instrumentación.

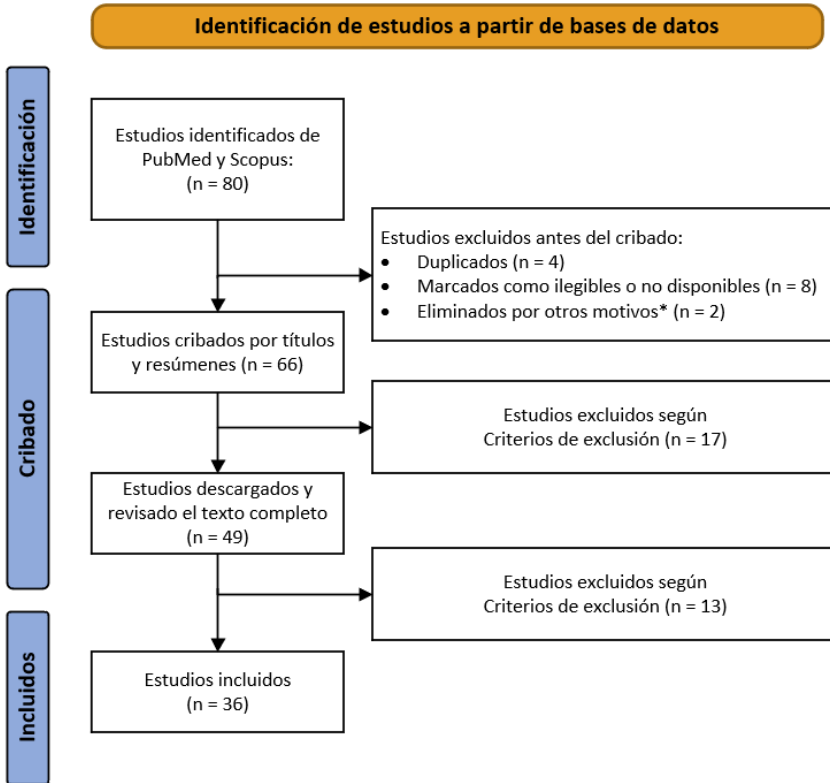


Figura 2.9: Diagrama de selección de publicaciones para la identificación de variables clínicamente relevantes. (*) otros idiomas no incluidos en los criterios.

Tabla 2.1: Variables biomecánicas extraídas de las publicaciones que cumplen con los requisitos establecidos en la búsqueda. Fuente: elaboración propia.

Categoría	Variable
Espacio-Temporales	Velocidad de marcha (m/s)
	Distancia recorrida (m)
	Variabilidad del paso
	Número de pasos
	Simetría en tiempos de paso
	Evolución del centro de masas (CoM) (mm)
	Tiempo de exposición a la marcha (s)
	Tiempo de reacción (s)
	Tiempo de reacción en pisar (s)
	Margen de estabilidad (mm)
Cinética	Fuerza de agarre
	Fuerza de Miembros Inferiores (MM.II.)
	Centro de presiones (CoP)
Cinemática	Inercia vertical
	Orientación postural
	Rango de Flexo/Extensión tobillo ($^{\circ}$)
	Rango de Flexo/Extensión rodilla ($^{\circ}$)
Fisiológica	Rango de Flexo/Extensión cadera ($^{\circ}$)
	Actividad muscular
	Variabilidad de la frecuencia cardíaca
	Conductividad de la piel

2.2.2 Sensores de medida e instrumentación

Teniendo en cuenta los diferentes instrumentos de valoración biomecánica y su problemática existente en su utilización en personas mayores, es necesario identificar, a partir del estado del arte, los tipos de sensores y su instrumentación que cumplen con el objetivo principal de la tesis (valoración funcional de personas mayores con sensores portables).

Para la selección del sensor de registro y la instrumentación se ha realizado una revisión del estado del arte utilizando las bases de datos *PubMed* y *Scopus* y las palabras clave ((*biomechanical assessment*) AND (*elderly*)) AND (*portable sensor*) y (*gait elderly*) AND (*sensor location*).

2.2.2.1 Criterios para la selección de trabajos

Criterios de inclusión de publicaciones (deben cumplirse todos):

- Estudios en Español o en Inglés.
- Estudios de los últimos diez años (2008 - 2018).
- Estudios en revistas indexadas y conferencias.
- Estudios realizados con personas mayores (>65años).
- Estudios que analicen parámetros biomecánicos o fisiológicos.
- Estudios que evalúen la capacidad funcional mediante, al menos, una prueba funcional.
- Estudios que analicen, al menos, un parámetro y se relacione con la capacidad funcional o de predecir el riesgo de caídas.

Criterios de exclusión de publicaciones:

- Estudios realizados con sujetos jóvenes o adultos menores de 65 años.
- Estudios que analizan el efecto de fármacos, riesgos del entorno o patologías específicas.
- Estudios estadísticos o artículos divulgativos que citen parámetros biomecánicos o fisiológicos, como factores de riesgo de caídas, y no aporten evidencia científica y/o enlaces a estudios que lo soporten.

- Estudios que analicen parámetros de interés, pero no demuestren su capacidad de evaluación funcional o de predicción de riesgo de caídas.
- Patentes.
- Estudios de dispositivos experimentales para detectar parámetros relacionados con el estado funcional o las con caídas centrados en mostrar su funcionamiento y no en demostrar la relación entre las variables que mide y el estado funcional o el riesgo de caídas.

2.2.2.2 *Resultados y discusión de la revisión bibliográfica de técnicas instrumentales*

A partir de estas búsquedas se seleccionaron 42 artículos que cumplieran con los criterios de búsqueda (figura 2.10). Con la intención de ofrecer una visión general de los tipos y localizaciones de sensores para la valoración funcional durante pruebas tanto estáticas como dinámicas (ej. caminar o levantarse) en personas adultas, se categorizan según distintos aspectos (tabla 2.2):

- Autor (Fecha).
- Número de sensores utilizados en las valoraciones de forma simultánea.
- Tipo de sensor utilizado (tecnología que emplea).
- Ubicación del sensor o sensores durante la valoración.
- Tipo de tarea monitorizada o valorada.

Los acelerómetros son los sensores más utilizados con un alto porcentaje (70%) cuando se utiliza un único sensor para registrar (figura 2.11). Esto es, probablemente, por su bajo coste, su gran variedad y su disponibilidad. Cuando se aumenta el número de sensores en el registro, las tipologías de los sensores van cambiando; aumenta la presencia de giróscopos y sensores de presión. Si aumentamos a tres sensores simultáneos empiezan a aparecer los magnetómetros.

Muchos de estos tipos de sensores se integran actualmente en dispositivos wearables por su pequeño tamaño y su bajo consumo de batería. Se suelen integrar como sistemas de medida inercial o IMUs (Inertial Measurement Unit) que aúnan los tres tipos de sensores predominantes, acelerómetros, giróscopos y magnetómetros.

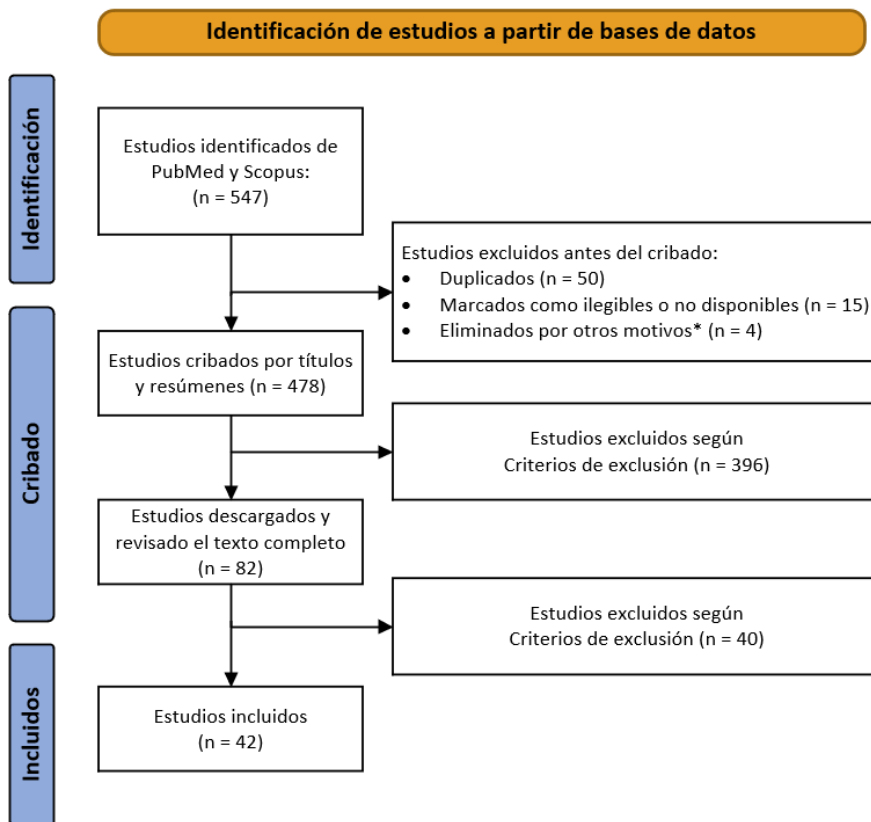


Figura 2.10: Diagrama de selección de publicaciones para la identificación de sensores portables e instrumentaciones para pruebas funcionales. (*) otros idiomas no incluidos en los criterios.

Tabla 2.2: Resumen de publicaciones revisadas en las que se utiliza sensores portables para la monitorización del movimiento en personas adultas. En la tabla 2.3, tabla 2.4 y tabla 2.5 se encuentran las leyendas. Fuente: elaboración propia.

Artículo	Número	Tipo	Ubicación	Tarea
Aloqlah (2010)	1	A	HD	STN
Aminian (2011)	3	A,P,G	FT	SW
Bertolott (2016)	4	A,P,G,M	TR,AR	SU, SD, B
Bounyoung (2016)	2	A	LG	SW
Caldara (2015)	4	A,P,G,M	TR	SW
Chen (2010)	1	A	FT	SW
Cheng (2013)	2	A,EMG	LG	SW, SU, SD
Cola (2015)	1	A	TR	SW
Crispim-Junior (2013)	1	C	EXT	SW, DA
Curone (2010)	1	A	TR	SU, SD, SW
De la Guia Solaz (2010)	2	A,P	TR	SU, SD, SW, F
Deshmukh (2012)	3	A,G,M	LG	STN
Di Rosa (2017)	2	A,P	FT	DA
Diraco (2014)	1	T	EXT	STN
Fernandez-Luque (2010)	4	A,P,M,IR	EXT	DA
Ganea (2012)	2	A,G	TR,LG	SU, SD
Gopalai (2011)	2	A,G	TR	STN
Greene (2011)	2	A,G	LG	SW
Hegde (2015)	3	A,P,G	FT	n.a.
Howcroft (2017)	2	A,P	TR,HD,LG,FT	SW
Howcroft (2017)	2	A,P	TR,HD,LG,FT	SW, DW
Howcroft (2016)	2	A,P	TR,HD,LG,FT	SW, DW
Jian (2015)	2	A,G	TR	F
Jiang (2011)	3	A,P,C,	n.a.	SW, STN
Karel (2010)	1	A	TR	SW
Micó-Amigo (2016)	2	A,G	TR,LG	SW
Najafi (2002)	1	G	TR	SU, SD
Ozcan (2016)	2	A,G	TR	n.a.
Paoli (2011)	4	A,P,M,IR	TR	DA
Qu (2016)	1	A	TR	F
Sazonov (2013)	2	A,P	FT	STN, STT, SW
simila (2017)	1	A	TR	SW
Stone (2013)	1	K	n.a.	SW
Szurley (2009)	1	A	TR	n.a.
Tamura (2005)	1	A	TR	SU, SD
Tang (2016)	1	R	LG	SW, STR
Turcato (2010)	2	A,W	TR	STN
Van de Ven (2015)	2	A,P	FT	STN, STT
Van Schooten (2016)	1	A	TR	DA
Vincenzo (2016)	1	A	TR	STN
Yao (2015)	3	A,G,M	TR	SW, F, R
Yuan (2015)	2	A,G	TR	F, STT, L

Tabla 2.3: Leyenda de acrónimos para los tipos de sensores de la tabla 2.2. Fuente: elaboración propia.

Tipo de sensor	Acrónimo
Acelerómetro	A
Giróscopo	G
Sensor de Presión	P
Magnetómetro	M
Radar	R
Tiempo de Vuelo cámara	T
Kinect	K
Wii	W
Electromiografía	EMG
Sensor Infrarrojo	IR

Tabla 2.4: Leyenda de acrónimos para las ubicaciones de los sensores tabla 2.2. Fuente: elaboración propia.

Ubicación Sensor	Ubicación Anatómica	Acrónimo
Cabeza		HD
Pie	Calzado, talón	FT
Tronco	L3, L5, esternón, cintura, pelvis, cuello.	TR
Brazo	Muñeca, antebrazo	AR
Pierna	Muslo, tobillo, tibia, rodilla	LG
Externo		EXT

Tabla 2.5: Leyenda de acrónimos para las tareas monitorizadas tabla 2.2. Fuente: elaboración propia.

Tipo de tarea	Acrónimo
De pie	STN
Tarea simple caminar	SW
Tarea dual caminar	DW
Levantarse	SU
Sentarse	SD
Inclinarse	B
Actividades diarias	DA
Caída	F
Carrera	R
Tumbarse	L
Escaleras	STR

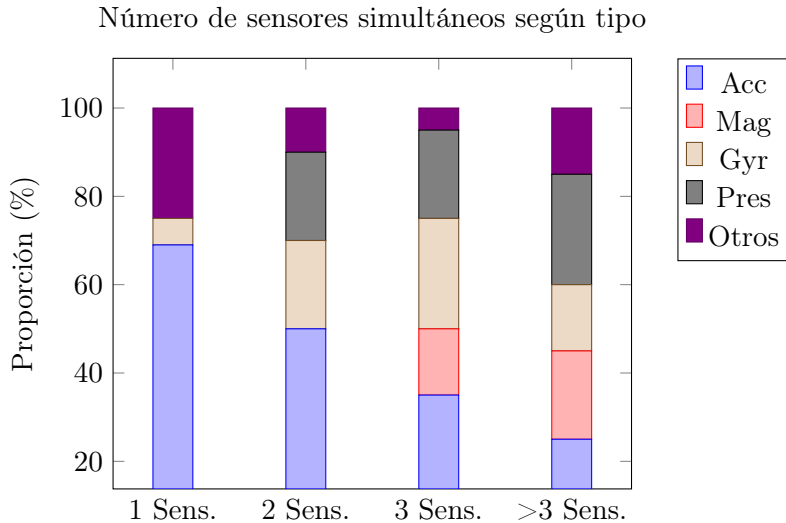


Figura 2.11: Tipologías de sensores clasificados según el número de sensores simultáneos. Fuente: elaboración propia.

Cuando realizamos la clasificación teniendo en cuenta las ubicaciones de los sensores que se han utilizado y según el número de sensores (figura 2.12), se observa que cuando se utiliza un solo sensor el 65% de los estudios los ubica en el tronco, que comprende desde el cuello hasta la pelvis.

Además del tronco, cuando se varía entre dos y tres sensores, comúnmente, se ubican en los pies y en las piernas (aproximadamente el 30% de los artículos revisados utilizan sensores de presión en el calzado). Como añadido, el sistema de sensores inerciales proporciona una valoración objetiva del control motor y del equilibrio mediante el movimiento de las extremidades. Esto se puede utilizar tanto para la valoración del riesgo de caída, como para cuantificar la actividad realizada, estudiar los hábitos y/o monitorizar la evolución de un sujeto al que se le requiera realizar un seguimiento por algún tipo de intervención quirúrgica (Bertolotti y col. 2016).

A pesar de que, inicialmente, el análisis de la marcha se centraba únicamente en el miembro inferior (Perry, K y Davids 1992) y se consideraba la parte superior del cuerpo como una "unidad estática" (static passenger unit), cada vez más autores han analizado la importancia del control del tronco en la estabilidad, tanto estática como dinámica (Bertolotti y col. 2016). (Curone y col. 2010) presentaron un algoritmo que analiza en tiempo real las señales producidas

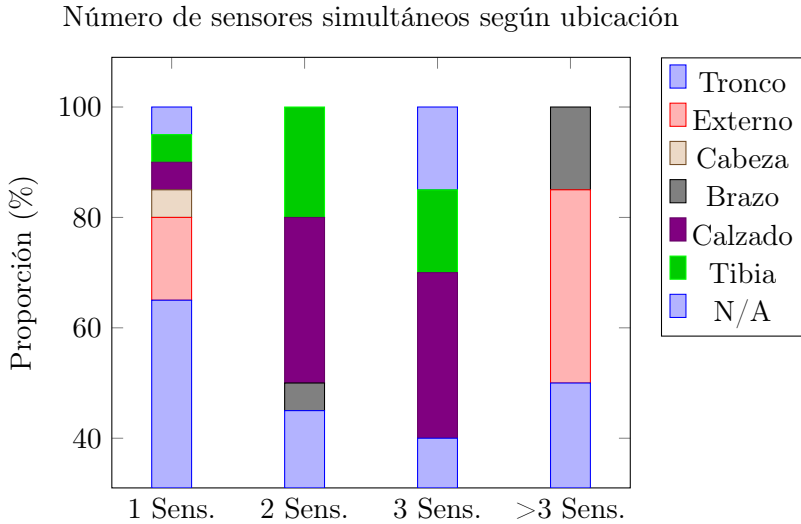


Figura 2.12: Ubicación de los sensores clasificados según el número de sensores simultáneos. Fuente: elaboración propia.

por un acelerómetro triaxial en el tronco para clasificar las actividades de las personas y su postura.

Numerosas publicaciones recogen una pérdida de estabilidad de la marcha y ésta se corresponde con diferentes aspectos tales como: efecto de la edad, pérdida de fuerza en el miembro inferior, una disminución de la visión y las sensaciones periféricas y vestibulares que obstaculizan directamente la capacidad de mantener estable el miembro superior durante la marcha. De acuerdo con estos resultados, el interés científico del tronco ha aumentado, así como el desarrollo de tecnologías vestibles que permitan la monitorización de los movimientos del tronco.

La valoración de la habilidad para mantener el equilibrio en condiciones estáticas y dinámicas durante la realización de una tarea concreta o realizar diversas tareas de forma simultánea aporta información de gran valor para estimar el estado funcional de una persona. Entre las publicaciones seleccionadas, aproximadamente 23 de los 42 estudios seleccionados incluyen en el protocolo experimental la ejecución de una sola tarea. De los 23, 15 publicaciones se centran en el análisis dinámico utilizando una tarea, como caminar a una velocidad confortable para el sujeto, la prueba de caminar durante 6 minutos, el protocolo de “*Timed Up and Go*” o TUG (tabla 2.2). Este tipo de

pruebas son fácilmente realizables y favorecen la colaboración de los sujetos de ensayo; también reflejan la mayoría de las actividades mínimas que realizan las personas y nos ayuda a calificar la calidad de vida que puede tener una persona. Estas pruebas son aplicables tanto a personas mayores como para personas que tienen algún tipo de impedimento de movimiento musculoesquelético.

A través del uso de sensores, como las unidades de medición inercial (IMUs), se pueden obtener parámetros espacio-temporales de la marcha (velocidad, tiempo de la marcha, tiempo de zancada, etc) relacionados con la capacidad funcional de las personas. Estos parámetros pueden ser relevantes para la práctica clínica y permiten mejorar la rehabilitación durante el seguimiento de patologías.

2.2.2.3 Conclusiones de la revisión bibliográfica de técnicas instrumentales

A continuación, se presentan las principales conclusiones de la revisión bibliográfica realizada:

- Existen numerosas metodologías de monitorización continua y no existe una regla general.
- La mayoría de las metodologías no superan un máximo de dos sensores, entre los cuales los más utilizados son los acelerómetros y los giróscopos, y, en su defecto, los IMUs por su portabilidad y su reducido coste.
- Referente a la ubicación de los sensores, si nos centramos en la valoración del miembro inferior, la segunda opción más utilizada es el propio miembro inferior. Para tener una valoración más general de la movilidad completa, el tronco es la ubicación más empleada.
- Las pruebas funcionales que se utilizan para realizar una valoración rápida y objetiva son pruebas cortas (< 6 minutos) que incluyen actividades de la vida diaria (AVD) tales como: caminar, giros durante la marcha, sentarse y levantarse y equilibrio postural estático.

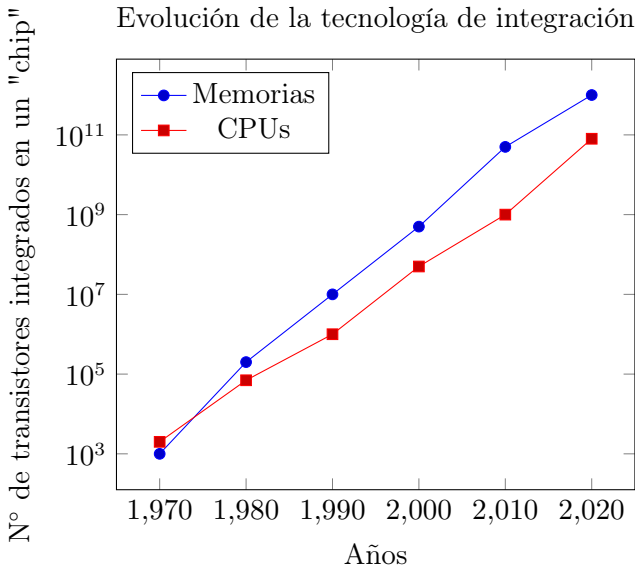


Figura 2.13: Ley de Moore para CPU y para memorias. La escala vertical es logarítmica. Fuente: figura adaptada de (Moore 1998).

2.3 Tendencias tecnológicas aplicables a la valoración funcional

Desde comienzos de siglo XXI, el desarrollo de la tecnología está teniendo una progresión exponencial, desde los nuevos diseños de componentes electrónicos (sensores más pequeños, más económicos, con mayor potencia de cálculo, etc...) a las nuevas técnicas de procesado de señal o análisis de datos (figura 2.13). Este avance tecnológico ha permitido que resulte más sencillo el hecho de realizar tareas cada vez más complejas en menos tiempo. En el caso concreto de la valoración biomecánica, las nuevas tecnologías de registro y la alta capacidad de cálculo permiten realizar complejos análisis, prácticamente en tiempo real, y aportar una valoración de los resultados obtenidos en cuestión de minutos.

La obtención de una medida y un resultado invirtiendo cada vez menos tiempo permite generar una gran cantidad de información con la que construir grandes bases de datos a las que aplicar técnicas estadísticas más sofisticadas que permiten extraer mayor información.

Esta información se puede combinar con metodologías de valoración funcional más sencillas que complementen la evaluación, pudiendo aportar un resultado tan válido como el de otras metodologías más complejas. En este sentido, el desarrollo de metodologías de valoración biomecánica con herramientas portables que sean rápidas y sencillas con información proveniente de bases de datos permite su uso en el ámbito clínico, donde el tiempo disponible para atender a las personas es un factor a tener en cuenta.

2.3.1 Aplicaciones de los sensores portables

Los sensores portables tienen un gran potencial en la generación de productos y servicios de valor añadido. Por ejemplo, integrados en textiles para monitorizar la actividad física o las constantes vitales, integrados en calzado deportivo para dar información al usuario sobre rendimiento, fatiga o riesgo de lesión o como sistemas de valoración funcional portables para aplicación clínica (tabla 2.2).

La tecnología de medida inercial es precisa y fiable dependiendo de para qué se utilice, y se emplea desde hace muchos años en distintas aplicaciones de Ingeniería (p. ej. industria aeronáutica). A pesar de su aplicación al análisis de movimientos, los procedimientos de registro y de análisis de datos están todavía en desarrollo y no existe estandarización (Martinez Mendez y col. 2012). Esto supone un gran obstáculo para su aplicación e integración en productos y servicios debido a la dificultad en la interpretación de la información que proporcionan. Además, no se dispone todavía de suficientes estudios de validación que permitan considerar la tecnología inercial como un posible sustituto de las técnicas tradicionales de análisis de movimientos humanos, principalmente en el ámbito clínico. Antes de que la tecnología inercial pueda ser utilizada rutinariamente en análisis de movimientos humanos, es necesario evaluar su fiabilidad y su validez y compararla con un *gold standard*. Este análisis, además, debe ser específico para cada ámbito de aplicación, ya que dependiendo de los movimientos a estudiar los requisitos técnicos y procedimentales pueden ser cambiantes.

En los últimos años, ha evolucionado de manera notable el desarrollo tecnológico de sensores portables y sus múltiples aplicaciones a diferentes ámbitos de la vida cotidiana. Por ejemplo, en la actualidad, cualquier teléfono móvil integra aplicaciones que son capaces de realizar monitorizaciones continuadas mediante un gran número de sensores (Renaudin, Susi y Lachapelle 2012), incluyendo acelerómetros, giróscopos y magnetómetros que configuran un IMU. Un IMU es un sensor que mide aceleración y velocidad angular y se utiliza en aplicaciones de captura y análisis de movimiento; está compuesto por aceleró-

Valor del mercado mundial de dispositivos portátiles de 2012 a 2018

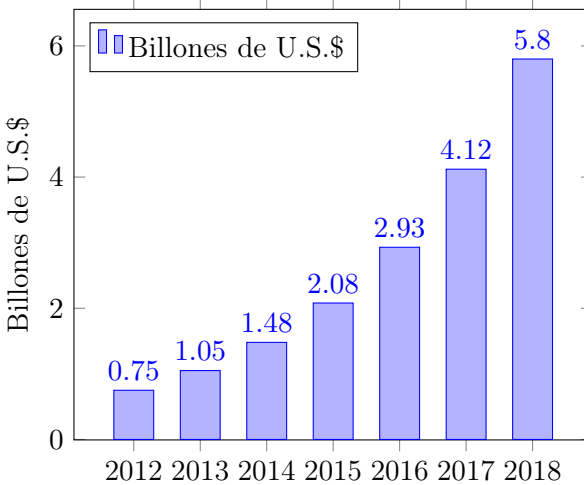


Figura 2.14: Valor del mercado de los sensores portables en EEUU. Fuente: elaboración propia.

metros, giróscopos y magnetómetros. Los acelerómetros miden la aceleración lineal con que se mueve el sensor, los giróscopos la velocidad angular y los magnetómetros dan información acerca del norte magnético. Con estos tres sensores es posible estudiar el movimiento completo del sensor inercial en el plano o el espacio (esto depende del número ejes que posean los sensores).

Los sensores inerciales tienen dos principales ventajas respecto a las tecnologías tradicionales utilizadas en análisis de movimientos humanos: la portabilidad, ya que son sensores que pueden ser integrados en cualquier indumentaria (wearables) y la ubicuidad, es decir, que permiten realizar registros fuera de laboratorio, almacenando la información en el propio dispositivo o enrutándola hacia otros dispositivos donde gestionan varios sensores al mismo tiempo, pudiendo generar grandes bases de datos con las que obtener información valiosa respecto al estado o actividad del propio sujeto.

La caracterización biomecánica que estos sensores proporcionan es muy limitada si los comparamos con las técnicas de un laboratorio de biomecánica. Sin embargo, pueden ser potencialmente aplicables en el entorno clínico por cumplir los requisitos de portabilidad, usabilidad y bajo coste. Al ser fáciles de usar y permitir el registro continuo, facilitan el registro de forma continuada de

las actividades de los sujetos de ensayo lo que, potencialmente, puede resultar una información muy valiosa para su valoración funcional.

El registro de movimientos mediante sistemas inerciales permite el registro directo de algunas de las variables cinemáticas de interés (registro de aceleración y velocidad angular), y la estimación de una buena parte de variables dinámica, como fuerza, momentos, potencias y energías (Kerrigan, Thirunarayan y Duff-Raffaele 1998; Lindemann y col. 2003; Gago y col. 2014) entre otros.

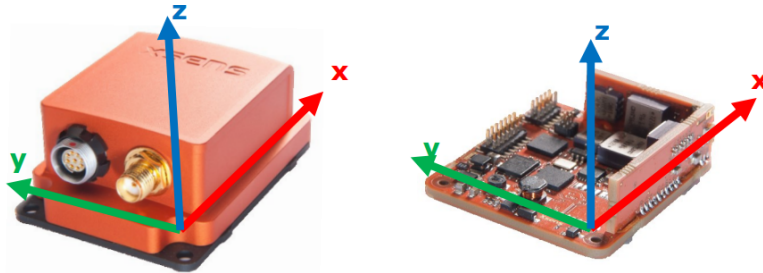


Figura 2.15: (Izquierda) Sensor inercial y sistema de coordenadas interno. (Derecha) Ejemplo de la electrónica interna de un sensor inercial y sus dimensiones. Fuente: elaboración propia.

2.3.2 Sistemas comerciales de valoración funcional portables

En la actualidad, existen diferentes sistemas comerciales que permiten obtener información del movimiento humano orientados hacia aplicaciones genéricas. Entre otros podemos citar los siguientes:

- MVN Xsens: es un traje con 17 sensores inerciales usado para realizar análisis biomecánico y animación 3D.
- OPAL de APDM: 15 sensores inerciales de funcionamiento individual para medir la cinemática del cuerpo completo sin restricciones en el entorno de utilización y con capacidad de almacenar información durante 50 horas.

Se trata de sistemas de propósito general para el análisis de movimientos humanos, por lo que no proporcionan interpretación de los resultados, únicamente los cálculos de la cinemática articular. Además, incluso el cálculo cinemático articular es preciso y fiable únicamente cuando se realiza bajo unas condiciones controladas de medida.

A pesar de que los procedimientos de medida y tratamiento de datos todavía no están maduros, el uso de sensores inerciales en aplicaciones médicas es un

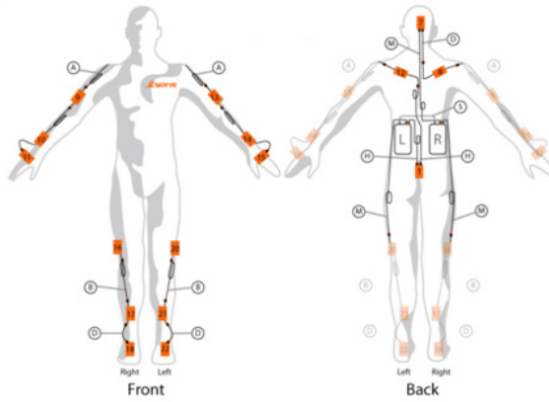


Figura 2.16: Configuración de sensores inerciales del traje de MVN de Xsens. Fuente: manual MT Awinda Xsens.

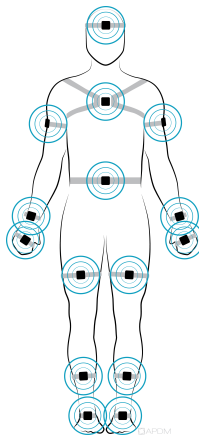


Figura 2.17: Configuración de los sensores OPAL de APDM. Fuente: manual usuario OPAL APDM.

campo en auge por las ventajas que este tipo de sensores presentan. Mediante sistemas inerciales se puede realizar una valoración biomecánica de diferentes funciones del cuerpo humano, como, por ejemplo, equilibrio, marcha, subir y bajar escaleras, gestos deportivos, etc. (Crabolu y col. 2016; Dejnabadi y col. 2006; Kerrigan, Thirunarayan y Duff-Raffaele 1998; Curtze y col. 2015; Laguna y col. 2010), aunque los estudios de validación que existen actualmente no permiten considerar la tecnología inercial como un posible sustituto de las técnicas tradicionales de análisis de movimientos humanos como la fotogrametría.

Aún así, la tecnología inercial comenzó a utilizarse en análisis de movimientos humanos a principios del siglo XXI, experimentando un rápido crecimiento. La figura 2.18 muestra la evolución del número de publicaciones científicas en los últimos 15 años; destaca el aumento de publicaciones en el año 2016, aumento que corresponde con un mayor interés por los sistemas portables y la madurez de la tecnología.

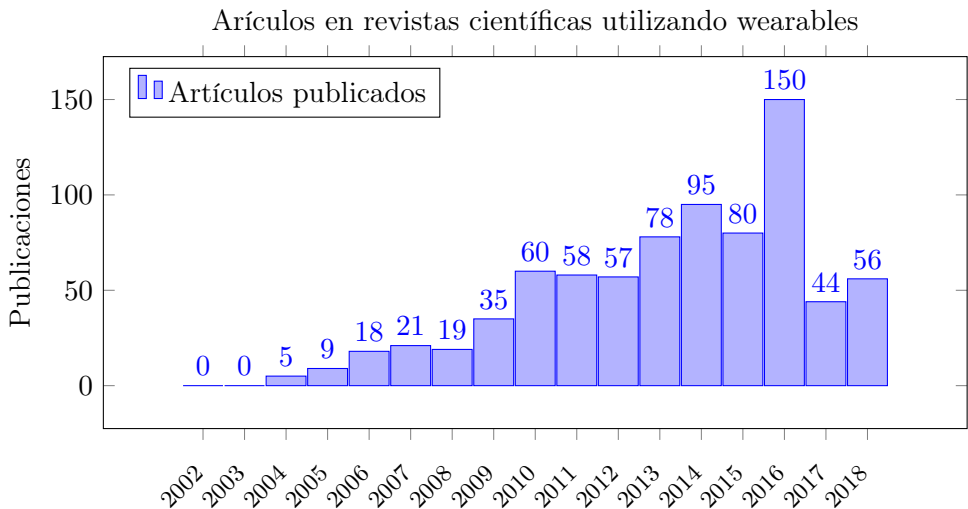


Figura 2.18: Evolución de los trabajos publicados en los últimos años. Palabras clave: “human motion analysis” “wearable sensors”. Fuente: elaboración propia.

En el caso de las patentes relacionadas con sistemas de sensores portables se ha llevado a cabo una búsqueda de patentes en la base de datos PATENTSCOPE y en la base de datos de la Oficina Española de Patentes e Invenciones. Estas bases de datos proporcionan acceso a las solicitudes internacionales y a los documentos de patentes de las oficinas nacionales y regionales de patentes participantes.

La información se ha buscado introduciendo como palabras clave "wearable sensors", identificándose un total de 310 patentes. En la figura 2.19 se muestra la distribución por países; como se puede observar el 41% de las patentes corresponden a EEUU y cerca del 10% a la Unión Europea.

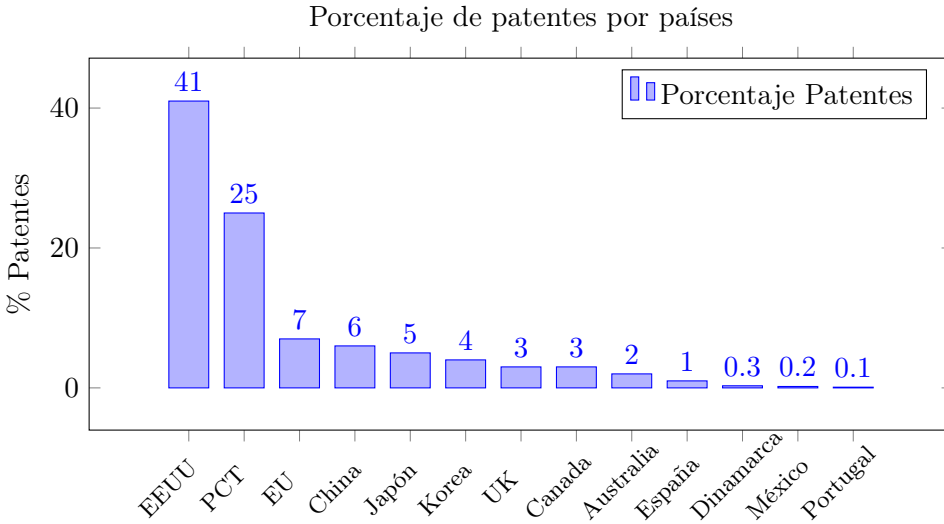


Figura 2.19: Porcentaje del número de patentes, distribución por países. Fuente: elaboración propia.

En los últimos 10 años, la evolución del número de patentes registradas aumenta con el paso de los años (figura 2.20); esta tendencia coincide con el aumento del número de publicaciones utilizando sistemas de medida portables (figura 2.18).

La información recopilada pone de manifiesto que el uso de tecnologías y sistemas portables está en auge. A su vez, esta capacidad que nos otorgan las tecnologías portables para poder realizar registros de forma masiva, hace necesario el uso de sistemas que puedan manejar, almacenar y analizar esta cantidad de datos. Por este motivo los smartphones se empiezan a hacer visibles como sistemas portables de cálculo y almacenamiento de información.

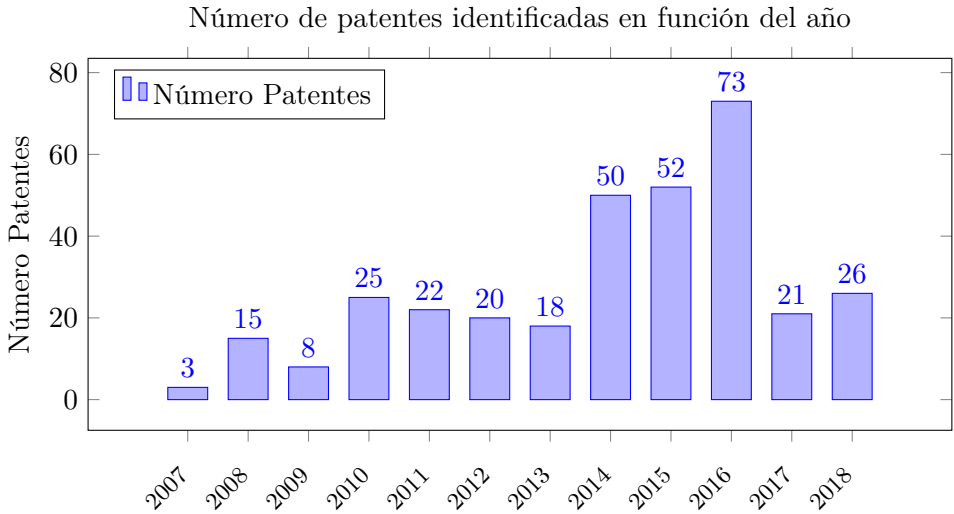


Figura 2.20: Número de patentes identificadas en función del año. Fuente: elaboración propia.

2.3.3 Los smartphones como sistema de medida

El uso de los smartphones en el ámbito clínico destinado a la valoración biomecánica en personas mayores ha aumentado considerablemente en la última década, tal como se puede apreciar en el número de referencias de publicaciones científicas en PubMed mediante las palabras clave ((*smartphone*) AND (*functional assessment*)) AND (*elderly*) (figura 2.21).

Uno de los principales usos de los smartphones en el ámbito clínico es el de ayudar en el diagnóstico, pronóstico y tratamiento de diferentes patologías. El desarrollo de aplicaciones destinadas a tal fin puede ayudar en la labor diagnóstica, proporcionando valores de referencia según estadios de gravedad, además de realizar procesamiento de señales y cálculos de modelos estadísticos con los que generar información de manera rápida y ágil a partir de datos específicos de la persona valorada (Bierbrier, Lo y Wu 2014), información que el personal clínico podrá utilizar como información complementaria para la toma de decisiones.

Se han desarrollado multitud de aplicaciones para evaluar el estado funcional en personas mayores, desde aplicaciones más sencillas que registran cuestionarios de autopercepción (Wilson y O’Loughlin 2021), escalas clínicas (Colls

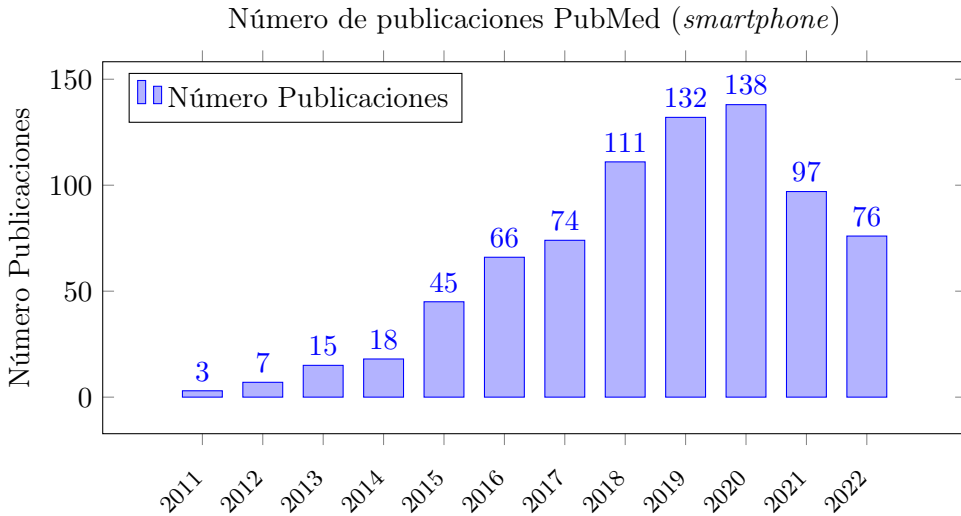


Figura 2.21: Número de publicaciones científicas en PubMed en los que se utiliza un *smartphone* como instrumento de medida para personas mayores. Fuente: elaboración propia.

y col. 2021), hasta aplicaciones más complejas que registran datos de pruebas funcionales, como los tests de equilibrio (Greene y col. 2021), el sentarse y levantarse 5 veces de una silla (STS), el test de 6 minutos marcha o el TUG (Ponciano y col. 2020; Ziegl y col. 2017). Tradicionalmente, la instrumentación utilizada en estas pruebas ha consistido en un cronómetro manual, pero utilizando los sensores integrados de los que suele disponer un *smartphone* (sensores inerciales, sensores de luz, cámara, etc. . . (figura 2.22)), es posible reducir los posibles errores humanos en la obtención de los datos y, consecuentemente, de los resultados.

Al disponer de tanta variedad de sensores integrados actuando de manera sincronizada en un mismo dispositivo es posible evaluar el mismo fenómeno y, aplicando análisis de fusión de sensores, aporta una mayor caracterización de la calidad del movimiento. Esto se suma a que el dispositivo puede ser utilizado en cualquier entorno y que su coste es muy inferior al de cualquier laboratorio de biomecánica estándar. Además, en caso de fallo del dispositivo el coste y el tiempo de adquisición de un nuevo sistema se reduce por su alta disponibilidad y variedad en el mercado.

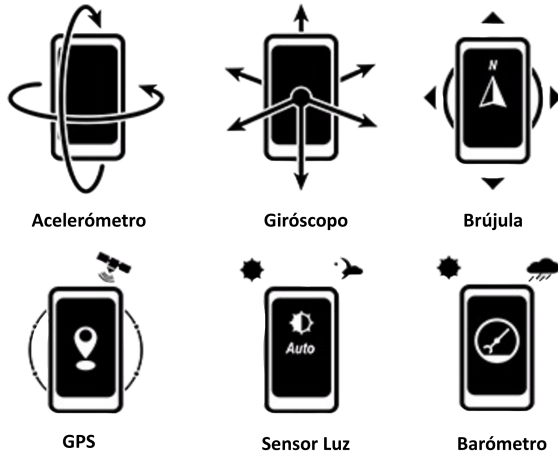


Figura 2.22: Sensores embebidos disponibles en un smartphone. Fuente: elaboración propia.

Otro motivo por el que cada vez se hace más uso de aplicaciones móviles es la facilidad de uso y la comodidad de disponer de un único dispositivo para todo el proceso que se requiere en el registro y valoración de una prueba como la gestión de usuarios, toma de la medida, análisis y presentación de los resultados, etc. Por ello, recientemente se han desarrollado evaluaciones instrumentadas mediante sensores para automatizar el registro y obtener datos cuantitativos que proporcionen información más detallada sobre el desempeño de la tarea (Mirelman y col. 2021; Misu y col. 2019; Patel, Pavic y Goodwin 2020; Roshdibenam y col. 2021; L. Wang y col. 2021). Los sistemas inerciales embebidos en los smartphones han demostrado ser eficaces para la determinación del estado funcional de personas con enfermedades neurológicas como el Parkinson o el Alzheimer (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019; Mollà-Casanova y col. 2022).

2.3.4 Inteligencia Artificial en el ámbito de la salud

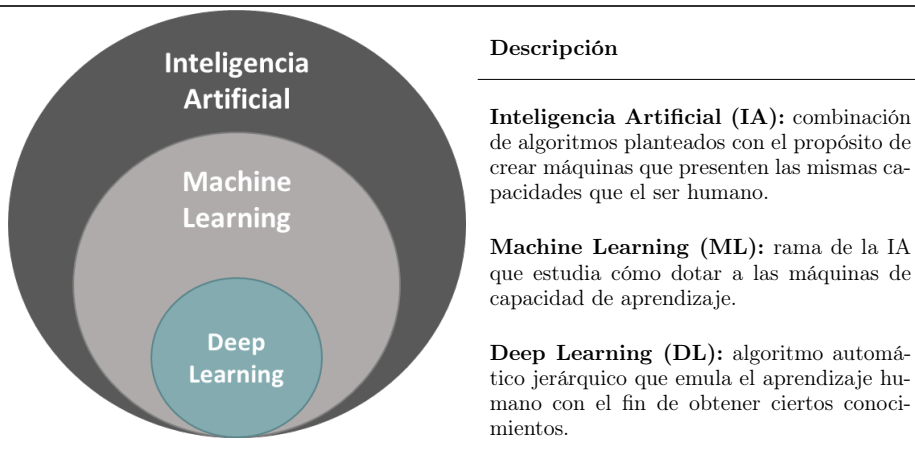
La inteligencia artificial o IA es una de las revoluciones tecnológicas que surge en el siglo XX con los trabajos de Rumelhart (Rumelhart, Hinton y R. J. Williams 1986). Es una rama de la informática que consta de un conjunto de algoritmos y técnicas que pueden ser usadas para resolver problemas que los humanos realizamos intuitivamente, pero que son realmente difíciles para un ordenador.

Esta inteligencia se consigue, especialmente, por la creación de algoritmos y sistemas informáticos que pueden realizar tareas que requieren cierta inteligencia humana. Estas habilidades que tomamos como humanas se pueden agrupar en diferentes campos de aplicación de la IA:

- La habilidad de comprender los que vemos (Visión por Computador).
- La habilidad de movernos en el entorno (Robótica).
- La habilidad de comunicarnos y entender lo que escuchamos (Procesado del Lenguaje Natural o NLP y el Reconocimiento de voz).

La combinación de estas habilidades (combinación de algoritmos) tendrían el propósito de crear sistemas que emulen las mismas capacidades que el ser humano (tabla 2.6), y se agruparían en distintos niveles de complejidad.

Tabla 2.6: Descripción de la agrupación de la Inteligencia Artificial. Fuente: elaboración propia.



La diferencia entre la IA y el ML es que, en un caso programamos un algoritmo para llevar a cabo una tarea específica (IA), mientras que en el otro caso, programamos un algoritmo para aprender cómo realizar una tarea particular (ML). Dentro del aprendizaje automático, hay una variedad de algoritmos especializados, como el Deep Learning.

La Inteligencia Artificial en el sector de la salud se viene aplicando a diferentes niveles (tabla 2.7), desde la salud poblacional genérica hasta los aspectos más concretos de la salud individual, como diagnóstico basado en datos y apoyo a la decisión clínica; es, justamente, este último caso en el que se centra el presente trabajo.

Tabla 2.7: Ámbitos de aplicación de la Inteligencia Artificial en el sector de la Salud. Fuente: elaboración propia.

Salud Poblacional	Monitorización y predicción	Gestión del riesgo poblacional		Selección de intervenciones	Fijación de objetivos
Salud Individual	Ruta de atención	Auto-derivación		Triage	Seguimiento personalizado
	Servicios de atención	Prevención	Diagnóstico	Atención en usuarios agudos	Seguimiento y atención en usuarios crónicos
		<ul style="list-style-type: none"> Cambio de conductas: - Ejercicio - Dieta - Bienestar - Educación 	<ul style="list-style-type: none"> Diagnóstico basado en datos: - Basado en síntomas - Basado en análisis 	<ul style="list-style-type: none"> Apoyo a la decisión clínica: - Guía de tratamiento - Recetas de medicamentos 	<ul style="list-style-type: none"> Monitoreo de cumplimiento: - Cumplimiento de medicamentos - Cumplimiento de rehabilitación - Cumplimiento de dieta
			<ul style="list-style-type: none"> Diagnóstico basado en imágenes: - Radiología - Patología 	<ul style="list-style-type: none"> - Monitoreo: monitoreo de hospitalizados, monitoreo de dispositivos - Atención facilitada por la IA: guía de auto-cuidado, atención psicológica - Atención facilitada por la IA: cirugía robótica, etc 	
Sistemas de salud	<ul style="list-style-type: none"> - Registros médicos - Prevención de fraudes 	<ul style="list-style-type: none"> - Planificación de capacidades y gestión de personal - Control de calidad y entrenamiento 		<ul style="list-style-type: none"> - Procesamiento de demandas - Codificación y facturación 	
Farmacología & Tec-med	<ul style="list-style-type: none"> - Apoyo y reclutamiento en ensayos clínicos - Optimización de cadenas de suministros y planificación 	<ul style="list-style-type: none"> - Descubrimiento de medicamentos - Optimización de procesos 		<ul style="list-style-type: none"> - Seguridad de medicamentos y farmacovigilancia - Evidencia del mundo real y HEOR (Health Economics and Outcomes Research) 	

En el campo del aprendizaje automático se han llevado a cabo investigaciones que han empleado los datos de una evaluación controlada para llevar a cabo clasificaciones médicas mediante técnicas de Inteligencia Artificial. Estas investigaciones se aplican de diversas maneras en el ámbito de la atención médica en general:

- Diagnóstico médico: se utiliza para ayudar en la interpretación de imágenes médicas y la identificación de patologías (Gore 2020).
- Tratamiento personalizado: se utiliza para analizar grandes cantidades de datos clínicos y genéticos para recomendar tratamientos específicos para cada usuario (Contreras y Vehi 2018).
- Predicción de epidemias: se utiliza para predecir y prevenir brotes de enfermedades (S. Huang y col. 2021).
- Investigación clínica: se utiliza para identificar nuevos tratamientos y medicamentos con mayor precisión.
- Administración de usuarios: se utiliza para mejorar la eficiencia y la calidad de atención al usuario, por ejemplo, en la gestión de citas y el seguimiento de usuarios. (Liu y col. 2021).

Éstos son sólo algunos ejemplos de cómo la IA está transformando el sector de la salud y mejorando la atención médica, siempre poniendo a las personas como protagonistas en todo el proceso asistencial (Liu y col. 2021).

En el caso concreto de la valoración funcional, estos modelos permiten procesar grandes cantidades de datos y extraer patrones complejos, lo que les permite realizar evaluaciones precisas y automatizadas de la funcionalidad de los usuarios.

A continuación se presentan algunas de las principales utilidades de los modelos de IA para la valoración funcional:

1. Diagnóstico y clasificación de enfermedades: estos modelos pueden identificar patrones sutiles en los datos difíciles de detectar para los médicos, lo que puede mejorar la precisión del diagnóstico y permitir un tratamiento más temprano y efectivo (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022).
2. Evaluación de la progresión de enfermedades: pueden monitorizar la progresión de enfermedades a lo largo del tiempo al analizar datos secuenciales, como mediciones repetidas de parámetros biomecánicos. Esto puede ayudar a los médicos a comprender mejor cómo avanza una enfermedad y a ajustar los tratamientos en consecuencia (J. F. Pedrero-Sánchez, J. M. Belda-Lois y col. 2023).
3. Monitorización y seguimiento de usuarios: pueden analizar datos recopilados de dispositivos médicos portátiles, como monitores de actividad

o electrocardiogramas, para evaluar la funcionalidad y el estado de salud de los usuarios. Esto puede permitir una monitorización continua y en tiempo real de los usuarios, lo que facilita la detección temprana de cambios o anomalías y la intervención oportuna (Nguyen y col. 2017).

Con todo lo anterior, los modelos de IA ofrecen una valiosa herramienta para la valoración funcional en el ámbito de la salud. Su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones complejos y realizar predicciones precisas los convierte en una herramienta prometedora para mejorar el diagnóstico, el tratamiento y el seguimiento de los usuarios, proporcionando una atención más precisa y personalizada.

2.4 Métodos de clasificación aplicados a la valoración funcional

Como ya se ha comentado anteriormente, uno de los propósitos clínicos de los procedimientos de evaluación funcional es establecer clasificaciones en la gravedad de la enfermedad y determinar categorías de estado funcional (Wrisley y Kumar 2010; J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022) o niveles de riesgo (Sun y Sosnoff 2018; Friedrich y col. 2021). Estas clasificaciones permiten una mejor caracterización de los usuarios y, por tanto, una planificación más precisa de las intervenciones terapéuticas, así como una mejor implementación de las estrategias de prevención siempre que sea posible. Estos métodos de clasificación se pueden agrupar en dos grandes grupos: los modelos estadísticos tradicionales y, los más actuales, basados en Deep Learning.

2.4.1 Modelos estadísticos

Los modelos estadísticos son una herramienta comúnmente utilizada en la valoración biomecánica para clasificar y analizar datos relacionados con el movimiento y la función del cuerpo humano. Estos modelos se basan en principios y técnicas estadísticas para identificar patrones, establecer relaciones y predecir resultados en función de variables de interés.

En el contexto de la valoración biomecánica, los modelos estadísticos de clasificación se utilizan para asignar una etiqueta o categoría a una muestra o conjunto de datos en función de las características o variables observadas. Estos modelos pueden ayudar a los profesionales de la salud, los investigadores y los entrenadores a comprender y tomar decisiones basadas en datos sobre

aspectos como la detección de lesiones, el análisis del rendimiento deportivo o la evaluación de la eficacia de intervenciones terapéuticas.

Hay varios tipos de modelos estadísticos utilizados para la clasificación en la valoración biomecánica. Algunos de los más empleados incluyen:

1. Regresión logística: este modelo se utiliza para predecir la probabilidad de pertenencia a una clase o categoría específica. Es útil cuando se tienen múltiples variables predictoras y se desea determinar la relación entre estas variables y la probabilidad de pertenencia a una categoría en particular (Shumway-Cook, Brauer y M. Woollacott 2000).
2. Discriminante: se basa en la idea de que las variables predictoras se distribuyen de manera diferente en cada clase y busca encontrar una proyección lineal que maximice la separación entre las clases y minimice la variabilidad dentro de cada clase. Para lograr esto, el ALD (Análisis Lineal Discriminante) utiliza información sobre las medias y las matrices de covarianza de las variables predictoras en cada clase (Monaro y col. 2021).
3. Árboles de decisión: estos modelos utilizan una estructura de árbol para tomar decisiones basadas en una serie de preguntas y respuestas binarias. Cada nodo del árbol representa una pregunta sobre una variable específica, y las ramas del árbol representan las posibles respuestas. Al seguir el camino desde el nodo raíz hasta las hojas del árbol se llega a una clasificación final (Aich y col. 2018).
4. Máquinas de vectores de soporte (SVM): este modelo busca encontrar un hiperplano óptimo que separe las diferentes clases en un espacio multidimensional. Las SVM son útiles cuando los datos no son linealmente separables y permiten realizar clasificaciones precisas incluso en casos de alta dimensionalidad (Muniz y col. 2010; Manap, Tahir y Yassin 2011; Tahafchi y col. 2017).
5. Redes neuronales: estos modelos están inspirados en el funcionamiento del cerebro y consisten en capas de neuronas artificiales interconectadas. Las redes neuronales pueden aprender y reconocer patrones complejos en los datos mediante un proceso de entrenamiento. Son especialmente útiles cuando se trabaja con conjuntos de datos grandes y complejos.

Éstos son solo algunos ejemplos de modelos estadísticos utilizados en la valoración biomecánica. La elección del modelo dependerá de la naturaleza de los datos, la complejidad del problema y los objetivos específicos de la investi-

gación o aplicación práctica. Es importante tener en cuenta que la selección, validación e interpretación adecuadas del modelo son fundamentales para obtener resultados precisos y confiables.

Los modelos que utilizan variables discretas como entrada tienen una capacidad limitada para capturar y modelar la variabilidad inherente en los datos, lo que puede llevar a resultados menos precisos o a una falta de generalización en nuevos datos (Butt y col. 2020). Las redes neuronales, en concreto el Deep Learning, tienen una mayor capacidad para aprender patrones y generalizar a partir de datos complejos y ruidosos, lo que las hace más adecuadas para situaciones donde los datos son difíciles de modelar con un enfoque exclusivamente con variables discretas de entrada o cuando se dispone de señales o imágenes en bruto.

2.4.2 Modelos de Deep Learning

Los modelos de Deep Learning han demostrado ser un método eficaz de clasificación en la valoración funcional clínica (Butt y col. 2020). Estos modelos utilizan redes neuronales artificiales de múltiples capas para aprender representaciones jerárquicas de los datos y realizar predicciones precisas.

En el contexto de la valoración funcional clínica, los modelos de Deep Learning se entrenan utilizando grandes conjuntos de datos que contienen información detallada sobre los usuarios, como imágenes médicas, registros de salud electrónicos y datos de sensores. Estos datos se utilizan para enseñar al modelo a reconocer patrones y correlaciones entre las características de los usuarios y su estado funcional. Una vez entrenado, el modelo puede clasificar nuevos usuarios en diferentes categorías funcionales, proporcionando una evaluación objetiva, la cual puede ayudar al personal clínico a tomar decisiones más informadas sobre el tratamiento y la intervención, así como a identificar posibles riesgos y complicaciones.

Los modelos de Deep Learning tienen varias ventajas en la valoración funcional clínica como ya se ha mencionado anteriormente; pueden capturar relaciones complejas y no lineales entre las características de los usuarios y su estado funcional, lo que los hace adecuados para problemas complejos y multifactoriales. Además, estos modelos tienen la capacidad de aprender de manera automática y adaptarse a nuevos datos, lo que los hace escalables y versátiles, por lo que los convierte en una herramienta prometedora para mejorar la atención médica y el manejo de los usuarios (Aracena y col. 2022).

2.4.2.1 Generación de modelos de Deep Learning

La generación de modelos de Deep Learning basados en redes neuronales, generalmente, implica los siguientes pasos:

1. Preparación de los datos: este paso implica recopilar y preparar los datos para el entrenamiento de la red neuronal. Esto puede incluir la limpieza de datos, la normalización, la transformación de características y la división en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba. Antes de alimentar los datos a la red neuronal es necesario formatearlos adecuadamente según las necesidades de la red.
2. Definición de la estructura de la red neuronal: aquí se determina la arquitectura de la red neuronal, incluyendo el número de capas, el tipo de capas (capas de convolución, capas recurrentes o capas densamente conectadas), el número de neuronas en cada capa y la función de activación utilizada en cada neurona (definir los diferentes hiperparámetros).
3. Entrenamiento y validación: durante esta etapa la red neuronal se entrena utilizando los datos de entrenamiento. Esto implica propagar hacia adelante los datos de entrenamiento a través de la red, calcular la salida, compararla con la salida deseada y ajustar los pesos de las conexiones internas mediante algoritmos de optimización, como el descenso del gradiente. La validación se realiza utilizando datos separados (el conjunto de validación) para evaluar el rendimiento de la red neuronal y ajustar los pesos internos del modelo.

2.4.2.1.1 Organización de los datos

Para realizar el proceso de configuración y evaluación de un modelo de Machine Learning es común dividir los datos disponibles en tres conjuntos: entrenamiento, validación y prueba (figura 2.23) con unas proporciones de 50/25/25 (Torres 2020), aunque, dependiendo de la cantidad de datos de los que se disponga, estas proporciones podrían variar.

En las redes neuronales los datos de entrenamiento, de validación y los datos de prueba cumplen roles importantes en el proceso de desarrollo y ajuste del modelo. A continuación, se describen las funciones de cada uno de ellos (Torres 2020):

1. Datos de entrenamiento: los datos de entrenamiento se utilizan para ajustar los parámetros de la red neuronal durante el proceso de aprendizaje. Estos datos contienen ejemplos etiquetados, es decir, pares de datos de

entrada y su correspondiente salida esperada. Durante el entrenamiento la red neuronal ajusta sus pesos y sesgos mediante algoritmos de optimización (como descenso de gradiente) para minimizar la diferencia entre las salidas predichas y las salidas esperadas. Cuanto más diverso y representativo sea el conjunto de datos de entrenamiento, mejor podrá la red neuronal aprender los patrones y generalizar a nuevos datos.

2. Datos de validación: los datos de validación se utilizan para evaluar y ajustar el rendimiento de la red neuronal durante el proceso de entrenamiento. Estos datos también contienen ejemplos etiquetados, pero son independientes del conjunto de datos de entrenamiento. Después de cada iteración o época de entrenamiento se evalúa el rendimiento de la red neuronal utilizando los datos de validación. Esto permite realizar un seguimiento del progreso del modelo y detectar posibles problemas, como el sobreajuste (overfitting) o el subajuste (underfitting).

El conjunto de validación proporciona una estimación imparcial del rendimiento del modelo en datos no vistos previamente. Además, se pueden utilizar técnicas de validación cruzada para dividir los datos de entrenamiento en varios conjuntos de entrenamiento y validación, lo que permite una evaluación más robusta del modelo (J. F. Pedrero-Sánchez, J. M. Belda-Lois y col. 2023). Esto implica entrenar el modelo varias veces, alternando los conjuntos de entrenamiento y validación para obtener una medida promedio del rendimiento.

3. Datos de prueba: los datos de prueba son un conjunto completamente independiente de datos que no se han utilizado durante el entrenamiento ni durante la validación del modelo. Estos datos son esenciales para evaluar de manera imparcial cómo se desenvuelve la red neuronal en nuevas muestras que no ha visto previamente. La idea es simular un escenario del mundo real en el que se aplicaría la red neuronal a datos desconocidos.

Al evaluar el modelo con los datos de prueba se puede determinar la precisión, el rendimiento y la capacidad de generalización del modelo. Esto permite tener una idea realista de cómo la red neuronal se desenvuelve en situaciones reales y ayuda a tomar decisiones informadas sobre su implementación.

Es importante destacar que los datos de prueba deben mantenerse completamente separados durante todo el proceso de desarrollo y ajuste del modelo. Esto garantiza que la evaluación del modelo sea imparcial y que

el rendimiento reportado sea una representación precisa de su capacidad para clasificar y generalizar correctamente los datos nuevos.

La división adecuada entre los datos de entrenamiento, los datos de validación y los de prueba es muy importante para obtener un modelo bien ajustado y generalizable. Es importante destacar que los datos de validación se utilizan para realizar ajustes y mejoras en el modelo, como la selección de hiperparámetros o la detección de problemas de rendimiento, antes de evaluar finalmente el modelo con datos completamente nuevos en un conjunto de prueba independiente.

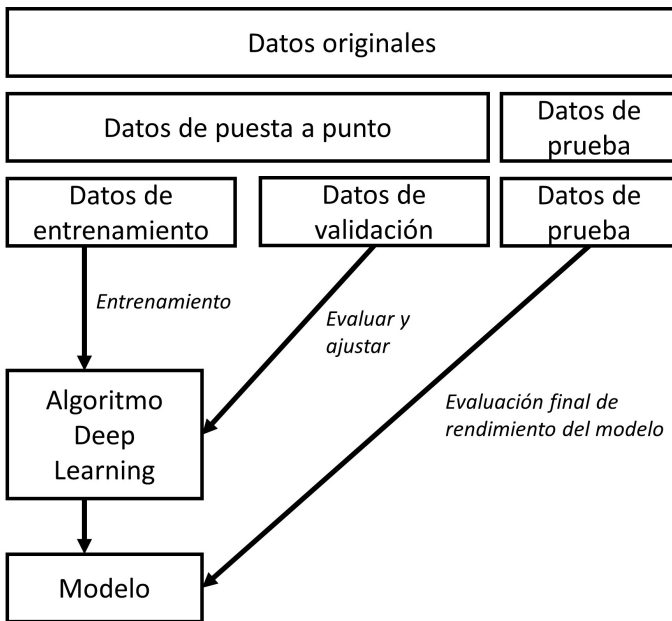


Figura 2.23: La distribución de los datos disponibles en tres grupos (entrenamiento, validación y prueba) y su propósito para la puesta a punto de un modelo de redes neuronales. Fuente: adaptada de (Torres 2020).

2.4.2.1.2 Herramientas y frameworks para el desarrollo

En cuanto a las herramientas y softwares de programación (frameworks) utilizados para generar modelos de redes neuronales, existen varias opciones comúnmente empleadas:

- TensorFlow: es una biblioteca de código abierto desarrollada por Google que ofrece una amplia gama de herramientas y recursos para construir y entrenar redes neuronales (Martín Abadi y col. 2015).
- Keras: es una biblioteca de alto nivel escrita en Python que proporciona una interfaz fácil de usar para construir y entrenar modelos de redes neuronales. Keras se ejecuta sobre otros frameworks de backend, como TensorFlow (Chollet y col. 2015).
- PyTorch: es otro framework de código abierto que permite la construcción y entrenamiento de modelos de redes neuronales (Paszke y col. 2019). PyTorch ofrece una mayor flexibilidad y un enfoque más dinámico en comparación con TensorFlow.
- Caffe: es un framework de aprendizaje profundo especialmente diseñado para aplicaciones de visión por computadora; proporciona una sintaxis simple y eficiente para definir y entrenar redes neuronales convolucionales (Jia y col. 2014).

Éstas son sólo algunas de las opciones disponibles, y la elección de la herramienta o el framework dependerá de los requisitos específicos del proyecto.

2.4.2.1.3 Proceso iterativo de aprendizaje de los modelos

Entrenar una red neuronal implica aprender los valores de los parámetros (pesos y sesgos) de cada neurona a través de un proceso iterativo de ida y vuelta a través de las capas de neuronas. En la fase de "ida" la red se expone a los datos de entrenamiento y éstos atraviesan todas las capas neuronales para calcular las predicciones. Cada neurona aplica su transformación a la información recibida de las neuronas de la capa anterior y la envía a las neuronas de la capa siguiente. Una vez realizados los cálculos, se utiliza una función de pérdida para medir el error en la estimación en comparación con los resultados reales. Nuestro objetivo ideal es minimizar este error, es decir, lograr que sea cero sin divergencia entre la estimación y el valor esperado.

Para lograrlo, la mayoría de los modelos ajustan los pesos de las conexiones entre las neuronas mediante la retropropagación de la información de error (el

proceso de "vuelta"). Al propagar esta información, calculada por la función de pérdida, se busca reducir el error en futuras predicciones cuando se vuelva a utilizar la red. Este ajuste de los pesos se realiza en lotes (batches) de datos durante las iteraciones (o épocas) sucesivas con todo el conjunto de entrenamiento.

El aprendizaje de los modelos basados en redes neuronales se resumen en (figura 2.24):

1. Inicializar los parámetros de las diferentes capas de la red (pesos ω_i y sesgos b_i) con valores aleatorios o con algún tipo de distribución.
2. Seleccionar un grupo de datos organizados en lotes y pasarlos a través de la red para obtener las predicciones correspondientes.
3. Comparar estas predicciones con los valores verdaderos esperados y calcular el error utilizando la función de pérdida.
4. Retropropagar este error para que llegue a todos los parámetros del modelo de la red.
5. Utilizar esta información propagada para actualizar los parámetros de la red neuronal mediante el algoritmo de descenso del gradiente, de modo que se reduzca el error calculado en futuras iteraciones.
6. Repetir estos pasos, iterativamente, hasta alcanzar un modelo considerado satisfactorio en términos de precisión.

2.4.2.1.4 Estructura y topologías de modelos .

Las redes neuronales están compuestas por varias capas que procesan la información de entrada para realizar tareas específicas. A continuación, se describen los diferentes tipos de capas que se pueden utilizar en la construcción de un modelo de redes neuronales, así como sus usos más comunes:

1. Capa de entrada (Input layer):
 - Función: recibe los datos de entrada y los transmite a la siguiente capa.
 - Uso común: es la primera capa de la red y su función principal es establecer la dimensión de los datos de entrada.
2. Capas ocultas (Hidden layers):

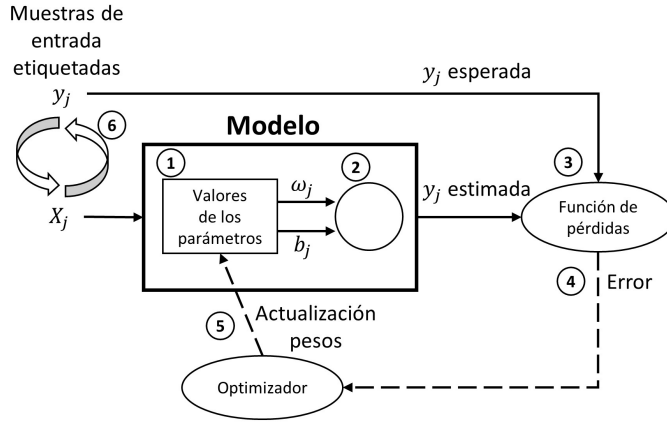


Figura 2.24: Proceso iterativo de aprendizaje de un modelo de redes neuronales. Fuente: adaptada de (Torres 2020).

- **Función:** procesan la información recibida de la capa anterior y generan representaciones intermedias de los datos.
- **Uso común:** las capas ocultas ayudan a extraer características y patrones complejos de los datos de entrada; pueden ser capas completamente conectadas (fully connected layers) o capas convolucionales (convolutional layers), dependiendo del tipo de red neuronal que se esté utilizando.

3. Capa de agrupación (Pooling layer):

- **Función:** reduce la dimensionalidad de las características generadas por las capas anteriores, conservando las características más importantes.
- **Uso común:** las capas de agrupación son comúnmente utilizadas en redes neuronales convolucionales para reducir la cantidad de parámetros y computaciones necesarias en la red, al tiempo que mantienen la información relevante.

4. Capa de convolución (Convolutional layer):

- **Función:** aplica operaciones de convolución a las características de entrada, permitiendo la detección de patrones espaciales.

- Uso común: las capas de convolución son ampliamente utilizadas en redes neuronales convolucionales para el procesamiento de imágenes y datos con estructura espacial; ayudan a extraer características locales y detectar patrones visuales.

5. Capa recurrente (Recurrent layer):

- Función: introduce conexiones recurrentes entre unidades de la red, lo que permite el procesamiento de secuencias y la memoria a largo plazo.
- Uso común: las capas recurrentes son utilizadas en redes neuronales recurrentes (RNN) y Long Short-Term Memory (LSTM) para modelar datos secuenciales, como series de tiempo o lenguaje natural; estas capas pueden recordar información pasada y utilizarla para tomar decisiones en momentos posteriores.

6. Capa de salida (Output layer):

- Función: genera las predicciones o resultados finales de la red neuronal.
- Uso común: la capa de salida puede variar dependiendo del tipo de problema que se esté abordando, por ejemplo, en problemas de clasificación, donde es común utilizar una capa de salida softmax para generar probabilidades de pertenencia a diferentes clases. En problemas de regresión una capa de salida lineal puede ser utilizada para generar valores continuos.

Cabe destacar que existen otros tipos de capas especializadas, como las capas de normalización, capas de dropout, para regularización, y capas de atención, para enfocar en partes específicas de los datos. Estas capas adicionales se utilizan según las necesidades y características particulares del problema que se está abordando.

Las capas de una red neuronal se organizan en secuencia para procesar y transformar los datos de entrada. Cada tipo de capa tiene una función específica y se utiliza en diferentes contextos para extraer características, reducir dimensionalidad, procesar secuencias o generar predicciones finales. La elección y configuración adecuada de las capas es crucial para construir una red neuronal eficiente y efectiva para la tarea que se desea realizar.

2.4.2.1.5 Funciones de activación y de pérdidas

Las funciones de pérdida son utilizadas en el proceso de entrenamiento de una red neuronal para medir la discrepancia entre las predicciones de la red y las etiquetas verdaderas; la elección de la función de pérdida depende del tipo de problema de aprendizaje que se esté abordando, ya sea clasificación o regresión.

Para problemas de clasificación, las funciones de pérdida más comunes son:

1. Entropía cruzada categórica: es la función de pérdida más utilizada en problemas de clasificación multiclase. Mide la discrepancia entre la distribución de probabilidad predicha por la red neuronal y la distribución de probabilidad verdadera de las clases. La entropía cruzada categórica es adecuada para problemas de clasificación en los que cada instancia de datos pertenece a una sola clase.
2. Entropía cruzada binaria: esta función de pérdida es adecuada para problemas de clasificación binaria en los que cada instancia de datos puede pertenecer a una de dos clases; es similar a la entropía cruzada categórica, pero se utiliza para problemas de clasificación binaria.
3. Error porcentual absoluto medio: esta función de pérdida mide el porcentaje absoluto de error entre las predicciones y las etiquetas verdaderas; es adecuada para problemas de clasificación en los que se desea minimizar el error de clasificación.

Para problemas de regresión, las funciones de pérdida más comunes son:

1. Error cuadrático medio o error absoluto medio: es la función de pérdida más utilizada en problemas de regresión; mide la discrepancia entre las predicciones de la red neuronal y los valores verdaderos de la variable objetivo al cuadrado o en valor absoluto.
2. Error logarítmico cuadrático medio: en algunos casos de regresión puede surgir un desafío cuando el valor objetivo tiene una amplia dispersión de valores. En tales situaciones, es posible que no se desee penalizar, en gran medida, un modelo por predecir un valor alto utilizando el error cuadrático medio convencional. Para abordar este problema, se puede aplicar una transformación al calcular la pérdida. Una opción es tomar el logaritmo natural de cada valor predicho y luego calcular el error cuadrático medio sobre estos valores transformados. Esta técnica se conoce como pérdida por error logarítmico cuadrático medio o MSLE. Su efecto es mitigar la penalización de las discrepancias grandes en valores predichos altos. En

ciertos casos, esta medida de pérdida puede ser más adecuada cuando el modelo realiza predicciones directas de cantidades sin escalado.

Las funciones de pérdida más comunes para problemas de clasificación incluyen la entropía cruzada categórica, la entropía cruzada binaria y el error porcentual absoluto medio, mientras que las funciones de pérdida más comunes para problemas de regresión incluyen el error cuadrático o absoluto medio y el error logarítmico cuadrático medio.

2.4.3 *Extracción automática de características*

Los métodos de clasificación de ML tradicionales requieren tres pasos principales: la extracción de características de los datos del sensor, la selección de las características clínicamente relevantes y la implementación del propio algoritmo de clasificación (Figueiredo, Santos y Moreno 2018). Como se ha comentado anteriormente, las señales en bruto obtenidas de los sensores por sí solas no aportan ningún tipo de información clínicamente relevante.

Es, justamente, en la extracción y en la selección de características relevantes donde se encuentran varios inconvenientes. Estas características se basan en el conocimiento de los expertos sobre el tema y es posible que se pierda información relevante al abordar nuevos problemas con características similares (Mohammadian Rad y Marchiori 2021). Además, la precisión de la clasificación resultante también puede verse condicionada por el mecanismo de selección del conjunto de variables clínicamente relevantes (Aich y col. 2018). A su vez, puede haber diferencias significativas en los resultados dependiendo de los algoritmos utilizados en el cálculo de las características (Pacini Panebianco y col. 2018). Para evitarlo, por norma general, se obtiene el mayor número posible de características a partir de los datos del sensor y luego se selecciona un subconjunto de variables (Rehman y col. 2019). Sin embargo, los métodos de selección de características suelen ser subjetivos y los parámetros seleccionados pueden estar muy correlacionados (Figueiredo, Santos y Moreno 2018).

Para evitar la selección manual de parámetros existen algoritmos estadísticos que pueden identificar los parámetros más significativos que mejor expliquen el comportamiento de los datos, el método STEP o el método Recursive Feature Elimination (RFE). También existen métodos como el análisis de componentes principales (ACP) para expresar los datos en un conjunto de combinaciones lineales de factores no correlacionados entre sí o el análisis de datos funcional (FDA); estos métodos permiten representar los datos originales en un espacio

de dimensión inferior al original, ya sean parámetros discretos o parámetros continuos, como curvas (Pérez Manso 2019).

2.4.4 Beneficios de las redes neuronales frente a modelos estadísticos tradicionales

Los métodos de selección de características y los clasificadores nombrados anteriormente son modelos que utilizan variables discretas como entrada, por lo que la calidad de los modelos generados son dependientes de esta propia selección. Con los avances en el campo del Deep Learning, el uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA) puede ser una solución debido a su capacidad para resolver problemas, lineales y no lineales, muy complejos con la menor manipulación posible de la señal en bruto. Las RNA pueden diseñarse para obtener resultados con la mayor parte de tipos de datos de entrada (Joshi y col. 2010), con la particularidad de que la propia técnica puede extraer, de forma automática, las características de interés mediante redes con capas convolucionales. También pueden identificar la estacionalidad o secuencialidad en series temporales mediante redes con capas recurrentes como las Long Short-Term Memory (LSTM) o los más actuales Transformers (Vaswani y col. 2017); estos resultados se pueden conseguir a partir de un proceso iterativo de entrenamiento y optimización (Dehzangi, Taherisadr y ChagalVala 2017; Mohammadian Rad y Marchiori 2021).

Algunos autores ya han demostrado el potencial de utilizar datos brutos de sensores como entrada de RNA para aplicaciones clínicas (Tabatabaei y col. 2020; Friedrich y col. 2021; Roshdibenam y col. 2021). Otros estudios compararon la precisión de diferentes métodos de clasificación, una red neuronal con capas convolucionales (CNN) alimentada con datos de sensores y, la otra, un método basado en características (variables discretas de entrada) (Roshdibenam y col. 2021; J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022; J. F. Pedrero-Sánchez, J. M. Belda-Lois y col. 2023). En este estudio se obtuvo una precisión superior al 90% en la clasificación de los estados OFF y ON en la enfermedad de Parkinson, poniendo de manifiesto la utilidad de utilizar este tipo de modelos en el ámbito clínico.

Por contrapartida, este tipo de modelos actúa como "caja negra", donde resulta complicado explicar los resultados que se obtienen ya que la matemática intrínseca aumenta exponencialmente su complejidad según vamos generando modelos más complejos. Por ese motivo, existen diferentes técnicas y algoritmos que permiten obtener una explicabilidad, interpretabilidad o sensibilidad de estos modelos de Inteligencia Artificial (Linardatos, Papastefanopoulos

y Kotsiantis 2020). Estas técnicas son utilizadas para comprender la importancia de las entradas en el resultado final del modelo. Pero cuando se dispone de datos de entrada de diferentes tipologías, el método utilizado para evaluar la importancia de cada entrada es realizar un análisis de sensibilidad donde se realizan alteraciones en las entradas y forzando que una entrada sea todo ceros al realizar la inferencia, repitiendo este proceso para cada entrada (Dimopoulos y Bakas 2019). Esto, finalmente te permite comparar las salidas obtenidas para cada variación de entrada y se analiza su influencia en la salida.

Aún así, estos prometedores resultados animan a investigar en el diseño y la evaluación de arquitecturas de RNA más elaboradas combinando diferentes tipologías de datos, con el objetivo de clasificar datos de personas con diferentes patologías y/o condiciones. Esta mezcla de tipologías de datos se podría combinar con tecnologías de un coste reducido, como sensores vestibles, relojes inteligentes o smartphones.

2.5 Importancia de la valoración funcional para las personas mayores

2.5.1 Situación demográfica en España

El número y proporción de personas de edad avanzada ha ido creciendo de manera progresiva, pero en las últimas décadas el proceso de envejecimiento poblacional ha crecido de forma acelerada; entre 1900 y 1986 el número de personas mayores se multiplicó por cinco con respecto al resto del conjunto de la población, dato que aumenta de forma más significativa si se habla de los llamados “muy viejos”.

Actualmente en España, según censo, tenemos un total de 9,062,634 personas mayores, dato que supone un 19.3% del total de la población. Asimismo, la esperanza de vida media en España se sitúa en torno a los 81.57 años, valor que tiene algunas variaciones en el caso de hombres y mujeres; mientras la tasa de longevidad en mujeres es de 87 años, lo es de 83 años para la población de hombres (*Un perfil de las personas mayores en España, 2022. Indicadores estadísticos básicos - EnR 2022*).

Las previsiones del Instituto Nacional de Estadística (INE) indican que, en el año 2050, España contará con un 31.9% de la población total del país formada por personas mayores de 65 años (figura 2.25), situándolo como el tercer país

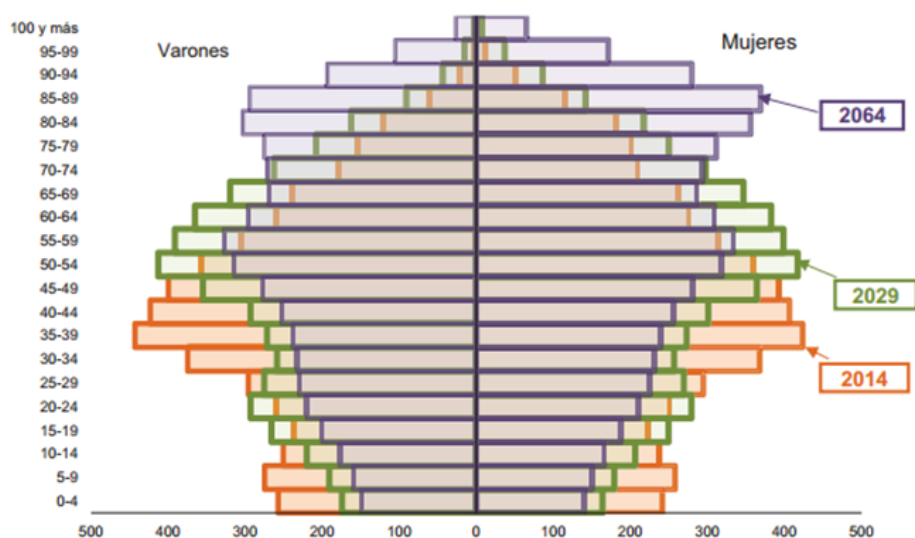


Figura 2.25: Pirámide poblacional de España y su previsión en el año 2064. Fuente: adaptada de (INEbase, *Demografía y población*. s.f.).

más viejo de los que conforman la OCDE (INEbase, *Demografía y población*. s.f.).

Dicho envejecimiento poblacional, debido principalmente al aumento de la esperanza de vida, es un signo de prosperidad y del estado de bienestar del que gozan las personas mayores en los países más desarrollados, pero, al mismo tiempo, la sociedad tendrá que enfrentarse a nuevos problemas y gastos sanitarios, económicos y sociales. Si se entiende que el aumento de la esperanza de vida marca el hecho de que cada vez las personas viven más tiempo siendo “viejos” se puede decir que las personas mayores tendrán mayor probabilidad de vivir en situación de limitación, incluso dependencia, situación que se presenta como un reto para la sociedad, un reto que debe intentar paliar mediante las valoraciones e intervenciones específicas (*Los mayores con discapacidad* 2019).

2.5.2 *Problemática asociada a una población envejecida*

La senescencia, como proceso natural, puede ir acompañada de cambios y problemas de salud; si aumenta la tasa poblacional que sobrevive hasta la vejez es lógico que la incidencia de patologías crónicas e incapacitantes aumente (Soler 2020).

Por consiguiente, las personas mayores que presentan un mayor número de patologías, muchas veces de manera simultánea con otras (pluripatología), y normalmente de carácter crónico, van a requerir un mayor porcentaje de ingresos en instituciones sanitarias con una mayor estancia media y frecuencia por año, sumado al hecho de un mayor uso de fármacos (Rivas Costa y col. 2009).

Así, la mayor demanda de servicios sanitarios, asistenciales y sociales, va acompañada de un aumento en el gasto sanitario, gasto que, como se verá más adelante, el Estado del Bienestar no puede asumir (Aguado y col. 2012).

En España, el gasto sanitario público en el año 2020 fue de 61,710 millones de euros, es decir, un 5.9% del Producto Interior Bruto (PIB); el gasto fue de 1,309 euros por persona, dato que varía notablemente en función de la edad, pues aproximadamente el 60% del gasto medio por persona a lo largo de la vida se produce después de los 65 años de edad, y una tercera parte una vez pasados los 85 años (figura 2.26).

Esta nueva avalancha de demandas sociosanitarias asociada al envejecimiento poblacional pone de manifiesto la escasez de recursos que el Estado está preparado para proporcionar (organizativos, sociales, sanitarios, humanos, etc.). Se requiere, por tanto, un sistema efectivo de protección para las personas mayores, un sistema conformado por procedimientos de evaluación, seguimiento y tratamiento individualizados que mejoren la calidad de vida de las personas mayores en todas sus facetas biopsicosocial y que su impacto sea al menor coste posible (Echeverría y col. 2022).

De esta forma, mejorando la prevención, la detección precoz y la atención individualizada, se reducirían los años en que las personas mayores están en situación de dependencia y se aumentarían los años en los que son independientes para llevar a cabo las AVD (Soler 2020); cobran especial importancia la atención y seguimiento de los diferentes Síndromes Geriátricos, síndromes en lo que las caídas y las patologías neurodegenerativas influyen de manera notable.

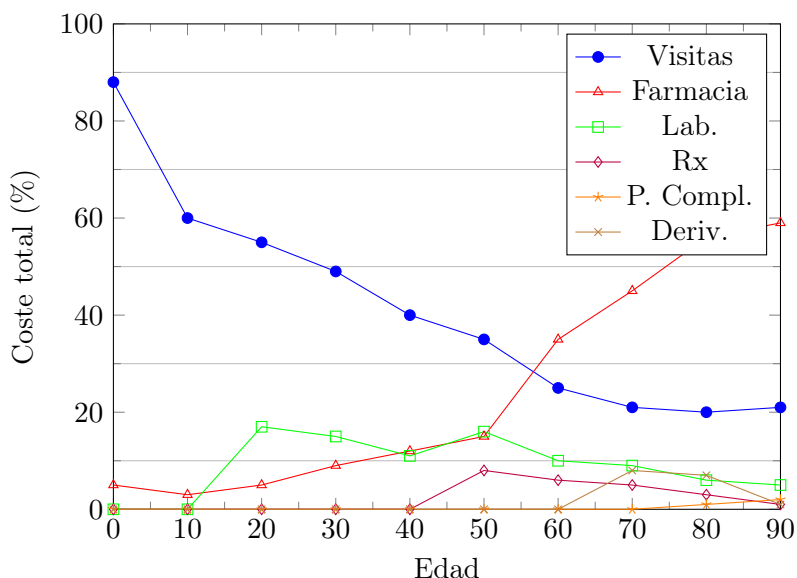


Figura 2.26: Evolución del coste sanitario en función de la edad. Fuente: (Aguado y col. 2012).

2.5.3 Envejecimiento y fragilidad

La fragilidad se define como “un estado fisiológico de mayor vulnerabilidad a los factores de estrés, que resultan de la disminución de las reservas fisiológicas o la desregulación de múltiples sistemas fisiológicos”(Fried y col. 2001).

Normalmente se asocia el término fragilidad con la vejez pero muchas veces no somos conscientes de que las personas mayores, por norma general, presentan un estado de salud considerado óptimo (Ferrer Feliu y col. 2006). Si a este hecho se le suma la condición biopsicosocial de las nuevas generaciones de personas mayores (Gómez-Jarabo y Peñalver González 2007) se pone de manifiesto que cada vez, con mayor frecuencia, las personas que van entrando en la fase de la vejez tienen un mejor estado de salud y, por tanto, una mejor calidad de vida, representando un menor riesgo de dependencia.

A pesar de todas estas consideraciones y de que la mayor parte de las personas mayores realizan con total normalidad y facilidad las actividades de la vida diaria o AVD (tales como el autocuidado, movilidad, etc...), no se puede olvidar ese no homogéneo grupo de personas mayores que, suponiendo una

prevalencia del 49% de las mismas, presenta una condición de fragilidad o pre-fragilidad, siendo esta misma condición el principal indicador de dependencia.

Por todo ello, es necesario diferenciar tres conceptos, el mayor sano, mayor enfermo y mayor frágil (Cruz-Jentoft 2000):

- El mayor sano se entiende como aquella persona mayor de 65 años, usualmente no productiva, que presenta cambios físicos, sobre todo en apariencia física y aparato locomotor y que, en términos psicológicos y sociales, no presenta cambios patológicos de la conducta. El mayor sano es “la persona con alteraciones al límite entre lo normal y lo patológico, es decir, está en equilibrio y adapta sus trabajos funcionales (de todos sus órganos) a sus posibilidades reales de rendimiento” (Alvarado García y Salazar Maya 2014). Por otro lado, otros autores lo definen como “*aquella persona que, independientemente de la edad, vive sin experimentar muchas deficiencias corporales o mentales*” (Harman 1981). Como conclusión, se trata de una persona de edad avanzada que no presenta patología objetivable previa y que, con total independencia, es capaz de llevar a cabo AVD tanto básicas (ABVD) como instrumentales (AIVD) a nivel físico, psicológico y social y que, por tanto, presenta baja tendencia a la dependencia, así como a desarrollar Síndromes Geriátricos (Tornero-Quiñones y col. 2020).
- El mayor enfermo es aquella persona mayor que presenta algún tipo de patología tratada con éxito y normalidad por los Servicios de Salud y que sigue conservando su capacidad para la realización de las ABVD (actividades básicas de la vida diaria) aunque con algunas limitaciones en aquellas de carácter instrumental (AIVD) (Harman 1981); esta categoría presenta una mayor tendencia a la dependencia y una alta probabilidad de desarrollar un Síndrome Geriátrico.
- El mayor frágil es aquella persona mayor que presenta una clara pluripatología crónica a nivel físico, incluso, en muchas ocasiones, a nivel social o psicológico; es, por tanto, totalmente dependiente para la realización de las AVD, tanto básicas como instrumentales, y por ello, presenta una tendencia clara y creciente hacia la dependencia y muy alta probabilidad de desarrollo de algún Síndrome Geriátrico.

Se puede diagnosticar un síndrome clínico de fragilidad en presencia de tres de los siguientes cinco criterios (Fried y col. 2001):

1. Pérdida de peso no intencionada mayor a 5 Kg o un 5% del peso corporal en el último año.

2. Debilidad muscular en relación a la fuerza prensora con una disminución de, al menos, un 20% del límite considerado normal en función del sexo y la masa muscular.
3. Baja resistencia-cansancio referido por la propia persona e identificado por dos preguntas de la escala CES-D (Center Epidemiological Studies-Depression).
4. Lentitud de la marcha en cuanto a disminución de la velocidad de la misma de, al menos, un 20% del límite de la normalidad según sexo y altura.
5. Nivel bajo de actividad física calculado a partir del gasto metabólico de calorías semanales por debajo del 20% normal según sexo.

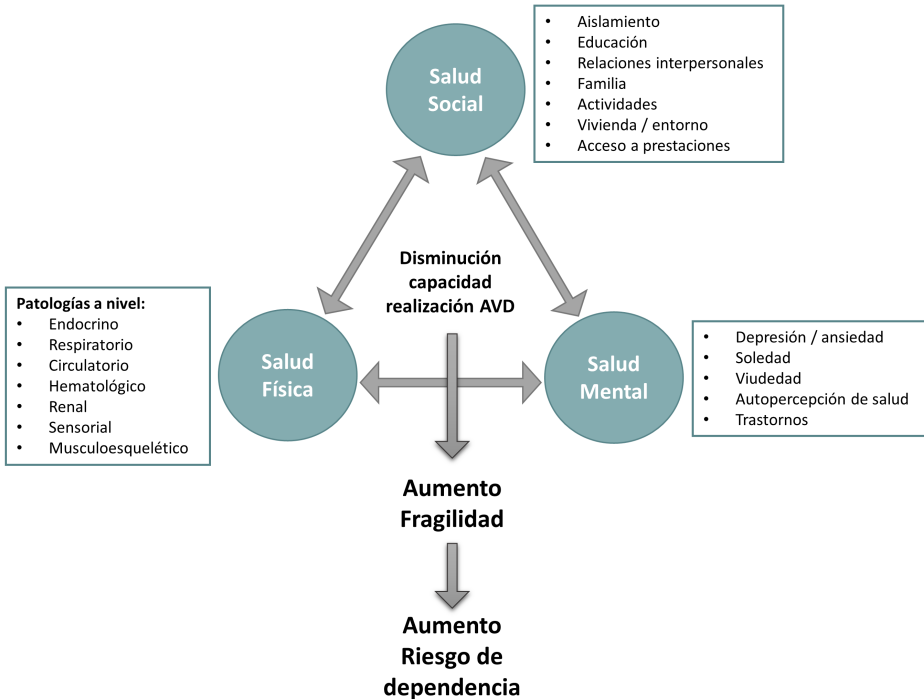


Figura 2.27: Interrelación de variables biopsicosociales con posibles Síndromes Geriátricos y con la fragilidad y dependencia en las personas mayores. Fuente: elaboración propia.

Diferentes variables a nivel biopsicosocial y su función o disfunción en las personas mayores son determinantes para realizar con mayor o menor independencia las AVD (figura 2.27) y, por consiguiente, llevar a la persona mayor a una situación de prefragilidad o fragilidad, diagnóstico determinante para poder predecir un posible riesgo de dependencia. Con ello, se pone de manifiesto el efecto cascada (Cala Calviño, Casas Gross y Dunán Cruz 2017) y la etiología multifactorial de los Síndromes Geriátricos, así como la importancia de una óptima valoración funcional en todas sus dimensiones para prevenir efectos adversos e indeseables de dichos síndromes y poder minimizar la fragilidad y el índice de dependencia.

Así, las mejoras en la valoración funcional de las personas mayores suponen una herramienta fundamental para abordar sus cuidados desde una perspectiva integral e integradora, ya que resulta obvio decir que si hacemos una prevención eficaz de sus funciones y capacidades y tenemos la oportunidad de mantenerlas y cuidarlas por más tiempo, minimizaremos el índice de dependencia y, con ello, todos los problemas que de ella derivan (Ferrer Feliu y col. 2006).

2.5.4 Cambios propios del proceso de envejecimiento

A lo largo del proceso de envejecimiento (incluso mucho antes de que seamos conscientes de ello) se producen una serie de cambios inherentes al mismo proceso de envejecer; entre ellos, se destacarán aquellos que hacen referencia a la anatomofisiología, y dejando a un lado, no por ser menos importantes, aquellos de corte psicológico y social.

A lo largo del proceso de envejecimiento se presentan modificaciones en distintos sistemas y aparatos que, en muchas ocasiones, pueden acarrear un verdadero problema de salud y, con ello, una disminución en la calidad de vida y un aumento de la dependencia (Fericgla 1992):

- Cambios en el sistema endocrino
- Cambios en el aparato respiratorio
- Cambios en el aparato circulatorio
- Cambios hematológicos
- Cambios en la función renal
- Cambios sensoriales

- Cambios en el sistema musculoesquelético

Por la temática del presente trabajo, se describirán, a continuación, aquellas consecuencias derivadas de todos los cambios que se producen en el sistema musculoesquelético, ya sea a nivel óseo, muscular o articular.

2.6 Patologías y trastornos anatomofisiológicos estudiados para el desarrollo del trabajo

En este apartado se tratarán algunas patologías que, no siendo propias exclusivamente de las personas mayores, sí se dan con mayor frecuencia, y que afectan de manera notable a la realización de las AVD, entre ellas la marcha. Dichas patologías se enmarcan dentro de las llamadas enfermedades neurodegenerativas y han servido, como se verá a lo largo del presente trabajo, para la validación de la utilidad tanto de dicho trabajo como del propio instrumento. Éstas son el Alzheimer y el Parkinson.

Las enfermedades neurodegenerativas, en sus fases más avanzadas, pueden derivar en grandes problemas a nivel físico y cognitivo, hecho que limitaría la autonomía de las personas para llevar a cabo las AVD y tendría, asimismo, repercusiones en aspectos emocionales y sociales; de ahí la importancia de la realización de un rápido diagnóstico precoz y un adecuado seguimiento mediante técnicas y herramientas adecuadas en cada uno de los aspectos biopsicosociales.

2.6.1 *Enfermedad de Alzheimer*

La enfermedad de Alzheimer es un trastorno neurodegenerativo, incluido dentro de las demencias irreversibles, que va provocando, paulatinamente, la muerte de células nerviosas cerebrales. En sus inicios, los síntomas son leves, pero conforme pasan los años, estos síntomas se agravan llegando a provocar un gran deterioro cognitivo con serios problemas para llevar a cabo las AVD (Ceballos Atienza 2018).

De hecho, por propia definición, la demencia es un “deterioro adquirido en las capacidades cognitivas que entorpece la realización satisfactoria de actividades de la vida diaria” (Seeley y Miller 2018). El Alzheimer es la principal causa de demencia irreversible en las personas mayores (WHO 2020), teniendo una prevalencia en Europa del 5.05%, afectando en mayor medida a mujeres con un 7.13% frente al 3.31% en hombres (Niu y col. 2017).

Los principales factores de riesgo para padecer esta enfermedad son: la edad, los antecedentes familiares y la genética, niveles altos de homocisteína, pertenecer al género femenino y tener antecedentes familiares de Síndrome de Down (Gómez Ayala 2007). Otros factores dependientes del entorno o del estilo de vida también influyen en el riesgo de desarrollar la enfermedad: llevar a cabo o no una vida saludable y presentar un riesgo cardiovascular significativo (hipercolesterolemia, hipertensión arterial o Diabetes Mellitus).

La enfermedad de Alzheimer, en la mayoría de los casos, no está determinada por factores genéticos, aunque se ha identificado el gen llamado apolipoproteína E (APOE) como asociado con un mayor riesgo. Aunque solo representa el 1% de los casos, este gen puede aumentar la probabilidad de desarrollar la enfermedad (Fundación Pasqual Maragall 2020). Además, ciertas mutaciones en genes que codifican tres proteínas: la proteína precursora amiloidea (APP), presenilina-1 (PS-1) y presenilina-2 (PS-2) pueden causar directamente la enfermedad en forma hereditaria (Enfermedad de Alzheimer dominante autosomal ADAD o Alzheimer familiar). En general, el componente genético no es lo más común en la enfermedad de Alzheimer, y otros factores podrían estar involucrados en su desarrollo (Alzheimer's Association 2020).

Todo ello provoca una serie de cambios bioquímicos y neuropatológicos específicos de esta enfermedad, como son las placas seniles (depósitos de la proteína beta amiloide que produce degeneración neuronal), los ovillos neurofibrilares (estructuras anómalas repartidas por todo el cerebro) y la atrofia cerebral (atrofia difusa de la corteza cerebral).

Con todo ello, el Alzheimer, siendo un tipo de demencia progresiva, se manifiesta en sus inicios con déficits de memoria episódica y a corto plazo, pues las neuronas afectadas se encuentran principalmente en las áreas de aprendizaje; conforme avanza la enfermedad se puede observar un importante deterioro perceptivo, emocional y del lenguaje, estando afectados, en estadios ya muy avanzados, ciertos sistemas que afectan a las actividades de la vida diaria, como la marcha, aspecto que ha sido crucial para la puesta en práctica de la metodología objeto del presente trabajo en personas con dicha enfermedad.

Las alteraciones neurológicas y cognitivas con mayor presencia en esta enfermedad son:

- Memoria: deterioro en la memoria reciente e inmediata, verbal, visual, episódica y semántica.
- Afasia: deterioro en funciones de comprensión, denominación, fluidez y lectoescritura. Trastorno del lenguaje que se caracteriza por la incapacidad

cidad o la dificultad de comunicarse mediante el habla, la escritura o la mímica.

- Apraxia: incapacidad para realizar tareas que requieren recordar patrones o secuencias de movimientos.
- Agnosia: alteración perceptiva y espacial manifestada por la incapacidad para identificar un objeto mediante un sentido o varios.

Este conjunto de sintomatología se conoce como la triple A o triada afasia-apraxia-agnosia y no todas estas alteraciones se dan en todo momento, sino que se trata de una sintomatología progresiva conforme avanza la enfermedad (Medline 2021).

De esta forma, podría hablarse de diferentes estadios o fases de la enfermedad según los criterios NINCDS-ADRDA (Dubois y col. 2007):

- Inicial: sintomatología leve en el que el enfermo mantiene su autonomía y únicamente requiere ayuda en tareas complejas.
- Intermedia: sintomatología moderada en el que el enfermo depende del cuidador para realizar las AVD.
- Avanzada o terminal: el enfermo es completamente dependiente.

La sintomatología más frecuente viene dada por alteraciones del estado de ánimo y de la conducta, pérdida de memoria, dificultades de orientación, problemas del lenguaje y alteraciones cognitivas acompañadas por cambios en el control inhibitorio (Buckner 2004; Harrington y col. 2013); el deterioro de la memoria puede llevar, incluso, al no reconocimiento de familiares o al olvido de habilidades habituales de la persona. Sin embargo, se presentan otros síntomas, como cambios en el comportamiento y deterioro de la musculatura y la movilidad, pudiendo presentarse alteraciones en el aparato locomotor y, con ello, en la marcha, debido a la hiperexcitabilidad de la corteza motora (Buckner 2004; Olivier Beauchet, Launay y col. 2017).

Varios estudios han sugerido que, incluso antes del diagnóstico de Alzheimer, podrían verse afectados ya ciertos patrones de la marcha (Olivier Beauchet, Annweiler y col. 2016; Vergheze y col. 2007), de ahí la importancia de esta variable para su diagnóstico precoz.

En referencia a la marcha, las personas que padecen esta enfermedad presentan cambios en algunos de los aspectos de la misma. Así, se puede observar una disminución en la velocidad de la marcha (Rucco y col. 2017), una disminución

en la longitud de la zancada (O. Beauchet y col. 2013) y una mayor variabilidad en el tiempo de zancada respecto a personas mayores sanas (Coelho y col. 2012; Rucco y col. 2017). Además, se han asociado estas alteraciones en el patrón de la marcha con un mayor riesgo de caídas (Ganz y col. 2007).

Todo ello implica una necesidad de evaluar tareas funcionales como la marcha y otras AVD más complejas que requieren una planificación de la coordinación neuromuscular; esta valoración funcional sería de utilidad para poder predecir la progresión de la enfermedad, pues son tareas integradoras que requieren de múltiples sistemas cognitivos y conductuales, base para poder llevar a cabo de forma independiente las AVD (Yogev-Seligmann, Hausdorff y Nir Giladi 2008).

A pesar de lo comentado, la mayor parte de las actividades funcionales se realizan de manera simultánea con otras que también requieren atención. Esto se conoce como “*tareas duales*”. El hecho de llevar a cabo tareas de manera simultánea implica un cambio constante de atención entre la tarea principal y la secundaria, y este cambio o división atencional también se ve deteriorado en la población con esta enfermedad. Así, valorar la tarea de la marcha cuando se les pide que lleven a cabo una tarea secundaria resulta muy útil para la categorización de estos enfermos (Egerton y col. 2011).

Establecer, pues, una serie de marcadores clínicos que puedan predecir el estado de movilidad funcional en personas con Alzheimer, bien en actividades de una sola tarea o bien en tareas duales, es de gran importancia para detectar signos y síntomas apenas perceptibles del estado neurodegenerativo de manera temprana, previniendo el posible deterioro físico y planificando, acorde a dicho estado, los posibles tratamientos terapéuticos; se sabe que la detección precoz y la intervención temprana es más eficaz para prevenir efectos nocivos derivados de procesos inflamatorios, oxidativos, de excitotoxicidad y apoptosis (muerte celular) (Baddeley y col. 2001).

Se pone de manifiesto, por tanto, la importancia de la existencia de metodologías de valoración funcional que puedan hacer, mediante el estudio y valoración de diferentes funciones, como la marcha, una identificación de los enfermos dentro de una categoría o estadio y poder predecir el curso de la enfermedad y mejorar los tratamientos paliativos que mejoren su calidad de vida.

2.6.2 *Enfermedad de Parkinson*

La enfermedad de Parkinson fue descrita en 1817 por James Parkinson como una parálisis considerada “agitante” por su sintomatología (Parkinson 1817). Se trata de un trastorno neurodegenerativo que afecta a los tallos pigmentados del tallo cerebral, zonas que se encargan fundamentalmente del control y coordinación en los movimientos, así como del control postural. Es un trastorno de carácter crónico y progresivo del sistema extrapiramidal, sistema encargado de la regulación del movimiento, la postura, el equilibrio y la marcha.

Aunque su etiología es de origen desconocido, se sabe que existe una degeneración de las células de la sustancia negra, células contenedoras de dopamina; dicha degeneración causa una disminución de la sustancia negra y se crea un desequilibrio en la neurotransmisión dopaminérgica y colinérgica, llevando a una mayor presencia de los sistemas colinérgicos, principales responsables de la mayor parte de la sintomatología presentada en dicha enfermedad.

En condiciones normales se puede observar un equilibrio entre los niveles de dopamina y acetilcolina con su consecuente equilibrio entre las funciones inhibitorias y excitatorias respectivamente; cuando no existe dicho equilibrio, debido a lo anteriormente mencionado, puede observarse un descenso en los niveles de dopamina (función inhibitoria), con lo que se produce un aumento en la actividad excitatoria (acetilcolina).

El proceso de la enfermedad de Parkinson suele pasar por una serie de estadios descritos por la escala de (Hoehn y Yahr 1967):

- Estadio I: afectación unilateral.
- Estadio II: afectación bilateral sin anormalidades posturales.
- Estadio III: afectación bilateral de los reflejos posturales.
- Estadio IV: afectación bilateral con desequilibrio postural y marcada incapacidad.
- Estadio V: desarrollo grave y total de la enfermedad.

Esta afectación, bien unilateral o bien bilateral, presenta una clara sintomatología diferenciadora de otras patologías (Martínez-Fernández. y col. 2016):

- Temblor: temblor rítmico y en reposo que, principalmente, afecta a las manos pero que, en algunos casos, puede afectar a labios, lengua y mandíbula, y que disminuye y/o desaparece con el movimiento voluntario o

reposo absoluto; es el signo más frecuente y puede permanecer como único signo durante varios años.

- Hipocinesia: enlentecimiento generalizado en los movimientos voluntarios con la consiguiente “torpeza” al llevar a cabo actividades motoras finas.
- Acinesia: ausencia de movimientos involuntarios como parpadeo, deglución, etc., lo que le otorga a la persona enferma de Parkinson una expresión facial característica (amimia) con gestos faltos de naturalidad a modo de “máscara”.
- Rigidez: los movimientos, en especial la flexión articular, son discontinuos, como a “saltos” a modo de rueda dentada.
- Alteraciones posturales: flexión anterior, sobre todo del tronco, pero también puede notarse en caderas y rodillas, que se manifiesta durante la marcha y como mecanismo de compensación para encontrar el centro de gravedad.
- Marcha festinante: andar muy característico de las personas que sufren esta enfermedad que hace que el paciente camine, para mantener el equilibrio, mediante pasos cortos y rápidos, sin apenas despegar los pies del suelo, sin posibilidad de frenar y con episodios de propulsión y retropulsión, alternados con bloqueos en la marcha, algo que les hace especialmente inestables.
- Voz monótona e hipófona
- Disfunción del sistema nervioso autónomo (SNA): estreñimiento, nicturia, disfagia, hipersudoración, sialorrea, hipotensión, etc.
- Otros: alteraciones a nivel de la personalidad, trastornos del sueño y deterioro de las funciones superiores, lo que puede llevar a síndromes demenciales.

Debido a todo el conjunto de síntomas y signos presentes, en su mayoría, las personas que sufren la enfermedad de Parkinson tendrán dificultades en la realización de actividades motoras finas, actividades imprescindibles para la realización de las AVD, lo que les privará de autonomía e interferirá en su vida diaria, pudiendo llegar a provocar consecuencias a nivel emocional y social. Del mismo modo que puede afectar a las AVD, también puede desembocar en situaciones más adversas como caídas, fracturas y lesiones cerebrales (Frenklach y col. 2009; Mak y Wong-Yu 2019; Soh y col. 2013).

La enfermedad de Parkinson presenta una alta morbilidad y una prevalencia que aumenta con la edad y afecta al 1% de la población mayor de 60 años (Tysnes y Storstein 2017). A pesar de su baja prevalencia, su importancia radica en la presencia de múltiples signos y síntomas que tienen un impacto significativo en el estado funcional de los usuarios. Por lo tanto, la medición del estado funcional es importante para controlar el progreso degenerativo de la enfermedad y diseñar programas terapéuticos personalizados. Estudios han demostrado que la terapia individual proporciona mayores beneficios en comparación con la terapia grupal (King y col. 2015).

Numerosos estudios abordan la temática de la valoración funcional sobre parámetros como la marcha, sedestación o el equilibrio postural mediante sofisticados sistemas o dispositivos (Arcolin y col. 2020; Godi y col. 2021), sistemas que han sido de especial utilidad para caracterizar el estado funcional en la enfermedad de Parkinson, pero que presentan el inconveniente de no ser accesibles a todos los profesionales sanitarios debido a los elevados costes y los requisitos de espacio que demandan estos sistemas; por este motivo, cabe resaltar la importancia del desarrollo de metodologías y pruebas funcionales objetivas, rentables y fáciles de administrar (de corta duración y portables) para poder evaluar las AVD en personas afectadas por esta enfermedad y como posible herramienta clínica para controlar la progresión funcional y poder adaptar los ejercicios terapéuticos a su estado funcional y particular (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Mollà-Casanova y col. 2022).

2.6.3 Trastorno del equilibrio y de la marcha: Caídas

Una **caída** se define como “una precipitación al suelo, repentina, involuntaria e insospechada, con o sin lesión secundaria, confirmada por el individuo o un testigo” (Delgado Morales y col. 2013).

Las caídas no presentan una única etiología, sino que responden a múltiples factores, tanto de naturaleza extrínseca como intrínseca (figura 2.28).

Las patologías a las que se ha hecho mención son de gran interés para valorar patrones como la marcha y un posible riesgo de caída cuando dicho patrón se ve alterado, así como el hecho de que son patologías de interés para la aplicación de la presente metodología para valorar la funcionalidad de la marcha y una posible prevención de caídas.

Una vez producida la caída, la consecuencia más grave tras la misma sería la fractura, junto con heridas, hematomas y laceraciones, incluso la propia muerte ya sea accidental o no intencional (Biomecánica de Valencia 2017).

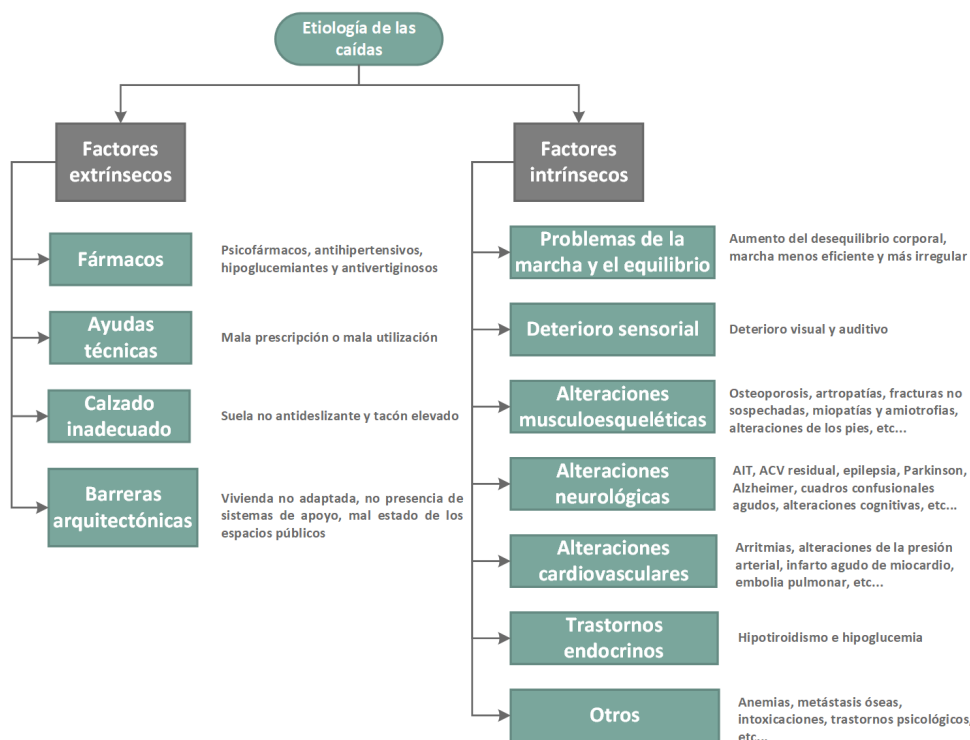


Figura 2.28: Esquema resumen de la etiología de las caídas en personas mayores. Fuente: elaboración propia.

Una vez producida la caída, puede tener un impacto negativo en la autonomía de las personas mayores, lo que resulta en una disminución de su calidad de vida y la de su entorno social. Los efectos pueden variar desde problemas clínicos, como fracturas o esguinces, hasta el desarrollo del síndrome de temor a caer, lo cual aumenta la fragilidad y desencadena una discapacidad funcional en las personas mayores (Olmos Zapata 2012).

De acuerdo con (Silva Gama, Gómez Conesa y Sobral Ferreira 2008), alrededor del 16,5% de las personas mayores en España experimentan caídas. Estas caídas tienen repercusiones psicosociales y de asistencia, así como el síndrome del miedo a caer, que afectan entre el 64% y el 44,7% de los casos. Además, entre el 9,7% y el 19% de las caídas tienen como consecuencia la hospitalización de las personas mayores.

Existen diversos métodos para evaluar la capacidad funcional y el riesgo de caídas. Sin embargo, es importante destacar que estos métodos presentan algunas limitaciones, ya que no todos son repetibles y suelen depender de criterios subjetivos (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003).

El hecho de evaluar la marcha y el equilibrio han demostrado una correlación significativa entre la edad avanzada de las personas mayores y un mayor riesgo de caídas, atribuido a alteraciones en la realización de estas actividades (Vera Sánchez y Campillo Motilva 2003). Además, las mujeres presentan una mayor frecuencia de caídas, destacando factores de riesgo comunes como el uso de los brazos para levantarse o sentarse, la dependencia de un bastón para estar de pie, la marcha con talones separados y la falta de elevación completa del pie del suelo. Estos hallazgos subrayan la importancia de intervenciones específicas para prevenir caídas en esta población vulnerable, mejorando así su calidad de vida y bienestar.

Las mediciones de desempeño proporcionan una cuantificación objetiva de la capacidad para responder a las demandas físicas y cognitivas, cuyo deterioro está directamente relacionado con el riesgo de caídas durante las actividades diarias. Se ha demostrado que estas asociaciones están presentes en trastornos de la marcha, equilibrio corporal, fuerza de las extremidades inferiores y tiempo de reacción (K. H. Cho y col. 2012; Nancye M. Peel, Kuys y Klein 2013); pruebas como el Timed Up and Go (TUG) (Podsiadlo y Richardson 1991), el Sit-to-Stand (STS) (Applebaum y col. 2017), la Escala de Equilibrio de Tinetti (Mary E. Tinetti 1986), la Escala de Equilibrio de Berg (Berg y col. 1992), la Batería de Desempeño Físico Corta (SPPB) (Jack M. Guralnik y col. 1994) o la Evaluación del Perfil Fisiológico (PPA) (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003) tienen, de hecho, una excelente capacidad para predecir caídas y función física en personas mayores (Reuben y col. 1995).

El hecho de realizar una intervención temprana en aspectos como la calidad de la marcha o el equilibrio puede mejorar su calidad de vida, pudiendo evitar futuros peligros derivados de sufrir una caída, como son las fracturas (Lorena Cerda 2014).

La fractura puede considerarse como “la ruptura brusca de la masa ósea producida por un aumento de la presión en el hueso superior a la que puede soportar... o bien por un traumatismo de cierta violencia, pero en ocasiones también tras un traumatismo insignificante en personas de edad avanzada” (Hermoso de Mendoza 2003).

Por tanto, se puede dar una fractura tras una caída con traumatismo, o bien al contrario, es decir, que ante la presencia de una patología previa se produzca la fractura y esto lleve a la persona mayor a caerse; es lo que se conoce como “fractura patológica”. Son también de interés las llamadas fracturas conminutas, fracturas con la pieza ósea multifragmentada, por tener una gran prevalencia en las personas mayores asociadas al fenómeno de la osteoporosis.

Los síntomas y signos que acompañan a las fracturas son(Soler 2020):

- Dolor
- Acortamiento del miembro
- Pérdida de la función del miembro afectado
- Rotación externa en el caso de fractura de cadera

Las localizaciones más frecuentes de las fracturas en personas mayores son a nivel de cúbito y radio (fractura de Colles), en el dorso de la mano (fractura de Smith), tercio proximal del húmero, meseta tibial, pelvis, columna vertebral (normalmente por aplastamiento de los cuerpos vertebrales) y, la más habitual de todas ellas, la fractura de cadera, que se da en el tercio proximal del fémur, siendo ésta última la de mayor incidencia entre la población anciana (Shumway-Cook y M. H. Woollacott 2001).

Las fracturas y, en especial, la fractura de cadera constituye un claro indicador del Síndrome de Fragilidad anteriormente comentado; la valoración de diferentes parámetros tras una fractura, como la marcha y el equilibrio postural, resultan de gran interés para la realización de un buen seguimiento y unas adecuadas intervenciones terapéuticas (Maldonado Guzmán 2016).

2.7 Necesidades identificadas en la valoración funcional de las personas mayores

Con todo lo mostrado durante este capítulo se pone de manifiesto que la población cada vez envejece más y es necesario adecuar las técnicas de valoración funcional a las necesidades de este sector de la población. Este envejecimiento viene acompañado de un estado funcional reducido y puede ser causado por una multitud y combinación de aspectos (etiología multifactorial) por lo que resulta de vital importancia identificar la etiología de esta reducción del estado funcional para conseguir un envejecimiento saludable y, a su vez, para alargar

la calidad de vida de las personas mayores con un estado funcional lo más alto posible, evitando los estados más altos de dependencia.

Debido a la falta de recursos económicos se hace necesario actualizar los procedimientos del sistema de salud, empleando técnicas e instrumentos objetivos más ágiles, fáciles de aplicar y a un menor coste, ya que los profesionales disponen de un tiempo e instalaciones limitadas para evaluar, identificar problemas y proponer intervenciones.

Para monitorizar la progresión de cualquier enfermedad, hacer una detección precoz de la misma en el ámbito clínico y diseñar un plan de tratamiento funcional individualizado, podría ser interesante una prueba que incluyera diferentes actividades representativas de la vida diaria capaz de caracterizar la función múltiple de un único vistazo.

Actualmente, este proceso de evaluación se sirve de técnicas sencillas, a menudo subjetivas o sujetas a un criterio experto, o de instrumentos con una baja fiabilidad (cintas métricas, cronómetros, etc. . .) que, en el caso de necesitar mayor detalle y precisión, estas evaluaciones se derivan a grandes laboratorios muy costosos que requieren una alta especialización para aplicarlas e interpretar los resultados.

Es por ello que un sistema de valoración funcional ideal, aunaría la potencia de las metodologías y los sistemas objetivos de medida de un gran laboratorio con la versatilidad de las herramientas portables; esto sería posible desarrollando sistemas que combinen la información recogida mediante instrumentos sencillos con la información que pueden aportar técnicas de análisis de datos más complejas.

Para ello, la metodología existente seleccionada desde la que partir para evaluar el estado funcional de las personas mayores, por ser la más rápida, completa, sencilla de realizar y ampliamente utilizada en estudios previos, es el test Timed Up & Go.

Hasta el momento, y según el estado del arte mostrado, no existen estudios previos en los que se evalúen varias actividades funcionales, además de la marcha y el equilibrio (Tinetti, Berg) en una única prueba funcional y que, además, utilice únicamente un único sensor integrado en un dispositivo móvil en el que se procesen todos los datos.

Es por ello que el uso de técnicas avanzadas de análisis de datos que combinan información extraída de bases de datos, técnicas de Machine Learning mediante modelos de clasificación que utilizan variables discretas de entrada y datos

en bruto, que extraen características relevantes de los datos de forma automática, pueden incrementar la precisión de las técnicas de valoración funcional instrumentadas.

Con la combinación que se propone utilizar para la evaluación del estado funcional de las personas mayores se podría simplificar el uso de una evaluación objetiva y ágil para el seguimiento de la progresión en un contexto clínico.

Éste es el planteamiento de la presente tesis doctoral, cuyos objetivos e hipótesis de trabajo se describen en el siguiente capítulo.

Capítulo 3

Hipótesis y Objetivos

En el presente capítulo se muestra el planteamiento de las hipótesis destiladas a partir del estado del arte mostrado en el capítulo anterior. Se expondrá, asimismo, el objetivo principal de la presente tesis así como los objetivos específicos a cumplir para la consecución de dicho objetivo principal.

3.1 Planteamiento de hipótesis

La revisión del estado del arte, anteriormente expuesta, pone de manifiesto la problemática existente en la valoración funcional de las personas mayores mediante pruebas funcionales objetivas. Las metodologías actuales de valoración funcional no cubren todas las necesidades de la población a evaluar ni los requisitos de uso en el contexto clínico. La falta de herramientas adecuadas dificulta la correcta evaluación y la prescripción de intervenciones individualizadas. Esto supone un obstáculo para llevar a cabo una prevención eficaz que permita mantener y mejorar las funciones y capacidades de la persona mayor con la finalidad de fomentar una mayor autonomía y reducir el riesgo de dependencia y de todos los problemas que de ella se derivan.

Las metodologías instrumentales de valoración funcional suelen ubicarse en grandes y costosos laboratorios de biomecánica, y es necesario disponer de una ubicación dedicada y un personal con una preparación específica para su utilización. Por este motivo, el desarrollo de metodologías instrumentales mediante herramientas portables ágiles es cada vez más necesario. Estas nuevas meto-

dologías de valoración funcional requieren de enfoques de análisis de datos más complejos, ya sean con técnicas de Inteligencia Artificial, Machine Learning o Deep Learning, que permitan extraer información tanto de grandes bases de datos como de las señales en bruto recogidas.

La **hipótesis principal** que se plantea en esta línea de investigación es:

*Es posible obtener parámetros relevantes para la **valoración del estado funcional** de las personas mayores, incluso graduar la patología causante del posible deterioro, mediante la realización de una **prueba funcional rápida** y el análisis de señales biomecánicas obtenidas a partir de un **sensor inercial embebido en un smartphone**.*

A partir de la hipótesis principal se formularon las siguientes hipótesis:

- **H1.** Un procedimiento de valoración funcional simplificado utilizando sensores portables puede ser válido como ayuda en la toma de decisiones clínicas en personas con afectaciones musculoesqueléticas o neurológicas.
- **H2.** Es posible registrar variables biomecánicas de interés clínico con sensores portables con una precisión y fiabilidad comparable a las técnicas de laboratorio.
- **H3.** No existen diferencias clínicamente relevantes en los parámetros de la marcha obtenidos mediante técnicas instrumentales en el laboratorio y mediante técnicas instrumentales simplificadas fuera de él.

3.2 Objetivos

El **objetivo principal** de la presente tesis doctoral es desarrollar una herramienta de valoración funcional empleando un procedimiento instrumentado conformado por un sensor inercial embebido en un smartphone, portable y de ágil utilización, que mida las principales variables de interés clínico y que sirva de apoyo en la evaluación y toma de decisiones clínicas en la valoración de personas mayores con afectación musculoesquelética y/o neurodegenerativa.

Para la consecución de dicho objetivo principal se plantean los siguientes objetivos específicos:

1. Identificar las variables biomecánicas de mayor interés en la valoración funcional en personas mayores.
2. Diseñar un procedimiento simplificado de valoración funcional para personas mayores que permita registrar las variables de interés clínico.
3. Definir las especificaciones técnicas y metodológicas para registrar dichas variables utilizando sensores portables.
4. Desarrollar algoritmos de cálculo que nos permitan obtener las variables de interés clínico.
5. Validar el sistema de medida con un estándar basado en vídeo fotogrametría de precisión.
6. Validar la fiabilidad del sistema de medida en personas mayores.
7. Contrastar la utilidad del procedimiento desarrollado para la valoración funcional de personas con patologías neurodegenerativas.
8. Aplicar la combinación de pruebas funcionales instrumentadas y técnicas de análisis basadas en Inteligencia Artificial incluyendo sus submodalidades (Machine Learning y Deep Learning) para extraer características de las señales y generar modelos matemáticos.

Capítulo 4

Plan de trabajo

En este capítulo se muestra el plan de trabajo utilizado para la consecución de los diferentes objetivos planteados.

4.1 Plan de trabajo

Con el fin de alcanzar los objetivos planteados en el capítulo anterior, se definió un plan de trabajo contemplando todas las fases del proyecto de investigación y los objetivos del mismo, así como los procedimientos de recogida de datos, los cuales fueron evaluados y aprobados por el comité de ética institucional. El plan de trabajo consta de las siguientes fases:

1. Fase 1: puesta a punto del procedimiento de medida
2. Fase 2: estudios de validación de la técnica de medida
3. Fase 3: estudios en personas con enfermedad de Alzheimer
4. Fase 4: estudios en personas con enfermedad de Parkinson
5. Fase 5: estudios para el desarrollo de modelos de clasificación

En la figura 4.1 se muestra un diagrama esquemático que representa las cinco fases del plan de trabajo y su relación con los objetivos planteados en el trabajo de investigación. A continuación, se describe con mayor detalle el trabajo que se realizará en cada una de ellas.



Figura 4.1: Plan de trabajo. Fuente: elaboración propia.

4.2 Puesta a punto del procedimiento de medida

Esta fase tiene por objetivo comprobar la hipótesis H2, es decir, comprobar si es posible registrar variables biomecánicas de interés clínico mediante un procedimiento de valoración funcional simplificado utilizando sensores portables. Para ello, a partir del estado del arte mostrado en el primer capítulo, se identificarán las variables de interés clínico para la valoración del estado funcional de las personas mayores, teniendo en cuenta las alteraciones musculoesqueléticas con mayor prevalencia (*objetivo específico 1*). Una vez identificadas las variables de interés, se diseñará un protocolo de prueba funcional, el cual incluya una valoración de las principales actividades de la vida diaria, tales como la bipedestación estática, la marcha, sentarse y levantarse de una silla, incluso el tiempo de reacción ante un estímulo externo sonoro (*objetivo específico 2*). Esta fase también incluirá la justificación de la selección del tipo de sensor utilizado así como su ubicación para la instrumentación de la prueba funcional destilado de la introducción. Con todo esto se obtendrán las especificaciones técnicas y metodológicas para el registro del procedimiento de medida (*objetivo específico 3*).

4.3 Estudios de validación de la técnica de medida

En esta segunda fase se procederá a la implementación de los cálculos informáticos de las variables seleccionadas en la fase anterior en un lenguaje de programación para cálculo científico (Python). Se realizará una selección de un sistema embebido que disponga de los sensores necesarios, así como de la capacidad de procesamiento y almacenamiento de los resultados obtenidos. Una vez seleccionado, se desarrollará una aplicación de registro de estas señales y su posterior parametrización en un smartphone (*objetivo específico 4*). Finalmente, se planteará un estudio de validación del sistema de medida frente al gold standard, en el que se determinará el error y la fiabilidad de las variables registradas, así como el sesgo en la medida mediante las pruebas estadísticas pertinentes (*objetivo específico 5*).

En esta fase también se realizará un estudio observacional con personas mayores donde aplicar la metodología desarrollada. En este primer estudio se reclutará un grupo de personas mayores (> 65 años) sin ningún tipo de alteración motora, visual, auditiva o cognitiva severa; el objetivo de este primer estudio será obtener la fiabilidad del sistema de medida en la población objetivo del sistema (*objetivo específico 6*). Como segundo objetivo de este estudio, se desarrollarán unos modelos de clasificación del riesgo de caídas en

función del test para este fin, el *Physiological Profile Assessment* (PPA), pero esta sección del estudio se desarrollará en la fase 5 del documento.

4.4 Estudios en personas con enfermedad de Alzheimer

En esta fase se realizará un estudio en personas diagnosticadas de Alzheimer en los primeros dos estadios según los criterios NINCDS-ADRDA; el objetivo será comparar la calidad de ejecución de las actividades incluidas en la metodología mediante sensores integrados en un dispositivo Android, con personas en diferentes fases de Alzheimer y personas sin demencia. Además, se analizará la calidad de la funcionalidad, teniendo en cuenta el efecto de realizar una tarea cognitiva de forma simultánea (*objetivo específico 7*), así como estudiar la fiabilidad del procedimiento en esta población.

4.5 Estudios en personas con enfermedad de Parkinson

En esta fase se plantearán una serie de estudios en personas diagnosticadas con diferentes niveles de Parkinson (Hoehn & Yahr niveles 1, 2 y 3). Uno de los objetivos principales de los estudios será objetivar y determinar la capacidad de realizar las actividades funcionales, como el equilibrio, la marcha, el giro para sentarse y levantarse de una silla en comparación con personas sanas de la misma edad; el objetivo secundario será volver a estudiar la fiabilidad de dicho procedimiento en esta población en concreto (*objetivo específico 7*).

En el segundo estudio se profundizará en las diferencias existentes en los parámetros biomecánicos obtenidos durante la prueba funcional propuesta en los diferentes grados de Parkinson.

4.6 Estudios para el desarrollo de modelos de clasificación

Esta última fase se centrará en la generación de diferentes modelos de clasificación de diferentes tipologías basados en Inteligencia Artificial y sus submodalidades, utilizando las bases de datos generadas en los diferentes estudios (*objetivo específico 8*):

- **Clasificación de la actividad realizada a partir de las señales en bruto del sensor mediante una estructura de modelo Unet.**

El primer modelo a generar será un modelo de clasificación de actividad realizada (*Human Activity Recognition* o HAR), el cual interpreta el movimiento realizado por la persona para clasificar la actividad que está realizando. En la metodología presentada es necesario realizar una segmentación de las secciones de la prueba funcional (equilibrio, marcha, sentarse, levantarse y una segunda sección de marcha) previa a parametrizar las variables de los sensores. Durante la puesta a punto de la metodología se utilizarán reglas sencillas basadas en duración y morfología de las señales registradas durante el movimiento, pero una vez recogidas las diferentes bases de datos, permitirán desarrollar un modelo de red neuronal de tipo Unet para realizar una segmentación semántica instante a instante de las diferentes actividades de la prueba biomecánica.

- **Clasificación del riesgo de sufrir una caída en comparación con el *Physiological Profile Assessment* (PPA) mediante modelo con capas convolucionales.**

Utilizando la base de datos de personas mayores sanas, los modelos a desarrollar son modelos de predicción del riesgo de sufrir caídas futuras comparado con una metodología de referencia para evaluar dicho riesgo el *Physiological Profile assessment* (PPA). Estos modelos serán tanto paramétricos como no paramétricos; el paramétrico será un modelo mediante una regresión logística para clasificar el nivel de riesgo de caídas utilizando las variables calculadas a partir de las señales registradas durante la prueba para comparar el resultado de clasificación con el PPA; el no paramétrico estará basado en redes neuronales convolucionales, el cual extrae las características de las señales de forma automática para, posteriormente, clasificar el nivel de riesgo.

- **Clasificación de los diferentes grados de Parkinson mediante un modelo multietapa con datos de entrada mixtos (parámetros, señales en bruto e imagen).**

Con la base de datos generada de personas con Parkinson, se desarrollará un modelo multietapa de datos de entrada mixtos basado en redes neuronales convolucionales y recurrentes para clasificar los diferentes estadios de la enfermedad. La primera etapa de este modelo se centrará en la delimitación de la prueba utilizando el modelo Unet para segmentación semántica de la prueba, puesto a punto en la subfase anterior para obtener los parámetros biomecánicos. La segunda etapa del modelo dispondrá de tres entradas al modelo de clasificación; una primera entrada con los parámetros biomecánicos clínicamente relevantes, una segunda donde se

extraen las características de las señales en bruto de los sensores con capas convolucionales concatenadas con capas recurrentes *Long Short-Term Memory* (LSTM) para tener en cuenta la temporalidad de las mismas y una tercera entrada donde se utiliza la propia imagen del espectrograma de la señal de los sensores.

Toda esta información extraída de la propia señal de los sensores (parámetros clínicamente relevantes, características en el dominio temporal y características en el dominio frecuencial) entrarán al modelo por cada una de las ramas de entrada, concatenando la información para obtener un modelo de clasificación de los tres primeros grados de Parkinson (Hoehn & Yahr I-II-III).

- **Clasificación de diferentes patologías (sanos mayores, Parkinson y Alzheimer) mediante modelo con capas convolucionales y datos de entrada mixtos (señales en bruto y parámetros antropométricos).**

Y, por último, utilizando las medidas obtenidas de las tres bases de datos (mayores sanos, personas con Parkinson y personas con Alzheimer), se realizará una comparación de diferentes tipologías de modelos de clasificación (paramétricos y no paramétricos). Un primer modelo lineal discriminante, un segundo modelo basado en un perceptrón multicapa utilizando las variables calculadas, ambos para compararlos con el tercer modelo no-paramétrico mediante redes neuronales convolucionales, los cuales extraen de forma automática las características de las señales, todo ello para clasificar dentro de las diferentes patologías a partir de las medidas de la prueba funcional.

La tabla 4.1 muestra un resumen de los estudios realizados con sujetos, indicando la fase en la que se realiza y las condiciones en las que se realiza.

Tabla 4.1: Resumen de grupos de usuarios y estudios realizados

Grupo de estudio	Condición	Fase	Estudio
Grupo de sanos jóvenes (n=17)	Laboratorio	1, 2	- Validación del sistema de medida
Grupo de sanos mayores (n=65)	Centro de salud de Atención Primaria	2, 5	- Fiabilidad, repetibilidad del sistema de medida - Clasificación del riesgo de caídas - Clasificación de patología
Grupo de personas con Alzheimer (n=40)	Consulta de valoración biomecánica	3, 5	- Fiabilidad, repetibilidad del sistema de medida - Descripción de la movilidad en diferentes estadios - Clasificación de patología
Grupo de personas con Parkinson (n=87)	Consulta de valoración biomecánica	4, 5	- Fiabilidad, repetibilidad del sistema de medida - Descripción de la movilidad en diferentes estadios - Clasificación de patología - Clasificación de niveles de Parkinson

Puesta a punto y validación del procedimiento de medida

En este capítulo se describe la puesta a punto y la validación del procedimiento de medida. Para ello, la estructura del capítulo es la siguiente:

- *Descripción del protocolo de la prueba funcional*
- *Selección de las variables a registrar, instrumentación y algoritmos de cálculo*
- *Selección del sensor de registro*
- *Validación del sensor como sistema de medida*
- *Validación de la metodología completa en personas mayores*

Partiendo de la información destilada de la introducción, se definió el protocolo de medida incluyendo actividades básicas de la vida diaria. Seguidamente se realizó una selección de las variables en función de los criterios para su registro, así como los algoritmos para obtenerlas. Se seleccionó la instrumentación y el sensor de medida definitivo. Por último, se realizaron los estudios de validación de la metodología completa, por un lado, verificando la técnica de medida frente a una técnica validada (fotogrametría) y, por otro, un estudio de fiabilidad de las variables calculadas con una población de personas mayores sanas.

5.1 Diseño del protocolo de medida

En esta sección se mostrará el proceso completo que se ha seguido para poner a punto el procedimiento de medida. Partiendo de la selección de las variables de interés identificadas en el estado del arte, se diseña el protocolo de la prueba de valoración funcional basada en pruebas funcionales existentes, en concreto, las pruebas “Timed up and Go” (TUG) (tiempo de levantarse y caminar), “Sit to Stand” (S2S) (sentarse y levantarse de una silla) y “6-minutes walk test”, caminar durante 6 minutos; son pruebas funcionales estandarizadas y ampliamente utilizadas en el entorno clínico para evaluar la movilidad motora y/o el riesgo de caídas en personas adultas.

Para la realización de la prueba se requiere un espacio rectangular de 8 m^2 libres (figura 5.1). Se delimita una zona de salida y, a 3 metros de distancia, se coloca una silla sin reposabrazos con el asiento a 45 cm de altura, aproximadamente (figura 5.2) (Kirvesoja, Väyrynen y Häikiö 2000).

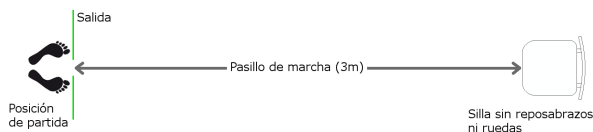


Figura 5.1: Disposición en el espacio de la prueba funcional. Fuente: cedida por el IBV.

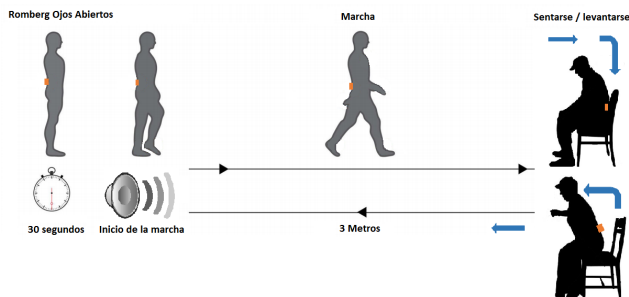


Figura 5.2: Fases de prueba de valoración funcional. Fuente: elaboración propia.

La silla se ubica de forma que el asiento quede enfrentado a la persona valorada (figura 5.1).

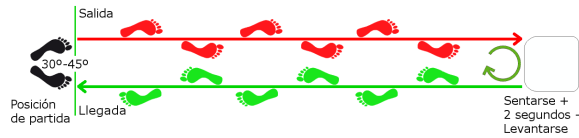


Figura 5.3: Esquema general de la prueba para la valoración funcional. Fuente: cedida por el IBV.

La prueba se estructuró con las siguientes fases (figura 5.2) que se indican a continuación por orden de ejecución:

- Fase equilibrio inicial: la persona debe permanecer de pie con los talones ligeramente separados y los pies formando un ángulo aproximado de entre 30° y 45° . Los brazos deben permanecer relajados a lo largo del cuerpo. Se debe recordar a la persona que se mantenga lo más quieta posible manteniendo la postura erguida y mirando al frente. Esta fase dura 30 segundos (Elgohary 2017).

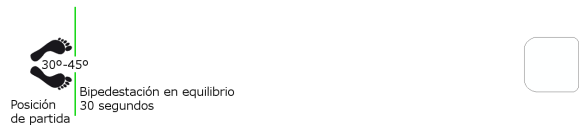


Figura 5.4: Fase 1 de la prueba de valoración: equilibrio estático. Fuente: cedida por el IBV.

- Fase de aproximación: al escuchar el estímulo acústico y reaccionando tan rápido como le sea posible, la persona iniciará la aproximación hasta la posición de la silla; al alcanzar la posición de la silla se detendrá y permanecerá en esta posición durante unos 3 segundos.
- Fase sentarse y levantarse: la persona se gira sobre sí misma y se sienta en la silla, sin apoyarse con los brazos; tras permanecer 2 segundos sentada, la persona se levantará de la silla sin apoyarse con los brazos.
- Fase de regreso: la persona regresará al punto de partida y se detendrá al alcanzarlo (sin girar).

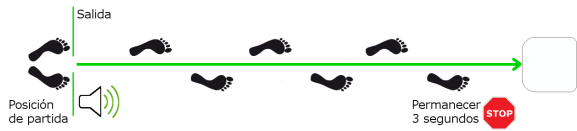


Figura 5.5: Fase 2 de la prueba de valoración: marcha. Fuente: cedida por el IBV.



Figura 5.6: Fase 3 de la prueba de valoración: giro. Fuente: cedida por el IBV.



Figura 5.7: Fase 3 de la prueba de valoración: sentarse. Fuente: cedida por el IBV.

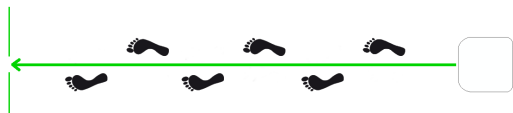


Figura 5.8: Fase 4 de la prueba de valoración: marcha. Fuente: cedida por el IBV.

- Fase de equilibrio final: la persona permanecerá en equilibrio en bipedestación (igual que en la Fase de Equilibrio Inicial) hasta que se le indique la finalización de la prueba.



Figura 5.9: Fase 5 de la prueba de valoración: marcha. Fuente: cedida por el IBV.

5.2 Selección de variables, instrumentación y algoritmos de cálculo

A partir de las variables mostradas en la tabla resumen de la introducción (tabla 2.1), se seleccionaron aquellas que cumplían los siguientes criterios y fueran relevantes para las patologías en las que se centra el presente trabajo (caídas y fracturas, Parkinson y Alzheimer) (tabla 5.1):

- Variables clínicamente relevantes para evaluar el estado funcional de las personas mayores.
- Variables que se puedan obtener mediante una prueba funcional corta (< 5 minutos).
- Variables con la posibilidad de registrarse o calcularse a partir de un único sensor inercial portable ubicado en el tronco.

Aplicados estos criterios a la identificación de variables, sensores y posibles instrumentaciones, las variables que se seleccionaron fueron las mostradas en la tabla 5.1.

5.2.1 Instrumentación y sensor de registro

El segmento del cuerpo que se definió para monitorizar es el tronco de la persona. De la introducción se extrajo que el segmento del cuerpo más común a instrumentar cuando se pretende monitorizar la actividad de una persona y, además sólo se utiliza un único sensor, es el tronco. Por ese motivo, se analizó la cinemática de este único punto, cercano al centro de gravedad. El centro de

Tabla 5.1: Variables biomecánicas seleccionadas que cumplen con los requisitos establecidos: valoración funcional de personas mayores que se puedan registrar con un IMU ubicado en el tronco.

Categoría	Variable
Espacio-Temporales	Velocidad de marcha (m/s)
	Distancia recorrida (m)
	Desplazamiento CoM (mm)
	Tiempo de reacción (s)
	Tiempo de ejecución (s)
Cinemáticas	Orientación postural (°)
	Aceleración (m/s ²)
	Velocidad angular (°/s)
	Sobreaceleración (m/s ³)
Cinéticas	Potencia muscular (W)

gravedad de las personas se ubica a la altura de la vértebra sacra S2 (Kapandji 2010). Dado que la zona sacra resulta difícil/incómodo de instrumentar con un sensor, y más cuando se pretende realizar gestos como sentarse en una silla, se decidió utilizar la zona lumbar a la altura de las vértebras L4-L5 para obtener la cinemática de este punto. Esta localización permitía ajustar un tipo de cinturón alrededor de las crestas ilíacas (figura 5.10); además, estudios previos han determinado que la cinemática de la zona lumbar baja aporta información sobre el consumo energético durante la marcha (Kerrigan, Thirunarayan y Duff-Raffaele 1998).



Figura 5.10: Instrumentación del participante. Fuente: elaboración propia.

Tradicionalmente, las valoraciones de las pruebas funcionales se obtienen mediante el tiempo de ejecución medido con un cronómetro manual; para esta metodología se añade un sensor fijado al cuerpo de los sujetos con el cual incrementamos la información que se puede obtener de la prueba funcional, objetivando así la propia valoración (Bolinck y col. 2012; A. Weiss y col. 2011).

La instrumentación utilizada fue un smartphone. Se escogió un modelo que debía tener un sistema operativo Android, al menos un procesador para poder realizar cálculos en coma flotante, una memoria RAM de 1 GB, una memoria interna de 16 GB y disponer de acelerómetro y giroscopio triaxiales con una resolución de $\pm 16g$ y $\pm 500dps$ respectivamente. Finalmente, el modelo elegido fue un XiaoMi Redmi 4x con los sensores Digital Motion ProcessorTM (TDK-ICM-20689). Las especificaciones completas se muestran en tabla 5.2.

Para fijar el smartphone a la cincha se colocó, en el smartphone, un velcro pegado con cinta de doble cara de forma que no generara desplazamientos indeseados durante los movimientos de la prueba. Con esta instrumentación se pretendía conseguir que los movimientos registrados por los sensores internos del smartphone fueran solidarios a los movimientos de la zona lumbar.

Otro aspecto que se tuvo que tener en cuenta para los cálculos fue la orientación de los ejes de los sensores internos con respecto a los ejes anatómicos de la persona (tabla 5.3). Teniendo esto en cuenta, fue necesario realizar una correcta instrumentación, es decir, colocar el smartphone en una posición concreta (figura 5.11).

5.2.2 Cálculo y procesado de las señales del sensor

En esta sección se indica el modo en que se implementaron los cálculos de las variables seleccionadas en la sección anterior. Los cálculos se realizaron en Python 3.7 (Van Rossum y Drake Jr 1995) con las librerías Numpy 1.20.0 (Harris y col. 2020) y Scipy 1.5.4 (Virtanen y col. 2020).

A continuación, se muestra el procesado de las señales de los sensores (acelerómetro y giróscopo), teniendo en cuenta que para la obtención de cualquier parametrización de una prueba funcional es necesario realizar los siguientes pasos:

- Preprocesado de las señales registradas
- Segmentación de las señales en los instantes a evaluar
- Parametrización de las señales de los instantes segmentados

Tabla 5.2: Especificaciones del smartphone utilizado. Fuente: elaboración propia.

Especificaciones XiaoMi RedMi 4x	
Dimensiones físicas:	139.2 x 70 x 8.7 mm
Peso:	150 g
Pantalla:	5 pulgadas
Resolución:	1280 x 720 píxeles, 294 ppp
Procesador:	Snapdragon 435
	Octa-core @ 1.4 GHz
Procesador gráfico:	Adreno 505
Memoria RAM:	2 GB
Memoria interna:	16 GB
Versión Android de serie:	6.0 Marshmallow
Versión SO:	MIUI 8
Batería Li-Po,	4100 mAh, no extraíble
Conectividad:	
Wi-Fi	802.11 b/g/n
GPS	con soporte A-GPS
Bluetooth	4.2
Cámaras:	
Trasera:	13 Mp con apertura f/2.0 y PDAF
Frontal:	5 Mp con apertura f/2.2
Sensores:	
	Sensor de huellas
	Sensor de infrarrojos
	Acelerómetro 3 ejes (FSR de $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ y $\pm 16g$)
	Giróscopo 3 ejes (FSR de $\pm 250dps$, $\pm 500dps$, $\pm 1000dps$ y $2000dps$)



Tabla 5.3: Correspondencia orientación ejes del sensor con ejes anatómicos.

Ejes sensor	Ejes anatómicos
X	Vertical
Y	Mediolateral
Z	Anteroposterior

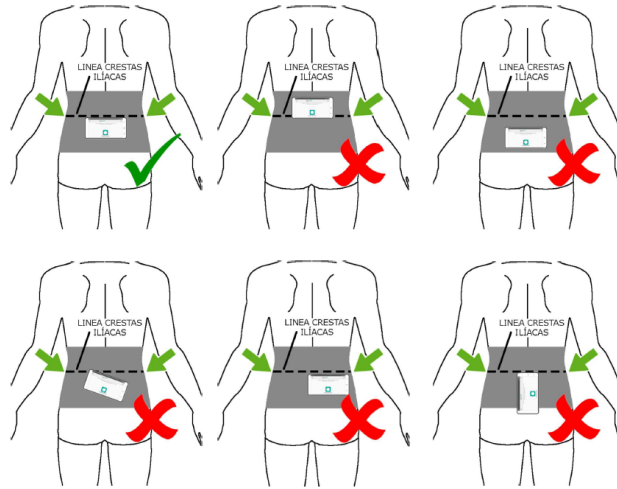


Figura 5.11: Correcta instrumentación del participante. Fuente: cedida por el IBV.

Todos los algoritmos desarrollados se pueden consultar en el Anexo A.

5.2.2.1 Preprocesado

Las señales registradas por los sensores son:

- Aceleración (m/s^2)
- Velocidad angular ($^{\circ}/sec$)

Todos los datos brutos de los sensores se procesaron de acuerdo con los siguientes procedimientos (Nishiguchi y col. 2012; W. Zijlstra y Hof 2003):

1. Interpolación lineal para mitigar la frecuencia de muestreo no constante del dispositivo.
2. Filtrado de la señal en ambas direcciones con un filtro Butterworth (filtro Butterworth paso bajo lag cero de 4^o orden con una frecuencia de corte de 20 Hz); al pasar el filtro en ambas direcciones (hacia adelante y hacia atrás) duplica el orden efectivo del filtro.

5.2.2.2 Segmentación de las fases de la prueba

Una vez preprocesadas las señales, las medidas se segmentaron teniendo en cuenta los siguientes instantes clave de la prueba (figura 5.12):

- t_0 : fin de la prueba de control postural a los 30 segundos del inicio de la prueba.
- t_1 : comienzo de la marcha cuando las señales de acelerometría crecen en actividad.
- t_2 : parada de la marcha cuando las señales de acelerometría se estabilizan cerca de valores de referencia (t_0), antes de la pausa de 3 segundos.
- t_3 : comienzo del giro con un cambio constante de magnitudes del acelerómetro y/o giroscopio.
- t_4 : fin de la sentada cuando las señales de acelerometría y giroscopio se estabilizan, antes de la pausa de 3 segundos.
- t_5 : comienzo de la puesta en pie con un cambio de las magnitudes de acelerometría y giroscopio.
- t_6 : fin de la bipedestación cuando las magnitudes de acelerometría y giroscopio vuelven a los valores de referencia (t_0).
- t_7 : comienzo de la vuelta a t_6 o cuando las señales de acelerometría crecen en actividad después de una pausa.
- t_8 : fin de la marcha atrás cuando las señales de acelerometría se estabilizan cerca de los valores de referencia (t_0).

Se realizó la delimitación automática de las fases de la prueba mediante un algoritmo, el cual implementa reglas basadas en la duración y morfología de las señales para su posterior parametrización (Anexo A).

5.2.2.3 Parametrización de las señales

En este apartado se muestra el proceso de obtención de las diferentes variables necesarias para su posterior parametrización:

- **Orientación** a partir de las aceleraciones y la velocidades angulares con el método de Favre (Favre y col. 2006). Estas orientaciones se expresan tanto en ángulos de Euler (Roll, Pitch y Yaw) como en cuaterniones (qw,

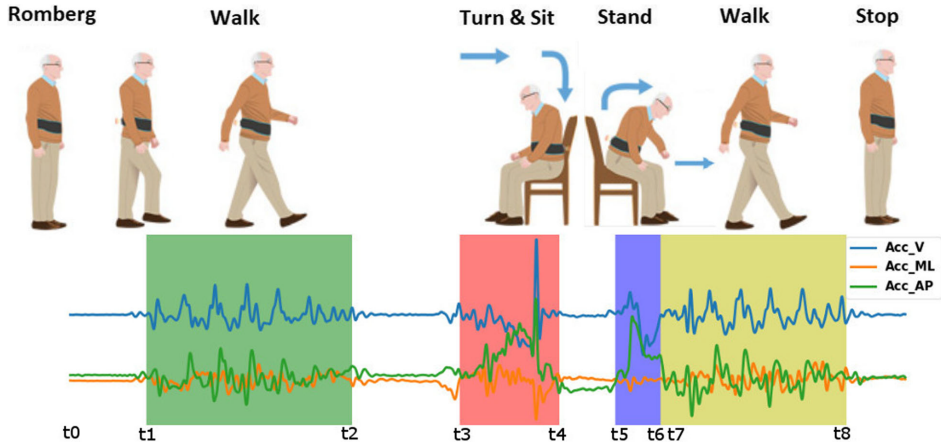


Figura 5.12: Delimitación de las tareas realizadas durante la prueba. Las tres líneas debajo de las figuras representan la señal del acelerómetro en las diferentes tareas de la prueba. Sombra verde: caminar; Sombra roja: girar y sentarse; Sombra azul: Levantarse de la silla; Sombra amarilla: volver a la posición inicial; Acc_V : señal del acelerómetro en el eje vertical; Acc_{ML} : señal del acelerómetro en el eje mediolateral; Acc_{AP} : señal del acelerómetro en el eje anteroposterior. Fuente: elaboración propia.

qx, qy, qz). La orientación se utiliza durante el proceso de delimitación de las fases de la prueba, identificando los instantes donde se producen los cambios de dirección (giro para sentarse).

- **Posición** en los tres ejes de movimiento a partir de las aceleraciones. El proceso de obtención de esta magnitud lleva asociada un proceso de integración (suma acumulativa); esto provoca una deriva en el cálculo. Por este motivo se decidió aplicar un método de cálculo que realiza una doble integración mediante la transformada de Fourier y su inversa (Ribeiro, Castro y Freire 2003). Este proceso realiza una integración analítica de una señal en el dominio de la frecuencia, en nuestro caso, la aceleración. Como toda forma de onda cuando se aplica una transformada de Fourier (FFT), se compone de una parte real (coseno) y otra imaginaria (seno)(5.1).

$$a_t = \sum B_i \cos(\omega_i t) + \sum A_i \sin(\omega_i t) \quad (5.1)$$

Cuando se procede a realizar dos veces la integración de esta función quedarían de la siguiente forma, tanto la velocidad (5.2) como la posición (5.3) respectivamente:

$$v_t = \int a_t = \sum \frac{B_i}{\omega_i} \sin(\omega_i t) - \sum \frac{A_i}{\omega_i} \cos(\omega_i t) \quad (5.2)$$

$$p_t = \int v_t = \iint a_t = -\sum \frac{B_i}{\omega_i^2} \cos(\omega_i t) + \sum \frac{A_i}{\omega_i^2} \sin(\omega_i t) \quad (5.3)$$

Una vez integrada la velocidad, lo único que cambia con respecto a la fórmula de la aceleración descompuesta son los coeficientes de la amplitud y el signo, con lo que, para obtener directamente la posición a partir de la aceleración, se cambió el signo y se dividió por la pulsación ($\omega = 2\pi f$) al cuadrado. Posteriormente, se realizó la FFT inversa para reconstruir la nueva señal en el dominio del tiempo y se obtuvo la posición.

- **Sobreaceleración o Jerk** se obtiene mediante la derivada de la aceleración según la siguiente ecuación(5.4):

$$\vec{J}(t) = \frac{\partial \vec{a}(t)}{\partial t} = \frac{\dot{\vec{a}}(t)_{t+1} - \dot{\vec{a}}(t)_{t-1}}{\frac{f_s}{2}} \quad (5.4)$$

Donde:

\vec{J} es el Jerk

$\dot{\vec{a}}$ es el vector de aceleración

f_s es la frecuencia de muestreo

A continuación, se indica para cada tipo de señal temporal obtenida el significado de cada una de las variables y el método de cálculo.

- **Fase de equilibrio Romberg ojos abiertos (ROA):**
 - Desplazamiento Mediolateral ($Desp_{ML}$) en la prueba de Romberg ojos abiertos. Se calcula como la resta del percentil 95 menos el percentil 5 de la curva de posición en el eje mediolateral. Se expresa en milímetros.

- Desplazamiento Anteroposterior ($Desp_{AP}$) en la prueba de Romberg ojos abiertos. Se calcula como la resta del percentil 95 menos el percentil 5 de la curva de posición en el eje anteroposterior. Se expresa en milímetros.
- Área de la elipse (A_{ell}) del desplazamiento en la prueba de Romberg ojos abiertos. Se obtiene mediante la siguiente ecuación:

$$A_{ell} = 2\pi * 3\sqrt{var(P_{ML}) * var(P_{AP}) - ce} \quad (5.5)$$

Donde:

$var(P_{ML})$ es la varianza de la posición en el eje mediolateral en milímetros

$var(P_{AP})$ es la varianza de la posición en el eje anteroposterior en milímetros

ce es la covarianza entre las dos señales de posición

- **Fases de marcha** de aproximación y retorno:

- Promedio del rango del desplazamiento vertical del centro de masas ($rango_{ir}$, $rango_{volver}$). Se calcula como la resta del percentil 95 menos el percentil 5 de la curva de posición en el eje vertical. Se expresa en milímetros.
- Promedio del rango del desplazamiento mediolateral del centro de masas ($rango_{ir_{ML}}$, $rango_{volver_{ML}}$). Se calcula como la resta del percentil 95 menos el percentil 5 de la curva de posición en el eje mediolateral. Se expresa en milímetros.

- **Fase de sentarse y levantarse** de la silla:

- Rango de la sobreaceleración en el gesto de sentarse y levantarse ($RangoJerkSit$, $RangoJerkStand$). Se obtiene mediante la resta del máximo menos el mínimo del Jerk durante el gesto.
- Ratio entre la inclinación del tronco al sentarse y al levantarse de la silla ($RatioGiro$). Se calcula mediante el cociente entre ángulo máximo de inclinación al sentarse y el ángulo máximo al levantarse. No tiene unidades.

- Estimación de la potencia en miembros inferiores durante la fase de sentarse y levantarse (pot_{sen} , pot_{lev}). Se obtiene según (Lindemann y col. 2003). Para ello se aplica la siguiente ecuación:

$$Pot(W) = \frac{P * \Delta h}{t} \quad (5.6)$$

Donde:

P es el peso del sujeto en Newtons

Δh es la diferencia entre la altura del CoM y la altura de la silla (45 cm). La altura del CoM se obtiene como el 55% de la altura total del sujeto

t es el tiempo de ejecución del gesto

- **Variables temporales:**

- Tiempo de ejecución de aproximación a la silla (t_{ir})
- Tiempo de ejecución de retorno al punto de inicio (t_{volver})
- Tiempo de ejecución de sentarse en la silla ($t_{sentarse}$)
- Tiempo de ejecución de levantarse de la silla ($t_{levantarse}$)

Para la gestión de las medidas realizadas se utilizó el sistema FallSkip[®] (Biomecánica de Valencia 2017), el cual tiene implementados los algoritmos de segmentación y parametrización anteriormente presentados. FallSkip[®] asistió al evaluador a lo largo de la prueba mediante indicaciones visuales en la pantalla y tonos acústicos que favorecieron la correcta realización del protocolo.

5.3 Validación del sensor como sistema de medida

El primer estudio de validación consistió en verificar el error y la fiabilidad de las variables cinemáticas seleccionadas (tabla 5.1) frente al sistema de fotogrametría Kinescan/IBV v7.0 (Page, Candelas y Belmar 2006). El error se determinó mediante los gráficos de Bland-Altman (Martin Bland y Altman 1986) y la fiabilidad mediante el Índice de Correlación Intraclase (ICC) (Shrout y Fleiss 1979) de un factor y en el que los efectos de las personas son aleatorios.

5.3.1 *Material y métodos*

5.3.1.1 *Selección de la muestra de validación*

Para este primer estudio de validación se contactó con 17 personas jóvenes sanas (9 mujeres y 8 hombres). Este tamaño se consideró suficiente por varios autores para estudios de validez del análisis de la marcha (McGinley y col. 2009) (McGinley y col. 2009) (Nishiguchi y col. 2012).

Estas personas debían de cumplir los siguientes criterios de inclusión:

- Personas con una edad inferior a 55 años.
- No presentar ninguna alteración musculoesquelética que altere el patrón de marcha normal.
- Ser capaz de caminar de forma autónoma durante al menos 10 minutos.
- Aceptar y firmar el consentimiento informado.

5.3.1.2 *Ejecución de la prueba funcional para validación del sistema de medida frente a gold standard*

En este apartado se describen las herramientas y los materiales utilizados en el estudio de validación así como la ejecución del protocolo de la prueba funcional. Todas las pruebas fueron realizadas en el laboratorio de movimientos humanos del Instituto de Biomecánica de Valencia (figura 5.13).

El material empleado para la realización de la prueba funcional es el siguiente:

- Equipo de fotogrametría, 10 cámaras de infrarrojos (tabla 5.5) y un PC con el software Kinescan/IBV V2011 (tabla 5.4), estableciendo una frecuencia muestreo de 100 Hz.
- Un sensor inercial (IMU) embebido en el smartphone seleccionado (Xiao Mi Redmi 4x) con velcro en su parte posterior, estableciendo una frecuencia de muestreo de 100 Hz.
- Un marcador pasivo reflectante de infrarrojos con etiqueta adhesiva (figura 5.14).
- Una cincha adhesiva de velcro.
- Una silla sin reposabrazos de unos 45 cm de altura.



(a) Laboratorio de movimientos



(b) Instalación de las cámaras de fotogrametría


Figura 5.13: Laboratorio de movimientos del Instituto de Biomecánica de Valencia equipado con fotogrametría y plataformas dinamométricas. Fuente: elaboración propia.

- Una cinta métrica.
- Una báscula.

Las características del sistema de fotogrametría como técnica de referencia Kinescan/IBV dispone de las siguientes características:


- Error en la instrumentación < 0.7 mm
- Error sistemático en la obtención de la posición = 1.9 mm/m
- Error en el cálculo del desplazamiento lineal ≈ 0.2 mm
- Error en el cálculo del desplazamiento angular $< 0.05^\circ$

Tabla 5.4: Características del sistema Kinescan/IBV

Sistema Kinescan/IBV	Características técnicas
	10 cámaras de vídeo con iluminación IR integrada. Frecuencia de captura: 250 Hz Rango de medida: $0^\circ - 360^\circ$ Resolución: 0.01° Error $< 1^\circ$ Digitalización en tiempo real

*Tabla adaptada de (Medina Ripoll 2018)

Tabla 5.5: Características de las cámaras del sistemas Kinescan/IBV

	Cámara OptiTrack Modelo s250e
	Resolución: 832x832 (pixel) 5.5 mm F#1.8 800 nm IR 96 Leds IR Ethernet/PoE

*Tabla adaptada de (Medina Ripoll 2018)

Para que el movimiento del marcador pasivo reflectante fuera solidario con el movimiento del smartphone se fijó en la propia pantalla del dispositivo (figura 5.14).

Ejecución de la toma de medidas: Instrumentación, medidas antropométricas y realización del protocolo.

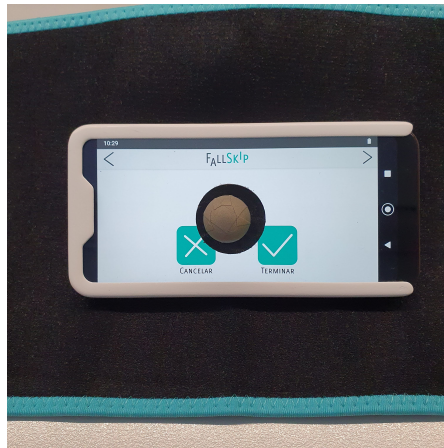


Figura 5.14: Instrumentación smartphone con marcador reflectante. Fuente: elaboración propia.

1. Preparación de la zona de registro (delimitación de la zona de inicio y colocación de la silla).
2. Colocación de la cincha adhesiva en la cintura del sujeto, rodeando las crestas ilíacas. Sobre la misma, y a la altura de L4-L5, lugar de conjunción de las crestas ilíacas, colocación el smartphone con el marcador reflectante.
3. Medición de la distancia (en cm) entre el marcador y el suelo con el sujeto en bipedestación y, posteriormente, sentado sobre la silla, para la obtención de las variables de potencia P_{Stand} y $P_{TurnSit}$ (Ecuación 5.6).
4. Pesado y medición del usuario para tenerlo caracterizado y para obtener, también, las variables de potencia (Ecuación 5.6).
5. Ejecución de la prueba funcional un total de tres veces.

5.3.1.3 Análisis de datos estudio de validación de técnica de medida

El procesado de la prueba se dividió en distintas secciones (Anexo B):

- Sincronización de ambos sistemas de registro.
- Segmentación de las señales de cada una de las fases de la prueba.

- Parametrización de las señales registradas.
- Comparación de los equipos de medida, obteniendo en el error y la fiabilidad.

Se utilizaron métodos estadísticos estándar para obtener la media como medida de tendencia central y la desviación estándar (DE) como medida de dispersión.

Para la validación del sistema de medida, por una parte se observaron las morfologías de las señales obtenidas de ambos sistemas y, posteriormente, con las variables calculadas se obtuvo el error. Se dibujaron los gráficos de Bland-Altman (Martin Bland y Altman 1986) donde se comprobó tanto el error medio en todo el rango de medidas (bias), la desviación típica del error así como si existía algún tipo de sesgo (trend). El sesgo se obtuvo mediante la pendiente del ajuste lineal a la nube de puntos. Estos gráficos permiten observar de forma rápida el comportamiento del nuevo sistema de medida a partir de la distribución de la nube de puntos, ya que en el eje Y se dibuja la diferencia entre los resultados y en el eje X el promedio de los resultados.

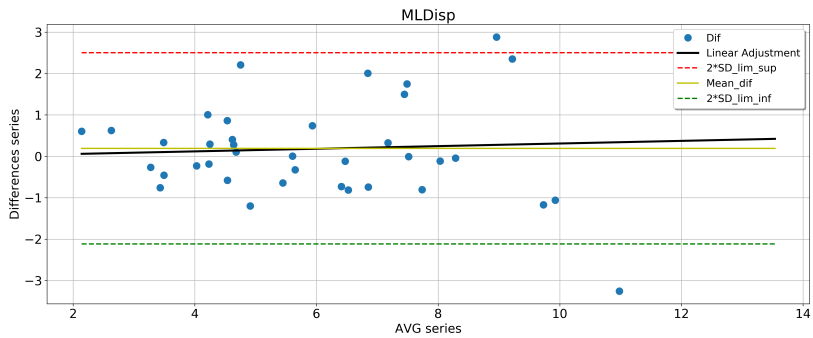
Con el fin de evaluar la fiabilidad del sistema se utilizó la prueba estadística del Índice de Correlación Intraclass o ICC (Shrout y Fleiss 1979), utilizando las tres repeticiones que cada participante realizó. Se calculó el ICC de un factor, efectos aleatorios, en el que los efectos de las personas son aleatorios. La interpretación de esta prueba consiste en que si es inferior a 0.4 se considera una fiabilidad pobre, aceptable entre 0.4 y 0.75 y una fiabilidad buena cuando es superior a 0.75 (Shrout y Fleiss 1979).

5.3.2 Resultados estudio de validación de la técnica de medida

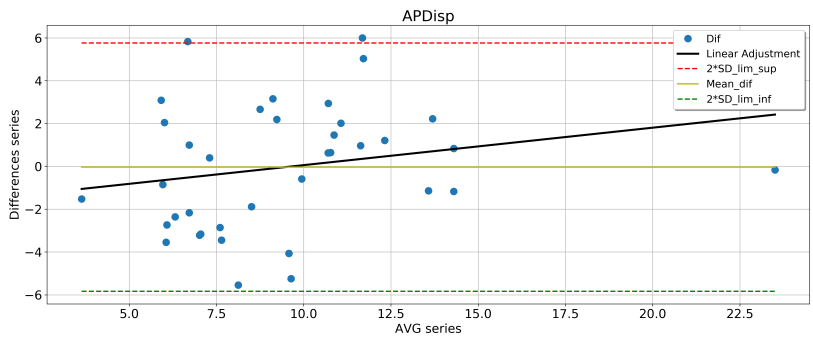
Los usuarios que participaron en este estudio tenían una media de edad (desviación estándar) de 30.13 (5.74) años, 66.13 (15.56) Kg de peso y 1.69 (0.07) metros de altura repartidos al 56% y 44% entre mujeres y hombres respectivamente.

De los resultados de la comparación, mediante los gráficos de Bland-Altman, se representan las diferencias de cada medida entre ambos sistemas con respecto al equipo de referencia (error); las bandas superior e inferior son 2 veces la desviación típica de los valores obtenidos. También el ajuste lineal a la nube de puntos donde nos quedamos con la pendiente de la recta (sesgo) (tabla 5.6).

Todos los parámetros disponen de una fiabilidad superior a 0.7 con un error de media inferior al 20% (tabla 5.6).

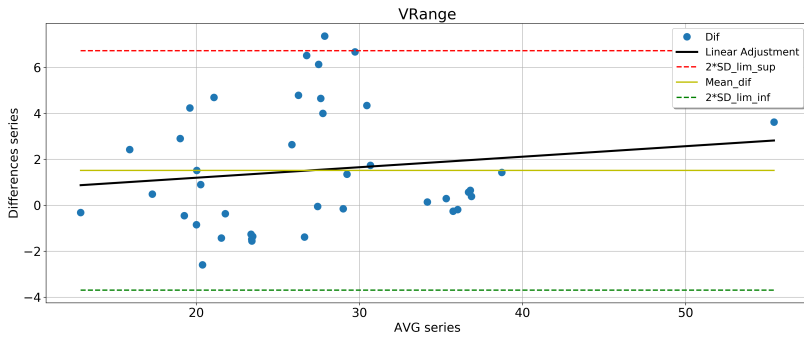


(a) Desplazamiento Mediolateral del CoM en fase de equilibrio

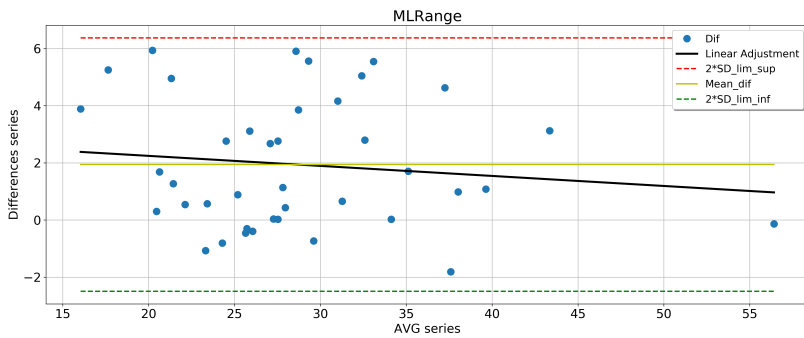


(b) Desplazamiento Anteroposterior del CoM en la fase de equilibrio.

Figura 5.15: Gráficos Bland-Altman de la comparación entre fotogrametría y sensor inercial de las variables en la fase de equilibrio.

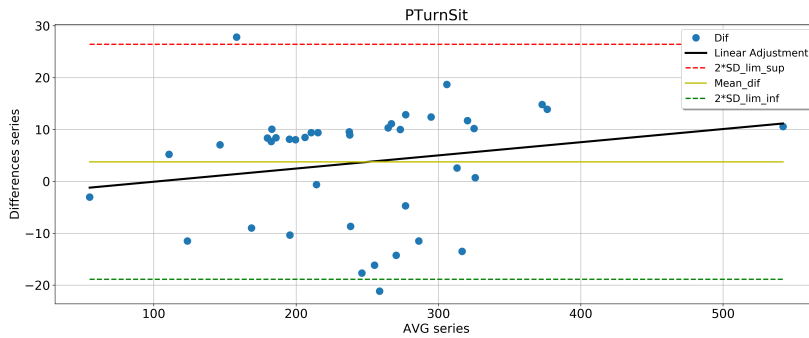


(a) Desplazamiento Vertical del CoM en la fase de marcha.

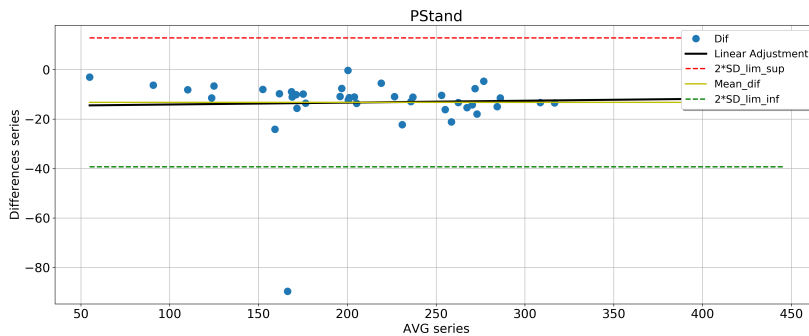


(b) Desplazamiento Mediolateral del CoM en la fase de marcha.

Figura 5.16: Gráficos Bland-Altman de la comparación entre fotogrametría y sensor inercial de las variables en la fase de marcha.



(a) Potencia durante el gesto de girarse y sentarse en la silla.



(b) Potencia durante el gesto de levantarse de la silla.

Figura 5.17: Gráficos Bland-Altman de la comparación entre fotogrametría y sensor inercial de las variables en la fase de sentarse y levantarse.

Tabla 5.6: Resumen errores y fiabilidad de la técnica de medida.

Variable	Media dif	SD dif	Sesgo	ICC	SEM	CV sem	C	alpha
MLDisp (<i>mm</i>)	0.193	1.155	0.032	0.953	0.828	13.089	0.953	
APDisp (<i>mm</i>)	-0.034	2.899	0.175	0.833	2.050	21.642	0.833	
VRange (<i>mm</i>)	1.520	2.606	0.046	0.973	2.133	7.892	0.973	
MLRange (<i>mm</i>)	1.939	2.215	-0.035	0.978	2.082	7.258	0.978	
PTurnSit (<i>W</i>)	3.770	11.329	0.025	0.996	8.443	3.364	0.996	
PStand (<i>W</i>)	-13.262	13.025	0.008	0.991	13.144	6.152	0.991	
JerkStand (<i>m/s³</i>)	-0.027	0.083	0.003	1.000	0.062	0.343	1.000	
Reaction_time (<i>s</i>)	-0.005	0.052	-0.005	0.997	0.037	3.369	0.997	
Total_time (<i>s</i>)	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	1.000	

Media_dif: Valor medio de las diferencias entre las medidas (Bland-Altman);

SD_dif: Desviación estándar de las diferencias entre las medidas (Bland-Altman);

Sesgo: Pendiente del ajuste lineal en las diferencias entre las medidas (Bland-Altman);

ICC: Índice de Correlación Intraclase (fiabilidad);

SEM: Error estándar de la media (fiabilidad);

CV_SEM: Coeficiente de variación del error estándar (fiabilidad);

C_alpha: Cronbach alpha (fiabilidad);

MLDisp Desplazamiento del centro de masas (CoM) mediolateral en la fase de equilibrio;

APDisp Desplazamiento del CoM anteroposterior en la fase de equilibrio;

VRange Rango vertical del CoM en la fase de marcha;

MLRange Rango mediolateral del CoM en la fase de marcha;

PTurnSit Potencia de estar de pie a sentado;

PStand Potencia de sentarse a estar de pie

A continuación, se muestran la evolución temporal de las señales de posición obtenidas con ambos sistemas de registro (figura 5.18 y figura 5.19), (figura 5.20).

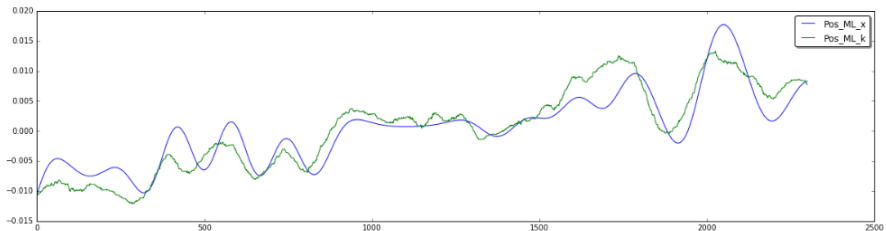


Figura 5.18: Comparación IMU (azul) y Kinescan/IBV (verde) del desplazamiento Mediolateral del CoM durante equilibrio.

El desplazamiento vertical del centro de masas (CoM) en los tramos de caminar hasta la silla y volver a la posición de inicio tienen una correspondencia prácticamente perfecta (figura 5.21); el desfase que aparece entre las señales es de 10 muestras en este ejemplo (0.1 segundos) y no afecta al cálculo de las variables utilizadas, por lo que se podría decir que el rango de ambas señales en los dos tramos (ir y volver) son similares.

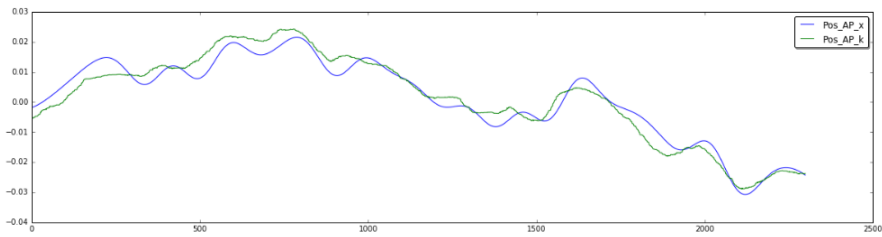


Figura 5.19: Comparación IMU (azul) y Kinescan/IBV (verde) del desplazamiento anteroposterior del CoM durante equilibrio

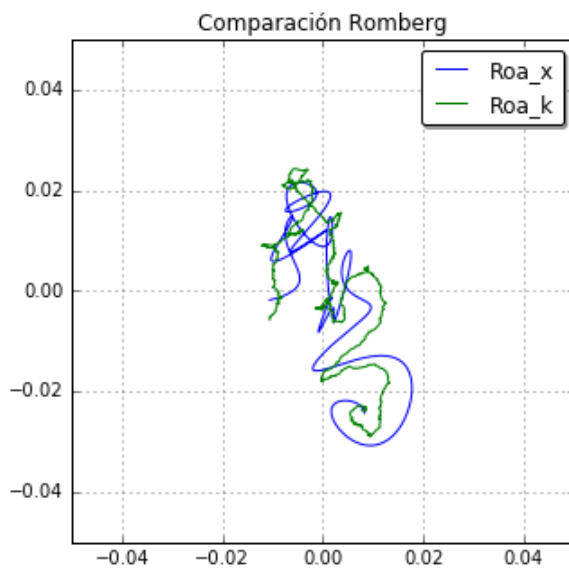


Figura 5.20: Comparación IMU (azul) y Kinescan/IBV (verde) del estatocinesiograma CoM

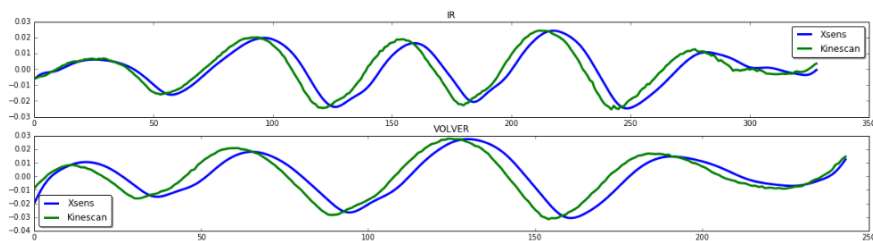


Figura 5.21: Comparación IMU (azul) y Kinescan/IBV (verde) del desplazamiento vertical del CoM en las secciones de ir y volver.

En la sección de sentarse/levantarse de la figura 5.22 se muestra el resultado del ajuste realizado mediante una función warpping. El error cometido durante el gesto de sentarse es de 5 cm, siendo despreciable para el posterior cálculo de la potencia media.

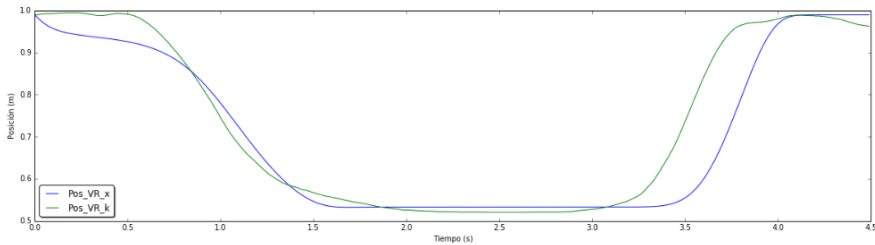


Figura 5.22: Comparación IMU (azul) y Kinescan/IBV (verde) sentarse / levantarse.

5.3.3 *Discusión del estudio de validación de técnica de medida*

Al realizar el cálculo de los rangos máximos en cada dirección en la prueba de equilibrio, no se ajustan a la perfección; por el contrario, al visualizar ambas señales, prácticamente se solapan. El error calculado a partir de los gráficos de Bland-Altman es menor cuando se calcula el área de confianza de la elipse ajustada al área barrida en el estatocinesigrama.

No existe una tendencia o bias en las variables calculadas, sino que existe un offset constante en todo el rango medido. La dispersión de las nubes de puntos se encuentra agrupada en torno a un valor medio \bar{y} , sólo en algunos casos aislados, el error obtenido se encuentra fuera de los límites establecidos.

Los desplazamientos obtenidos a partir de las aceleraciones tienen una mayor sobreoscilación que las posiciones obtenidas con Kinescan/IBV, pero es debido a que las posiciones obtenidas a partir del sensor inercial se obtienen de forma analítica; por este motivo son señales menos ruidosas.

Esto indica que la tecnología utilizada y el procesado de las señales que se realiza representan, con una fiabilidad alta, los valores que se obtendrían con el gold standard (fotogrametría).

A modo de resumen, las conclusiones de este estudio son:

1. En las pruebas de Romberg ojos abiertos (equilibrio) tanto el desplazamiento como el área de la elipse de confianza del centro de masas, medido

con los IMUs, se ajusta correctamente al obtenido con Kinescan/IBV (fotogrametría).

2. La correspondencia entre los dos equipos de medida, IMU y fotogrametría, es muy elevada con el análisis desarrollado para el propio sistema de registro.
3. En las variables que tienen un error medio más elevado también coincide que son variables repetibles sin ningún tipo de sesgo en todo el rango de medida, por lo que se puede compensar el error medio.
4. Al no ser una medida indirecta, sino que se ha medido el desplazamiento en el mismo punto (CoM) con ambos equipos, los resultados obtenidos aportan mayor fiabilidad a la hora de compararlos.

Una vez validada y aceptada la técnica de medida se realizó un estudio de fiabilidad de la metodología con la población objetivo de la tesis, las personas mayores.

5.4 Estudio de fiabilidad en personas mayores sanas

El segundo estudio realizado consistió en comprobar la validez del sistema de medida mediante la metodología desarrollada en la población objetivo del sistema, personas mayores sanas (> 65 años).

El objetivo del estudio de fiabilidad de la metodología para análisis de movimientos en personas mayores fue evaluar la precisión y consistencia de la herramienta al medir los movimientos de los participantes. Esto se realizó para asegurar que la herramienta fuera fiable y pudiera ser utilizada de manera confiable para analizar los movimientos de las personas mayores y para evaluar el impacto de ciertos tratamientos o intervenciones sobre estos movimientos.

Para llevar a cabo el estudio de fiabilidad de la herramienta de registro se utilizó un enfoque de evaluación interobservador e intraobservador (McGinley y col. 2009), en el que se comparan los resultados obtenidos por diferentes observadores al utilizar la herramienta y, mediante el mismo observador, evaluando los resultados obtenidos en otra sesión diferente (Juan López-Pascual 2015), es decir, dos evaluadores en una primera sesión y una tercera evaluación en una segunda sesión de medida.

Este enfoque permitió obtener resultados que reflejan la consistencia y precisión de las mediciones realizadas en el estudio. La colaboración de dos evaluadores

aseguró la objetividad y minimizó el sesgo en las observaciones, mientras que las tres repeticiones garantizaron la estabilidad y reproducibilidad de los datos recopilados. Además, la realización de dos sesiones de medida permitió evaluar la consistencia de los resultados a lo largo del tiempo, lo que contribuyó a obtener una imagen completa de la fiabilidad del estudio.

5.4.1 Material y métodos

5.4.1.1 Participantes

Las evaluaciones se realizaron en el Centro de Salud de l'Alcúdia (Valencia, España). Todos los participantes dieron su consentimiento informado por escrito y los procedimientos se llevaron a cabo de acuerdo con los principios de la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial. Los protocolos fueron aprobados por el Comité Ético de Investigación Experimental de la Universitat Politècnica de València (Anexo G).

Los criterios de inclusión fueron:

- Edad igual o superior a 55 años
- Capacidad de caminar al menos 10 metros sin ayuda

Los criterios de exclusión fueron:

- Presencia de alteraciones motoras tras un ictus
- Presencia de trastornos neurológicos que interfirieran en la cognición o la movilidad
- Presencia de trastornos visuales o auditivos graves no corregidos

Sesenta y cinco participantes fueron reclutados de forma voluntaria para el estudio, los cuales fueron evaluados previamente por el personal clínico para comprobar que cumplían los criterios de inclusión/exclusión, explicarles las pruebas que iban a realizar, así como para obtener la firma del consentimiento informado (Anexo E).

El tamaño de la muestra fue determinado, al igual que en el apartado subsección 5.3.1.1, teniendo en cuenta los estudios de (Juan López-Pascual 2015; Nishiguchi y col. 2012; McGinley y col. 2009), dónde se determinó que con una muestra de 15 sujetos sanos debería ser suficiente para evaluar la reproducibilidad de un procedimiento de medida; en nuestro caso, al disponer de 65

sujetos no tendremos ningún problema para justificar la reproducibilidad del procedimiento propuesto para esta población.

El estudio de fiabilidad se llevó a cabo mediante la participación de dos evaluadores y la realización de tres repeticiones de la prueba en dos sesiones de medida independientes (dos días diferentes); en la primera sesión de medida cada evaluador realizó una evaluación y en la segunda sesión uno de ellos realizó el tercer registro de la prueba.

5.4.1.2 Análisis de los datos

El análisis se realizó con el paquete R para cálculo estadístico en RStudio (R Foundation for Statistical Computing, versión 3.5.3). Se promediaron los resultados de las variables obtenidas de las distintas repeticiones de cada sujeto y se calculó el coeficiente de correlación intraclase para el promedio de medidas aleatorias (ICC(1,k)) para evaluar la fiabilidad de los parámetros obtenidos de la prueba.

5.4.2 Resultados estudio de fiabilidad en personas mayores

Todos los parámetros tienen unos valores de ICC entre 0.7 y 0.95 (tabla 5.7), siendo los más bajos los parámetros de desplazamiento anteroposterior (APDisp) y la potencia al levantarse (PStand).

Tabla 5.7: Estudio de fiabilidad de las variables en personas mayores sanas

Variables	ICC
MLDisp (<i>mm</i>)	0.872
APDisp (<i>mm</i>)	0.709
VRange (<i>mm</i>)	0.925
MLRange (<i>mm</i>)	0.916
PTurnSit (<i>W</i>)	0.919
PStand (<i>W</i>)	0.762
JerkStand (<i>m/s³</i>)	0.891
Reaction Time (<i>s</i>)	0.914
Total Time (<i>s</i>)	0.949

El índice de correlación intraclase para la media de medidas aleatorias ICC(1,k)

5.4.3 *Discusión estudio de fiabilidad*

Los resultados del estudio de fiabilidad de las variables en personas mayores son unos resultados muy buenos; todas las variables obtenidas disponen de unos valores de ICC superiores a 0.7 y, en algunos casos, llegan a 0.94.

Al realizar este estudio con varios valoradores y en varias sesiones y obtener estos resultados, nos aseguramos de la capacidad de reproducir los mismos resultados en una prueba, siempre y cuando las condiciones de medida sean parecidas, aunque se produzcan en diferentes instantes de tiempo. Cuando se realiza un estudio de repetibilidad de un instrumento de medida se necesita considerar la variabilidad producida por el propio instrumento (consistencia interna) así como la variabilidad aplicada en diferentes momentos de tiempo. Como normalmente los instrumentos de medida son utilizados por personas se debe tener en cuenta los resultados obtenidos entre diferentes valoradores (interobservador), así como el mismo valorador en distintos instantes de tiempo (intraobservador). En nuestro caso, el instrumento debe ser lo más repetible posible para medir el fenómeno a estudiar con el error que el propio evaluador esté dispuesto a asumir.

5.5 Conclusiones

Los errores obtenidos en la obtención de variables son inferiores a los 2 mm, en el caso de las posiciones, e inferiores a 14 W en el caso de las potencias. El tiempo de reacción y el tiempo total de ejecución de la prueba son idénticos (diferencia de 0.005 segundos) a los obtenidos con fotogrametría.

La combinación de resultados obtenidos (error y fiabilidad) son muy buenos, ya que en las variables donde aparece un error medio que podría ser relevante, la fiabilidad es muy alta (> 0.9); esto permite corregir el error de forma manual mejorando así la precisión en el cálculo de variables.

Los resultados del estudio de fiabilidad de la metodología completa en una población de personas mayores sanas es similar al obtenido en la población joven sana. Los valores obtenidos de ICC en las variables calculadas son superiores 0.8 en la gran mayoría, siendo una correlación buena, y muy buena en algunos casos (Shrout y Fleiss 1979). En las variables donde baja la fiabilidad hasta valores de 0.7 se produce sólo en el desplazamiento anteroposterior en el equilibrio (APDisp) y en la potencia al levantarse (PStand), considerándose, aún así, fiabilidades buenas.

Esta bajada de fiabilidad en APDisp podría ser debido a que, cuando se obtiene la posición anteroposterior a partir de la aceleración, se obtiene utilizando la señal de aceleración sólo en este eje y cuando se realizan movimientos anteroposteriores no son movimientos puros en ese eje; en los movimientos anteroposteriores pueden entrar en juego diferentes flexiones de cadera y de rodilla, provocando movimientos acoplados con otros ejes de movimientos, generando disminuciones de amplitud de la aceleración en el eje anteroposterior.

Esto no ocurre en MLDisp, ya que el movimiento mediolateral durante el equilibrio es un movimiento más puro (sin movimientos acoplados en otros ejes). Esto es debido a que cuando se mantiene el equilibrio de forma estática el desplazamiento en el eje mediolateral no intervienen las rodillas y la cadera no influye en tanta medida (el cuerpo se desplaza más como un bloque entero).

A modo de conclusión global del capítulo, se puede concluir que la herramienta y las variables obtenidas son una elección válida como técnica de valoración funcional en personas mayores.

Capítulo 6

Estudios en personas con enfermedad de Alzheimer

Este capítulo se centra en la fase 3 de la tesis: estudios con personas con enfermedad de Alzheimer. Se mostrarán los resultados de un estudio con personas en los primeros dos estadios según los criterios NINCDS-ADRDA de Alzheimer; el objetivo fue comparar la calidad de ejecución de las actividades incluidas en la metodología, con personas en diferentes estadios de Alzheimer y personas mayores sanas. Además, se analizó el efecto de realizar una tarea cognitiva de forma simultánea (tarea dual) en los pacientes con Alzheimer (objetivo específico 7), se analizó la fiabilidad del procedimiento de medida en esta población.

El contenido de este capítulo se encuentra publicado en (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019) y en (J. López-Pascual, Hurtado Abellán, M. Inglés y col. 2018)

6.1 Evaluación de la movilidad en personas con enfermedad de Alzheimer mediante sensores de un smartphone

6.1.1 Introducción

La enfermedad de Alzheimer (EA) es la principal causa de demencia irreversible entre las personas mayores (Alzheimer's Association 2017). El cuadro clínico de la EA temprana es el deterioro de la memoria episódica, que se acompaña de cambios en el control ejecutivo, predominantemente el control inhibitorio (Harrington y col. 2013; Buckner 2004).

Este déficit de control ejecutivo y la hiperexcitabilidad de la corteza motora afectan a la marcha (Buckner 2004; Olivier Beauchet, Launay y col. 2017). En consecuencia, varios estudios han sugerido que los cambios en la marcha podrían preceder al diagnóstico de EA (Verghese y col. 2007; Olivier Beauchet, Annweiler y col. 2016). En general, las personas con EA presentan una menor velocidad de la marcha (Rucco y col. 2017), una menor longitud de zancada (Rucco y col. 2017; Coelho y col. 2012) y una mayor variabilidad del tiempo de zancada (O. Beauchet y col. 2013) que sus homólogos sanos. Además, estas alteraciones en los parámetros cinemáticos de la marcha se han asociado previamente con un mayor riesgo de caídas en esta población (Ganz y col. 2007).

Esto implica la necesidad de evaluar tareas funcionales como la marcha y otras actividades de la vida diaria (AVD) más complejas que requieren una planificación de la coordinación neuromuscular (es decir, sentarse y levantarse de una silla o darse la vuelta) en esta población. Esta monitorización de la función de movilidad podría ayudar a predecir la progresión física de la enfermedad, ya que estas tareas requieren de la función integradora, tanto componentes cognitivos como conductuales, y son la base de la capacidad de gestionar AVD independientes (Yogev-Seligmann, Hausdorff y Nir Giladi 2008). Sin embargo, estas actividades funcionales, en un contexto real, no suelen llevarse a cabo solas, sino que se realizan simultáneamente con otras actividades cuya ejecución también requiere atención; es lo que se conoce como tareas duales. La realización de diferentes tareas de forma simultánea, con diligencia, requiere un cambio constante de la atención entre la tarea principal (la marcha) y la tarea secundaria (Egerton y col. 2011). Sin embargo, tal como se ha venido advirtiendo, el control de la atención, concretamente la capacidad mantener la atención dividida en esta población, está deteriorada (Baddeley y col. 2001), y también lo está la priorización de la marcha cuando se realiza la tarea secun-

daria (Yogev-Seligmann, Hausdorff y Nir Giladi 2008), por lo que la evaluación de la movilidad en tareas duales se vuelve aún más relevante para ellos.

El establecimiento de marcadores clínicos que puedan predecir el estado de movilidad funcional en personas con EA, tanto en tareas simples como en tareas duales, es importante para identificar signos sutiles de neurodegeneración en fase temprana con el fin de comprender los cambios neuropatológicos tempranos, prevenir el deterioro físico y planificar mejor los protocolos de tratamiento. Se sabe que una intervención más temprana es, probablemente, más eficaz y puede truncar los efectos nocivos de los eventos secundarios debidos a la inflamación, la oxidación, la excitotoxicidad y la apoptosis (Dubois y col. 2007). Además, los programas de tratamiento que incluyen actividades de tareas duales, que promueven el cambio en la priorización de la atención, pueden mejorar la función de movilidad y, por tanto, reducir el riesgo de caídas (Yogev-Seligmann, Hausdorff y Nir Giladi 2008).

Existen varias formas de realizar evaluaciones funcionales, sin embargo, debido a la condición cognitiva de esta población, los cuestionarios autoinformados no son la mejor opción. Por el contrario, las pruebas objetivas son más apropiadas en estos pacientes, preferiblemente pruebas cortas, debido al deterioro del control de la atención (Coubard y col. 2011). En este sentido, algunos estudios han utilizado el test Timed-Up and Go (TUG) en esta población porque es sencillo y rápido (Ries y col. 2009) e incluye, además de caminar en línea recta, otras tareas como girar o levantarse de una silla que requieren más recursos cognitivos que sólo caminar (Tamura y col. 2018). Sin embargo, en general, la variable resultante de esta prueba es el tiempo para completarla (Coelho y col. 2012), incluso cuando se utiliza una versión modificada del TUG (Tamura y col. 2018).

Para obtener más información, no sólo sobre la velocidad sino también sobre la calidad del movimiento en esta población, otros estudios han realizado las evaluaciones utilizando mecanismos igualmente objetivos, pero más sofisticados, como cámaras de vídeo (Rucco y col. 2017; Coelho y col. 2012) o dispositivos de sensores de presión (Verghese y col. 2007; Muir y col. 2012). Sin embargo, este enfoque, aunque necesario para evaluar la funcionalidad de estos pacientes, requiere el uso de herramientas costosas, una formación de alto nivel del personal clínico que realiza las evaluaciones y, por lo tanto, está limitado al entorno del laboratorio.

En base a lo anteriormente expuesto, este estudio tiene como objetivo comparar la calidad del desempeño de varias tareas incluidas en una prueba sencilla de movilidad utilizando sensores embebidos en un dispositivo Android entre

personas en diferentes etapas de Alzheimer y personas sin demencia. Además, se analizó el efecto del desempeño de la tarea cognitiva en la funcionalidad.

6.1.2 Métodos

6.1.2.1 Participantes

El diseño del estudio fue transversal e incluyó dos grupos. El GC estaba formado por 22 participantes, de la misma edad sin demencia, y el grupo de Alzheimer (GA) incluía a 40 participantes diagnosticados de EA por un médico especialista utilizando los criterios revisados del NINCDS-ADRDA (Dubois y col. 2007). Sólo se incluyeron personas en los estadios 1 y 2, según el Clinical Dementia Rating (CDR) (Morris 1993). Dado que nuestro propósito era detectar alteraciones sutiles de la movilidad en los estadios más tempranos de la enfermedad, utilizamos esta clasificación que proporciona información sobre la participación social, las tareas domésticas y el cuidado personal y seleccionamos sólo las dos primeras clasificaciones (es decir, leve y moderada). Por lo tanto, el GA se dividió en dos grupos, CDR1G ($n=18$) y CDR2G ($n=22$), respectivamente. El tamaño de la muestra se determinó por el tamaño del efecto resultante de la variable "Tiempo" en un estudio anterior (Juliana H. Ansai y col. 2017). Fijamos el error tipo I en un 5% y una potencia estadística del 80%.

Para seleccionar a los participantes se utilizó un muestreo intencional que duró 5 meses. El reclutamiento del grupo de Alzheimer se realizó a partir de asociaciones de Alzheimer, mientras que los participantes del grupo control (GC) se reclutaron a través de anuncios en instalaciones de ocio para personas mayores.

Los criterios de inclusión para ambos grupos fueron la capacidad de caminar al menos 10 metros sin ayuda y la disponibilidad para participar en las evaluaciones. Los criterios de exclusión, también para ambos grupos, fueron la presencia de alteraciones motoras tras un accidente cerebrovascular, trastornos neurológicos que interfirieran en la movilidad y trastornos visuales o auditivos graves no corregidos.

Además, para asegurar la homogeneidad entre los grupos, se midieron sus niveles de ansiedad y depresión con la escala de ansiedad y depresión hospitalaria (Herrero y col. 2003) y su miedo a las caídas con el cuestionario de miedo a las caídas de (Bower y col. 2015).

6.1.2.2 Valoración de la movilidad con dispositivo Android

La evaluación de la movilidad se realizó mediante el sistema FallSkip[®] (Instituto de Biomecánica de Valencia), un software que se ejecuta en un dispositivo Android (Xiaomi Redmi 4x Model MAG138). FallSkip[®] asistió al evaluador a lo largo de la prueba mediante indicaciones visuales en la pantalla y tonos acústicos que favorecieron la correcta realización del protocolo. Los datos se adquirieron a través del sensor del dispositivo, concretamente el High-Performance 6-axis MEMS MotionTracking compuesto por un giroscopio triaxial (gyro), un acelerómetro triaxial (acc), y un Digital Motion ProcessorTM (TDK- ICM-20689) a 100 Hz. Se desarrolló un software específico en Python (Van Rossum y Drake Jr 1995) para calcular las variables a partir de los datos brutos de los sensores. En primer lugar, se midió la altura y el peso de los participantes y, posteriormente, se utilizó para calcular las variables clínicas dependientes. A continuación, el dispositivo se fijó horizontalmente con un cinturón elástico justo por debajo de las crestas ilíacas posterosuperiores (figura 6.1).



Figura 6.1: Instrumentación del participante. Fuente: elaboración propia.

El procedimiento de evaluación consistió en la realización de una prueba de movilidad con componentes de control postural, marcha y sentarse y levantarse de una silla (figura 5.12). En primer lugar, los participantes debían permanecer en posición erguida con los brazos junto al cuerpo durante 30s. Después, sonaba una señal acústica e inmediatamente el participante debía empezar a caminar un tramo de 3 m lo más rápido posible de forma segura. Una vez cubierta la distancia, debían detenerse durante 3s y luego darse la vuelta y sentarse en una silla. Debían permanecer sentados durante 3s antes de levantarse y volver a la posición inicial.

Esta prueba se llevó a cabo dos veces, una como tarea única (ST), y una segunda vez incluyendo adicionalmente una tarea cognitiva que consistía en contar una historia real de su propia elección (DT). En esta prueba de tarea dual no se dieron instrucciones sobre la concentración en la tarea (motora o cognitiva). El evaluador se situó detrás de los participantes durante la prueba para evitar caídas durante las evaluaciones. Además, se realizaron varios ensayos antes de empezar la prueba para que los participantes se familiarizaran con las pruebas.

Se indicó a los participantes que llevaran ropa cómoda y su calzado habitual para caminar, que evitaran el ejercicio vigoroso el día anterior a las pruebas y que trajeran cualquier ayuda visual o auditiva necesaria antes de la evaluación.

6.1.2.3 Análisis de datos e indicadores

Todos los datos brutos de los sensores se procesaron de acuerdo con los siguientes procedimientos (Nishiguchi y col. 2012; W. Zijlstra y Hof 2003): (i) interpolación lineal para superar la frecuencia de muestreo no constante del dispositivo Android; (ii) filtrado de la señal con un filtro Butterworth de paso bajo (lag cero de cuarto orden a 20 Hz).

Los eventos temporales se identificaron manualmente para dividir los datos registrados en las tareas de interés (figura 5.12). La identificación fue realizada por un evaluador y confirmada por un segundo, de acuerdo con los siguientes criterios:

- t_0 : fin de la prueba de control postural a los 30s de iniciada la prueba.
- t_1 : comienzo de la marcha cuando las señales Acc crecen en actividad.
- t_2 : parada de la marcha cuando las señales Acc se estabilizan cerca de los valores de referencia (t_0), antes de la pausa de 3s.
- t_3 : inicio del giro con un cambio constante de las magnitudes de Acc y/o giroscopio.
- t_4 : fin de la sentada cuando las señales de Acc y giroscopio se estabilizan, antes de la pausa de 3s.
- t_5 : comienzo de la puesta en pie con un cambio constante de las magnitudes Acc y gyro.
- t_6 : fin de la bipedestación cuando las magnitudes Acc y gyro vuelven a los valores de referencia (t_0).

- t7: comienzo de la vuelta a t6 o cuando las señales de Acc aumentan su actividad tras una pausa.
- t8: fin de la marcha atrás cuando las señales de Acc se estabilizan cerca de los valores de referencia (t0).

A partir de los datos brutos de los sensores se calcularon algunas variables de control postural, de la marcha y de la funcionalidad.

Para las variables de control postural se calcularon dos variables: i. Desplazamiento mediolateral (MLDisp): Percentil 90 de la excursión ML del centro de masas (COM), medido en *mm* y calculado por doble integración de la señal acc (Ribeiro, Castro y Freire 2003) y un modelo de péndulo invertido (W. Zijlstra y Hof 2003) ii. Desplazamiento anteroposterior (APDisp): Percentil 90 de la excursión AP del COM, medido y calculado de la misma manera que el anterior. Ambas son variables comunes, utilizadas en la evaluación de la estabilidad postural como referencia al desplazamiento del COM (T. E. Prieto y col. 1996).

Con respecto al análisis de la marcha, se midieron dos variables: i. Rango vertical (Vrange): movimiento vertical del COM, medido en *mm*, tomando la media de ir hacia atrás (t7,t8) y hacia delante (t1,t2) la distancia de 3 m, y ii. Rango mediolateral (MLrange): movimiento horizontal del COM, medido en *mm*, tomando la media de ir hacia adelante y hacia atrás la distancia de 3 m. Ambas se han calculado mediante la doble integración de la señal de acc (Esser y col. 2009). Vrange es una medida del coste energético (Esser y col. 2009; Gordon, Ferris y Kuo 2009; Gard, Miff y Kuo 2004) mientras que MLrange, además del coste energético, se refiere a la estabilidad dinámica durante la marcha y supone una variable útil para medir el impacto de una tarea secundaria durante la marcha (Weinert-Aplin y col. 2017; Chen y col. 2018).

Asimismo, también se controlaron los giros y el hecho de sentarse y levantarse de una silla, calculándose dos variables: i. Potencia de giro hasta sentarse (PTurnSit): potencia media estimada, medida en vatios, generada al girar y sentarse en una silla (t3,t4); y ii. Potencia de sentarse a levantarse (PStand): potencia media estimada, medida en vatios, generada al levantarse de la silla (t5,t6). Ambas variables se estimaron a partir de la trayectoria del COM y del peso y la altura del participante durante los movimientos (Lindemann y col. 2003). Se trata de AVD motoras complejas que requieren una planificación cognitiva y la coordinación de los sistemas neuromusculares para regular el desplazamiento del COM (Manckoundia y col. 2006). Las variables compu-

tadas aportan información clínica más allá del tiempo de realización de la tarea.

Por último, se calcularon dos variables relacionadas con el tiempo, medidas en segundos: i. Tiempo total (Time): la suma del tiempo necesario para completar todas las tareas: 2 fases de la marcha (t_2-t_1), (t_8-t_7), sentarse (t_4-t_3) y estar de pie (t_6-t_5) y ii. Tiempo de reacción: tiempo transcurrido desde la señal acústica hasta el inicio de la marcha. La velocidad es la variable más utilizada a la hora de describir la marcha (Olivier Beauchet, Annweiler y col. 2016) y el tiempo de reacción ha demostrado ser útil para predecir el rendimiento cognitivo (Christ, Combrinck y Thomas 2018).

6.1.2.4 *Análisis estadístico*

El análisis estadístico se realizó con el programa informático SPSS versión 24 (SPSS Inc., Chicago, IL, EE.UU.). Se utilizaron métodos estadísticos estándar para obtener la media como medida de tendencia central y la desviación estándar (DE) como medida de dispersión. Se realizó un primer análisis de fiabilidad de las variables obtenidas mediante el Índice de Correlación Intraclass (ICC 2,1). Para el análisis inferencial se realizó un análisis multivariante de la varianza (MANOVA) para establecer los efectos del factor "grupo" entre sujetos con tres categorías (CDR1G, CDR2G y CG) y el factor "condición" dentro de los sujetos con dos categorías (tarea única y tarea doble) sobre las variables dependientes (es decir, MLDisp, APDisp, Vrange, MLrange, PTurn-Sit, PStand, Time y Reaction Time). Los resultados mostraron el efecto de la interacción de los factores y también de los factores individuales (es decir, el efecto principal del "grupo" y el efecto principal de las "condiciones") Se realizaron comparaciones por pares con la corrección de Bonferroni. Se aceptó un valor p de 0,05 como nivel de significación.

6.1.3 *Resultados*

6.1.3.1 *Participantes*

El GA incluía 40 individuos con una edad media (DE) de 78,58 (6,34) años. Al dividir el grupo en dos subgrupos en función de la clasificación CDR, el CDR1G tenía 76,78 (6,73) años y el CDR2G, 80,05 (5,74) años. El GC, con 22 personas, mostró una edad media (DE) de 75,5 (5,61) años. (tabla 6.1) muestra que no hubo diferencias significativas en ninguna de las variables antropométricas o clínicas entre los grupos ($p > 0.05$).

Tabla 6.1: Perfil clínico y antropométrico de los participantes estratificado por grupos

	CDR1G	CDR2G	CG	<i>P</i> value
Peso (kg)	73.91 (14.08)	70.02 (11.09)	73.26 (11.59)	0.56
Altura (m)	1.54 (0.11)	1.54 (0.07)	1.59 (0.07)	0.14
Ansiedad	5.83 (3.28)	5.00 (3.53)	6.94 (5.35)	0.34
Depresión	5.67 (3.25)	4.86 (3.04)	5.72 (3.53)	0.64
FFQ	44.67 (3.4)	44.86 (8.4)	45.67 (5.79)	0.88

Los datos se expresan como media (SD); FFQ Cuestionario de miedo a las caídas; CDR1G Grupo de personas con Alzheimer clasificadas como estadio 1 por el Clinical Dementia Rating; CDR2G Grupo de personas con Alzheimer clasificadas como estadio 2 por el Clinical Dementia Rating; CG Grupo de control

6.1.3.2 Estudio de la fiabilidad

Los resultados del estudio de fiabilidad mostraron, en general, una buena fiabilidad (2,1 ICC) como se puede observar en la tabla 6.2.

Tabla 6.2: Resultados del análisis de fiabilidad de los parámetros en Alzheimer

	VRange	MLRange	PTurnSit	Pstand	Time	Reaction time
Trial 1	16.63 (5.68)	52.52 (21.31)	57.93 (22.35)	176.84 (50.69)	21.11 (3.51)	1.52 (0.55)
Trial 2	15.88 (4.15)	51.28 (19.12)	66.81 (32.64)	184.18 (61.49)	18.91 (3.12)	1.63 (0.61)
ICC (2obs1day)	0.77	0.87	0.93	0.96	0.95	0.58
Trial 1	14.48 (4.78)	66.75 (19.62)	49.71 (13.57)	129.83 (31.8)	23.01 (5.00)	2.33 (1.40)
Trial 2	16.34 (6.68)	66.6 (19.80)	43.58 (16.87)	145.41 (53.58)	23.95 (5.01)	2.17 (1.04)
ICC (1obs2day)	0.8	0.86	0.89	0.46	0.84	0.35

Los datos se representan como la media (desviación estándar);

ICC: Índice de Correlación Intraclase;

2obs1day: Fiabilidad medida por observadores en una sesión;

1obs2day: Fiabilidad medida por un observador en dos sesiones diferentes.

6.1.3.3 Valoración de la movilidad

No se obtuvieron interacciones significativas multivariadas y univariadas entre grupos y condiciones ($p > 0,05$). La tabla 6.3 muestra el efecto principal significativo univariante de cada factor aislado (es decir, grupo y condiciones) y las comparaciones por pares entre grupos para cada condición y entre condiciones en cada grupo.

No hubo diferencias entre los dos estadios de la enfermedad de Alzheimer ni en ST ni en DT en ninguna de las variables ($p > 0,05$). Sin embargo, las personas

Tabla 6.3: Descriptivo y comparación de las variables de movilidad entre grupos y condiciones

	CDR1G		CDR2G		CG		Group main effect		Conditions main effect	
							F (1,59)	p	F (1,59)	p
MILDisp (mm)	ST test	7.76 (4.29)	7.39 (3.36)	8.34 (4.91)			0.27	0.77	23.54	< 0.001
	DT test	12.01 (6.47)a	14.62 (8.96)a	13.46 (10.09)a						
APDDisp (mm)	ST test	23.76 (19.55)	24.78 (10.89)	20.62 (10.58)			4.01	0.02	8.62	0.01
	DT test	27.81 (16.66)	39.59 (21.15)ab	23.46 (11.01)						
Mlrange (mm)	ST test	57.53 (21.97)	56.37 (19.80)	51.59 (17.75)			1.20	0.31	4.66	0.04
	DT test	66.66 (28.5)a	57.96 (21.98)	52.75 (18.31)						
Vrange (mm)	ST test	16.23 (5.87)b	17.19 (6.31)	20.97 (5.17)			2.16	0.12	0.47	0.49
	DT test	16.65 (6.18)	17.77 (6.8)	18.88 (4.75)a						
Pstand (W)	ST test	159.39 (51.22)b	155.41 (40.75)b	195.43 (43.6)			5.46	0.01	0.00	0.97
	DT test	161.26 (58.14)	155.94 (35.58)b	192.37 (57.84)						
PTurnSit (W)	ST test	55.56 (22.23)b	48.19 (11.91)b	76.58 (19.37)			18.75	< 0.001	1.07	0.31
	DT test	50.68 (18.09)b	51 (18.53)b	87.53 (35)a						
Time (s)	ST test	21.18 (4.27)b	21.78 (3.92)b	15.99 (2.53)			17.02	< 0.001	3.67	0.06
	DT test	22.41 (3.35)b	22.01 (4.83)b	16.91 (3.77)						
Reaction time (s)	ST test	1.89 (0.83)b	1.73 (0.74)b	1.07 (0.24)			1.89	0.16	5.39	0.02
	DT test	1.93 (0.73)	1.93 (0.9)	1.89 (1.7)a						

Los datos se expresan como media (SD); CDR1G Grupo de personas con Alzheimer clasificadas como estadio 1 por la Clinical Dementia Rating; CDR2G Grupo de personas con Alzheimer clasificadas como estadio 2 por la Clinical Dementia Rating; GC Grupo control; ST Tarea simple; DT Tarea doble; MILDisp Desplazamiento mediotaral en equilibrio; APDDisp Desplazamiento anteroposterior en equilibrio; Mlrange Rango mediotaral en marcha; Vrange Rango vertical en la marcha; PStand Potencia de sentarse a levantarse; PTurnSit Potencia de estar de pie a sentarse; (a) diferencias significativas con la prueba de tarea única; (b) diferencias significativas con el grupo de control (GC); La negrita indica un efecto principal significativo del grupo o de las condiciones ($p < 0.05$)

con EA (en ambos estadios) mostraron valores significativamente más bajos de PStand y PTurnSit y valores más altos de Total Time y Reaction time en comparación con CG ($p < 0,05$); esta última variable sólo en la condición ST. Además, el CDR1G presentó un mayor rango de ML en ST que el GC y el CDR2G mostró un mayor APDisp en DT que el GC ($p < 0,05$).

El efecto de la condición fue significativo en todos los grupos sólo para MLDisp, que mostró valores mayores en DT que en ST. Además, el APDisp en DT fue mayor que el obtenido en ST sólo en el CDR2G. Sólo el GC mostró diferencias significativas entre las condiciones en el Vrange y el PTurnSit.

6.1.4 *Discusión*

Este estudio define las alteraciones de la movilidad en personas con la enfermedad de Alzheimer en diferentes etapas de evolución mediante un teléfono móvil Android de fácil manejo, no sólo considerando el tiempo necesario para realizar determinadas tareas funcionales, sino también evaluando el desempeño de las mismas en diferentes condiciones. La evaluación consistió en el análisis de varias actividades de la vida diaria en una sola prueba utilizando un único dispositivo (smartphone). Esto supone una novedad, ya que, por un lado, los estudios anteriores se han centrado habitualmente en el análisis de la marcha o el equilibrio de forma aislada (Vienne y col. 2021; W. H. Wang y col. 2015), y por otro, los procedimientos de medición han requerido el uso de dos o más sensores (Wüest y col. 2016; Nguyen y col. 2017).

En general, los resultados muestran que esta novedosa forma de evaluación de la movilidad permite diferenciar las capacidades funcionales entre personas sin demencia y personas con enfermedad de Alzheimer para cualquiera de las dos etapas. Sin embargo, no existen diferencias significativas entre los dos estadios de la enfermedad en ninguna de las variables analizadas. Esto es consistente con los resultados de estudios anteriores (Coelho y col. 2012; Juliana Hotta Ansai y col. 2019; Eggermont y col. 2010), algunos de los cuales utilizan herramientas aún más sofisticadas como la videofotogrametría con siete cámaras (Leandri y col. 2009) o la pasarela de presión electrónica (Muir y col. 2012) con la excepción de Nakamura y col. cuyos participantes clasificados como EA moderada (CDR2) mostraron una velocidad de marcha inferior a la de aquellos con EA leve (CDR1) (Nakamura y col. 1997).

De las variables de control postural analizadas sólo APDisp, durante la tarea dual, mostró diferencias significativas, siendo mayor en los participantes con EA moderada que en el grupo de control. Por el contrario, MLDisp no mostró

diferencias significativas entre los grupos. Esto puede estar relacionado con el hecho de que la estabilidad del cuerpo en la dirección anteroposterior está gestionada por una estrategia funcional activa de tobillo, cadera y tronco que hace posible el movimiento del COM. Sin embargo, el rango de movimiento de las articulaciones implicadas en el plano de la estabilidad mediolateral es muy pequeño, por lo que una alteración puede estar más relacionada con los mecanismos anatómicos que con los funcionales. Por lo tanto, un fallo en los mecanismos de control del equilibrio del sistema nervioso central afectaría más fácilmente al equilibrio anteroposterior (Leandri y col. 2009). Además, este resultado sólo se obtiene en el DT cuando la atención se centra en la tarea secundaria y el control postural se realiza de forma mayoritariamente automática. En consonancia con estos resultados, el desplazamiento mediolateral del COM al caminar (MLrange), que proporciona información complementaria sobre la estabilidad mediolateral y el coste metabólico durante la marcha (Weinert-Aplin y col. 2017), no difirió entre los grupos.

Cuando se analizó la tarea de caminar, los resultados mostraron que el rango vertical del COM durante la marcha (Vrange) presentaba diferencias entre grupos durante la Tarea Simple, siendo un 29,21% mayor en el CG que en el CDR1G y siendo los valores del CG un 23,29% mayores que los obtenidos por el CDRG2, aunque esta última comparación no alcanzó el nivel de significación. El rango vertical del COM se ha asociado previamente con el coste metabólico durante la marcha (Cavagna y Margaria 1966). Un rango vertical más bajo se asocia con un mayor gasto energético debido al mayor trabajo mecánico realizado en las articulaciones de la cadera, la rodilla y el tobillo (Gordon, Ferris y Kuo 2009). Basándose en la teoría del péndulo invertido (Nguyen y col. 2017), según la cual la pierna de apoyo actúa como un péndulo invertido durante la marcha, el intercambio entre la energía potencial y cinética durante cada zancada requiere una cierta cantidad de elevación vertical del CdM. Por lo tanto, el desplazamiento vertical (Vrange), que en nuestro estudio se reduce en los grupos de Alzheimer, puede estar relacionado con una marcha ineficiente.

Dado que no sólo el control postural y la marcha son indicadores del riesgo de caídas o de la movilidad funcional, se analizaron otras pruebas funcionales. La tarea de sentarse y levantarse es una actividad esencial en la vida diaria y requiere la coordinación de los sistemas neuromusculares para regular el desplazamiento del COM y controlar la alineación postural. De hecho, la actividad sentarse y levantarse se ha incluido en los programas terapéuticos en personas con demencia porque puede ayudar a frenar el declive de la movilidad y la función en las actividades de la vida diaria en esta población (Ganea y col. 2011). Nuestros resultados muestran que la potencia generada para levantarse

de la silla es mayor en las personas sin demencia que en los pacientes con EA, en cualquiera de sus etapas, durante el TS y sólo mayor que en los pacientes con EA moderada durante la prueba de DT. Una tarea de ST eficiente requiere una cantidad adecuada de energía para acelerar el centro de masas desde la posición sentada hasta la posición de pie (Cameron y col. 2003). Hasta donde sabemos, no hay estudios previos que evalúen la posición de sentado y de pie desde una silla utilizando Smartphones. Sin embargo, en este sentido, un estudio anterior que utilizó la videofotogrametría demostró que las personas con Alzheimer reducen el movimiento horizontal del tronco y de los muslos durante el desplazamiento hacia delante y antes del movimiento hacia arriba. Esta alteración del patrón cinemático del movimiento, además de aumentar el par alrededor de la articulación de la rodilla, ralentiza el movimiento y requiere una mayor fuerza muscular para realizar el mismo movimiento (Manckoundia y col. 2006), lo que es coherente con la reducción de la potencia. Esto sugiere que los sujetos con EA pueden haber perdido su capacidad de preparar y ejecutar movimientos corporales eficientes, probablemente debido a la incapacidad de integrar los niveles superiores del proceso motor y la dinámica del entorno externo (Manckoundia y col. 2006).

La otra tarea evaluada en este estudio fue la de sentarse, que también incluía el giro, ya que el giro implica una mayor coordinación entre las extremidades y la modificación de los patrones locomotores y requiere la función ejecutiva cognitiva del lóbulo frontal y la atención (aún estando la atención englobada dentro de la función cognitiva del lóbulo frontal) (Juliana Hotta Ansai y col. 2019). Los dos grupos de EA de nuestro estudio mostraron una potencia inferior a la del GC (en ambas tareas), lo que puede asociarse al deterioro del control de la atención y está en consonancia con los resultados obtenidos en la tarea de sentarse y levantarse.

Con respecto a las variables de tiempo, nuestros resultados mostraron que se requería más tiempo para completar la prueba en ambos grupos de EA en comparación con el GC para ambas condiciones. Esto es consistente con estudios previos que han reportado una velocidad de marcha reducida (Verghese y col. 2007; Rucco y col. 2017) y un mayor tiempo para realizar una prueba similar (es decir, TUG) (Ries y col. 2009), que a su vez se asocian con eventos adversos, incluyendo caídas en adultos mayores sanos y en población con EA (Eggermont y col. 2010). Sin embargo, no logramos diferencias significativas en la velocidad entre los grupos de EA en contraste con lo reportado por (Nakamura y col. 1997). Esta discrepancia podría estar relacionada con las instrucciones dadas a los participantes. Mientras que en su estudio utilizaron el ritmo de marcha cómodo de los participantes, nosotros les indicamos que caminaran lo más rápido

posible de forma segura. En nuestro estudio, los dos estadios de EA analizados en nuestro estudio no son lo suficientemente diferentes como para observar diferencias cuando se les pide que realicen una tarea que demande energía, como caminar y realizar las tareas de movilidad tan rápido como sea posible de forma segura. Además, nuestro estudio mostró que el lapso de tiempo entre la señal de inicio y el comienzo de la marcha (tiempo de reacción) era mayor en las personas con EA que en sus homólogos sin demencia, lo que sugiere que el tiempo de reacción está deteriorado en las personas con EA. Esto está en consonancia con la literatura anterior que también mostró un mayor tiempo de reacción en las personas con demencia (McGuinness y col. 2010). Aunque hubiera sido de interés analizar la variabilidad en el tiempo de reacción, como medida de la integridad neuronal (Phillips y col. 2013), utilizando más de una repetición, el tiempo de reacción nos permite, con esta sencilla prueba, determinar las diferencias entre las personas con EA y las personas sin deterioro cognitivo y, por tanto, incluir este tema en los programas terapéuticos.

Aunque pretendemos explorar el deterioro de la tarea de movilidad en las primeras etapas de la EA, una limitación de nuestro estudio ha sido, precisamente, restringir el reclutamiento de los participantes a dos de esas etapas. Un estudio que incluyera estadios más avanzados de la enfermedad o incluso un primer estadio anterior al diagnóstico de EA (deterioro cognitivo leve) podría esclarecer mejor la progresión del deterioro de la movilidad.

En cuanto al objetivo secundario, el efecto de la realización de la tarea dual en los participantes fue significativo sólo para las variables de control postural, siendo los valores de *MLDisp* mayores en todos los grupos y el valor de *APDisp* sólo en el grupo de EA moderada. Estas variables se derivan de la tarea de estar de pie durante 30s en la que no se realizan movimientos voluntarios. Así, la alteración del control de la atención presente en esta enfermedad puede poner en peligro la capacidad de control postural cuando el paciente se concentra en recordar una historia. El resto de variables, en las que el participante debe moverse voluntariamente, no se vieron influidas por el DT en los participantes con EA. Sólo el GC se vio influido por el DT, concretamente el *PTurnSit*, que fue mayor en el DT, y el *Vrange*, que fue menor en el DT. La ausencia de peores resultados en el DT en las personas con EA podría deberse a que estas tareas requieren un control de la atención y unos recursos cognitivos que también se ven comprometidos cuando se realiza una sola tarea. Por lo tanto, sus resultados no podrían estar significativamente más deteriorados durante la tarea dual. No obstante, esto entra en conflicto con los resultados obtenidos por (Juliana H. Ansai y col. 2017; Juliana Hotta Ansai y col. 2019), que informaron

de un tiempo significativamente mayor en las personas con EA en el desempeño de la tarea dual.

Sin embargo, nuestra tarea dual consistía únicamente en contar una historia real mientras se realizaba la prueba, mientras que estos autores utilizaron una tarea dual de tipo cognitivo y motor mixto, en la que los gestos afectaban necesariamente a la ejecución de la prueba. Nuestro estudio pretendía utilizar una tarea exclusivamente cognitiva y real sin depender del nivel de entrenamiento, porque ya se ha demostrado que las tareas duales más complejas no son adecuadas para este tipo de población (Tamura y col. 2018). Quizás en el futuro se puedan utilizar tareas cognitivas más complejas, sin necesidad de un nivel intelectual alto, para identificar componentes funcionales que diferencien los estadios de la EA.

6.1.5 Conclusiones

El método de evaluación funcional propuesto muestra que las personas con EA presentan alteraciones en las capacidades funcionales, como la marcha, el giro y la sedestación, de la sedestación a la bipedestación y el tiempo de reacción. Sin embargo, una tarea exclusivamente cognitiva sólo afecta al control postural en las personas con EA. Nuestros resultados apoyan que el uso de un dispositivo Android es una forma factible y sencilla de evaluación en esta población.

Capítulo 7

Estudios en personas con enfermedad de Parkinson

Este capítulo se centra en la fase 4: Estudios con personas con enfermedad de Parkinson. Se mostrarán los resultados de una serie de estudios en personas diagnosticadas con diferentes niveles de Parkinson (Hoehn & Yahr niveles 1, 2 y 3). Uno de los objetivos principales de los estudios será objetivar y determinar la capacidad de realizar las actividades funcionales, como el equilibrio, la marcha, el giro para sentarse y levantarse de una silla en comparación con personas sanas de la misma edad; el objetivo secundario será estudiar la fiabilidad del procedimiento en esta población (objetivo específico 7).

En el segundo estudio se analizarán las diferencias existentes en los parámetros biomecánicos obtenidos durante la prueba funcional propuesta en los diferentes grados de Parkinson.

El contenido de este capítulo se encuentra publicado en (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020) y en (Mollà-Casanova y col. 2022).

7.1 Estudio comparativo de personas con Parkinson y personas homólogas sanas

7.1.1 *Introducción*

La enfermedad de Parkinson (EP) es una patología crónica y neurodegenerativa que se caracteriza principalmente por síntomas motores: bradicinesia, rigidez, temblor e inestabilidad postural, que pueden dar lugar a limitaciones funcionales asociadas a eventos adversos, como caídas, fracturas y lesiones cerebrales (Soh y col. 2013; Mak y Wong-Yu 2019). La EP se considera una causa frecuente de morbilidad y su prevalencia aumenta con la edad. Afecta al 1% de la población mayor de 60 años (Tysnes y Storstein 2017). Debido al progresivo deterioro del estado general de los pacientes con EP, la medición del estado funcional es de gran importancia, no sólo para controlar mejor el proceso degenerativo, sino también para diseñar adecuadamente programas de ejercicio terapéutico personalizados, adaptados a las características particulares de cada persona en lugar de basarse en programas grupales, siendo éstos los más comúnmente implementados.

En la bibliografía se ha abordado la evaluación de actividades funcionales como la marcha, la sedestación o el equilibrio mediante sistemas y dispositivos de altas prestaciones, lo que ha sido de gran utilidad para caracterizar el estado funcional en la EP. Sin embargo, la mayoría de los profesionales sanitarios que tratan con este tipo de personas no tienen acceso a dichas tecnologías debido a los elevados costes, además de que los requisitos de espacio no se adaptan al entorno clínico. Por esta razón, el desarrollo de pruebas funcionales objetivas, rentables y fáciles de administrar (es decir, tecnología de corta duración y portátil) para evaluar las actividades de la vida diaria entre las personas con EP sería útil como herramienta clínica para controlar la progresión funcional en estos individuos y para adaptar los programas de ejercicio terapéutico a su condición funcional particular.

Estudios anteriores han demostrado el potencial del uso de sensores portátiles de medición inercial (IMU) para la evaluación de las actividades de la vida diaria en personas con EP (Tornero-Quiñones y col. 2020; Nguyen y col. 2017; Vienne y col. 2021). Esta tecnología ha demostrado cómo la EP afecta al control motor en la marcha, tanto en la marcha en línea recta como en los giros (Haji Ghassemi y col. 2019), en el equilibrio o en determinados movimientos de la vida diaria, como las maniobras de giro hacia la posición sentado (Aner Weiss, Herman, Mirelman y col. 2019) o la bipedestación desde una silla (Pham y col. 2018; González Rojas y col. 2018). Los registros con IMU's se

suele gestionar mediante una tableta o un PC que suelen requerir una configuración más compleja (Del Din y col. 2016). Sin embargo, estudios anteriores han revelado que los sensores inerciales integrados en los smartphones también son fiables y válidos para la evaluación cinemática (Aner Weiss, Herman, Mirelman y col. 2019; Galán-Mercant, Barón-López y col. 2014), lo que podría ser muy interesante para los profesionales sanitarios con el fin de simplificar el procedimiento de la prueba. De hecho, existe un estudio donde se obtiene la fiabilidad de un test de levantarse y caminar estilo *Timed up and Go* (TUG) modificado, utilizando IMU's embebidos en un smartphone (J. López-Pascual, Hurtado Abellán, M. Inglés y col. 2018). También evalúa la capacidad de realizar actividades de la vida diaria en pacientes con Enfermedad de Alzheimer, proporcionando además del tiempo de ejecución de la prueba, variables con un significado clínicamente relevante como el desplazamiento del centro de masa (COM), inestabilidad y eficiencia de la marcha, tiempo de reacción, etc. (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). Un estudio reciente utilizó un enfoque similar en la EP (Yahalom y col. 2020) y obtuvo diferencias entre los pacientes con EP y las personas mayores en el rendimiento de la prueba *Timed up-and-go* (TUG). Sin embargo, este estudio no incluía la medición del equilibrio, aspecto importante en la evaluación del estado funcional de la EP (Kerr y col. 2010). Para monitorizar la progresión de la enfermedad en el ámbito clínico y diseñar un plan de tratamiento funcional individualizado podría ser interesante una prueba que incluyera diferentes actividades representativas de la vida diaria capaces de caracterizar la función múltiple de un vistazo. Hasta el momento, y según nuestro conocimiento, no existen estudios previos en los que se evalúen varias actividades funcionales, además de la marcha y el equilibrio, en una única prueba y que utilice únicamente un sensor integrado en un dispositivo en el cual se procesen los datos (Channa, Popescu y Ciobanu 2020); este enfoque podría simplificar el uso de una evaluación objetiva para el seguimiento de la progresión en un contexto clínico.

Este estudio tuvo como objetivo determinar la capacidad de realizar actividades funcionales, como el equilibrio, la marcha, el giro para sentarse y levantarse en pacientes con EP por medio de una única prueba de corta duración utilizando un teléfono inteligente. Además, se estudió la fiabilidad de dicho procedimiento basado en el smartphone en esta población.

7.1.2 Material y métodos

7.1.2.1 Participantes

Veintinueve pacientes diagnosticados de EP fueron reclutados siguiendo los criterios presentados en (Hughes y col. 1992). Fueron inscritos al estudio durante cuatro meses en las clínicas ambulatorias de varios hospitales y en las asociaciones de Parkinson, formando el grupo de EP (PG). Los criterios de inclusión fueron: el diagnóstico de enfermedad de Parkinson de leve a moderada (estadios 2 y 3 de Hoehn y Yahr (Hoehn y Yahr 1967)), una terapia farmacológica optimizada y estable durante al menos 1 mes antes de la inscripción y la ausencia de deterioro cognitivo, evaluado por el *Mini Mental State Exam* de Folstein ($score \geq 24$) (M. F. Folstein, S. E. Folstein y McHugh 1975). Además, se excluyeron los voluntarios que presentaban otras deficiencias neurológicas u ortopédicas que limitaban la marcha independiente y el sentarse o levantarse de una silla, la estimulación cerebral profunda o el tratamiento con Duodopa. Todos los pacientes fueron evaluados en el estado "on" una hora después de tomar la medicación.

Durante la prueba no debía haber discinesia, congelación u otras alteraciones motoras. Treinta y un participantes sin trastornos neurológicos o motores, emparejados por edad e índice de masa corporal (IMC), también participaron en el estudio, constituyendo el grupo de control (GC).

El estudio fue aprobado por el Comité Ético de la Universidad de Valencia (nº 1517239006520). Todos los participantes dieron su consentimiento informado por escrito (Anexo H). Todos los procedimientos se realizaron de acuerdo con los principios de la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial.

7.1.2.2 Cálculo del tamaño de la muestra de estudio

La estimación del tamaño de la muestra a priori se calculó utilizando G*Power (versión 3.1.9.2; Universidad de Kiel, Alemania) para determinar el número necesario de voluntarios. Los errores alfa y beta se fijaron en 0,05 y 0,20, respectivamente, y se tomaron como tamaño del efecto los datos de la literatura anterior (Dal Bello-Haas y col. 2011) que establecían un cambio mínimo detectable en una prueba similar (es decir, el Timed up and go) (4,85 s). Con este cálculo, se requería una muestra de 10 participantes por grupo. No obstante, incluimos 29 y 31 participantes en el PG y el GC, respectivamente.

7.1.2.3 *Fiabilidad del protocolo de valoración*

Antes de realizar el estudio se llevó a cabo un estudio piloto para obtener la fiabilidad del procedimiento con 20 voluntarios que participaron en el mismo. Fueron evaluados dos veces, con un intervalo de 15 minutos, por dos evaluadores diferentes para garantizar la coherencia de la ejecución del protocolo. Ambos aplicaron todo el protocolo de la misma manera teórica (es decir, instrucciones a los pacientes, familiarización, instrumentación y pruebas). El evaluador 1 no estuvo presente durante la evaluación realizada por el evaluador 2 y viceversa. Los detalles del protocolo se explican a continuación.

7.1.2.4 *Valoración funcional mediante un smartphone*

Los participantes fueron evaluados en una sola sesión. Se les indicó que llevaran ropa cómoda y su calzado habitual para caminar, que evitaran el ejercicio vigoroso el día anterior a las pruebas y que trajeran las ayudas visuales o auditivas necesarias para la evaluación.

La evaluación de la movilidad se realizó mediante el sistema FallSkip[®] (Instituto de Biomecánica de Valencia) que es un software que se ejecuta en un dispositivo Android (Xiaomi Redmi 4x Model MAG138). FallSkip[®] asistió al evaluador a lo largo de la prueba mediante indicaciones visuales en la pantalla y tonos acústicos que favorecieron la correcta realización del protocolo. Los datos se adquirieron a través del sensor del dispositivo, concretamente, el High-Performance 6-axis MEMS MotionTracking compuesto por un giroscópio triaxial (gyro), un acelerómetro triaxial (acc) y un Digital Motion ProcessorTM (TDK- ICM-20689) a 100 Hz. Se desarrolló un software específico en Python (Van Rossum y Drake Jr 1995) para calcular las variables a partir de los datos brutos de los sensores. En primer lugar, se midió la altura y el peso de los participantes y, posteriormente, se utilizó para calcular las variables clínicas dependientes. A continuación, el dispositivo se fijó horizontalmente con un cinturón elástico justo por debajo de las crestas ilíacas posterosuperiores.

Con este dispositivo se realizó un procedimiento de prueba funcional (figura 7.1); este procedimiento incluía el control postural (figura 7.1 A,B), locomoción (figura 7.1 C,D), girarse para sentarse (figura 7.1 E) y levantarse de una silla (figura 7.1 F) (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). En primer lugar, los participantes debían permanecer en una postura bípeda con los brazos colgando relajados a lo largo del cuerpo durante 30 s. A continuación, sonaba una señal acústica y el participante debía comenzar a caminar inmediatamente un tramo de 3 m tan rápido como le fuera posible

de forma segura. Una vez cubierta la distancia, debían detenerse durante 3 s y, a continuación, darse la vuelta y sentarse en una silla. Debían permanecer sentados durante 3 s antes de levantarse y volver a la posición inicial.

El evaluador se situó detrás de los participantes durante toda la prueba para ayudarles, si fuese necesario. Además, se realizaron varios ensayos antes de empezar la prueba para que los participantes se familiarizaran con la misma.

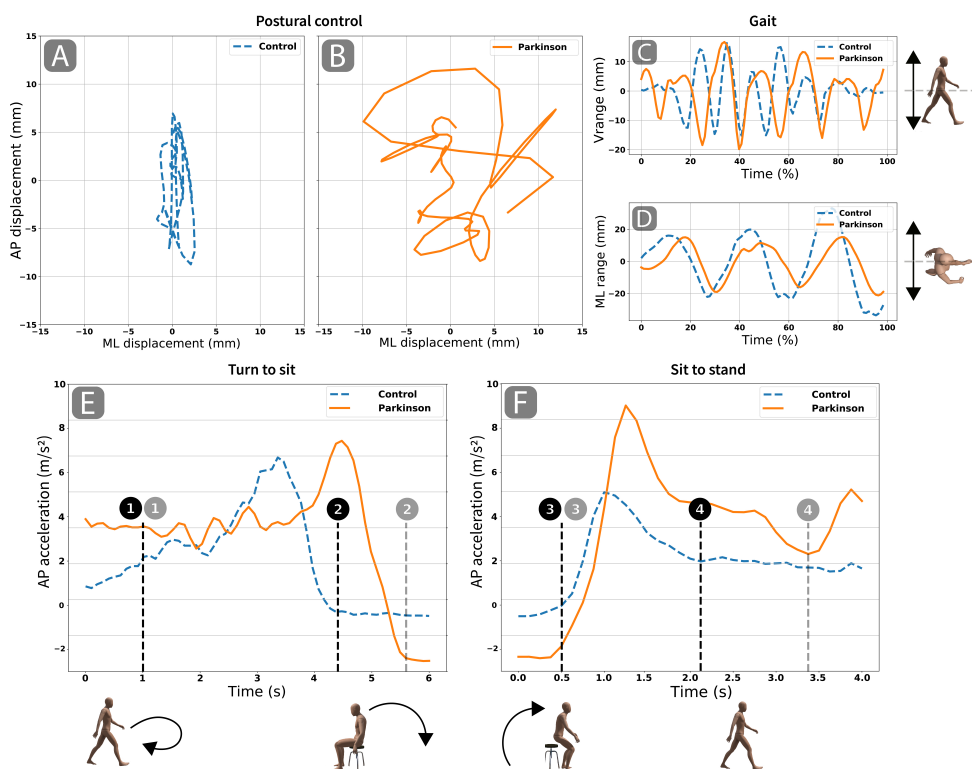


Figura 7.1: Presentación gráfica de las subpruebas de control postural, de la marcha, del giro a la posición sentada y de la posición sentada a la posición de pie. Se representa un ejemplo de un participante por grupo para cada variable. La línea azul punteada representa los datos del grupo de control; la línea naranja sólida representa los datos del grupo de Parkinson. (A,B): desplazamiento anteroposterior (AP) y mediolateral (ML) del centro de masa, respectivamente, en la subprueba de equilibrio. (C): desplazamiento vertical del centro de masa en la subprueba de la marcha que también se representa en la vista sagital del maniquí. (D): desplazamiento medial-lateral del centro de masa en la subprueba de marcha representado por una vista cenital del maniquí. (E,F): señales del acelerómetro en el eje vertical para las tareas de girar para sentarse y sentarse para estar de pie, respectivamente. Puntos de referencia de las tareas de girar para sentarse y sentarse para estar de pie que también se ilustran con los cuatro maniqués: 1, inicio de la subprueba de girar para sentarse de ambos participantes; 2, fin de sentarse; 3, inicio de la subprueba de sentarse para estar de pie; 4, fin de sentarse para estar de pie e inicio de la marcha de vuelta al punto de partida. Fuente: elaboración propia.

7.1.2.5 Análisis de datos e indicadores del smartphone

Todos los datos brutos de los sensores se procesaron de acuerdo con los procedimientos explicados en nuestro estudio anterior (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). En primer lugar, se identificaron manualmente los eventos temporales para dividir los datos registrados en las tareas objeto de estudio (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). A partir de los datos brutos de los sensores se calcularon las variables de control postural, marcha y funcionalidad. La figura 7.1 A-F muestra una representación de los datos de los sensores en cada subprueba. Para ilustrar mejor el rendimiento de cada grupo seleccionamos dos individuos para cada variable (uno del GC y otro del PG). Los individuos seleccionados en cada caso correspondían al percentil 50 de la variable.

Se construyó un gráfico como ejemplo de los datos registrados durante cada subprueba con el objetivo de visualizar las diferentes formas realizar la prueba por las personas de diferentes grupos del estudio (figura 7.1). Cada panel (figura 7.1A-F) representa a un individuo del GC y otro del PG. En primer lugar, seleccionamos los individuos representativos, identificando el caso correspondiente al percentil 50 de cada grupo en cada variable discreta. Además, trazamos cada fase de la prueba utilizada para calcular cada variable discreta.

Las variables calculadas de cada fase de la prueba fueron: dos variables para el subtest de control postural: (1) Desplazamiento medial-lateral (MLDisp): percentil 90 de la excursión medial-lateral del COM, medido en mm y (2) Desplazamiento anterior-posterior (APDisp): percentil 90 de la excursión antero-posterior del COM. Ambas variables se calculan mediante la doble integración de la señal de acc (Ribeiro, Castro y Freire 2003) y un modelo de péndulo invertido (W. Zijlstra y Hof 2003). Ambas son variables comúnmente utilizadas en la evaluación de la estabilidad postural en términos de desplazamiento del COM (T. E. Prieto y col. 1996).

Para el subtest de la marcha se midieron dos variables: 1) Rango vertical (Vrange): movimiento vertical del COM, medido en mm (figura 7.1C y vista lateral del maniquí asociada) y 2) Rango mediolateral (MLrange): movimiento horizontal del COM, medido en mm. (figura 7.1D y vista cenital del maniquí asociada). Ambos se han calculado mediante la doble integración de la señal acc (Esser y col. 2009). Vrange es representativo del coste energético (Esser y col. 2009; Gordon, Ferris y Kuo 2009), mientras que MLrange, además del coste energético, se refiere a la estabilidad dinámica durante la marcha.

Por otro lado, se estudiaron el giro y la sedestación y el levantamiento desde una silla con dos variables: (1) Tiempo de giro y sedestación (TTurnSit): tiempo estimado en segundos, necesario para girar y sentarse en una silla (figura 7.1E y maniqués asociados) y (2) Potencia de sedestación (PStand): potencia media estimada, medida en vatios, generada al levantarse de la silla (Figura 1E y maniqués asociados). Ambas variables se estimaron a partir de la trayectoria del COM del participante y del peso y la altura durante los movimientos (Lindemann y col. 2003). Se trata de actividades motoras complejas de la vida diaria que requieren una planificación cognitiva y una coordinación de los sistemas neuromusculares para regular el desplazamiento del COM (Juliana Hotta Ansai y col. 2019).

Por último, se calculó el tiempo necesario para completar todas los subtests (tiempo total), medido en segundos, y el tiempo transcurrido desde la señal acústica hasta el inicio de la marcha (tiempo de reacción). La velocidad es la variable más utilizada a la hora de describir la marcha (Olivier Beauchet, Annweiler y col. 2016) y el tiempo de reacción ha demostrado ser útil para predecir el congelamiento en el inicio de la marcha (Delval, Tard y Defebvre 2014). La figura 7.2 resume el diseño experimental y los procedimientos de evaluación del estudio.

7.1.2.6 *Análisis estadístico*

El análisis estadístico se realizó con el programa informático SPSS versión 24 (SPSS Inc., Chicago, IL, EE.UU.). Se utilizaron métodos descriptivos para obtener la media como medida de tendencia central y la desviación estándar (DE) como medida de dispersión.

La fiabilidad del procedimiento funcional se determinó mediante un análisis de varianza de medidas repetidas (ANOVA) para calcular el coeficiente de correlación intraclase (ICC) (2,1) (Shrout y Fleiss 1979). Se aceptó un valor p de 0,05 como nivel de significación.

Para comparar los resultados funcionales entre el GC y el PG, se realizó una prueba t independiente. Cuando se violó la homocedasticidad (en las variables APDispl y TTurnSit), se utilizó la aproximación de Welch-Satterthwaite (Welch 1938). (véase el material complementario al final de la sección (subsección 7.1.5): (tabla S1).

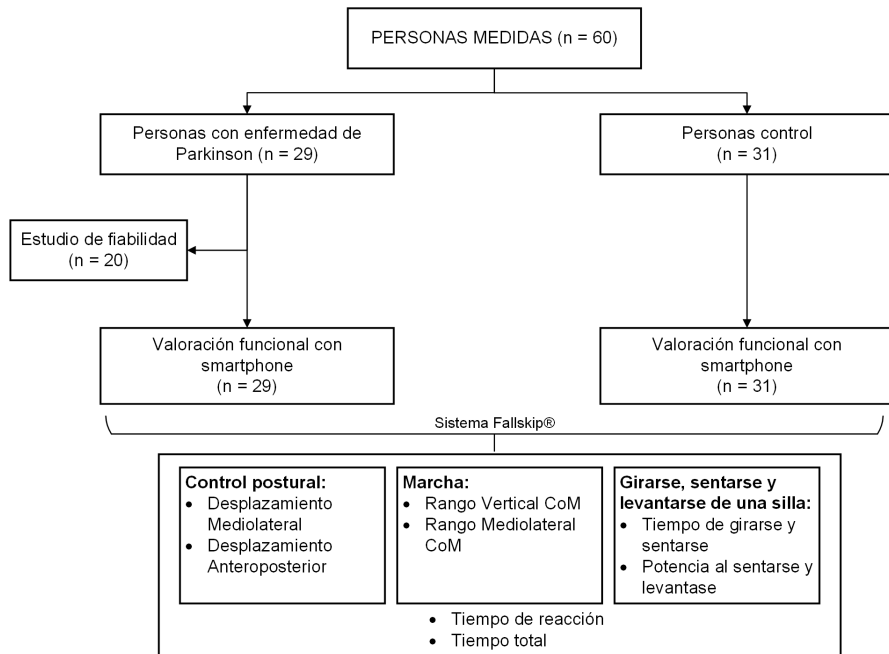


Figura 7.2: Diagrama de flujo del diseño experimental y los procedimientos de evaluación.

7.1.3 Resultados

7.1.3.1 Participantes

El PG incluía 29 individuos con una edad media (DE) de 68,9 (8,98) años. El GC, con 31 individuos, presentaba una edad media (DE) de 67,23 (8,16) años. No hubo diferencias significativas ($p > 0,05$) entre los grupos en cuanto al peso (74,9 (12,71) frente a 76,71 (13,11) kg) y la altura (1,68 (0,08) frente a 1,65 (0,07) m).

7.1.3.2 Estudio de fiabilidad

EL objetivo del estudio de fiabilidad era validar la metodología de valoración funcional en personas diagnosticadas con enfermedad de Parkinson. Veinte personas con EP del estudio principal se ofrecieron a participar en el estudio de fiabilidad. Como se indica en tabla 7.1, la fiabilidad fue buena para las variables de control postural (MLDispl y APDispl); excelente para las variables de marcha (VRange y MLRange), (PStand y TTurnSit); y regular para la variable de tiempo de reacción (D. V. Cicchetti y Sparrow 1981; Domenic V. Cicchetti 1994).

Tabla 7.1: Datos descriptivos y de fiabilidad del estudio test-retest

	Observ. 1	Observ. 2	ICC
Despl. Mediolateral (mm)	13.16 (9.33)	16.11 (12.57)	0.71
Despl. Anteroposterior (mm)	31.62 (13.26)	34.15 (20.77)	0.62
Rango vertical (mm)	24.13 (8.00)	22.58 (7.28)	0.92
Rango Mediolateral (mm)	25.63 (13.23)	25.28 (16.11)	0.89
Potencia Turn-to-sit (W)	76.92 (25.66)	86.67 (30.43)	0.89
Potencia Sit-to-stand (W)	4.98 (1.69)	4.42 (1.48)	0.82
Tiempo total (s)	14.69 (3.13)	14.32 (3.33)	0.94
Tiempo de reacción (s)	1.08 (0.40)	0.93 (0.31)	0.58

Los datos se expresan como media (SD);

ICC: Coeficiente de Correlación Intraclase.

7.1.3.3 Comparación de la valoración funcional

La tabla 7.2 muestra el análisis descriptivo e inferencial que compara los resultados funcionales entre los grupos (GC y PG). Como se muestra, hubo diferencias significativas entre los grupos en las variables de control postural, ya que el MLDisp y el APDisp basados en el COM fueron significativamente mayores en los PG que en los homólogos sanos. El tiempo medio para realizar la evaluación fue de 3:27 (1:12) min. Los resultados específicos de la prueba de Levene y de la prueba t independiente pueden consultarse en el material complementario.

Tabla 7.2: Comparación de los resultados relacionados con la funcionalidad entre personas con enfermedad de Parkinson y sus homólogos sanos

	CG (n = 31)	PG (n = 29)	p-Value	Cohens'd
Despl. mediolateral (mm)	8.44 (4.61)	11.38 (5.14) *	0.02	0.58
Despl. anteroposterior (mm)	17.57 (6.34)	27.6 (13.15) *	<0.01	0.88
Rango vertical (mm)	20.43 (4.5)	22.89 (7.32)	0.12	-
Rango mediolateral (mm)	39.67 (25.72)	27.85 (17.01) *	0.04	0.52
Tiempo turn-to-sit (s)	4.17 (1.01)	5.21 (1.74) *	<0.01	0.7
Potencia sit-to-stand (W)	210.83 (67.11)	206.42 (66.06)	0.8	-
Tiempo total (s)	15.15 (2.87)	15.2 (3.04)	0.95	-
Tiempo de reacción (s)	1.04 (0.36)	1.07 (0.39)	0.74	-

Los datos se expresan como media (SD); GC, grupo de control; PG, grupo de personas con la enfermedad de Parkinson; * diferencias significativas entre los grupos ($p < 0,05$); efecto del tamaño de la d de Cohen de las diferencias entre los grupos (informado sólo cuando existían diferencias significativas).

7.1.4 Discusión

Este estudio es una prueba de valoración funcional rápida y fácil de usar que evalúa una serie de actividades de la vida diaria capaces de identificar las diferencias funcionales entre una población con EP y sus homólogos sanos. Como era de esperar, las personas con EP mostraron un mayor desplazamiento del COM cuando permanecieron en una postura bípeda estática, con valores aún mayores en el desplazamiento mediolateral y anteroposterior. Los sujetos con EP exhibieron además una marcha alterada, como lo indica un menor MLRange, aunque no se encontraron cambios en el VRange. Además, necesitaron un tiempo significativamente mayor para girar y sentarse en una silla, aunque el tiempo total requerido para realizar la prueba fue similar en ambos grupos, al igual que el tiempo de reacción.

Los enfoques no farmacológicos como la fisioterapia y el ejercicio físico (Oliveira de Carvalho y col. 2018) son capaces de mejorar una amplia gama de síntomas y signos motores en la EP, incluyendo la fuerza, la marcha y el equilibrio (Tomlinson y col. 2013; Domingos y col. 2018; Shen, Wong-Yu y Mak 2016),

por lo que pueden ser complementarios a las intervenciones farmacológicas convencionales.

Por lo tanto, el seguimiento de los resultados clínicos funcionales de dichas intervenciones no farmacológicas se convierte en un reto importante para los profesionales de la salud con el fin de adaptar mejor el tratamiento a las características particulares de cada paciente. Además, la monitorización a largo plazo debe realizarse a lo largo del curso de la enfermedad para detectar las características más relevantes y adaptar los planes terapéuticos a la progresión (Post y col. 2011). Actualmente, se han descrito muchas herramientas para la evaluación del estado funcional en personas con EP. Algunas se utilizan habitualmente en el contexto clínico, como las escalas y los cuestionarios. Sin embargo, algunas escalas utilizadas habitualmente para abordar el estado funcional, como la Escala de Equilibrio de Berg, pueden ofrecer una utilidad limitada en la fase media de la enfermedad de Parkinson (estadíos 2 a 3 de Hoen y Yahr) debido a los efectos techo (Leddy, Crouner y Earhart 2011) de la misma o a su larga duración (15-20 minutos). Por el contrario, los sistemas sofisticados y precisos, como la videofotogrametría o las plataformas de fuerza, son extremadamente útiles para caracterizar con precisión la enfermedad, pero no son fáciles de implementar en el ámbito clínico debido a sus elevados costes y requisitos de espacio. Además, los pacientes se ven obligados a acudir a un laboratorio, lo que hace que una evaluación en la vida real sea difícil de reproducir. Por lo tanto, el desarrollo de un dispositivo objetivo, vestible y fácil de usar, como el empleado en nuestro estudio, sería interesante para evaluar el estado funcional (por ejemplo, el control postural, la marcha, el gesto de sentarse y levantarse) en las personas con EP, incluso en situaciones reales (Park, Kang y Fay Bahling Horak 2015).

El protocolo utilizado en este estudio ha demostrado ser fiable en un estudio previo realizado por nuestro grupo en personas con Alzheimer (J. López-Pascual, Hurtado Abellán, M. Inglés y col. 2018). Asimismo, en el presente estudio se observó un ICC de bueno a excelente en todas las variables excepto en una, el tiempo de reacción, que fue aceptable.

Esta metodología abordó diferentes actividades de la vida diaria. Una de ellas, la inestabilidad postural, se ha propuesto como una de las características distintivas de la enfermedad (Mak y Wong-Yu 2019) y un factor importante que determina la calidad de vida y la morbilidad en las personas con EP (Kerr y col. 2010). Sin embargo, el personal clínico y los usuarios se han centrado tradicionalmente en los trastornos de la marcha. El control postural implica procesos cerebrales activos que integran la información de todos los niveles de los sistemas musculoesquelético y nervioso, cuando se mueven (equilibrio

dinámico) y cuando están inmóviles (equilibrio estático) (Park, Kang y Fay Bahling Horak 2015).

Nuestros resultados revelaron que las personas con EP mostraron mayores valores de desplazamiento del COM, tanto en la dirección mediolateral como en la anteroposterior. Esto coincide con estudios anteriores que han determinado mayores desplazamientos del centro de presiones (Frenklach y col. 2009; Doná y col. 2016) en personas con EP utilizando plataformas de fuerza. Esta alteración postural observada en las personas con EP puede estar asociada a la disfunción de los ganglios basales, una estructura patológica clave en la EP, implicada en el control del equilibrio, las respuestas posturales automatizadas y la marcha, a través de los bucles talámicocorticalespinal y a través del núcleo pedunculopontino del tronco cerebral y el sistema reticuloespinal (Takakusaki y col. 2003). Su alteración justificaría así la modificación del control postural y, en consecuencia, el aumento del desplazamiento del COM. Esto es de especial interés porque el aumento del balanceo y, en concreto, el balanceo postural mediolateral en pacientes con EP en los estadios 1 a 3 de Hoen y Yahr ha demostrado ser una observación clínica útil para identificar la inestabilidad postural y el mayor riesgo de caídas (Błaszczyk y col. 2007).

Cuando se realizó el análisis de la marcha, se evaluaron dos variables: VRange y MLRange. VRange se determinó para explorar el coste metabólico durante la marcha (Cavagna y Margaria 1966). Basándonos en la teoría del péndulo invertido (Nguyen y col. 2017), según la cual la pierna de apoyo actúa como un péndulo invertido durante la marcha, se necesita una cierta cantidad de elevación vertical del centro de masa que reflejaría el intercambio entre energía potencial y cinética durante cada zancada. Nuestros resultados no revelaron diferencias significativas entre los grupos. El valor medio de VRange del grupo de Parkinson es similar al obtenido en un estudio anterior realizado por nuestro grupo (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). Según esta teoría, no podemos afirmar que el coste metabólico durante la marcha difiera entre grupos. Sin embargo, este estudio agrupó dos etapas diferentes de la enfermedad de Parkinson. Otros estudios que incluyan a más personas en diferentes etapas de la enfermedad podrían proporcionar más información sobre esta característica de la marcha.

En cuanto a la otra variable relacionada con la marcha, MLRange, se encontró una disminución estadísticamente significativa del 29,79% en el grupo de Parkinson al caminar. El MLRange, mientras se camina, refleja la cantidad de movimiento en el plano frontal de lado a lado durante cada ciclo de la marcha y proporciona información sobre la capacidad de controlar el movimiento del cuerpo durante las tareas de la marcha (Hahn y Chou 2003). Además, este

movimiento lateral y, por tanto, la estabilización lateral, son necesarios al caminar (Donelan y col. 2004). En los usuarios con lesiones cerebrales traumáticas, como las personas que han sufrido una conmoción cerebral, se ha demostrado que este desplazamiento lateral está aumentado, lo que refleja una alteración en su capacidad para controlar sus desplazamientos del COM (Howell, Osternig y Chou 2013). La disminución obtenida en nuestros resultados podría indicar que las personas con Parkinson que sufren un deterioro progresivo de la marcha desarrollan estrategias compensatorias para evitar las caídas, como la reducción de la oscilación natural mediolateral al caminar. De hecho, estudios previos han demostrado la escasa disociación entre cabeza, tronco y miembros inferiores (Akram, Frank y Jog 2013; Verheyden y col. 2007); por tanto, el movimiento natural de la pelvis durante la marcha en el plano frontal podría verse comprometido.

Este resultado sugiere que los ejercicios terapéuticos centrados en la disociación de la cintura escapular y pélvica serían de interés en esta población. Futuros estudios que tengan en cuenta estadios más avanzados de la enfermedad podrían aclarar si esta estrategia se mantiene a medida que la enfermedad progresa o si se producen alteraciones en el control de las transferencias mediolateral del centro de masa. Esto permitiría a los clínicos realizar un reajuste adecuado de los tratamientos funcionales y los ejercicios terapéuticos.

La tarea de sentarse es una actividad esencial que requiere una adecuada coordinación del sistema neuromuscular para controlar el desplazamiento del COM y la alineación postural. Existe una controversia sobre la influencia de la EP en el desempeño de la tarea de sentarse y pararse. Un estudio anterior mostró transferencias generales más lentas de sentado a parado, pero una velocidad máxima similar a la obtenida en sus homólogos sanos (Mak y Hui-Chan 2005). Otro estudio mostró una duración similar de esta tarea diaria en la población con EP que en los individuos sanos, pero un mayor desplazamiento de la flexión de la cadera preparatoria, un desplazamiento del centro de masa hacia delante y una reducción de los momentos extensores de la rodilla (Inkster y Eng 2004). Sin embargo, Mak, Levin y col. informaron de un patrón cinemático similar entre las personas con EP y sus homólogas sanas (Mak, Levin y col. 2003).

Nuestro estudio mostró que las personas con EP presentan un valor de potencia del 24,95% inferior, pero no hubo diferencias significativas entre los grupos. Estos resultados están en línea con los reportados por el autor de González Rojas y col., quien también utilizó un dispositivo de smartphone y no obtuvo diferencias significativas entre las personas con EP y sus homólogas sanas, ni en la velocidad ni en el tiempo requerido para realizar la tarea (González Rojas y col. 2018). El hecho de que uno de los criterios de inclusión de la prueba

sea la capacidad de levantarse sin usar los brazos puede introducir un claro efecto suelo en esta variable. Puede ser interesante realizar más estudios con muestras más amplias para explorar si la capacidad de sentarse y levantarse varía en los diferentes estadios de la enfermedad de Parkinson.

También evaluamos la tarea de sentarse después de darse la vuelta debido a que es más representativa de los movimientos de la vida diaria, ya que el cuerpo tiene que estar preparado con una orientación adecuada en la silla antes de sentarse. En nuestro estudio, el grupo de Parkinson necesitó un tiempo mayor para realizar la tarea de girar para sentarse que el requerido por el grupo control. Nuestros resultados coinciden con los obtenidos en un estudio reciente en el que se estudiaron el giro y la sedestación de forma independiente, mostrando así mayores lapsos de tiempo para realizar cada una de esas tareas (Yahalom y col. 2020). Sin embargo, nuestros valores no son del todo comparables porque ningún estudio anterior ha analizado el tiempo necesario para realizar ambas tareas conjuntamente. Girar y sentarse como un movimiento combinado implica la coordinación entre las extremidades y la modificación de los patrones locomotores y requiere la función ejecutiva cognitiva del lóbulo frontal y la atención (Juliana Hotta Ansai y col. 2019). Sin embargo, se ha demostrado que la activación neuronal y la conectividad funcional, relacionadas con la planificación, están reducidas en las personas con EP (Trujillo y col. 2015). Esto puede explicar por qué se necesita más tiempo para realizar la tarea en las personas con EP, por lo que el seguimiento de esta tarea a lo largo de la progresión de la enfermedad puede proporcionar información valiosa sobre el deterioro del cerebro en la enfermedad de Parkinson.

Con respecto al tiempo total requerido para completar toda la prueba, no se observaron diferencias entre los grupos y ambos requirieron aproximadamente 15 segundos en total. Existe controversia en cuanto a si una prueba similar (es decir, el TUG) es capaz de diferenciar de forma fiable a las personas con EP y a sus homólogos sanos (Nocera y col. 2013; Byl, Henry, Rizzo y col. 2018). De hecho, una revisión anterior concluyó que el TUG tiene una sensibilidad limitada para predecir las caídas y no debería utilizarse por sí solo para identificar a las personas con alto riesgo de caídas (Barry y col. 2014). Como se discutió en la sección de Introducción, tener más datos más allá del tiempo requerido para realizar la prueba (es decir, las variables biomecánicas) podría ser útil para caracterizar mejor los patrones biomecánicos de la tarea funcional y, por tanto, para planificar mejor los enfoques de intervención.

Las personas con EP suelen experimentar vacilación de inicio, es decir, un breve episodio de congelación de la marcha en el que se retrasa el inicio del paso, probablemente sostenido por el desacoplamiento entre el control postural y el

paso y debido a los déficits inhibitorios que se producen en esta enfermedad (R. G. Cohen, Nutt y Fay B. Horak 2017). Curiosamente, esta característica se ha asociado previamente con el riesgo de caídas debido a que, durante un retraso en el inicio del paso, el COM continúa avanzando (Delval, Tard y De-febvre 2014). Así, evaluamos el tiempo de reacción entre el sonido acústico y el inicio de la marcha y encontramos resultados similares en las personas con EP y sus homólogas sanas de la misma edad, mientras que ninguno de nuestros participantes experimentó congelación en ningún momento durante la prueba. Esto puede deberse a las características particulares de nuestra muestra, que incluye individuos en una etapa leve a moderada de la enfermedad, ya que el congelamiento de la marcha se ha relacionado con la EP avanzada (Bloem y col. 2004), por lo que estudios adicionales que incluyan a personas con episodios de congelamiento (es decir, etapas avanzadas de la enfermedad) podrían proporcionar información sobre la utilidad de esta variable en las personas con EP.

El hecho de haber evaluado todas estas actividades funcionales en una sola prueba utilizando un solo sensor portátil, fácilmente adherido a la parte inferior de la espalda, supone un salto cualitativo en la evaluación clínica del estado funcional en personas con EP. Hasta el momento, los estudios anteriores se centraban en evaluaciones funcionales específicas y, la mayoría de ellos, requerían varios sensores acoplados a un dispositivo externo.

Hay que admitir que este estudio tenía algunas limitaciones, como los estrictos criterios de exclusión y la gran variabilidad entre sujetos, ya que se incluyen dos estadios de EP. Por el contrario, no se ha determinado la utilidad del procedimiento propuesto en etapas más avanzadas de la EP. Además, evaluamos a personas con EP en un estado de medicación "on". Por lo tanto, nuestros resultados no pueden extenderse más allá de esta condición. Además, este estudio no evaluó a pacientes con discinesia activa inducida por levodopa y/o fluctuaciones motoras impredecibles, que son problemas comunes en la población general de EP. Otra limitación es que realizamos un muestreo intencional para el reclutamiento de los voluntarios en lugar de un método de aleatorización simple. Finalmente, no realizamos un estudio de seguimiento en el que se estudiara el efecto de la progresión. En su lugar, evaluamos el efecto de la EP sobre las variables funcionales en una única evaluación, por lo que los resultados podrían estar influidos por la variabilidad ocasional de los pacientes. Otros estudios deberían probar el valor de este procedimiento en estudios longitudinales. A pesar de estas limitaciones, este estudio mostró que los pacientes con enfermedad de Parkinson, de leve a moderada, pueden haber desarrollado ya

un deterioro del control postural, alteraciones de la marcha y deterioro de la capacidad para sentarse en una silla.

7.1.5 Conclusiones

Hemos objetivado, mediante un sencillo procedimiento basado en un smartpho-
ne, que las personas con enfermedad de Parkinson en estadio de leve a mode-
rado muestran un control postural deteriorado representado por mayores des-
plazamientos del COM, una estrategia de marcha alterada en la que se reduce
el desplazamiento mediolateral y más tiempo necesario para llevar a cabo una
tarea de girar para sentarse que las personas sanas de la misma edad. Además,
respondiendo al objetivo secundario del estudio, el procedimiento propuesto
muestra una alta fiabilidad, por lo que puede ser utilizado en personas con
enfermedad de Parkinson.

Material complementario

Los siguientes materiales complementarios están disponibles en línea en <https://www.mdpi.com/1660-4601/17/11/4123/s1>.

Tabla S1: Resultados específicos de la prueba de Levene y del t-test indepen-
diente.

7.2 Estudio comparativo de personas con diferentes estadios de Parkinson

7.2.1 Introducción

La enfermedad de Parkinson (EP) es una de las enfermedades neurodegenerativas progresivas más comunes ((Parkinson 1817; Ascherio y Schwarzschild 2016) cuya prevalencia es del 1% en personas mayores de 60 años y del 4% en individuos mayores de 85 años (Ascherio y Schwarzschild 2016; Simon, Tanner y Brundin 2020). Consiste en la pérdida de neuronas dopaminérgicas en la sustancia negra localizada en el mesencéfalo y asociada a cuerpos de Lewy (Poewe y col. 2017; Simon, Tanner y Brundin 2020). Como consecuencia, las personas con EP pueden presentar problemas musculoesqueléticos y ortopédicos, que producen kinesiophobia, miedo a caerse y, en consecuencia, una disminución de la actividad física y de las actividades de la vida diaria (Navarro-Flores y col. 2022). Sin embargo, el deterioro neurológico comienza años antes de que se pueda realizar un diagnóstico y presenta una amplia gama de síntomas (Navarro-Flores y col. 2022).

Debido a la naturaleza crónica y neurodegenerativa de esta patología, la prevención es uno de los aspectos más importantes de la rehabilitación, especialmente la prevención de caídas (Pickering y col. 2007; Sherrington y col. 2017). Para aplicar la prevención en la atención clínica es importante entender cómo se comporta la enfermedad y cómo progresa. De este modo, el diseño del programa de rehabilitación se adaptaría a cada una de las etapas de la EP (Marras, Rochon y Lang 2002).

En consecuencia, es importante realizar evaluaciones específicas para determinar la progresión de la EP (Marras, Rochon y Lang 2002). El análisis de la marcha ha demostrado ser eficaz para el análisis de la progresión de la EP según estudios recientes (Godi y col. 2021; Varrecchia y col. 2021; Vila y col. 2021) que han identificado varios parámetros espaciotemporales y cinemáticos capaces de diferenciar los estadios de la EP. Sin embargo, la capacidad funcional incluye otros indicadores motores del equilibrio estático, como sentarse, levantarse o darse la vuelta, y del riesgo de caídas en esta población (Pelicioni y col. 2019; Muñoz-Bermejo y col. 2021).

Estudios previos han utilizado diferentes pruebas clínicas funcionales para evaluar el deterioro funcional en la EP a lo largo de sus estadios, como la Escala Continua-Rendimiento Físico Funcional, la Prueba de Alcance Funcional, la Prueba de Giro 360° Timed Up and Go, la Prueba de Marcha de 6 o 2 Minu-

tos y los cambios posturales, entre otras (Martinez-Martin, L. Prieto y Forjaz 2006; Schenkman y col. 2011; Silva y col. 2017). Sin embargo, estos estudios, aunque mostraban la existencia de progresión de la EP, no eran capaces de distinguir entre estadios consecutivos de gravedad. También se han realizado esfuerzos en este sentido utilizando sensores portables (Azevedo Coste y col. 2014; Iluz y col. 2014; Aner Weiss, Herman, Nir Giladi y col. 2014; Ayena y col. 2016). Sin embargo, hasta la fecha, ninguno de los estudios que abordan el estado funcional en la EP logró diferenciar entre etapas.

Por lo tanto, este estudio tuvo como objetivo explorar las posibles diferencias en el desempeño de diferentes tareas funcionales, incluidas en una prueba de movilidad, utilizando sensores integrados en un dispositivo Android en pacientes con EP en diferentes niveles.

7.2.2 *Material y métodos*

7.2.2.1 *Participantes y diseño del estudio*

Ochenta y siete participantes con EP aceptaron participar en este estudio transversal. Fueron reclutados de varias asociaciones de EP [Amigos contra el Parkinson (València, España), Asociación de Parkinson de Alicante (Alacant, España) y Asociación de Parkinson de Elche (Alacant, España)].

Todos los voluntarios seguían su programa de rehabilitación habitual, personalizado según sus necesidades en cada asociación. El periodo de evaluación duró de octubre de 2021 a febrero de 2022. Los criterios de inclusión para participar en el estudio fueron los siguientes (i) EP diagnosticada por un neurólogo [Hoehn y Yahr (HY) I, II y III] (Hoehn y Yahr 1967), (ii) tratamiento farmacológico optimizado y estable durante al menos 1 mes antes de la inscripción, y (iii) buen estado cognitivo definido como puntuaciones superiores a 23 en el Mini-Mental State Examination (M. F. Folstein, S. E. Folstein y McHugh 1975). Los criterios de exclusión fueron los siguientes (i) contraindicación médica de la actividad física, (ii) deficiencias neurológicas u ortopédicas que limitaran la marcha independiente y sentarse o levantarse de una silla, (iii) sordera o problemas auditivos, (iv) deficiencia vestibular, (v) ceguera o problemas de visión, (vi) trastornos psicóticos, y (vii) intervención quirúrgica en los últimos 6 meses. Todos los procedimientos se llevaron a cabo de acuerdo con los principios de la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial. La aprobación ética del estudio fue concedida por el Comité de Ética de la Universitat de València (H1517239006520) y todos los voluntarios que participaron en el estudio dieron su consentimiento informado por escrito.

7.2.2.2 Evaluación del equilibrio, la marcha y el riesgo de caídas

Tres investigadores realizaron todas las sesiones de evaluación en los centros de la asociación de EP o en el domicilio de los voluntarios. En primer lugar, se informó a los participantes sobre los objetivos del estudio y se les pidió que siguieran las instrucciones del investigador. Además, se les proporcionó formación para garantizar la correcta realización de la prueba.

Para la evaluación funcional se utilizó un sensor inercial embebido en el dispositivo Android FallSkip[®] (Instituto de Biomecánica de Valencia, València, España) (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020) según el protocolo previamente desarrollado y validado por nuestro grupo (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). El dispositivo se fija a la altura de L4-L5 coincidiendo, aproximadamente, con el centro de gravedad (figura 7.3). Esta valoración funcional incluyó cinco fases realizadas secuencialmente en un único registro (figura 7.4):

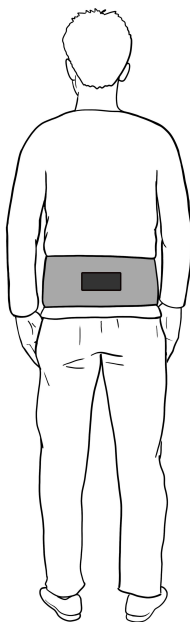


Figura 7.3: Instrumentación del dispositivo Fallskip. Fuente: elaboración propia.

- Fase 1. permanecer de pie con los brazos a lo largo del cuerpo durante 30 s.

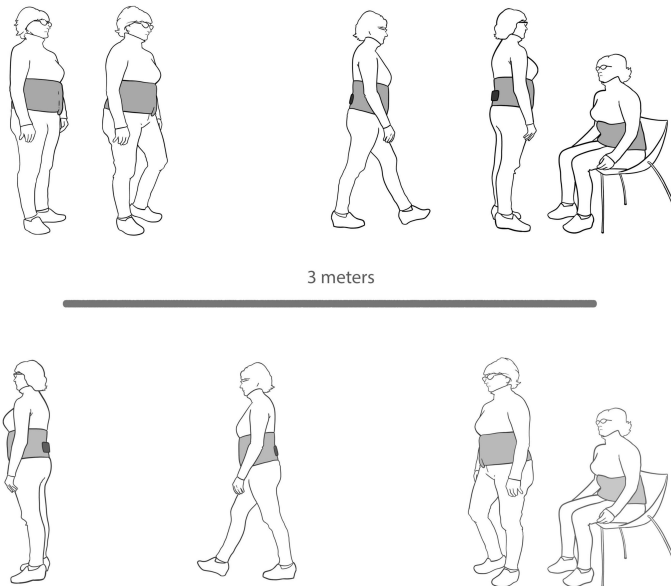


Figura 7.4: Protocolo de evaluación Fallskip. Fuente: elaboración propia.

- Fase 2. caminar en línea recta lo más rápido y seguro posible hacia una silla situada a 3 m de distancia al sonido de una señal acústica.
- Fase 3. darse la vuelta y sentarse en una silla.
- Fase 4. levantarse de la silla.
- Fase 5. regreso lo más rápido y seguro posible al punto de partida.

Se calcularon tres variables para la fase de control postural estático: (i) Desplazamiento mediolateral (MLDisp) del centro de masa; (ii) Desplazamiento anteroposterior (APDisp) del centro de masa; y (iii) Área de desplazamiento (DispA) del centro de masa. En cuanto al análisis de la marcha en la fase 2 se midieron dos variables: (i) Rango vertical (VRange) del centro de masa; (ii) Rango mediolateral (MLRange) del centro de masa (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019).

Asimismo, también se monitorizó el giro y la sedestación, y la bipedestación desde la silla y se calcularon dos variables: (i) Potencia de giro a sedestación (PTurnSit); (ii) Potencia de sedestación a bipedestación (PStand). Por último, se calcularon dos variables relacionadas con el tiempo: (i) Tiempo total (TTi-

me); (ii) Tiempo de reacción (RTime) ante un estímulo sonoro (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019).

7.2.2.3 *Análisis estadístico*

El análisis estadístico de los datos se realizó con el programa SPSS v26 (Inc., Chicago, IL, Estados Unidos). La normalidad de la distribución de los datos se analizó con la prueba de Shapiro-Wilk, y la homocedasticidad, con la prueba de Levene.

Para el análisis inferencial se realizó un análisis de varianza entre sujetos (ANOVA de una vía) para establecer las diferencias de nivel de DP según HY (I, II y III) en las variables dependientes (MLDisp, APDisp, DispA, VRange, MLRange, PTurnSit, PStand, TTime y RTime).

7.2.3 *Resultados*

7.2.3.1 *Participantes*

Ochenta y siete individuos con EP fueron incluidos en este estudio, 30 mujeres y 57 hombres (tabla 7.3). Los participantes tenían una edad media (DE) de 69,03 (8,71) años, un peso medio de 74,41 (15,97) kg y una altura media de 166,14 (8,31) cm. Se clasificaron según los estadios HY. Para los estadios I, II y III se evaluaron 21, 30 y 36 voluntarios, respectivamente.

7.2.3.2 *Efecto de la progresión de la enfermedad de Parkinson en la movilidad funcional*

La tabla 7.4 muestra la comparación de las variables de estudio en las tres etapas de EP según HY. Hubo diferencias significativas entre las dos etapas finales (I y III) en las tres variables de control postural (MLDisp, APDisp, y DispA), tanto PTurnSit como PStand, VRange durante la marcha, y TTime. Cuando se compararon las primeras etapas consecutivas (I y II), sólo el tiempo y el VRange difirieron significativamente entre las etapas, con una disminución significativa en el rango vertical y un aumento en el tiempo necesario para completar la prueba. Por último, cuando se compararon las etapas II y III, las variables PTurnSit y PStand disminuyeron significativamente, mientras que TTime también aumentó en la etapa más avanzada.

Tabla 7.3: Características demográficas de los participantes.

	Todos participantes (n=87)	HY-I (n=21)	HY-II (n=30)	HY-III (n=36)
Edad (Años)	69.09 (8.71)	67.14 (8.20)*	66.10 (9.40)**	72.58 (7.22)
Peso (Kg)	74.41 (15.97)	72.36 (11.88)***	85.03 (18.72)**	66.75 (9.80)
Altura (cm)	166.14 (8.31)	166.81 (6.92)	170.57 (7.34)**	162.06 (7.97)
Sexo (n, %)				
Mujeres	30, 34.48	8, 38.10	5, 16.67	17, 47.22
Hombres	57, 65.52	13, 61.90	25, 93.33	19, 52.78

HY-I, participantes con nivel acorde a Hoehn & Yahr; HY-II, participantes con nivel acorde a Hoehn & Yahr; HY-III, participantes con nivel acorde a Hoehn & Yahr; Datos expresados en media (Desviación estándar); ***p < 0.05 entre participantes con nivel I y II; *p < 0.05 entre participantes con nivel I y II; **p < 0.05 entre participantes con nivel I y II.

7.2.4 *Discusión*

Este estudio comparó el estado funcional en pacientes con EP y su evolución a lo largo de los estadios de la enfermedad (HY I, II y III) utilizando un sensor inercial, fácil de usar, embebido en un dispositivo Android con una única prueba de movilidad, incluyendo la evaluación funcional del control postural, la marcha, el giro y la sedestación y bipedestación desde una silla (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020).

La enfermedad de Parkinson es una enfermedad neurodegenerativa cuya progresión puede ralentizarse mediante intervenciones farmacológicas y no farmacológicas adecuadas (Oliveira de Carvalho y col. 2018), como la fisioterapia y el ejercicio físico enfocado a la mejora funcional, sin obviar la valoración y tratamiento psicológico, que podría interferir con las terapias físicas (Jiménez-Cebrián y col. 2021). Por tanto, determinar cómo evoluciona el estado funcional es de gran interés para el manejo de esta población.

Nuestros resultados revelaron que el tiempo necesario para completar toda la prueba (Ttime) aumentó significativamente de una etapa a la siguiente; la proporción de cambio entre las etapas I y II es del 21,30%, y entre II y III, del 16,86%. Por lo tanto, se trata de una variable útil para discriminar entre estadios. Estudios anteriores habían evaluado el tiempo total necesario para completar la prueba Timed Up and Go (TUG) y descubrieron que los estadios

Tabla 7.4: Diferencias entre el equilibrio, la marcha y el riesgo de caídas para distintos niveles de EP

	HY-I (n=21)	HY-II (n=30)	HY-III (n=36)	Comparación HY-I y HY-II		Comparación HY-II y HY-III		Comparación HY-I y HY-III	
				95% CI entre	d Cohen	95% CI entre	d Cohen	95% CI entre	d Cohen
MLDisp (mm)	5.43 (2.65)	8.86 (8.34)	11.89 (8.81)	-8.61 a 1.74	-0.43	-7.52 a 1.47	-0.38	-11.45 a -1.47	-0.81
APDisp (mm)	18.44 (9.52)	21.02 (8.57)	27.07 (13.52)	-8.91 a 3.75	-0.22	-12.65 a 0.54	-0.52	-16.02 a -1.24	-0.75
DispA (mm2)	294.41 (258.85)	717.18 (1251.94)	1100.22 (1379.32)	-1000.95 a 1550.41	-0.35	-1161.03 a 396.96	-0.32	-1382.48 a -229.13	-0.68
VRRange (mm)	28.34 (6.84)	25.27 (6.58)	21.22 (6.36)	0.45 a 11.89	0.67	-1.11 a 8.82	0.42	4.51 a 15.54	1.09
MLRange (mm)	49.03 (16.81)	45.12 (24.77)	49.09 (26.60)	-15.55 a 17.26	0.04	-20.65 a 7.85	-0.57	-21.37 a 10.29	-0.23
PTurnSit (W)	111.66 (29.56)	96.93 (50.27)	65.33 (29.64)	-11.09 a 40.55	0.35	9.17 a 54.03	0.75	21.42 a 71.25	1.09
PStand (W)	252.65 (97.75)	236.76 (74.02)	179.81 (76.59)	-39.31 a 71.09	0.18	8.99 a 104.91	0.66	19.57 a 126.11	0.84
TTime (s)	11.83 (1.52)	14.34 (2.66)	16.76 (4.24)	-3.94 a -1.09	-0.67	-4.48 a -0.36	-0.64	-6.83 a -3.05	-1.31
RTTime (s)	1.03 (0.41)	1.23 (0.49)	1.23 (0.34)	-0.51 a 0.1	-0.49	-0.26 a 0.26	0.00	-0.47 a 0.05	-0.49

Datos expresados como media (desviación estándar); HY-I, participantes con nivel acorde a Hoehn & Yahr; HY-II, participantes con nivel acorde a Hoehn & Yahr; HY-III, participantes con nivel acorde a Hoehn & Yahr; **Datos en negrita:** diferencias significativas entre estadios ($p < 0.05$).

más avanzados de EP se asocian con un mayor tiempo necesario para realizar la prueba. Sin embargo, estos estudios no tuvieron en cuenta las etapas HY y, por lo tanto, nuestros resultados no son totalmente comparables (Schenkman y col. 2011; Helmy y col. 2022). No obstante, aunque esta variable permite diferenciar los estadios, falta información clínica sobre los factores fisiológicos. Una revisión previa concluyó que el TUG tiene una capacidad limitada para predecir caídas y no debería utilizarse por sí solo para identificar a individuos con alto riesgo de caídas (Barry y col. 2014). En consecuencia, otras variables relacionadas con los patrones de movimiento son deseables para comprender mejor la progresión de la enfermedad y planificar mejor la intervención física para mejorar la función (Brodie y col. 2014; Xu y col. 2018).

Como describe HY, los estadios I y II no muestran disfunción del equilibrio. En consonancia con ello, no obtuvimos diferencias entre los estadios I y II ($p > 0,05$). Sin embargo, el desplazamiento del centro de presión aumentó significativamente al comparar los estadios I y III para el desplazamiento medial-lateral, anteroposterior y el área descrita por el centro de presión (MLDisp, APDisp y DispA). En este sentido, estudios previos describieron la trayectoria del centro de presión como una medida clínica útil para identificar deficiencias en el control postural (Rocchi y col. 2006; Błaszczyk y col. 2007).

Los ganglios basales son una de las estructuras más afectadas en la EP (es decir, a través de los bucles talámicocorticales espinales y a través del núcleo pedunculopontino del tronco encefálico y el sistema reticuloespinal) (Takakusaki y col. 2003). Esta alteración parece ser la causa principal de la disfunción de la marcha y de los déficits de postura y equilibrio en esta enfermedad (Takakusaki y col. 2003).

Aunque el aumento de los desplazamientos del centro de presión no alcanzó el nivel de significación, en las comparaciones entre I-II y II-III se obtuvieron aumentos del DispA del 143,59 y el 53,41%, respectivamente. Por lo tanto, la falta de significación se debió, probablemente, a la gran dispersión de los datos, por lo que se necesitan más estudios para determinar la posibilidad de diferencias de control postural entre los estadios de EP, incluyendo otros posibles factores de confusión.

En términos de control postural, exploramos dos variables de equilibrio dinámico al caminar, a saber, el desplazamiento mediolateral y el desplazamiento vertical del centro de presión (MLRange y VRange). No obtuvimos diferencias significativas entre etapas en el MLRange, ni siquiera entre las etapas I y III. Esto podría explicarse por el hecho de que este parámetro ya aparecía alterado en el primer estadio de EP en comparación con las personas sanas de

la misma edad (Baltadjieva y col. 2006). Estudios previos demuestran que las personas con EP muestran asimetría en su trayectoria dinámica del centro de masa durante la marcha en tapiz rodante (C. Shin y Ahn 2020).

Por otro lado, VRange es una medida del coste metabólico durante la marcha (Cavagna y Margaria 1966). Basándose en la teoría del péndulo invertido (Nguyen y col. 2017), según la cual la pierna de apoyo actúa como un péndulo invertido durante la marcha, se necesita un cierto grado de desplazamiento vertical del centro de masa, que mostraría el intercambio entre energía potencial y cinética durante cada zancada. Nuestros resultados mostraron que este desplazamiento vertical se redujo significativamente en la etapa II en comparación con la etapa I, así como en la etapa III en comparación con la etapa I. Sin embargo, no hubo diferencias entre las etapas II y III, lo que puede indicar que la disminución de este desplazamiento y, por tanto, el aumento del coste metabólico durante la marcha se producen en las primeras etapas. Esto podría condicionar y explicar la fatiga experimentada en esta población incluso en las primeras etapas (Herlofson y Kluger 2017).

Además del equilibrio estático y dinámico, evaluamos dos tareas funcionales básicas, la bipedestación y la marcha atrás, más el giro del cuerpo (J. López-Pascual, Hurtado Abellán, M. Inglés y col. 2018; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020). No obtuvimos diferencias significativas entre las dos primeras etapas pero sí, sin embargo, entre las etapas I-III y II-III para el PStand. Concretamente, la potencia con la que los participantes se levantaban de una silla era significativamente menor a medida que progresaba la EP. En esta línea, Mak y Hui-Chan (2005) concluyeron que las personas con EP tardan más en completar la tarea de sentarse y levantarse (incluyendo una menor velocidad vertical y horizontal) en comparación con un grupo de control sano. Sin embargo, existe cierta controversia al respecto (Inkster y Eng 2004; González Rojas y col. 2018), probablemente porque los estudios no diferencian entre estadios HY entre su muestra. Nuestros resultados son consistentes con el mecanismo fisiopatológico de la EP. El déficit dopaminérgico en la EP disminuye el impulso inhibitorio de la corteza motora, lo que afecta directamente al reclutamiento de unidades motoras y produce debilidad muscular (Lang y Lozano 1998; David y col. 2011).

También evaluamos la tarea de darse la vuelta y sentarse debido a que es más representativa de los movimientos de la vida diaria, ya que el cuerpo tiene que estar colocado adecuadamente con respecto a la silla antes de sentarse. Los resultados de nuestro estudio fueron similares a los obtenidos para la tarea de sentarse y levantarse, es decir, una disminución significativa entre las fases II y III y entre las fases I y III. Nuestros resultados están en consonancia con los

obtenidos en un estudio reciente, en el que el giro y la sedestación se estudiaron de forma independiente, mostrando así mayores lapsos de tiempo para realizar cada una de esas tareas (Yahalom y col. 2020).

Finalmente, exploramos el tiempo de reacción desde una señal acústica hasta el inicio de la marcha (RTIME) debido al fenómeno de congelación de la marcha, que ocurre típicamente al iniciar la marcha, probablemente causado por un déficit inhibitorio en la EP (R. G. Cohen, Nutt y Fay B. Horak 2017). En general, no hubo diferencias significativas entre las etapas en el tiempo de reacción. Esto fue particularmente evidente para las etapas II y III, en las que se obtuvieron tiempos de reacción similares. Sin embargo, aunque no significativo, el tamaño del efecto de la diferencia entre las etapas I y II fue medio ($d = 0,49$), por lo que este aumento en el tiempo de reacción debe tomarse con cautela y analizarse. La congelación de la marcha aparece en estadios de moderados a avanzados de la EP (Macht y col. 2007; Aktürk y col. 2021), de ahí que posiblemente se explique por qué los resultados de los estadios II y III son similares, ya que el tiempo de reacción disminuye en el estadio II y se mantiene así a partir de entonces a lo largo de la progresión de la enfermedad.

Este estudio tiene algunas limitaciones. No incluimos estadios más avanzados (IV y V), porque la prueba TUG no está recomendada para estadios avanzados. Además, no registramos su estado de ánimo. Además, los pacientes de nuestro estudio fueron evaluados en estado "on" de medicación. Por lo tanto, nuestros resultados no pueden extenderse más allá de esta condición. Por último, se utilizó un muestreo intencional para el reclutamiento de los voluntarios en lugar de una simple aleatorización.

7.2.5 Conclusiones

La funcionalidad en las personas con EP disminuye a lo largo de la progresión de la enfermedad. Los resultados mostraron que los pacientes con EP en fase avanzada son más lentos y su equilibrio estático y dinámico es más pobre. Además, la capacidad de sentarse y levantarse y la capacidad de girar y sentarse disminuyen a medida que avanza la EP.

Estudios para el desarrollo de modelos de clasificación

Este capítulo se centrará en la fase 5, la generación de diferentes modelos de clasificación basados en Inteligencia Artificial utilizando diferentes tipologías y utilizando las bases de datos generadas en los diferentes estudios (objetivo específico 8). Los diferentes modelos mostrados disponen de las siguientes funcionalidades:

- *Clasificación de la actividad realizada a partir de las señales en bruto del sensor mediante una estructura de modelo Unet.*
- *Clasificación del riesgo de sufrir una caída en comparación con el Physiological Profile Assessment (PPA) mediante modelo con capas convolucionales publicado en (J.-F. Pedrero-Sánchez y col. 2023).*
- *Clasificación de los diferentes grados de Parkinson mediante un modelo multietapa con datos de entrada mixtos (variables, señales en bruto e imagen) publicado en (J. F. Pedrero-Sánchez, J. M. Belda-Lois y col. 2023).*
- *Clasificación de diferentes patologías (personas mayores sanas, Parkinson y Alzheimer) mediante modelo con capas convolucionales y datos de entrada mixtos (señales en bruto y parámetros antropométricos) publicado en (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022).*

8.1 Clasificación de la actividad realizada a partir de señales inerciales

8.1.1 Introducción

En la actualidad, existen multitud de estudios donde se proponen modelos de clasificación de la actividad humana basados en redes neuronales utilizando un acelerómetro o un sensor inercial (Dehghani y col. 2019; Khan, Afzal y Lee 2022; Yoon y H. Cho 2018). Estos modelos se utilizan para aplicaciones de monitorización en valoraciones fuera del laboratorio (espacios no controlados). Tradicionalmente, las herramientas de monitorización de la actividad (actígrafos, etc.) realizan procesados de las señales obteniendo parámetros que las caracterizan para posteriormente realizar tanto estudios descriptivos como modelos de clasificación. En relación con el proceso de parametrización de las señales registradas con los sensores, el proceso de segmentación de las diferentes actividades es también un paso crítico que puede afectar a la robustez del cálculo de los parámetros (número de pasos, velocidad, etc.) y, por consiguiente, a los posteriores modelos que dependen de los parámetros obtenidos (Figueiredo, Santos y Moreno 2018; Mohammadian Rad y Marchiori 2021). El proceso de segmentación suele realizarse de forma manual o de forma automática mediante un algoritmo de segmentación basado en reglas que identifica momentos clave durante la monitorización o la prueba en función de la morfología de las señales.

Con el objetivo de un funcionamiento totalmente automático en el procesado y parametrización de las señales de la prueba funcional, se decide implementar un modelo basado en redes neuronales convolucionales para la segmentación de actividad, confiando en que será más robusta que la identificación basada en reglas.

El modelo de clasificación de niveles de Parkinson multietapa que se presenta en la siguiente subsección (sección 8.3) utiliza, para la delimitación automática de la prueba funcional, el modelo de segmentación semántica; la segmentación semántica de una señal es el proceso de dividir una señal en segmentos más pequeños, etiquetando cada segmento individualmente en el contenido de la actividad. Esto puede incluir identificar patrones y estructuras en la señal que indiquen cambios en el tipo de actividad que está realizando el sujeto, como caminar, correr, saltar, sentarse, etc.

Una gran diferencia de los modelos que se encuentran en la bibliografía para clasificar la actividad frente al que se presenta es que los modelos para clasificar

la actividad utilizan una ventana (o periodo de tiempo) para evaluar y clasificar dicha actividad; en el modelo presentado, se evalúa y clasifica la actividad instante a instante permitiendo, así, identificar los instantes exactos en los que se producen los cambios entre las diferentes actividades.

Normalmente, este tipo de modelos de segmentación semántica vienen utilizándose en la categorización de píxeles de una imagen 2D (Ronneberger, Fischer y Brox 2015) o en señales de electrocardiograma 1D (Matias y col. 2021). En nuestro caso, se utiliza para analizar las señales procedentes de un sensor inercial (3 ejes de aceleración y 3 ejes de velocidad angular).

Para poder parametrizar las señales que se obtienen de las medidas biomecánicas instrumentadas siempre es necesario realizar una segmentación de la señal en el instante del gesto a evaluar. Tradicionalmente, los métodos que se utilizan para realizar esta segmentación son algoritmos que evalúan la morfología de las señales y, mediante reglas preestablecidas, identifican estos instantes característicos. Es posible que cuando estos algoritmos se enfrenten a señales con una morfología diferente a las trabajadas anteriormente, los algoritmos de segmentación puedan fallar. Esto significa que es necesario un proceso iterativo para poner a punto algoritmos robustos que puedan segmentar señales variadas.

En este apartado se pondrá a punto la etapa de segmentación, utilizando un modelo en U para realizar una identificación instante a instante de las fases de la prueba funcional. Esta etapa tendrá como finalidad realizar una segmentación automática de las señales del IMU y así poder obtener los parámetros biomecánicos relevantes.

8.1.2 Material y métodos

8.1.2.1 Preparación de los datos

Para entrenar y validar el modelo de segmentación se han utilizado 512 registros.

El procesado de los datos se llevó a cabo mediante scripts de Python (3.x) offline. Los datos brutos de los sensores se procesaron según (Nishiguchi y col. 2012) y (A. Zijlstra y W. Zijlstra 2013). En primer lugar, se realizó una interpolación lineal para obtener una frecuencia de muestreo constante para todas las señales. A continuación, se aplicó un filtro Butterworth de paso alto

(lag cero de cuarto orden a 0.02 Hz), eliminando el valor medio de cada señal y centrándola en 0.

Se obtuvieron tres señales del acelerómetro y tres del giroscopio, una para cada eje (X, Y, Z). Cada señal se normalizó por el rango máximo obtenido en cada sensor para proporcionar entradas de datos homogéneas entre 0 y 1 (8.1).

$$X_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}; Y_{norm} = \frac{y - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}; Z_{norm} = \frac{z - z_{min}}{z_{max} - z_{min}} \quad (8.1)$$

Con el fin de aumentar el número de observaciones para el entrenamiento del modelo CNN, se añadieron datos artificiales al conjunto mediante técnicas de aumento de datos (Um y col. 2017). El aumento de datos consistió en una rotación artificial de la señal de 90, 180 y 270 grados. Por tanto, los datos totales se incrementaron x3 observaciones por cada una de ellas.

Tras la normalización de las señales y el aumento de los datos, éstos se reconfiguraron como una hipermatriz. La hipermatriz consistía en ventanas que contenían 64 muestras de las seis señales de la IMU con un solapamiento del 50%, siguiendo las recomendaciones de tamaño de ventana y solapamiento para actividades humanas según (Banos y col. 2014) y (Dehghani y col. 2019). Por tanto, el tamaño de la hipermatriz fue $N \times 64 \times 6$, siendo N el número de ventanas.

Previo a definir la estructura del modelo y realizar el entrenamiento, fue necesario preparar los datos de entrada y salida haciendo coincidir cada instante de la ventana de la hipermatriz (cada una de las 64 muestras) con su correspondiente categoría. Las categorías de actividad realizada son las diferentes fases de la prueba funcional: equilibrio, caminar, girar y sentarse, sentarse, levantarse y una extra de ruido. Para identificar cada uno de los instantes a qué categoría de salida pertenece se realizó una delimitación manual de cada uno de los 512 registros. De esta forma, se obtuvieron N parejas de matrices de entrada de 64×6 y sus correspondientes salidas de 64×6 .

8.1.2.2 Estructura del modelo

Para la segmentación automática de las fases de prueba funcional se configura un modelo Unet 1D. Estos modelos de RNN de segmentación semántica suelen tener una estructura de codificador-decodificador (*encoder-decoder*) en la que la entrada y la salida tienen el mismo tamaño, pero con una retroalimen-

tación hacia adelante entre los bloques lo cuales forman la estructura Unet (Ronneberger, Fischer y Brox 2015).

La estructura del modelo se muestra en la figura 8.1, donde se concatenan 4 bloques de *encoder*, una parte central o *bridge* y, a continuación, 4 bloques de *decoder*. Los bloques de *encoder* se conforman por un bloque convolucional y una capa *MaxPool1D* que agrupa el valor máximo, o mayor, de las características extraídas por el bloque convolucional. El bloque convolucional se compone por capas convolucionales 1D seguidas de una normalización. Los bloques *decoder* se conforman por una primera capa de transconvolución 1D y una vez concatenada la información de la rama *decoder*, se aplica un bloque de convolución. Para la entrada se define un tamaño igual que al ventaneado anterior (de 64 muestras x 6 señales) y la salida de 64 muestras x 6 posibles categorías coincidentes con cada una de las posibles fases de la prueba. El código utilizado para la definición de esta estructura es el siguiente:

Listing 8.1: Librerías de keras utilizadas para modelo Unet1D

```
# Building Unet by dividing encoder and decoder into blocks

from keras.models import Model
from keras.layers import Input, Conv1D, MaxPooling1D,
                        UpSampling1D, concatenate,
                        Conv1DTranspose, BatchNormalization,
                        Dropout, Lambda
from keras.optimizers import Adam
from keras.layers import Activation, MaxPool1D, Concatenate
```

Listing 8.2: Composición de bloques encoder-decoder

```
def conv_block(input, num_filters):
    x = Conv1D(num_filters, 3, padding="same")(input)
    x = BatchNormalization()(x)
    x = Activation("relu")(x)

    x = Conv1D(num_filters, 3, padding="same")(x)
    x = BatchNormalization()(x)
    x = Activation("relu")(x)
    return x

#Encoder block: Conv block followed by maxpooling

def encoder_block(input, num_filters):
    x = conv_block(input, num_filters)
```

```
p = MaxPool1D(pool_size=2)(x)
return x, p

#Decoder block
#skip features gets input from encoder for concatenation

def decoder_block(input, skip_features, num_filters):
    x = Conv1DTranspose(num_filters, 2, strides=2,
                        padding="same")(input)
    x = Concatenate()([x, skip_features])
    x = conv_block(x, num_filters)
    return x
```

Listing 8.3: Construcción del modelo Unet1D

```
#Build Unet using the blocks
def build_unet(input_shape, n_clases):
    inputs = Input(input_shape)

    s1, p1 = encoder_block(inputs, 64)
    s2, p2 = encoder_block(p1, 128)
    s3, p3 = encoder_block(p2, 256)
    s4, p4 = encoder_block(p3, 512)

    b1 = conv_block(p4, 1024) #Bridge

    d1 = decoder_block(b1, s4, 512)
    d2 = decoder_block(d1, s3, 256)
    d3 = decoder_block(d2, s2, 128)
    d4 = decoder_block(d3, s1, 64)

    if n_clases == 1: # Binary
        activation = "sigmoid"
    else:
        activation = "softmax" # Multiclass

    outputs = Conv1D(n_clases, 1, padding="same",
                    activation=activation)(d4)

    model = Model(inputs, outputs, name="U-Net")
    return model
```

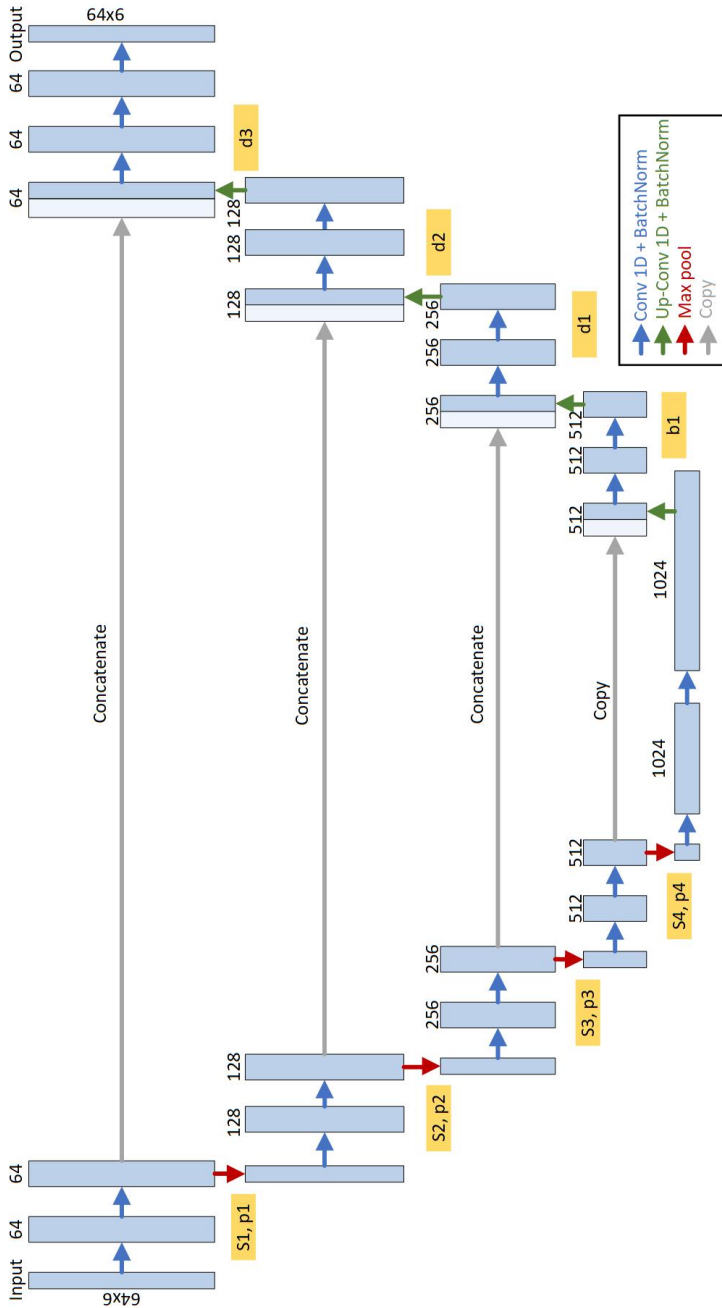


Figura 8.1: Estructura del modelo Unet para la segmentación semántica de la evaluación funcional. Está compuesto por 4 bloques de codificación (encoder) y 4 bloques de decodificación (decoder) interconectados mediante un puente en la parte central donde se codifican todas las características de las señales de entrada. Cada bloque de codificación/decodificación está compuesto por una serie de capas de convolución 1D y una normalización (flechas azules). Las salidas de estos bloques (S_n y P_n) se interconectan con el siguiente bloque de codificación (flechas rojas) y con el decodificador análogo (flechas grises). La salida del modelo es la probabilidad de cada marca de tiempo (64 marcas de tiempo de entrada) de la actividad de la prueba funcional.

Una vez construido el modelo se especificó el optimizador del modelo como *Adam*, con una tasa de aprendizaje de 0.001 y *categorical crossentropy* como función de pérdida para obtener la métrica de *accuracy*.

8.1.2.3 Entrenamiento y testeo del modelo

Para el ajuste del modelo se utilizaron el 80% de los registros manteniendo el 20% para el testeo. El modelo se entrenó durante 30 épocas con un tamaño de lote "*batch*" de 32, obteniendo los valores de *accuracy* y *loss* para cada una de las épocas.

En el testeo, a diferencia de cómo en la puesta a punto del modelo, las señales de los sensores no se realiza un ventaneado con un solapado del 50% (32 muestras), en este caso, los datos se ventanean sin ningún solape de las señales. Esto es debido a que cuando se realice la inferencia con el modelo entrenado, se obtendrán las diferentes probabilidades de cada uno de los 64 instantes.

En ambas fases, tanto como para la puesta a punto como para la de test, se utiliza la segmentación manual realizada durante la preparación de los datos y, así, observar gráficamente la delimitación automática.

8.1.3 Resultados

Los resultados del entrenamiento del modelo de segmentación de las fases de la prueba muestran, prácticamente a partir de la segunda época, que la precisión es del 90% y que la función de pérdida se mantiene por debajo de 0,1 durante las treinta épocas. Para el testeo del modelo completo utilizado para segmentar las diferentes fases de la prueba, se utilizan los registros completos que no han intervenido en el entrenamiento, y el resultado se muestra en la figura 8.2. Esta figura muestra las señales brutas de acelerómetro y giroscopio en la parte superior, sombreando en color las fases de la prueba, delimitadas manualmente, para comprobar si la categoría predicha por el modelo es correcta en cada instante.

Como se puede observar, el eje vertical del gráfico muestra las diferentes categorías que se pueden encontrar en la prueba funcional. Los cambios de categoría coinciden con los cambios de color, por lo que podemos utilizar estos instantes predichos por el modelo para segmentar las señales de acelerometría y velocidad angular para calcular los parámetros biomecánicos y utilizarlos como entrada para el modelo clasificador.

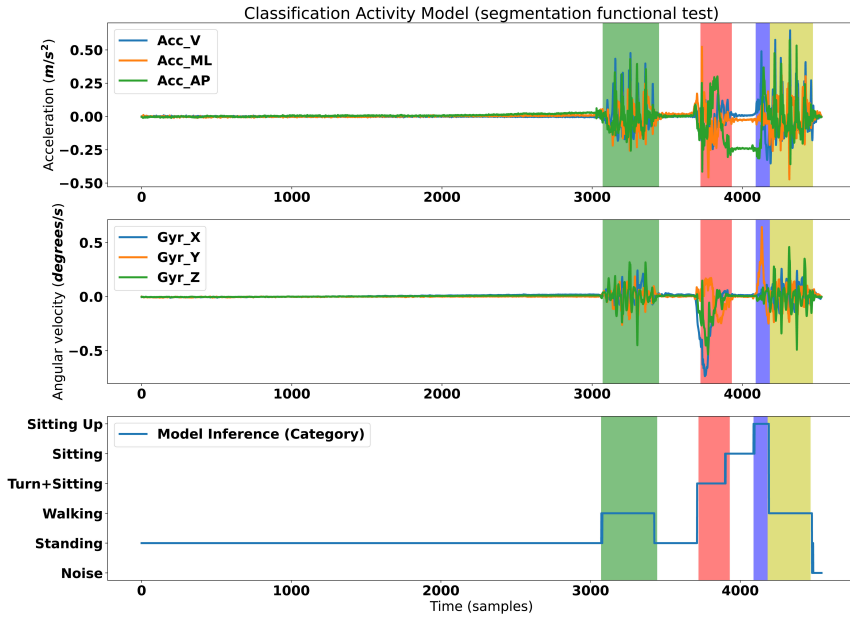


Figura 8.2: Resultados de la evaluación de la segmentación. Arriba: señal de aceleración; Centro: señal del giroscopio; Abajo: resultado de las fases de clasificación de la evaluación; Sombreado delimitación manual; Verde: fase 2 de la marcha; Rojo: fase 3 de girar para sentarse; Azul: levantarse de la silla; Amarillo: fase 4 de la marcha.

8.1.4 Conclusiones

El modelo presentado basado en redes neuronales convolucionales es capaz de caracterizar las señales e identificar qué tipo de actividad se está realizando sin necesidad de establecer reglas predeterminadas. Además, el modelo de segmentación semántica de la actividad realizada permite conocer instante a instante la actividad. Combinado con la detección de los cambios de una actividad a otra, se pueden obtener, de forma automática, los inicios y finales de cada una de las fases de la prueba para así poder parametrizar de las señales.

8.2 Clasificación y validación del riesgo de sufrir caídas

8.2.1 *Introducción*

Las caídas en las personas mayores son una preocupación importante para la salud, ya que su incidencia es superior al 30% en personas mayores de 65 años y el doble en personas mayores de 80 años (Mary E. Tinetti, Speechley y Ginter 1988). De hecho, las caídas son la principal causa de discapacidad en las personas mayores y la segunda causa de muerte accidental (Samantha Turner, Rupert Kisser y Wim Rogmans 2015). La detección temprana del riesgo de caídas es crucial para la prevención, por tanto, en las últimas décadas se han desarrollado muchos métodos y herramientas para evaluar el riesgo de caídas; la mayoría se basa en observaciones individuales o combinadas cuyas fuentes son cuestionarios o mediciones de desempeño funcional.

Los cuestionarios se utilizan para evaluar factores de riesgo como caídas previas, miedo a caer, aspectos físicos o cognitivos y comorbilidades (C.-Y. Cho y Kamen 1998). Normalmente, su resultado es una clasificación, a menudo reducida a una discriminación binaria entre "caedores" y "no caedores", aunque el riesgo de caídas puede ser modelado de manera más precisa como un continuo con límites difusos entre múltiples categorías de riesgo (Howcroft, Kofman y Lemaire 2013).

Además, las mediciones de desempeño proporcionan una cuantificación objetiva de la capacidad para responder a las demandas físicas y cognitivas, cuyo deterioro está directamente relacionado con el riesgo de caídas durante las actividades diarias. Se ha demostrado que estas asociaciones están presentes en trastornos de la marcha, equilibrio corporal, fuerza de las extremidades inferiores y tiempo de reacción (K. H. Cho y col. 2012; Nancye M. Peel, Kuys y Klein 2013). Pruebas como el Timed Up and Go (TUG) (Podsiadlo y Richardson 1991), el Sit-to-Stand (STS) (Applebaum y col. 2017), la Escala de Equilibrio de Tinetti (Mary E. Tinetti 1986), la Escala de Equilibrio de Berg (Berg y col. 1992), la Batería de Desempeño Físico Corta (SPPB) (Jack M. Guralnik y col. 1994) o la Evaluación del Perfil Fisiológico (PPA) (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003) tienen, de hecho, una excelente capacidad para predecir caídas y función física en personas mayores (Reuben y col. 1995).

Las pruebas simples son más apropiadas para el entorno clínico debido a la carga de trabajo del profesional, pero no siempre proporcionan una visión general del problema clínico y, por el contrario, aquellas que utilizan mediciones combinadas requieren mucho tiempo (Lin y col. 2004). Esa podría ser la razón

por la cual sólo uno de cada cuatro médicos/as de Atención Primaria realiza evaluaciones de forma regular (Gaboreau y col. 2016). Esta situación motiva una investigación adicional para obtener técnicas de evaluación del riesgo de caídas que ayuden a superar las barreras para su implementación, como la duración y la complejidad.

La tecnología de sensores puede reducir la carga de medición y, en los últimos años, se han desarrollado y probado muchas versiones instrumentadas de medidas de desempeño, especialmente basadas en dispositivos portátiles (Shany y col. 2012). La principal ventaja de los protocolos instrumentados es que los resultados dependen en menor medida de la interpretación de los evaluadores, como ya demostraron Weiss y sus colegas, quienes concluyeron que la fiabilidad aumentó cuando el TUG se evaluó mediante un procedimiento instrumentado, mejorando del 63% al 87% (A. Weiss y col. 2011).

La literatura previa ha investigado la efectividad de diferentes sistemas sofisticados destinados a evaluar el riesgo de caídas en adultos mayores. Estos sistemas (por ejemplo, radar de pulso-Doppler, Kinect, ultrasonido, tiempo de vuelo óptico y cámaras web (Argañarás y col. 2021)), combinados o no, incluso se pueden instalar en casa de los usuarios, proporcionando evaluación cuantitativa continua de la actividad y la marcha de manera discreta. Los datos recopilados a partir de esta tecnología pueden proporcionar una evaluación de equilibrio y función de forma confiable y, a partir de esto, el médico/a o investigador/a puede calcular el riesgo de caídas de los usuarios. De esta forma, esta tecnología proporciona una gran ventaja para la detección de caídas en adultos mayores, incluida la evaluación del riesgo de caídas y sus cambios en tiempo real (F. Wang y col. 2013; S. Wang, Skubic y Zhu 2012).

Sin embargo, aunque se han obtenido buenos resultados con este tipo de tecnología, estos procedimientos son difíciles de transferir a la práctica clínica para evaluaciones en la población general debido a la dificultad de monitorización continua de los usuarios (Argañarás y col. 2021). Esto requiere un trabajo intensivo en el contexto clínico, donde los recursos humanos suelen ser escasos. Por tanto, se necesitan enfoques precisos, fáciles de usar y asequibles para predecir el riesgo de caídas, que se puedan utilizar ocasionalmente en el entorno clínico. Con este propósito, también se han investigado otros tipos de sensores, como sensores de fuerza, sensores de presión y sensores inerciales, para ser utilizados de manera ad hoc en el entorno clínico. La ventaja de este último es que se puede utilizar en pruebas instrumentadas de evaluación funcional, como el TUG, sin necesidad de grandes instalaciones o calibraciones complejas.

Este estudio presenta un nuevo protocolo de evaluación del riesgo de caídas basado en sensores inerciales, en el cual se registran de manera continua una combinación de mediciones de desempeño físico con un sensor inercial embebido en un smartphone. El objetivo de este protocolo fue evaluar la confiabilidad de este nuevo método de evaluación del riesgo de caídas y su validez en comparación con los resultados obtenidos del Physiological Profile Assessment (PPA). Este protocolo está diseñado para recopilar información equivalente a diversas pruebas funcionales con la mínima complejidad y consumo de tiempo, incluyendo mediciones de los factores clave relacionados con el riesgo de caídas como el equilibrio, tiempo de reacción, marcha y fuerza de las extremidades inferiores.

Además, nuestro objetivo es determinar el modelo de clasificación más preciso para predecir diferentes niveles de riesgo de caídas, comparando la precisión de modelos paramétricos y no paramétricos utilizando redes neuronales y datos de señales sin procesar (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022). Estos modelos, que extraen automáticamente características, pueden evitar omitir características relevantes en el proceso de clasificación. Los resultados se comparan con la puntuación de clasificación obtenida por el PPA, una batería de pruebas físicas y sensoriales, basada en la visión, tiempo de reacción, fuerza de las piernas, propiocepción y equilibrio, que se ha demostrado como una herramienta válida y confiable para predecir el riesgo de caídas y que se utiliza ampliamente en la investigación y la práctica clínica (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003).

8.2.2 *Material y métodos*

8.2.2.1 *Participantes*

Las evaluaciones se llevaron a cabo en el Centro de Salud de Alcúdia (Valencia, España). Todos los participantes proporcionaron su consentimiento informado por escrito y los procedimientos se llevaron a cabo de acuerdo con los principios de la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial. El Comité de Ética de Investigación Experimental de la Universitat Politècnica de València aprobó el protocolo (P4211016 - Anexo G).

Los criterios de inclusión fueron tener 55 años o más y la capacidad de caminar, al menos, 10 metros sin ninguna ayuda para caminar. Los criterios de exclusión fueron la presencia de alteraciones motoras debido a trastornos neurológicos que interfirieran con la movilidad, trastornos visuales o auditivos graves no corregidos que impidieran la realización de las pruebas e incapacidad para

entender las instrucciones (puntuación en el Mini Examen Cognitivo < 23 puntos).

Se reclutaron sesenta y cinco participantes para el estudio y se clasificaron como "riesgo de caída muy bajo", "riesgo de caída bajo", "riesgo de caída leve", "riesgo de caída moderado", "riesgo de caída alto" y "riesgo de caída muy alto" según su puntuación en el PPA. También se clasificaron como "bajo" (valores inferiores a 1 o "riesgo de caída bajo") o "alto" (valores superiores a 1 o "riesgo de caída alto") según su puntuación en el PPA (Hsieh y col. 2019), con el fin de tener un tamaño de muestra más grande en cada grupo. Se realizó un cálculo de tamaño de muestra a priori utilizando un error tipo I de 0.05 y una potencia del 80%, teniendo en cuenta los resultados obtenidos de la variable "desplazamiento mediolateral" en estudios previos e incluyendo dos grupos (personas que sufrieron caídas y personas que no) (Melzer, Kurz y Oddsson 2010).

8.2.2.2 Procedimiento experimental

La evaluación de la movilidad se realizó mediante la aplicación FallSkip® (Instituto de Biomecánica de Valencia, Valencia, España), una aplicación de Java que se ejecuta en un teléfono inteligente (modelo Xiaomi Redmi 4x, modelo MAG138). La aplicación procesa los datos registrados a 100 Hz por el sensor inercial 3D incorporado en el teléfono inteligente (High-Performance 6-Axis MEMS Motion TrackingTM), que consta de un giroscopio de 3 ejes, un acelerómetro de 3 ejes y un procesador de movimiento digitalTM (TDK-ICM-20689). El teléfono inteligente se sujetó con una cincha de velcro alrededor de la cintura de los participantes, justo debajo de la cresta ilíaca (figura 8.3), cerca del centro de masas. Además, estudios previos han determinado que la cinemática de la región lumbar inferior proporciona información sobre el consumo de energía durante la marcha (Kerrigan, Thirunarayan y Duff-Raffaele 1998).

Se utilizó una aplicación para capturar los datos sin procesar de los sensores del móvil y guiar al investigador durante toda la evaluación mediante indicaciones en pantalla y señales acústicas. Los materiales necesarios para realizar la prueba, que se puede considerar una variación de la prueba TUG, fueron un pasillo de tres metros de longitud y una silla sin brazos, validados en estudios previos (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019; Mollà-Casanova y col. 2022). Los participantes se colocaron de pie a tres metros de distancia de la silla. Las instrucciones para realizar la prueba fueron las siguientes:



Figura 8.3: Instrumentación del participante para la prueba de riesgo de caídas. Fuente: elaboración propia.

- t0. mantenerse de pie con el tronco recto durante 30 segundos (t0).
- t1. cuando el smartphone emita un tono (30 segundos después del inicio de la prueba), el participante debe caminar recto a un ritmo normal hacia la silla (t2-t1).
- t2. parar durante 2 segundos frente a la silla.
- t3. girar y sentarse (t4-t3).
- t4. esperar sentado durante 2 segundos.
- t5. comenzar a levantarse.
- t6. levantarse (t5-t6).
- t7. caminar recto a ritmo normal hasta el punto de inicio (t8-t7).
- t8. finalizar la prueba de tiempo.

La prueba fue repetida tres veces por cada participante, con un tiempo de descanso de un minuto entre repeticiones. Después de las tres repeticiones, se realizó la evaluación PPA al participante por un fisioterapeuta entrenado.

8.2.2.3 *Análisis de los datos del sensor*

Los datos se recopilaron a una frecuencia de muestreo fija de 100 Hz de los sensores incorporados en el smartphone, y las señales en bruto se analizaron de manera similar a un estudio previo de nuestro grupo de investigación (Hsieh y col. 2019; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019; Mollà-Casanova y col. 2022; Nishiguchi y col. 2012). Se realizó una interpolación de la señal registrada para asegurarse de que los puntos de datos estuvieran distribuidos uniformemente en el tiempo y que no faltara información entre muestras consecutivas (Nishiguchi y col. 2012) y se aplicó un filtro paso bajo Butterworth de cuarto orden con retardo nulo a 20 Hz. Finalmente, se identificaron las fases de la prueba, descritas a anteriormente, utilizando picos locales característicos de las señales del acelerómetro y la orientación.

El proceso de cálculo de las variables dependientes comenzó con el cálculo de la orientación del sensor a partir de las aceleraciones y velocidades angulares utilizando el método de Favre (Favre y col. 2006). Estas orientaciones se expresaron en ángulos de Euler (Roll, Pitch y Yaw) que se utilizaron durante el proceso de segmentación de las fases de la prueba (equilibrio, marcha, giro para sentarse, sentarse para levantarse y marcha), identificando los instantes en los que se produjeron cambios de dirección (giro para sentarse).

Luego se calculó la posición del sensor mediante la doble integración de la señal de aceleración. Esto se realizó, de forma analítica, en el dominio de la frecuencia, utilizando la transformada de Fourier y su inversa como en (Ribeiro, Castro y Freire 2003) para evitar la acumulación de errores debido al proceso de integración.

A continuación, se extrajeron los siguientes parámetros de equilibrio, marcha y funcionalidad a partir de las señales de posición en las diferentes fases de la prueba: (i) Desplazamiento anteroposterior y mediolateral del centro de masas (CoM) durante los 30 segundos de estar de pie (APDisp, MLDisp), calculados como el percentil 90 de la doble integración de la señal del acelerómetro y un modelo de péndulo invertido (W. Zijlstra y Hof 2003); (ii) Excursión vertical y mediolateral del CoM durante la marcha (t_2-t_1 y t_8-t_7) (VRange, MLRange), calculadas de la misma manera que en (Esser y col. 2009); (iii) Potencia promedio del movimiento de giro a sentado (t_4-t_3) y, posteriormente, al levantarse (t_6-t_5) (PTurnSit, PStand), estimada mediante la trayectoria del CoM, el peso del participante y el tiempo que tarda en sentarse y en levantarse respectivamente (W. Zijlstra, Bisseling y col. 2010); (iv) Rango de Jerk anteroposterior del CoM durante el movimiento de girarse a sentarse y, posteriormente, al levantarse (APJerkSit, APJerkStand); (v) Tiempo de reacción (ReactionTime),

medido como el tiempo transcurrido entre el sonido de la señal acústica hasta que se detecta el movimiento de caminar (t_1-t_0); (vi) Tiempo total de movimiento (TotalTime), calculado con la suma de los tiempos de caminar (t_2-t_1 y t_8-t_7) y sentarse (t_4-t_3) a levantarse (t_6-t_5).

8.2.2.4 Análisis estadístico

El análisis se realizó utilizando el paquete R para computación estadística en RStudio (R Foundation for Statistical Computing, versión 3.5.3). Se utilizaron métodos estadísticos clásicos para obtener la media como medida de tendencia central y la desviación estándar (SD) como medida de dispersión. Antes de realizar el análisis inferencial se verificó la existencia de valores extremos, así como las suposiciones de normalidad (utilizando la prueba de Shapiro-Wilk) y homocedasticidad (utilizando la prueba de Levene). En caso de incumplimiento de alguna de las suposiciones, se consideraron pruebas no paramétricas.

Para el análisis inferencial se calculó el coeficiente de correlación intraclase para el promedio de medidas aleatorias, ICC(2,1), para evaluar la confiabilidad de las ocho variables de la prueba. Luego, los resultados se promediaron en las diferentes repeticiones para cada sujeto. Además, se realizó una prueba t-Student para comparar si existían diferencias entre los grupos ("caedores" y "no caedores") en las variables mencionadas anteriormente (APDisp, MLDisp, VRange, MLRange, PTurnSit, PStand, APJerkSit, APJerkStand, APJerkSit, APJerkStand, ReactionTime y TotalTime). El error tipo I se estableció en 5% ($p \leq 0.05$) y la potencia se estableció en 0.8.

8.2.2.5 Modelos de clasificación

En esta sección se muestra el proceso seguido para generar diferentes tipos de modelos de clasificación. Estos se generaron a partir de modelos paramétricos, que utilizaron las variables mencionadas anteriormente, y de modelos no paramétricos, que utilizaron directamente las señales sin procesar para la clasificación. Se generaron dos versiones de todos los modelos, la primera clasificaba en dos niveles de riesgo de caída ("caedores" y "no caedores") (Hsieh y col. 2019) y la segunda, clasificaba en seis niveles de riesgo de caída (muy bajo (nivel 1), bajo (nivel 2), leve (nivel 3), moderado (nivel 4), alto (nivel 5) y muy alto (nivel 6)), según los niveles de riesgo ofrecidos por el PPA (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003).

8.2.2.5.1 Modelos paramétricos .

Los modelos paramétricos comparados son todos los modelos disponibles en la biblioteca Sklearn (Pedregosa y col. 2011) para Python 3.7.x (Van Rossum y Drake Jr 1995). Para procesar y preparar los datos de entrada se generó un pipeline con los siguientes pasos: (i) Normalización de las variables utilizando el escalador estándar (Standard Scaler), que transforma los datos para que tengan una media igual a 0 y una desviación estándar de 1 (Pedregosa y col. 2011); (ii) Eliminación recursiva de características (RFE, por sus siglas en inglés), que selecciona de forma recursiva las variables con los mejores resultados de clasificación; en este paso, se estableció un número máximo para las seis variables, ya que teníamos pocas observaciones para el alto número de predictores (Austin y Steyerberg 2015); (iii) Los modelos implementados fueron: Regresión Logística (Logistic Regression), Clasificador de Ridge (Ridge Classifier), LASO, Vecinos más cercanos (K Neighbours), Naive Bayes Gaussiano (Gaussian Naive Bayes), Análisis discriminante lineal (Linear Discriminant Analysis), Árbol de decisión (Decision Tree), Perceptrón, Perceptrón multicapa (Multilayer Perceptron), Descenso de gradiente estocástico (Stochastic Gradient Descent), Impulso de gradiente (Gradient Boost), XGBoost, Máquina de vectores de soporte (Support Vector Machine), Bosque aleatorio (Random Forest) y AdaBoost.

8.2.2.5.2 Modelos no paramétricos .

El modelo no paramétrico es una red neuronal de múltiples ramas de entrada (figura 8.4), donde las señales en bruto de los sensores en el dominio del tiempo son la primera rama de entrada y el espectrograma de las señales (dominio de frecuencia), la segunda rama de entrada.

Para la primera rama de entrada (señales sin procesar), se realizó una ventana móvil de 64 muestras del acelerómetro y el giroscopio, lo que resulta en una estructura de datos de entrada de 64x6, siendo los tres canales de cada sensor (x, y, z). En la segunda rama de entrada (el espectrograma), se realizó una Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT, por sus siglas en inglés) proporcionada por el framework TensorFlow 2.9.1 en las ventanas que ingresan al modelo a través de la primera rama. Para extraer la información de frecuencia de cada una de las seis señales individualmente todas las señales se combinaron en una señal única de 384 muestras (6 señales x 64 muestras) concatenando una a continuación de la siguiente. A continuación, se realizó una STFT en esta nueva señal utilizando una longitud de trama de 20 y un paso de trama de 2 para crear una señal lo más cuadrada posible. Con el fin de

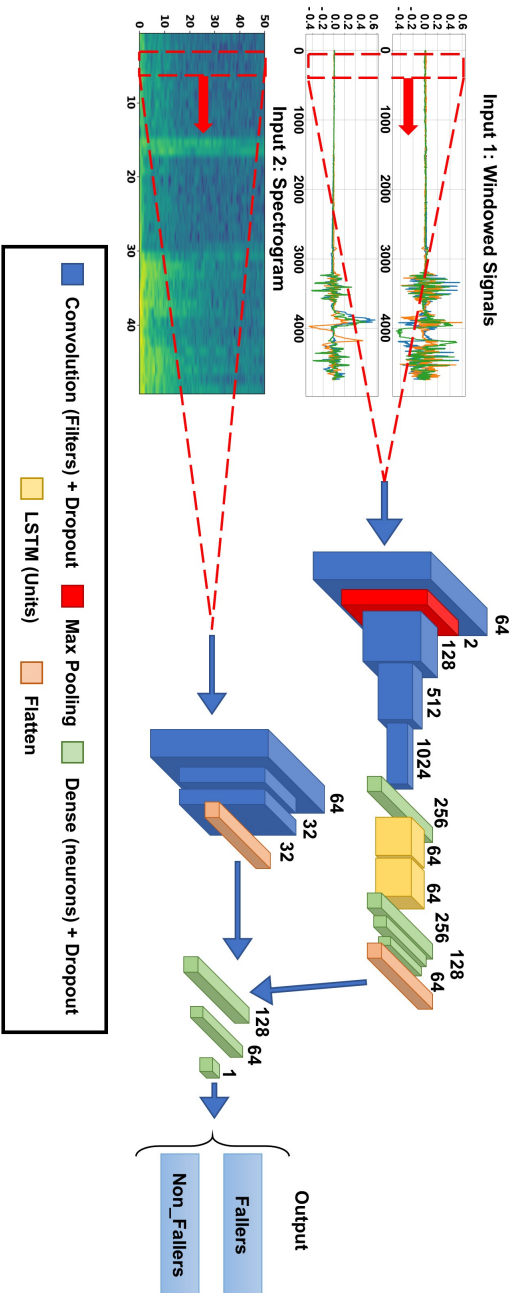


Figura 8.4: Estructura del modelo de clasificación de nivel de riesgo de caída con datos de entrada mixtos. El dato temporal de entrada (rama superior) es una ventana móvil de 64 puntos de tiempo con los tres ejes de cada sensor (acelerómetro y giroscopio); esta rama del modelo está compuesta por una serie de capas convolucionales, capas de eliminación aleatoria (dropout) y LSTM para extraer automáticamente las características temporales de las señales. La rama con la información de frecuencia (rama inferior) es la imagen del espectrograma de la señal temporal; esta rama está compuesta por capas convolucionales para extraer la información contenida en las imágenes. Fuente: elaboración propia. Esta figura fue creada por el programa Adobe Illustrator®.

resaltar las amplitudes, se tomó el logaritmo de los valores absolutos obtenidos de la función STFT.

Como se indicó anteriormente, el método involucró dos ramas de entrada. La primera rama utilizó las ventanas deslizantes de las señales sin procesar. Las características se extrajeron a través de una serie de capas de convolución 1D y eliminación aleatoria (dropout) concatenadas con funciones de activación ReLu y con 64, 128, 512 y 1024 filtros, respectivamente. Estas características, luego, pasaron por dos capas LSTM (memoria a corto y largo plazo) para obtener las propiedades secuenciales de las señales. Tres capas densas con funciones de activación ReLu se concatenaron con la otra rama.

La segunda rama utilizó la imagen del espectrograma de las señales. Se concatenaron tres capas de convolución 2D y eliminación aleatoria con un tamaño de núcleo de 3x3 y una función de activación ReLu.

El modelo superior utilizó dos capas densas con 128 y 64 neuronas con función de activación ReLu. La capa de salida utilizó dos o seis neuronas (dependiendo de la versión del modelo), una para cada clase, ambas con una activación softmax para obtener el porcentaje de pertenencia a cada clase.

Para compilar el modelo se utilizó la entropía cruzada categórica como medida de pérdida y el optimizador Adam. Se especificó la métrica de evaluación "precisión" y se utilizó un tamaño de lote (batch size) de 32 para 100 épocas de entrenamiento para ajustar el modelo. El modelo de clasificación se desarrolló utilizando la API de Keras y Tensor Flow 2.0 en Python 3.7.x. La metodología presentada en (Matias y col. 2021; Demir y col. 2019; Ronneberger, Fischer y Brox 2015) inspiró este enfoque.

Se empleó una metodología de búsqueda en cuadrícula (grid search) para investigar sistemáticamente diversas combinaciones de hiperparámetros, incluyendo la tasa de aprendizaje, el tamaño de lote y el número de épocas. El rendimiento del modelo se evaluó en los conjuntos de entrenamiento y validación en cada experimento. Ajustando los hiperparámetros basados en los resultados del experimento, se repitió iterativamente el proceso hasta alcanzar el rendimiento óptimo.

8.2.2.5.3 Validación y comparación de los modelos .

La muestra de 195 medidas (65 participantes \times 3 repeticiones) se dividió en un conjunto de entrenamiento y validación, y otro para probar los modelos, utilizando una proporción estratificada de 80/20. Para ajustar los modelos se realizó una Validación Cruzada Estratificada Repetida (stratified K-Fold) con 10 divisiones y 10 repeticiones, es decir, un total de 100 validaciones cruzadas.

Para comparar los resultados de los diferentes modelos se calcularon las siguientes métricas: (i) Precisión durante el entrenamiento; (ii) Precisión promedio de la 10-fold cross-validation; (iii) Precisión durante el test; (iv) Media geométrica de la muestra de test; y (v) Puntuación F1 (F1-score), que es la media armónica de la *Precision* y el *Recall* ((8.2), (8.3), (8.4), (8.5)).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8.2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8.3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8.4)$$

$$F1_{Score} = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (8.5)$$

$TP = TruePositive$; $TN = TrueNegative$; $FP = FalsePositive$; $FN = FalseNegative$

8.2.3 Resultados

8.2.3.1 Participantes

Se reclutaron 65 participantes para el estudio. Sus características basales se presentan en la tabla 8.1 y las diferencias entre los grupos de riesgo de caída fueron consistentes con los factores de riesgo de caída conocidos (género, edad, obesidad y antecedentes de caídas). La distribución y reproducibilidad de las variables utilizadas en el modelo se resumen en la tabla 8.1. Todas las variables tenían valores de ICC entre 0.74 y 0.93. Considerando que se asumió normalidad y homocedasticidad, se realizaron pruebas t para comparar los grupos de "caedores" y "no caedores" y se encontraron diferencias significativas ($p < 0.05$) entre los grupos para todas las variables.

Tabla 8.1: Comparación de las variables calculadas en la prueba funcional entre los grupos y la fiabilidad de las variables.

Variables	Non Fallers (n=40) Mean (SD)	Fallers (n=25) Mean (SD)	Total (n=65) Mean (SD)	t-test p-value	ICC
Age	66.75 (6.87)	71.44 (6.83)	68.55 (7.18)	0.009	-
Weight (<i>Kg</i>)	74.84 (10.73)	77.97 (15.57)	76.04 (12.78)	0.34	-
Height (<i>m</i>)	1.64 (0.08)	1.58 (0.08)	1.62 (0.09)	0.016	-
MLDisp (<i>mm</i>)	5.92 (2.34)	8.36 (4.73)	6.86 (3.63)	0.007	0.84
APDisp (<i>mm</i>)	16.88 (4.53)	21.12 (11.53)	18.51 (8.17)	0.041	0.74
Vrange (<i>mm</i>)	29.19 (4.77)	22.62 (5.31)	26.66 (5.90)	< 0.001	0.76
Mlrange (<i>mm</i>)	54.94 (17.08)	45.17 (15.18)	51.18 (16.94)	0.022	0.93
PTurnSit (<i>W</i>)	133.25 (44.21)	102.56 (31.35)	121.45 (42.26)	0.004	0.91
Pstand (<i>W</i>)	281.58 (137.77)	220.03 (68.05)	257.91 (119.22)	0.042	0.35
APJerkSit (<i>m/s³</i>)	18.79 (5.15)	15.39 (4.52)	17.49 (5.16)	0.009	0.85
APJerkStand (<i>m/s³</i>)	22.60 (5.89)	19.12 (6.42)	21.26 (6.28)	0.029	0.82
Reaction_Time (<i>s</i>)	0.82 (0.40)	1.21 (0.52)	0.97 (0.49)	0.001	0.93
Total_Time (<i>s</i>)	12.82 (2.39)	14.77 (3.44)	13.57 (2.97)	0.009	0.86

Bold: p-values <0.05 of the t-test between groups;

ICC: Intraclass Correlation Index of the three repetitions of the test;

MLDisp Range of the medial-lateral displacement of the center of masses (CoM) in balance phase;

APDisp Range of the anterior-posterior displacement of the CoM in balance phase;

VRange Range of vertical displacement of the CoM in gait phase;

MLRange Range of medial-lateral displacement of the CoM in gait phase;

PTurnSit Power of turn to sit;

PStand Power to sit to stand;

APJerkSit Anterior-posterior Jerk to sit;

APJerkStand Anterior-posterior Jerk to sit to stand

8.2.3.2 Comparación de los modelos de clasificación

Los resultados de todos los modelos implementados se muestran en la tabla 8.2. La mayoría de los modelos de clasificación paramétricos con dos niveles de riesgo tuvieron una precisión promedio de alrededor de 0.65 con datos de prueba, disminuyendo a 0.6 al clasificar los seis niveles de riesgo de caída, lo que significa que nuestro modelo tiene más posibilidades de clasificar correctamente en 2 niveles que en 6 niveles. El clasificador propuesto basado en redes neuronales mostró una precisión de 0.99 y 0.98, respectivamente.

8.2.4 Discusión

En este estudio, propusimos un nuevo método para evaluar el riesgo de caídas en adultos mayores sanos utilizando un sensor inercial incorporado en un smartphone, diseñado teniendo en cuenta los principales requisitos para ser utilizado en entornos clínicos: simplicidad y de rápida ejecución, factible para personas mayores y portátil (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019; Mollà-Casanova y col. 2022). Además, se ha evaluado su validez y confiabilidad para asegurar su utilidad en la detección del riesgo de caídas. El método desarrollado se basó en medidas que se utilizan ampliamente en otras evaluaciones del riesgo de caídas, como el equilibrio, la calidad de la marcha, el tiempo de reacción para iniciar la marcha, el tiempo necesario para sentarse y levantarse de una silla, aunque se realizan en una sola prueba, similar al TUG (Reuben y col. 1995; Hsieh y col. 2019).

La confiabilidad test-retest fue de moderada a excelente para todas las variables calculadas a partir de la evaluación, con valores de ICC que oscilaron entre 0.75 y 0.93. Estos valores de ICC fueron, generalmente, más altos que los ICC obtenidos en la evaluación de confiabilidad de las diferentes pruebas incluidas en el PPA, cuyos ICC oscilaron entre 0.50 y 0.97 (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003). Al comparar nuestro procedimiento con el TUG original, también ampliamente utilizado en esta población, obtuvimos ICCs similares para la variable TotalTime y el tiempo requerido para realizar el TUG completo en adultos que viven en la comunidad (ICCs entre 0.916 y 0.960) (Smith y col. 2016).

Para validar la capacidad del procedimiento de evaluación en clasificar la gravedad del riesgo de caídas, desarrollamos varios modelos, tanto paramétricos como no paramétricos y evaluamos la precisión en la clasificación del riesgo

Tabla 8.2: Comparación de los resultados de entrenamiento y prueba de modelos de clasificación para dos y seis niveles de riesgo de caídas.

Model	2 Fall risk levels			6 Fall risk levels									
	acc	train	10fcv	test	acc	G	Mean	F1-score	test	acc	G	Mean	F1-score
Logistic Regression	0.838	0.786	0.692	0.673	0.690	0.623	0.409	0.410	0.617	0.410	0.410	0.617	0.410
Ridge Classifier	0.818	0.753	0.692	0.663	0.690	0.500	0.364	0.333	0.482	0.333	0.333	0.482	0.330
LASSO	0.838	0.773	0.718	0.704	0.720	0.565	0.364	0.333	0.508	0.333	0.333	0.508	0.330
K-nearest Neighbors	0.838	0.721	0.641	0.629	0.640	0.623	0.364	0.333	0.535	0.333	0.333	0.535	0.330
Naive Bayes	0.760	0.753	0.692	0.682	0.690	0.468	0.331	0.385	0.602	0.385	0.385	0.602	0.380
Linear Discriminant Analysis	0.818	0.753	0.692	0.663	0.690	0.597	0.396	0.436	0.626	0.440	0.440	0.626	0.440
Decision Tree	1.000	0.643	0.667	0.670	0.670	1.000	0.331	0.436	0.631	0.436	0.436	0.631	0.440
Perceptron	0.760	0.746	0.667	0.651	0.670	0.435	0.337	0.282	0.483	0.282	0.282	0.483	0.280
Multilayer Perceptron	1.000	0.760	0.667	0.651	0.670	1.000	0.422	0.462	0.657	0.462	0.462	0.657	0.460
Stochastic Gradient Descent	0.805	0.740	0.641	0.629	0.640	0.526	0.382	0.410	0.594	0.410	0.410	0.594	0.410
Gradient Boosting	1.000	0.772	0.641	0.629	0.640	1.000	0.434	0.410	0.639	0.410	0.410	0.639	0.410
XGBoost	1.000	0.721	0.667	0.670	0.670	1.000	0.363	0.385	0.628	0.385	0.385	0.628	0.380
Support Vector Machine	0.903	0.740	0.615	0.598	0.620	0.662	0.402	0.359	0.491	0.359	0.359	0.491	0.360
Random Forest	1.000	0.798	0.615	0.598	0.620	1.000	0.429	0.385	0.584	0.385	0.385	0.584	0.380
AdaBoost	1.000	0.772	0.564	0.564	0.560	0.494	0.389	0.205	0.333	0.205	0.205	0.333	0.210
Multi-head CNN+LSTM	1.000	0.991	1.000	1.000	1.000	1.000	0.987	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

acc_train: Accuracy during the training process;

10fcv: Accuracy of repeated Stratified 10 Fold;

test_acc: Accuracy during the test process;

G_mean: Geometric mean of the test;

F1-score: harmonic mean of the precision and recall

de caídas. Como muestran nuestros resultados, los modelos paramétricos, en los que se incluyeron variables calculadas, son apropiados para evaluar el riesgo de caídas en personas mayores, ya que muestran una alta precisión para clasificar los niveles de riesgo de caídas en la muestra. Sin embargo, cuando se compararon los resultados de los modelos paramétricos con el modelo no paramétrico, utilizando redes neuronales, el salto cualitativo en la precisión fue bastante relevante. Los modelos paramétricos obtuvieron una precisión promedio del 0.7, mientras que el modelo no paramétrico superó el 0.9, ya sea aplicado en la clasificación dicotómica ("caedores" y "no caedores") o en la clasificación politómica con seis categorías de riesgo de caídas, correspondientes al PPA. Además, cabe destacar que, para los modelos paramétricos, lograr un resultado correcto es comparativamente más sencillo al seleccionar entre dos posibilidades (50% de probabilidad para "caedores"/"no caedores") en comparación con una probabilidad de 1/6 de ser correcto (17% de probabilidad para los niveles del PPA).

Estos hallazgos son similares a los obtenidos en una investigación previa publicada por nuestro grupo de investigación (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022) que ya comparó diferentes tipos de modelos de clasificación. Este estudio actual demuestra que un procedimiento instrumentado simple y un análisis de redes neuronales de los datos sin procesar podrían proporcionar una evaluación objetiva, confiable y válida, evitando los problemas intrínsecos de evaluaciones de laboratorio más complejas, como la larga duración, el costo y la complejidad. Se podría argumentar que el uso de otra tecnología o la combinación de diferentes dispositivos para el registro de datos (por ejemplo, tener más de un sensor inercial) podría aumentar la precisión de las variables clínicas medidas por un teléfono inteligente. Sin embargo, esto podría afectar a la usabilidad y la velocidad de las evaluaciones, que son esenciales en el contexto clínico.

Mientras que muchos estudios anteriores se centraron en evaluar el riesgo de caídas mediante el análisis de datos de la marcha en lugar de las actividades funcionales (Daines y col. 2021; Y. Wang y col. 2020), estudios recientes han comenzado a utilizar aplicaciones de smartphones para evaluar el riesgo de caídas (Rabe y col. 2020). Sin embargo, el presente estudio aporta una visión innovadora a estos clasificadores, ya que no solo los clasifica en dos categorías, sino que también los divide en 6 categorías. Esto permite a los clínicos contar con una clasificación rápida, fácil de usar y confiable del riesgo de caídas, y por tanto, crear un programa de prevención dirigido a evitar futuras caídas.

Cuando se compararon nuestros resultados de precisión con los de la literatura anterior en la que se utilizaron sensores vestibles para clasificar grupos de

riesgo de caídas, se obtuvieron resultados similares (Nait Aicha y col. 2018; Howcroft, Kofman y Lemaire 2017; Roshdibenam y col. 2021), pero utilizando un protocolo de menor duración. Un estudio reciente ha demostrado que el análisis de redes neuronales es capaz de clasificar a los adultos mayores como "caedores" y "no caedores" utilizando datos de sensores basados en el test TUG. Contrariamente a nuestro estudio, su muestra incluía diferentes condiciones de salud, como deterioro cognitivo y físico, y, por tanto, la muestra era más heterogénea que la nuestra. Por consiguiente, aunque el método seguido en este estudio incluyó salvaguardas para evitar el sobreajuste del modelo, el tamaño y la diversidad de la muestra podrían ser insuficientes para generalizar los resultados, aunque es un buen punto de partida para futuros estudios con un tamaño de muestra más grande que incluyan la clasificación del riesgo de caídas para patologías específicas como en estudios anteriores (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019).

Además, el modelo desarrollado permitió combinar los datos del usuario y los datos sin procesar del sensor, proporcionando una combinación de datos sin procesar en los dominios temporal y de frecuencia. La inclusión de una rama adicional de entrada al modelo que considera el aspecto de frecuencia de las señales puede llevar a un aumento en la precisión de hasta el 99% y el 98% para identificar dos niveles o seis niveles de riesgo de caídas, respectivamente. En futuros estudios con muestras más grandes, también se podría probar la inclusión de las variables clínicas como una tercera rama independiente del modelo, ya que este enfoque ha mostrado una precisión muy prometedora para la clasificación de los estadios de la enfermedad de Parkinson (J. F. Pedrero-Sánchez, J. M. Belda-Lois y col. 2023).

El modelo propuesto proporciona seis niveles de clasificación del riesgo de caídas de acuerdo con el PPA (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003). La administración del PPA consume aproximadamente 40 minutos, ya que incluye varias pruebas que abarcan dominios de visión, tiempo de reacción, fuerza de las piernas, propiocepción y equilibrio. Por el contrario, el protocolo propuesto en este estudio, utilizando el dispositivo de sensor inercial, incluye parte de todas estas evaluaciones incorporadas en una prueba funcional (TUG modificado). Esto podría permitir a los clínicos realizar la evaluación en un promedio de 105 segundos, incluyendo un minuto de explicación inicial, lo que supone un ahorro de más de 38 minutos en comparación con el protocolo del PPA.

Dada la facilidad de uso de este tipo de sistemas para realizar evaluaciones clínicas, estudios previos han desarrollado y validado sistemas similares para evaluar el riesgo de caídas en poblaciones sanas o patológicas (Roening, Hsieh

y Sosnoff 2017; Peters y col. 2022; Abou y col. 2021). Sin embargo, de los utilizados en la población de adultos mayores, menos de la mitad evaluaron la validez y menos del 25% evaluaron la confiabilidad de sus aplicaciones (Roeling, Hsieh y Sosnoff 2017). De manera similar al dispositivo utilizado en este estudio, los sistemas de smartphones probados en poblaciones de adultos mayores sanos se basan en la realización de diferentes pruebas funcionales, como la prueba de levantarse de la silla (variables utilizadas: tiempo, fuerza máxima, tasa de desarrollo de la fuerza y potencia máxima (Nishiguchi y col. 2012)); prueba de equilibrio (variables: raíz cuadrada media, aceleraciones máximas, área de balanceo media, potencia mediana de la frecuencia de la señal, potencia total de la frecuencia de la señal (Fleury y col. 2013; Kosse y col. 2015; Galán-Mercant y Cuesta-Vargas 2014)), o prueba de TUG (variables: tiempo total, jerk y aceleración máxima al sentarse, tiempo de paso, autocorrelación del tronco entre pasos, raíz cuadrada media, duración de elementos separados (Mellone, Tacconi y Chiari 2012; Tacconi, Mellone y Chiari 2012)). La contribución innovadora del presente estudio, en comparación con los anteriores, es que nuestro estudio proporciona un modelo de clasificación más preciso para predecir diferentes niveles de riesgo de caídas entre modelos paramétricos y no paramétricos, estos últimos utilizando redes neuronales y datos sin procesar de la señal obtenidos de una prueba funcional (TUG); además, nuestro sistema permite la clasificación del riesgo de caídas en 6 categorías, según el PPA.

Con el objetivo de ser más fieles a la realidad de las actividades diarias de las personas mayores y aumentar la validez externa del estudio, se pueden considerar diferentes enfoques para la evaluación. Existen estudios previos que utilizan un smartphone para monitorear la actividad de las personas durante largos períodos (Nait Aicha y col. 2018), incluyendo sistemas comerciales para detectar caídas repentinas y generar alertas cuando ocurre una caída (G. Williams, Doughty y Bradley 1998). Estos sistemas están destinados a ser utilizados en un entorno de monitoreo y evaluación continua. El estudio presentado tiene un enfoque diferente; es una evaluación funcional instrumentada rápida y fácil que se puede realizar en un entorno clínico, como el TUG o la prueba de caminata de seis minutos. En futuras investigaciones se debe explorar la viabilidad de realizar la evaluación con el smartphone colocado en el bolsillo del pantalón, lo que abriría la posibilidad de monitoreo continuo y evaluación de las actividades de la vida diaria en el mundo real.

El ahorro de tiempo, la simplicidad y la facilidad de uso de la herramienta de sensor y el protocolo son las principales ventajas del método propuesto lo que permite su uso en un entorno clínico. De hecho, este es un buen punto de partida para futuros estudios, que podrían centrarse en evaluar qué parte del

TUG modificado es la principal causa de riesgo de caídas, lo que permitiría a los clínicos individualizar el programa de prevención de caídas. Además, se sabe que un registro continuo podría proporcionar datos precisos sobre el riesgo de caídas a través de las actividades diarias reales (Bagalà y col. 2012). Es por esto que el dispositivo utilizado en este estudio evalúa una prueba funcional (TUG modificado), pero al final acaba evaluándose en un laboratorio. Por tanto, en futuros estudios sería interesante evaluar el rendimiento de este dispositivo en actividades de la vida real.

8.2.5 Conclusiones

El procedimiento de evaluación del riesgo de caídas desarrollado mostró una confiabilidad de buena a excelente y permite la clasificación de la gravedad del riesgo de caídas en dos categorías ("caedores" y "no caedores") y en seis categorías ordinales según el PPA. Al comparar los modelos de clasificación paramétricos y no paramétricos, aquellos en los que se utilizaron redes neuronales mostraron mayor precisión. El método propuesto tiene el potencial de ser una herramienta de detección útil que se puede utilizar en la práctica clínica general debido a su simplicidad, utilidad y rapidez.

8.3 Clasificación de grados de Parkinson (Hoehn y Yahr I, II y III)

8.3.1 Introducción

La enfermedad de Parkinson (EP) es una enfermedad neurodegenerativa progresiva y prevalente (Ascherio y Schwarzschild 2016; Simon, Tanner y Brundin 2020). En las etapas avanzadas, la EP puede causar disfunción motora que afecta el desempeño de las actividades básicas de la vida diaria (AVD). La identificación temprana de la EP a través de evaluaciones clínicas y pruebas funcionales permite que el personal médico intervenga adecuadamente en los planes de rehabilitación (Ascherio y Schwarzschild 2016). Comprender las alteraciones funcionales específicas en las AVD, como el equilibrio, la marcha, sentarse o ponerse de pie, puede ayudar a los médicos/as a desarrollar planes de rehabilitación individualizados y mejorar la calidad de vida de los pacientes con EP (Ascherio y Schwarzschild 2016).

En los últimos años, ha habido una tendencia hacia la sensorización y la aplicación de técnicas de procesamiento de datos en pruebas funcionales clínicas. Se han utilizado sensores portátiles como plantillas instrumentadas, acelerómetros o sensores inerciales (Ponciano y col. 2020) para obtener parámetros clínicamente relevantes para estudiar las alteraciones funcionales de las personas con EP (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Mollà-Casanova y col. 2022). El uso de pruebas funcionales instrumentadas también ha permitido la generación de grandes cantidades de datos (Channa, Popescu y Ciobanu 2020; Fuentes-Abolaño y col. 2020; A. Weiss y col. 2011), abriendo la posibilidad de aplicar técnicas avanzadas de análisis de datos, como el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo (Butt y col. 2020; Mirelman y col. 2021; Rehman y col. 2019; Xia y col. 2020).

En la enfermedad de Parkinson se han utilizado parámetros clínicamente relevantes obtenidos de pruebas funcionales para generar modelos matemáticos que establecen clasificaciones de gravedad de la enfermedad (Bhidayasiri y Tarsy 2012), determinar categorías de estado funcional (Wrisley y Kumar 2010) o identificar niveles de riesgo (Friedrich y col. 2021; Sun y Sosnoff 2018). Muchos estudios se han centrado en analizar señales en el dominio espaciotemporal, calculando variables biomecánicas como la trayectoria del centro de presiones o la distribución temporal durante las fases de la marcha (Tong y col. 2021). Se han utilizado varias técnicas de clasificación, incluyendo máquinas de vectores de soporte (SVM), bosques aleatorios (RF), árboles de decisión (DT) o vecinos

más cercanos (KNN) (Trabassi y col. 2022) para clasificar la gravedad de la enfermedad de Parkinson con una precisión de alrededor del 80% y 90%.

Aunque los métodos basados en variables discretas han mostrado buenos resultados, tienen la desventaja significativa de requerir una selección previa de características y una parametrización de la señal. Este proceso consume tiempo y puede llevar a la pérdida de información valiosa. Estos inconvenientes se pueden superar utilizando los datos brutos del sensor como entrada a una red neuronal artificial (ANN), permitiendo que la ANN misma identifique la información relevante y extraiga las características para construir el modelo. Este enfoque ya ha mostrado resultados muy buenos en la clasificación de la gravedad de la EP, con una precisión entre el 95% y el 98%, utilizando redes neuronales convolucionales (CNN) (El Maachi, Bilodeau y Bouachir 2020), memoria a largo plazo (LSTM) (Butt y col. 2020; Zhao, Qi, Dong y col. 2018) o una combinación de ambos (Xia y col. 2020; Zhao, Qi, Li y col. 2018).

Algunos autores han explorado el análisis en el dominio de la frecuencia en lugar del dominio del tiempo (H. B. Kim y col. 2018). Procesaron la imagen del espectrograma de las grabaciones de sensores inerciales utilizando CNN, planteando la hipótesis de que los componentes de frecuencia de los movimientos involuntarios podrían ayudar a identificar el nivel de gravedad de la enfermedad. Aunque la tasa de precisión en la clasificación de las etapas de la EP fue menor con este enfoque de análisis de frecuencia (83% a 85%) en comparación con el enfoque del dominio del tiempo, puede proporcionar información complementaria valiosa para la evaluación clínica de la EP.

Teniendo en cuenta los hallazgos mencionados anteriormente, planteamos la hipótesis de que un modelo de entrada mixta que comprenda los tres tipos de datos (variables biomecánicas, dominio del tiempo y dominio de la frecuencia) sería capaz de extraer todas las características clínicas relevantes, superando la precisión de modelos más simples.

El objetivo principal de este estudio es evaluar la precisión de un modelo de entrada mixta para clasificar las etapas tempranas de la EP utilizando una prueba de evaluación funcional instrumentada. Para lograr esto, desarrollamos un modelo de dos etapas que utiliza variables biomecánicas, datos brutos del sensor y análisis de frecuencia como entradas. Comparamos el rendimiento del modelo propuesto con el de modelos más simples que sólo utilizaban un subconjunto de las entradas (sólo señales en bruto, sólo análisis de frecuencia y sólo variables biomecánicas). Como objetivo secundario, probamos la precisión de una CNN para automatizar el proceso de segmentación semántica de señales

y cálculo de variables biomecánicas a partir de los datos brutos del sensor (sección 8.1).

8.3.2 Material y métodos

8.3.2.1 Participantes

Ochenta y siete participantes con EP distribuidos según la escala de Hoehn y Yahr (HY) (21 en la etapa I, 30 en la etapa II y 36 en la etapa III) aceptaron participar en este estudio transversal. Los criterios de inclusión para participar en el estudio fueron los siguientes: (i) diagnóstico de EP realizado por un neurólogo según la escala de Hoehn y Yahr (HY) I, II y III (Hoehn y Yahr 1967), (ii) tener una terapia médica optimizada y estable durante al menos un mes antes de la inscripción, (iii) tener un buen estado cognitivo, definido como una puntuación superior a 23 en el Examen del Estado Mental Mini-Mental (M. F. Folstein, S. E. Folstein y McHugh 1975) y (iv) capacidad para realizar una versión modificada del Test de Levantarse y Caminar (TUG) de forma independiente.

Los criterios de exclusión fueron: (i) contraindicaciones médicas para la actividad física, (ii) lesiones neurológicas u ortopédicas que limiten la capacidad de caminar de forma independiente y levantarse o sentarse de una silla, (iii) sordera o problemas de audición, (iv) deterioro vestibular, (v) ceguera o discapacidad visual, (vi) enfermedad mental, (vii) cualquier procedimiento quirúrgico realizado en los últimos 6 meses antes de la inscripción y (viii) personas en las etapas IV y V de la EP.

Los participantes fueron clasificados prospectivamente utilizando la escala de Hoehn y Yahr por su neurólogo de referencia. Luego, un fisioterapeuta realizó la evaluación funcional propuesta y volvió a clasificar al participante en la escala HY. Las etapas IV y V se excluyeron del estudio debido a la discapacidad grave implicada que dificultaba la realización de la prueba de forma independiente sin el uso de productos de apoyo (N. Giladi y col. 2001; Lescano, Rodrigo y Christian 2016; Goetz y col. 2004).

Todos los procedimientos se llevaron a cabo de acuerdo con los principios de la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial. El estudio recibió la aprobación del Comité de Ética de la Universitat de València (H1517239006520) y todos los voluntarios que participaron en el estudio proporcionaron consentimiento informado por escrito.

8.3.2.2 Valoración funcional

La prueba de evaluación funcional se basa en una modificación del Test de Levantarse y Caminar (TUG) que ya ha sido utilizado y validado en este tipo de población (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Mollà-Casanova y col. 2022). La modificación del TUG consiste en la inclusión de una fase de preequilibrio, la evaluación del tiempo de reacción a un estímulo auditivo externo (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019) y la evaluación de la capacidad de levantarse y sentarse desde una silla. La prueba consta de las siguientes cuatro fases (figura 8.5):

- Fase 1: equilibrio bipodal durante 30 segundos con los brazos a lo largo del cuerpo.
- Fase 2: caminar en línea recta hacia una silla a 3 metros de distancia cuando se produce el estímulo sonoro externo.
- Fase 3: darse la vuelta y sentarse en la silla, levantarse de la silla.
- Fase 4: camina 3 metros de vuelta a la zona de inicio.

A los participantes se les pidió que realizaran el protocolo lo más rápido posible, manteniéndose dentro de los márgenes de seguridad para evitar cualquier posible daño. La prueba se realizó utilizando un sensor inercial incorporado en un smartphone Android (High Performance 6-Axis MEMS MotionTrackingTM) compuesto por un giroscopio de 3 ejes y un acelerómetro de 3 ejes a 100 Hz sujeto a la parte posterior de la cintura (vértebras L4-L5) con una cincha de velcro. A lo largo del estudio, las señales del sensor se registraron utilizando la aplicación del sistema Fallskip[®], un sistema comercial desarrollado por el IBV (Instituto de Biomecánica de Valencia). Este sistema se utilizó únicamente en nuestro estudio para registrar las mediciones y controlar los tiempos de prueba. No se realizaron cálculos ni análisis mediante la aplicación FallSkip[®]; en su lugar, todos los cálculos y análisis se realizaron offline en scripts dedicados para el análisis de los datos.

8.3.2.3 Flujo de datos del modelo

Se ha diseñado un modelo de dos etapas (figura 8.6). Las señales de los sensores en bruto son la entrada de la Etapa 1, donde se filtran y normalizan en un primer paso (Paso 1) antes de ejecutar la segmentación automática de las fases de la prueba en el segundo paso (Paso 2), que proporciona los tiempos de inicio y fin de cada fase. Finalmente, se calculan las variables biomecánicas

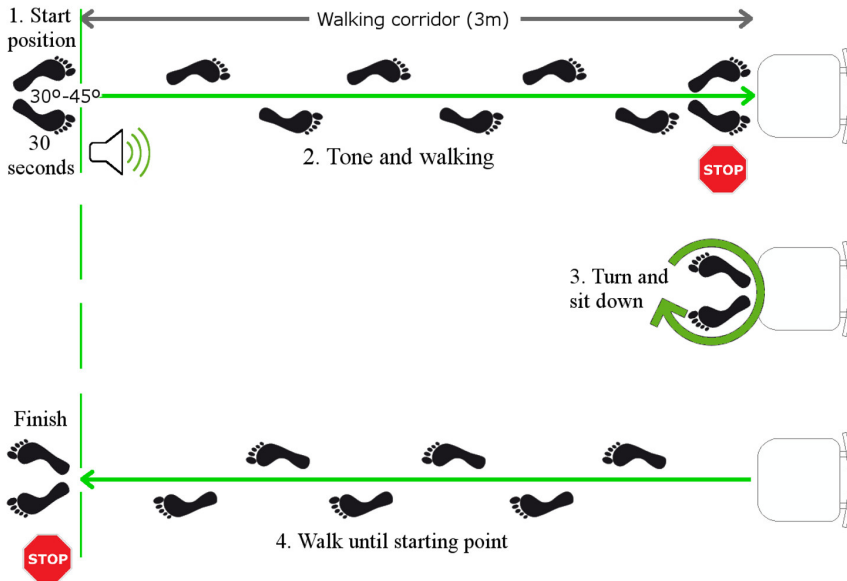


Figura 8.5: Protocolo completo de valoración. Fuente: elaboración propia.

en el paso 3 (Paso 3) (Mollà-Casanova y col. 2022). El modelo de clasificación basado en redes neuronales con datos de entrada mixtos se implementa en la Etapa 2. Cada rama de entrada del modelo caracteriza un aspecto de la señal de entrada: (Entrada 1) análisis en el dominio del tiempo, (Entrada 2) análisis en el dominio de la frecuencia (a partir del espectrograma) y (Entrada 3) variables biomecánicas seleccionadas de la literatura (Mollà-Casanova y col. 2022; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020). Toda esta información se concatena en un modelo (Etapa 2) que clasifica en las tres primeras etapas de la enfermedad de Parkinson.

En las siguientes secciones se describen cada uno de los procesos que componen el modelo de dos etapas propuesto. Todo el procesamiento de datos se realizó en Python (v3.X).

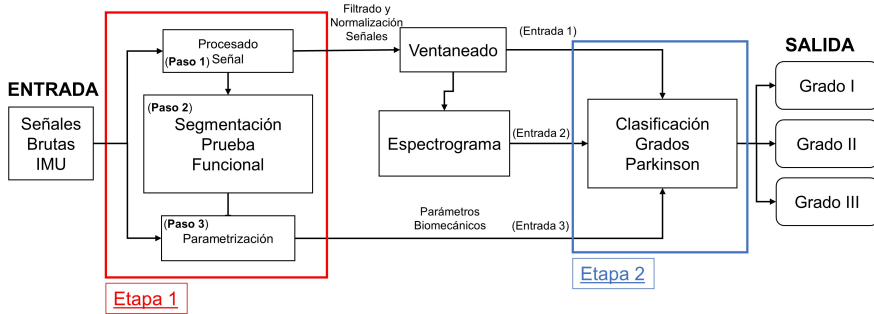


Figura 8.6: Estructura del modelo clasificador Parkinson multietapa. Fuente: elaboración propia.

8.3.2.4 Etapa 1

8.3.2.4.1 Paso 1 - Preprocesado de la señal

El procesado de la señal se llevó a cabo siguiendo la metodología propuesta en (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022), que se basa en el trabajo de (Nishiguchi y col. 2012) y (W. Zijlstra 2004) para analizar los datos de los sensores inerciales. En primer lugar, se aplicó una interpolación lineal para estandarizar la frecuencia de muestreo de todas las señales a 100Hz . A continuación, se aplicó un filtro Butterworth de paso bajo de cuarto orden con una frecuencia de corte de 20 Hz . Luego, utilizamos la función de preprocesado "*Min.MaxScaler*" de la biblioteca SciKitLearn (Pedregosa y col. 2011) para normalizar cada señal entre -1 y 1 .

Antes de segmentar la prueba funcional con el modelo, se empleó un proceso de ventaneado deslizante ya que el modelo de segmentación utiliza capas convolucionales que requieren datos de entrada con una forma uniforme. Específicamente, aplicamos una ventana deslizante de 64 muestras a las 6 señales del sensor (3 ejes de acelerómetro y 3 ejes de giroscopio) para producir una matriz con unas dimensiones de 64 instantes de tiempo por 6 señales. Luego, la ventana deslizante se desplazó a lo largo de toda la señal con un solapamiento de 63 muestras.

8.3.2.4.2 Paso 2 - Segmentación de la prueba funcional .

Para la segmentación automática de las fases de prueba funcional se utiliza el modelo Unet 1D, mostrado en la anterior sección sección 8.1, necesario para parametrizar las señales de los sensores.

Para segmentar automáticamente las diferentes fases de la prueba funcional se estableció un modelo Unet 1D. Este modelo es necesario para calcular las características de las señales del sensor antes de pasarlas como entrada al modelo de clasificación. Típicamente, los modelos de segmentación semántica RNN tienen una estructura de codificador-decodificador, donde la entrada y la salida tienen la misma forma. Se realiza un feedback hacia adelante entre las capas que forman una estructura Unet (Ronneberger, Fischer y Brox 2015). El modelo de segmentación propuesto por Ronneberger fue diseñado originalmente para segmentar imágenes pero, para este estudio, se ha modificado la estructura interna de cada bloque de codificación y decodificación para trabajar con vectores 1D.

La estructura del modelo se muestra en la figura figura 8.1, donde la entrada consiste en las ventanas deslizantes del Paso 1. La salida tiene una forma de 64 muestras por 6 categorías posibles, correspondientes a cada una de las fases posibles de la prueba: equilibrio, caminar, girar y sentarse, sentarse, levantarse y una categoría de ruido.

Dado que el modelo produce un tipo de actividad para cada muestra en la ventana, optamos por identificar la actividad dentro de la ventana, eligiendo la actividad con la frecuencia más alta como la actividad identificada. Luego, una vez que identificamos todas las actividades en cada muestra de la prueba funcional completa, procedimos a detectar los instantes de inicio y finalización de cada fase de la prueba donde se produjeron los cambios en la actividad.

El modelo se desarrolló desde cero, con el optimizador Adam, una tasa de aprendizaje de 0.001 y "categorical crossentropy" como función de pérdida; el optimizador Adam (Bock y M. Weiss 2019) es la variante más utilizada de los algoritmos de descenso de gradiente.

8.3.2.4.3 Paso 3 - Parametrización de las señales .

Las características de entrada calculadas para el modelo (paso 3) han sido previamente validadas en estudios como (Esser y col. 2009; Nishiguchi y col. 2012; Ribeiro, Castro y Freire 2003; W. Zijlstra 2004). Las características incluidas son:

- Fase 1, equilibrio: rango del desplazamiento mediolateral (MLDisp) del centro de masa (COM); rango del desplazamiento anteroposterior (AP-Disp) del COM; área de desplazamiento (DispA).
- Fase 2 & 4, marcha: rango del desplazamiento vertical (Vrange) del COM; rango del desplazamiento mediolateral (MLRange) del COM.
- Fase 3, girar-sentarse-pararse: potencia de giro para sentarse (PTurn-Sit); potencia de sentarse para levantarse (PStand) (Lindemann y col. 2003); rango de jerk para sentarse (JerkSit); rango de jerk para levantarse (JerkStand)(A. Weiss y col. 2011).
- Evaluación completa: tiempo de reacción (Reaction Time); tiempo total (Total Time).

Las variables se han transformado con MinMaxScaler de la biblioteca SciKitLearn (Pedregosa y col. 2011) para que estén en un rango entre 0 y 1.

8.3.2.5 Etapa 2

8.3.2.5.1 Ventaneado .

Esta ventana difiere de la realizada anteriormente para la segmentación y se diseñó con el propósito de alimentar al análisis en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia (paso 1: preprocesado). El tamaño de la ventana fue de 64 marcas de tiempo con un solapamiento del 50%; el tamaño y el solapamiento se eligieron en base a las recomendaciones de la literatura para actividades humanas, con el objetivo de capturar la dinámica temporal de la señal al tiempo que se garantizaba que los datos tuvieran la resolución suficiente para el análisis (Banos y col. 2014; Dehghani y col. 2019).

8.3.2.5.2 Entradas del modelo .

- Entrada 1 - Dominio del análisis temporal

La Entrada 1 del clasificador es la rama del análisis en el dominio del tiempo; esta rama fue alimentada con la ventana móvil de 64 muestras (Etapa 2: ventaneado) creada con las 6 señales del sensor (3 ejes del acelerómetro y 3 ejes del giroscopio).

- Entrada 2 - Dominio de análisis de frecuencia

La Entrada 2 es la rama para el análisis en el dominio de la frecuencia; la entrada son las señales de la ventana móvil (Etapa 2: ventaneado). Aplicamos la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT) proporcionada por el framework TensorFlow 2.9.1. Todas las señales se concatenan como si fueran una sola señal de 384 muestras (6 señales x 64 muestras). Se realiza la STFT en esta nueva señal con una longitud de cuadro de 20 y un paso de cuadro de 2 para obtener un espectrograma. Luego, aplicamos el logaritmo de la magnitud de la transformada de Fourier.

- Entrada 3 - Parámetros

Los parámetros biomecánicos utilizados son los descritos en la Etapa 1 en el Paso 3.

8.3.2.5.3 Modelo de clasificación .

Se utilizó la API de Keras (Chollet y col. 2015) y Tensor Flow (Martín Abadi y col. 2015) 2.0 en Python 3.7.x para el desarrollo del modelo de clasificación (figura 8.7).

Para (Entrada 1) se utilizaron las señales del acelerómetro y el giroscopio con una serie de capas de convolución 1D, concatenadas con funciones de activación ReLu (Rectified Linear Unit), que pueden extraer las características automáticamente. Se prefiere ReLu sobre otras funciones de activación, como sigmoid o tanh, porque es computacionalmente eficiente y evita el problema del descenso de gradiente, que puede ocurrir cuando la derivada de la función de activación se vuelve muy pequeña (Szandała 2021). Las características extraídas luego se pasaron a través de dos capas LSTM (Long-Short-Term Memory) para obtener las propiedades secuenciales de las señales (Matias y col. 2021). Finalmente, se concatenaron 3 capas densas con funciones de activación ReLu con las otras dos ramas de entrada.

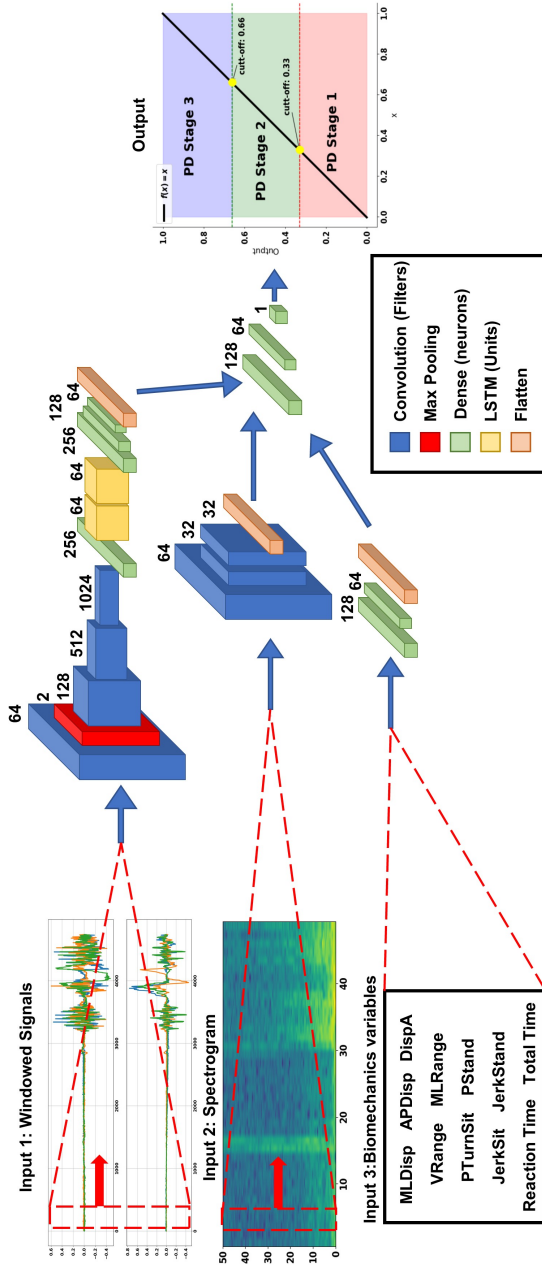


Figura 8.7: Estructura del modelo de clasificación de niveles de Parkinson con datos de entrada mixtos. Los datos de entrada temporales (rama superior) son una ventana móvil de 64 marcas de tiempo con los 3 ejes de cada sensor (acelerómetro y giroscopio); esta rama del modelo está compuesta por una serie de capas convolucionales y LSTM para extraer automáticamente las características temporales de las señales. La rama con la información de frecuencia (rama central) es la imagen del espectrograma de la señal temporal, esta rama está compuesta por capas convolucionales para extraer la información contenida en las imágenes. La rama con variables biomecánicas (rama inferior) está compuesta por capas densamente conectadas. Todas estas ramas se unen antes del modelo superior con una capa de salida lineal entre 0 y 1 con los puntos de 0.33 y 0.66 para los diferentes niveles. Fuente: elaboración propia.

En la Entrada 2 se utilizó la imagen del espectrograma de las señales (Demir y col. 2019; Ronneberger, Fischer y Brox 2015), donde se concatenaron tres capas convolucionales 2D con un tamaño de kernel de 3x3 y funciones de activación ReLu.

Para la Entrada 3, se utilizaron las variables biomecánicas y se emplearon capas densas con función de activación ReLu.

Finalmente, a continuación de la concatenación de las capas anteriores, se utilizaron dos capas densas con 128 y 64 neuronas con función de activación ReLu. Para la capa de salida se utilizó una única neurona con una activación lineal para el problema de regresión, para producir así una salida continua en el rango $[0, 1]$. Los puntos de corte para cada nivel de Parkinson se establecieron en 0.33 y 0.66.

Para compilar el modelo se utilizó el error cuadrático medio como medida de pérdida para el problema de regresión y se empleó el optimizador Adam. La métrica de evaluación utilizada fue el "error cuadrático medio", que considera la distancia entre las diversas categorías e impone una penalización de error mayor en las categorías que están más alejadas del valor real. Se realizó un proceso de diseño iterativo para ajustar el modelo; los mejores resultados se obtuvieron para una configuración con un tamaño de lote de 32 y 50 épocas de entrenamiento.

Se utilizó un enfoque de búsqueda en cuadrícula para explorar sistemáticamente diferentes combinaciones de hiperparámetros, como la tasa de aprendizaje, el tamaño del lote y el número de épocas, y se evaluó el rendimiento del modelo en los conjuntos de entrenamiento y validación. Basándose en los resultados de cada experimento, se ajustaron los hiperparámetros y se repitió el proceso hasta obtener el mejor rendimiento.

8.3.2.6 Entrenamiento, validación y testeo del modelo de clasificación

Para el entrenamiento y la validación se dividió la muestra en diferentes conjuntos de datos.

En primer lugar, la muestra se dividió en dos conjuntos de datos separados. Quince participantes (5 sujetos de cada grupo) se reservaron como conjunto de datos de test para testeo del clasificador. Este conjunto de datos no intervino en el entrenamiento ni en el proceso de validación. Se mantuvo aparte para la evaluación final del rendimiento del clasificador.

Los 72 participantes restantes formaron el conjunto de datos de entrenamiento y validación. Este conjunto de datos se dividió en 3 partes independientes para realizar una validación cruzada estratificada de 3-folds (Xia y col. 2020). Dos de los 3 pliegues se combinaron y se utilizaron en el entrenamiento del modelo, mientras que el pliegue restante se utilizó para la validación del modelo. Cada conjunto de entrenamiento se remuestreó y redimensionó utilizando el algoritmo SMOTE (Chawla y col. 2002) para las variables biomecánicas y con aumento de datos (rotando artificialmente los ejes de los sensores 90° y 180°) (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022) para las señales, de modo que el número de instancias de cada clase estuviera aproximadamente equilibrado. Se obtuvieron gráficos de evolución de precisión y pérdida a lo largo de las épocas de entrenamiento.

Una vez completado el entrenamiento, el conjunto de datos de prueba se utilizó para evaluar el rendimiento del modelo mediante una matriz de confusión y la media geométrica (G-mean) (Kubat y Matwin 1997).

8.3.2.7 Comparación con modelos más sencillos

Para evaluar la efectividad de las topologías de modelos identificados en la literatura y realizar un análisis de sensibilidad, es importante evaluar la explicabilidad del modelo en un entorno clínico. Comprender la explicabilidad del modelo de aprendizaje profundo ayuda a interpretar con precisión los resultados que genera. Con este fin, realizamos un análisis de sensibilidad del clasificador para determinar el impacto de cada entrada en la salida del modelo.

El análisis de sensibilidad se realizó haciendo alteraciones en las entradas y forzando a que una entrada sea todo ceros al realizar la inferencia. Este proceso se repitió para cada entrada. Finalmente, se compararon las salidas obtenidas para cada variación de entrada y se analizó su influencia en la salida.

Además, utilizamos los mismos datos de entrenamiento y validación para entrenar dos modelos simplificados basados en la literatura anterior: (i) un modelo simplificado que utiliza solo la entrada 1 (que incluye capas convolucionales y LSTM) llamado CNN+LSTM y (ii) un modelo simplificado que utiliza la entrada 1 (que incluye capas convolucionales) y la entrada 3 (que incluye capas densamente conectadas) llamado CNN+variables biomecánicas.

También obtuvimos matrices de confusión y precisión media para los conjuntos de entrenamiento y validación de estos modelos, utilizando el mismo conjunto de datos de prueba.

8.3.3 Resultados

8.3.3.1 Participantes

Una descripción de las características demográficas y variables biomecánicas de los participantes, así como las diferencias entre los grupos HY (tabla 8.3).

8.3.3.2 Validación del modelo segmentación

A partir de la segunda época, el modelo de segmentación logró una precisión del 90% y una pérdida por debajo de 0.1. La comparación entre la segmentación del modelo y una segmentación manual, realizada por un experto, muestra una buena concordancia (figura 8.2).

8.3.3.3 Validación y comparación de los modelos de clasificación

La curva de evolución de la precisión durante el entrenamiento de la clasificación de dos etapas se estabilizó en 100% después de la quinta época. La media de los resultados de precisión obtenidos de la validación cruzada estratificada de 3-folds para cada modelo en las fases de entrenamiento y validación se muestra en la tabla 8.4.

- CNN + LSTM: 86.42%
- CNN + biomechanical variables: 92.23%
- Propuesto multietapa: 99.64%

El modelo de clasificación de dos etapas realizó una clasificación precisa del total de los 15 participantes de la muestra de test (figura 8.8).

Los resultados del análisis de sensibilidad muestran que las principales contribuciones al modelo fueron la imagen del espectrograma, con una disminución de la precisión del 33.79% (tabla 8.5).

Para comprender mejor la influencia de los datos antropométricos en los resultados se realizó un análisis separado, utilizando un clasificador estándar con sólo los parámetros del sujeto (edad, peso, altura) como variables de entrada. Los resultados se presentan como material complementario (subsección 8.3.6).

Tabla 8.3: Características demográficas y parámetros biomecánicos de los participantes

	Todos participantes (n=87)	HY-I (n=21)	HY-II (n=30)	HY-III (n=36)	ANOVA (p value)
Age (years)	69.09 (8.71)	67.14 (8.20)*	66.10 (9.40)**	72.58 (7.22)	0.005
Weight (Kg)	74.41 (15.97)	72.36 (11.88)**	85.03 (18.72)**	66.75 (9.80)	< 0.001
Height (cm)	166.14 (8.31)	166.81 (6.92)	170.57 (7.34)**	162.06 (7.97)	< 0.001
Sex (n, %)					
Women	30, 34.48	8, 38.10	5, 16.67	17, 47.22	-
Men	57, 65.52	13, 61.90	25, 93.33	19, 52.78	-
MLDisp (mm)	9.29 (7.95)	5.43 (2.65)	8.86 (8.34)	11.89 (8.81)	0.01
APDisp (mm)	22.90 (11.56)	18.44 (9.52)	21.02 (8.57)	27.07 (13.52)	0.012
DispA (mm ²)	773.63 (1191.73)	294.41 (258.85)	717.18 (1251.94)	1100.22 (1379.32)	0.044
VRange (mm)	24.34 (7.08)	28.34 (6.84)	25.27 (6.58)	21.22 (6.36)	< 0.001
MLRange (mm)	47.71 (23.75)	49.03 (16.81)	45.12 (24.77)	49.09 (26.60)	0.766
PTurnSit (W)	87.41 (42.33)	111.66 (29.56)	96.93 (50.27)	65.33 (29.64)	< 0.001
PStand (W)	271.03 (86.50)	252.65 (97.75)	236.76 (74.02)	179.81 (76.59)	0.002
JerkSit (m/s ³)	16.99 (7.40)	16.91 (4.14)	18.34 (7.96)	15.90 (8.35)	0.419
JerkStand (m/s ³)	21.66 (11.42)	21.08 (5.90)	24.66 (16.22)	19.51 (8.36)	0.184
TTime (s)	14.74 (3.75)	11.83 (1.52)	14.34 (2.66)	16.76 (4.24)	< 0.001
RTime (s)	1.18 (0.42)	1.03 (0.41)	1.23 (0.49)	1.23 (0.34)	0.147

HY-I, participante en grado según Hoehn & Yahr; HY-II, participante en grado según Hoehn & Yahr; HY-III, participante en grado según Hoehn & Yahr.

MLDisp, rango del desplazamiento mediolateral del centro de masa (COM); APDisp, rango del desplazamiento anteroposterior del COM; DispA, área de desplazamiento; VRange, rango del desplazamiento vertical del COM; MLRange, rango del desplazamiento mediolateral del COM; PTurnSit, potencia de giro a sentado; PStand, potencia de sentado a bipedestación; TTime, tiempo total; RTime, tiempo de reacción.

Los datos se expresan como media (desviación estándar).

* p < 0.05 entre participantes con grado I y III.

** p < 0.05 entre participantes con grado II y III.

*** p < 0.05 entre participantes con grado I y II.

Negrita < 0.05 ANOVA entre grados I, II y III.

Tabla adaptada de (Mollà-Casanova y col. 2022)

Tabla 8.4: Validación y comparación de los modelos de clasificación.

	3-fold cross (%) validation	F1-score (%)	G-mean (%)
CNN+LSTM	86.46	79.00	84.00
CNN+ Biomechanical Variables	92.23	81.00	84.00
Proposed Two-stage model	99.64	100.00	100.00

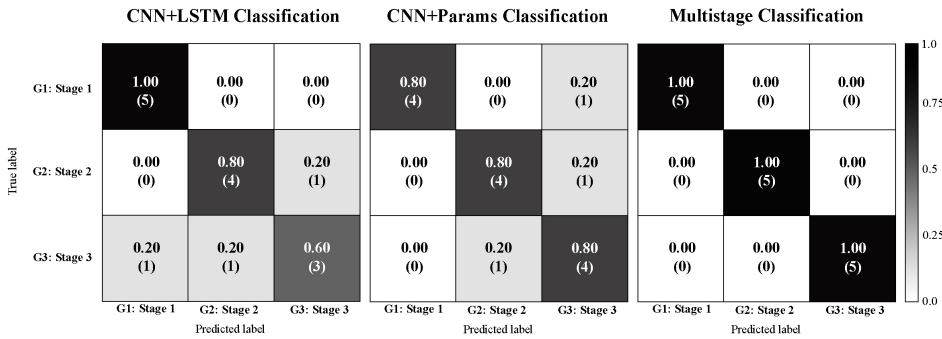


Figura 8.8: Matrices de confusión de los modelos de clasificación comparados con el modelo multietapa.

Tabla 8.5: Sensibilidad de la validación cruzada estratificada de 3-folds forzando uno de los inputs a ser todo ceros y luego realizando la inferencia con los otros dos inputs. La precisión media es la precisión en la validación cruzada cuando el input se establece en cero. Diferencia con todos los inputs es la diferencia en la precisión media obtenida con el input completo al restar la precisión media cuando el input se establece en cero.

	Precisión Media	Diferencia con todos los inputs
Time-domain analysis	68.97	30.67
Frequency-domain analysis	65.85	33.79
Biomechanics variables	71.23	28.41

8.3.4 *Discusión*

Este artículo propone un modelo de dos etapas para clasificar los estadios tempranos de la enfermedad de Parkinson (HY-I, HY-II e HY-III), utilizando una prueba de evaluación funcional. La prueba consiste en evaluar el equilibrio estático, la marcha y la potencia de las extremidades inferiores y sentarse y levantarse de una silla, todo en un período de dos minutos, utilizando un único sensor inercial integrado en un smartphone Android (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Mollà-Casanova y col. 2022).

Como se ha demostrado previamente en el estudio anterior (Mollà-Casanova y col. 2022), las variables biomecánicas obtenidas de la prueba son indicadores de la progresión de la enfermedad, como el tiempo total (Ttime) que aumenta proporcionalmente. La prueba propuesta proporciona información sobre el estado del equilibrio MLDisp ($p < 0.05$), APDisp ($p < 0.05$), DispA ($p < 0.05$), el rango de la marcha Vrange ($p < 0.05$) y la potencia en las extremidades inferiores durante el proceso de sentarse y levantarse de una silla. Hay diferencias significativas ($p < 0.05$) en las variables biomecánicas PTurnSit y PStand entre los tres grupos.

El modelo propuesto se ha construido en dos etapas. En cuanto a la Etapa 1, el modelo es capaz de clasificar la actividad instantánea en cada momento, alcanzando un 90% de precisión a partir de la tercera época. Esto se ha logrado utilizando las señales de los sensores inerciales y empleando modelos de segmentación semántica que han sido validados en estudios anteriores para la clasificación de píxeles en imágenes (Ronneberger, Fischer y Brox 2015) y para el análisis de electrocardiogramas (ECG) (Matias y col. 2021). Esta segmentación semántica permitió obtener las características de la señal que luego se utilizarán como entrada en los modelos de clasificación. Esta segmentación automática tiene un impacto directo en la precisión del modelo. Por otro lado, para asegurar que se capturan todas las características relevantes de la señal en el dominio temporal, una de las ramas de entrada de la red neuronal incluye las propias señales en bruto, combinadas con capas convolucionales y LSTM de la red neuronal como (El Maachi, Bilodeau y Bouachir 2020; Zhao, Qi, Li y col. 2018) respectivamente.

Con respecto a la Etapa 2, el modelo propuesto demuestra una mejora significativa en la precisión en comparación con los modelos basados en variables en estudios anteriores; una precisión del 99.64% utilizando el modelo propuesto, en comparación con una precisión del 80% utilizando modelos SVM, KNN, DT y RF (Trabassi y col. 2022). Estos clasificadores tienen la limitación de

utilizar sólo variables derivadas de la señal, que son clínicamente relevantes para evaluar los grados de Parkinson, pero aún tienen potencial de mejora.

Al comparar clasificadores basados en redes neuronales, como CNN o LSTM, los resultados son similares, con una precisión del 98% con CNN (El Maachi, Bilodeau y Bouachir 2020), una precisión del 92.3% con LSTM (Butt y col. 2020) y del 99% con la combinación de CNN y LSTM (Zhao, Qi, Dong y col. 2018). Aunque estos resultados ya son muy buenos para clasificar los estadios de la enfermedad de Parkinson, tienen la limitación de enfocarse sólo en el dominio temporal. Sin embargo, cabe destacar que en etapas más avanzadas de la enfermedad pueden aparecer ciertos temblores involuntarios que deben tenerse en cuenta (Xing y col. 2022). Aunque algunos autores han encontrado resultados interesantes al analizar las consecuencias de los temblores utilizando variables en el dominio temporal (por ejemplo, entropía de muestra) (Biase y col. 2017; Su y col. 2021), el enfoque más directo sería considerar el estudio del dominio de frecuencia.

A pesar de la muestra de entrenamiento desequilibrada, el modelo responde correctamente. Para abordar este problema se realizó el entrenamiento y la validación utilizando k-fold estratificado con datos artificialmente aumentados, lo cual permitió equilibrar y aumentar los datos para ajustar el modelo siguiendo el proceso utilizado en (Xia y col. 2020).

Otro beneficio presentado en este artículo es la combinación de la información en el dominio temporal y la frecuencia de la señal junto con variables biomecánicas clínicamente relevantes seleccionadas de la literatura. Cabe destacar que las variables antropométricas de los sujetos, como la edad, el sexo, la altura y el peso, han demostrado ser importantes para determinar la gravedad de las enfermedades (Joshi y col. 2010), no se han utilizado en el modelo de clasificación. Esto se debe a que se realizó un análisis comparativo por grupo y se encontraron diferencias. Estas variables se excluyeron para evitar sesgos en la clasificación, aunque sabemos que son importantes. De esta manera, el modelo de clasificación sólo tiene en cuenta la prueba funcional en sí misma (subsección 8.3.6).

Los resultados de nuestro estudio proporcionan a la comunidad científica un nuevo modelo para clasificar las etapas tempranas de la enfermedad de Parkinson. El modelo procesa automáticamente los datos registrados por un sensor inercial portátil durante la realización de una prueba funcional rápida y sencilla. En este estudio planteamos la hipótesis de que este modelo podría ser de interés en el futuro para extraer ciertas características funcionales y permitir clasificaciones más precisas y el seguimiento de los usuarios relacionado con

su capacidad funcional. Sin embargo, se requiere más investigación en este campo. Es importante interpretar con cautela los resultados de este estudio debido a las limitaciones relacionadas con el tamaño de la pequeña muestra. Aunque se excluyeron los parámetros antropométricos del modelo, las diferencias encontradas entre los grupos de HY podrían haber sesgado los resultados. Sería importante, en futuras investigaciones, considerar el uso de la escala HY modificada, que incluye las etapas intermedias (es decir, 0.5, 1.5 y 2.5), para explorar la capacidad del modelo para clasificar todas las etapas de tempranas a moderadas de la enfermedad. Se necesitaría una validación más amplia que incluya datos multicéntricos, muestras homogéneas (en cuanto a variables antropométricas) y herramientas de diagnóstico adicionales para confirmar futuras aplicaciones clínicas.

8.3.5 Conclusiones

El modelo propuesto proporciona una clasificación de alta precisión que identifica correctamente a las personas que sufren las primeras etapas de la enfermedad de Parkinson. Esta técnica basada en CNN y LSTM es más precisa que otra técnica paramétrica de aprendizaje automático. Estos resultados demuestran que el uso de técnicas que manejan datos en bruto, combinados con análisis de frecuencia y variables biomecánicas, evita la pérdida inesperada de información. Además, estos modelos de clasificación se han basado en la información de un sólo sensor, colocado fácilmente en la región de la cintura de los participantes, en una prueba de evaluación de dos minutos. La fácil instrumentación requerida y la corta duración de la prueba hacen que su uso sea factible en el contexto clínico.

8.3.6 Material complementario

Realizamos un análisis por separado utilizando un clasificador estándar (Análisis Discriminante Lineal) con sólo los parámetros del sujeto (edad, peso y altura) como variables de entrada. Se utilizó el mismo proceso de entrenamiento, validación y prueba que en el modelo propuesto, incluida la validación cruzada estratificada K-Fold con el 80% de la muestra y la prueba con el 20% restante. Durante la validación, el modelo alcanzó una tasa media de aciertos de 0,481.

El informe de clasificación de los resultados de las pruebas se muestra en la tabla 8.6.

Tabla 8.6: Informe de clasificación del modelo discriminante de estadios de la enfermedad de Parkinson con los datos antropométricos de los participantes.

	Precision	Recall	F1-score	Support
PD Stage 1	0.00	0.00	0.00	5
PD Stage 2	0.75	0.75	0.75	8
PD Stage 3	0.44	0.80	0.57	5
Accuracy			0.56	18
Macro avg	0.40	0.52	0.44	18
Weighted avg	0.46	0.56	0.49	18

PD: Parkinson disease;

Macro avg: Calculate metrics for each label, and find their unweighted mean. This does not take label imbalance into account.

Weighted avg: Calculate metrics for each label, and find their average weighted by support (the number of thre instances for each label).

Recall: the ability of a classification model to identify all data points in a relevant class;

Precision: the ability of a classification model to return only the data points in a class;

F1-score: a single metric that combines recall and precision using the harmonic mean.

Como puede verse en los resultados, el rendimiento del modelo no fue especialmente bueno, con una tasa global de aciertos de 0,56 y con valores bajos de precisión y recuerdo para la mayoría de los estadios. Por lo tanto, parece que la edad, el peso y la altura, por sí solos, no son suficientes para diferenciar entre los distintos estadios de la enfermedad de Parkinson.

8.4 Clasificación de diferentes patologías (personas sanas, Parkinson y Alzheimer)

8.4.1 Introducción

Las pruebas funcionales son esenciales en la práctica clínica debido a su eficacia para cuantificar el estado funcional de los usuarios y mejorar la toma de decisiones clínicas. Este tipo de valoración evalúa la capacidad del usuario para realizar varias tareas o actividades de la vida diaria (Fritz y col. 2016), como caminar (Pankoff y col. 2000) mantener el equilibrio (Ghislieri y col. 2019; Alberts y col. 2015), sentarse y levantarse de una silla (Bohannon y col. 2010; Goldberg y col. 2012) o realizar combinaciones de tareas (Coelho y col. 2012; Tamura y col. 2018).

Finalmente, los objetivos clínicos de los procedimientos de evaluación funcional son establecer clasificaciones de gravedad de la enfermedad (Bhidayasiri y Tarsy 2012) y determinar categorías de estado funcional (Wrisley y Kumar 2010) o niveles de riesgo (Sun y Sosnoff 2018; Friedrich y col. 2021). Estas clasificaciones permiten una mejor caracterización de los usuarios y, por tanto, una planificación más precisa de las intervenciones terapéuticas, así como una mejor implementación de la estrategia de prevención, siempre que sea posible. Para ello, recientemente, se han desarrollado evaluaciones instrumentadas mediante sensores para automatizar el registro y obtener datos cuantitativos que proporcionen información más detallada sobre el desempeño de la tarea (L. Wang y col. 2021; Patel, Pavic y Goodwin 2020; Misu y col. 2019; Roshdibenam y col. 2021; Mirelman y col. 2021). En este contexto, nuestro grupo de investigación ha demostrado la utilidad de los sistemas inerciales embebidos en dispositivos Android para la determinación del estado funcional de personas con enfermedades neurodegenerativas, como el Parkinson o el Alzheimer (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019).

Hay muchos estudios que han utilizado el resultado de la evaluación instrumentada para realizar clasificaciones clínicas utilizando métodos estadísticos como el análisis discriminante (LDA) (Monaro y col. 2021), la regresión logística (Shumway-Cook, Brauer y M. Woollacott 2000), el bosque aleatorio (Aich y col. 2018), las máquinas de aprendizaje extremo (ELM) (Patil y col. 2019) o las máquinas de vectores de apoyo (SVM) (Tahafchi y col. 2017; Manap, Tahir y Yassin 2011; Muniz y col. 2010).

Estos métodos de clasificación requieren tres pasos principales: la extracción de características de los datos del sensor, la selección de las características clínicamente relevantes y la implementación del algoritmo de clasificación (Figueiredo, Santos y Moreno 2018).

Se han señalado varios inconvenientes en la extracción y selección de características. Las características se basan en el conocimiento de los expertos sobre el tema y se puede pasar por alto información relevante al abordar nuevos problemas (Mohammadian Rad y Marchiori 2021). Además, la precisión de la clasificación resultante también puede verse condicionada por el mecanismo de selección del conjunto de variables clínicamente relevantes (Aich y col. 2018). También, puede haber diferencias significativas en los resultados dependiendo de los algoritmos utilizados en el cálculo de las características (Pacini Panebianco y col. 2018). Para evitarlo, la norma es obtener el mayor número posible de características de los datos del sensor y luego seleccionar un subconjunto de variables (Rehman y col. 2019). Sin embargo, los métodos de selección de características suelen ser subjetivos y los parámetros seleccionados pueden estar muy correlacionados (Figueiredo, Santos y Moreno 2018).

Para evitar esto, el uso de redes neuronales artificiales (RNA) puede ser una solución, debido a su capacidad para resolver problemas muy complejos con la menor manipulación posible de la señal. Las RNA pueden diseñarse para calcular casi todo tipo de datos de entrada (Joshi y col. 2010) con la particularidad de que la propia técnica extrae las características de interés a partir de un proceso de entrenamiento (Mohammadian Rad y Marchiori 2021; Dehzangi, Taherisadr y ChangalVala 2017).

Algunos autores ya han demostrado el potencial del uso de datos brutos de sensores como entrada de RNA para aplicaciones clínicas (Friedrich y col. 2021; Roshdibenam y col. 2021; Tabatabaei y col. 2020). Sin embargo, sólo un estudio ha comparado la precisión de dos métodos de clasificación, una red neuronal convolucional en capas (CNN) alimentada con datos de sensores y, la otra, un método basado en características (Roshdibenam y col. 2021). En este estudio se obtuvo una precisión superior al 90% en la clasificación de los estados OFF y ON en la enfermedad de Parkinson. Tal y como afirman los autores, estos prometedores resultados alientan la investigación sobre el diseño y la evaluación de arquitecturas de CNN más elaboradas con el objetivo de clasificar a personas con diferentes patologías y condiciones utilizando, además, sensores integrados en relojes inteligentes o teléfonos.

Para determinar la utilidad para la clasificación clínica de una CNN basada en datos de sensores, que no requiere la extracción de características, su precisión

debe compararse con otros métodos de RNA que sí requieren de parámetros, como el perceptrón multicapa (MLP). Además, debería recomendarse la comparación con otros métodos paramétricos lineales, como el LDA, el clasificador paramétrico estadístico más sencillo, para comparar la precisión de un método basado en RNA con la de un diseño paramétrico lineal.

El objetivo principal de este estudio era determinar la precisión de clasificación de una red neuronal convolucional multimodal (CNN) diseñada para procesar los datos brutos de los sensores obtenidos en una prueba de movilidad funcional. Para ello, se utilizó una muestra compuesta por personas con la enfermedad de Alzheimer, la enfermedad de Parkinson y personas mayores sanas. El objetivo secundario era comparar la precisión de esta técnica con la obtenida mediante técnicas estadísticas que requieren la definición previa y selección de los parámetros calculados, como el LDA y una versión simple de un clasificador Perceptrón Multicapa (MLP).

8.4.2 Material y métodos

8.4.2.1 Participantes

La muestra de este estudio incluyó tres grupos de participantes, reclutados previamente para otros estudios realizados por nuestro grupo (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019). Los criterios de inclusión y exclusión fueron:

- Treinta personas con diagnóstico de enfermedad de Parkinson (EP) según los criterios del Banco del Reino Unido (Hughes y col. 1992). Los criterios de inclusión fueron: diagnóstico de EP de leve a moderada (estadios 2 y 3 de Hoehn y Yahr (Hoehn y Yahr 1967)); tratamiento farmacológico optimizado y estable durante al menos 1 mes antes de la inscripción y ausencia de deterioro cognitivo, según la evaluación del Mini Examen del Estado Mental de Folstein ($score \geq 24$) (M. F. Folstein, S. E. Folstein y McHugh 1975). Todos los participantes fueron evaluados durante el estado "on", una hora después de tomar la medicación.
- Treinta personas diagnosticadas de Alzheimer (EA) según los criterios revisados del NINCDS-ADRDA (Dubois y col. 2007). El criterio de inclusión fue: clasificación en los estadios 1 y 2, según el Clinical Dementia Rating (CDR) (Morris 1993).

- Treinta controles emparejados por edad sin ninguna patología mental o musculoesquelética asociada.

Los voluntarios de los tres grupos fueron excluidos si presentaban otras deficiencias neurológicas u ortopédicas que limitaran la marcha independiente y el sentarse o levantarse de una silla y trastornos visuales o auditivos graves no corregidos. Se excluyeron las personas del grupo de EP que habían recibido estimulación cerebral profunda o tratamiento con Duodopa.

Todos los participantes aceptaron y firmaron un formulario de consentimiento informado para inscribirse en el estudio. Para la muestra de personas con Alzheimer, se obtuvo el consentimiento informado por escrito de sus cuidadores. El protocolo cumplió los principios de la Declaración de Helsinki de la Asociación Médica Mundial. Dado que este trabajo se basa en dos estudios anteriores (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019), todos los procedimientos incluidos fueron aprobados previamente por el Comité Ético de la Universidad de Valencia (Nº 1517239006520).

8.4.2.2 Adquisición de datos

La prueba funcional se realizó con el sistema Fallskip[®] (Instituto de Biomecánica de Valencia, Valencia, España), un sistema de registro basado en Android que se ejecuta en un smartphone. El sistema se fijó a la parte inferior de la espalda del participante a nivel de la L4-L5 mediante la fijación de una correa de velcro. El sistema registra las señales de la Unidad de Medición Inercial (IMU) integrada (High Performance 6-Axis MEMS MotionTrackingTM) compuesta por giroscopio de 3 ejes y acelerómetro de 3 ejes a 100 Hz.

La evaluación requirió la medición y el registro del peso, la altura, el sexo y el historial de caídas del año anterior de cada participante. Estas variables se utilizaron para los análisis posteriores.

El protocolo de medición ha sido validado previamente (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019; J. López-Pascual, Hurtado Abellán, Espí-López y col. 2018) y consistió en una prueba de movilidad con 5 fases realizadas secuencialmente en una única grabación (material complementario 1):

- Fase 1. De pie y sin moverse, los brazos junto al cuerpo durante 30 segundos.

- Fase 2. Caminar en línea recta lo más rápido y seguro posible hacia una silla a 3 metros de distancia.
- Fase 3. Darse la vuelta y sentarse en una silla.
- Fase 4. Levantarse de la silla.
- Fase 5. Regresar lo más rápido y seguro posible al punto de partida.

8.4.2.3 *Procesado de datos*

Todo el procesamiento de los datos se llevó a cabo mediante scripts de Python (3.x) personalizados y offline. Los datos brutos de los sensores se procesaron según Nishiguchi y col. (Nishiguchi y col. 2012) y W. Zijlstra y Hof (W. Zijlstra y Hof 2003). En primer lugar, se realizó una interpolación lineal para obtener una frecuencia de muestreo constante para todas las señales. A continuación, se aplicó un filtro Butterworth de paso bajo (lag cero de cuarto orden a 20 Hz). Los datos registrados por los sensores del smartphone se procesaron para generar las entradas de todos los modelos de clasificación. Para el análisis posterior, se realizó un procesamiento de datos diferente para los métodos paramétricos y para la CNN, como se muestra en figura 8.9.

8.4.2.3.1 **Procesado de datos para modelos de clasificación paramétricos, LDA y MLP**

La segmentación y parametrización de las pruebas funcionales se llevó a cabo siguiendo los procedimientos descritos por (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020; Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019).

Segmentación de la prueba funcional

Cada grabación de la prueba funcional fue dividida manualmente en las 5 fases descritas anteriormente por el mismo investigador. El comienzo y el final de cada fase se seleccionaron haciendo clic en un gráfico en el que se trazaron los vectores de datos de los acelerómetros, los giroscopios y los magnetómetros.

Parametrización

Las variables calculadas por fase y para toda la prueba funcional han sido previamente validadas (Nishiguchi y col. 2012; W. Zijlstra y Hof 2003; Ribeiro, Castro y Freire 2003; Esser y col. 2009) y fueron las siguientes:

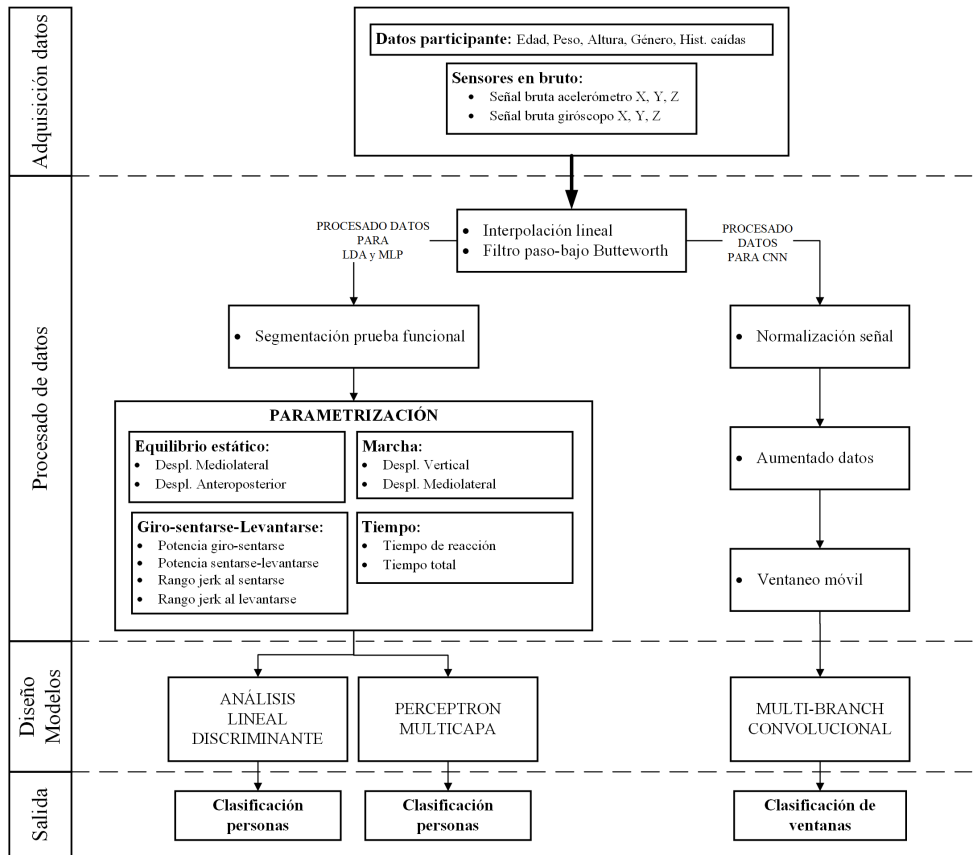


Figura 8.9: Diagrama de flujo del procesado de datos para modelos de clasificación paramétricos (izquierda) y no paramétricos (derecha) desde los datos de adquisición hasta el resultado de la clasificación. Los modelos de clasificación paramétricos clasifican directamente a las personas y los modelos de clasificación no paramétricos clasifican las ventanas de señal sin procesar (no a las personas)

- Fase 1, equilibrio: rango del desplazamiento medial-lateral (MLDisp) del centro de masa (COM); rango del desplazamiento anteroposterior (AP-Disp) del COM.
- Fase 2 & 5, marcha: rango del desplazamiento vertical (Vrange) del COM; rango del desplazamiento mediolateral (MLrange) del COM.
- Fase 3 & 4, girarse, sentarse y levantarse: Potencia para sentarse (PTurn-Sit); potencia para sentarse y levantarse (PStand) [44]; rango de jerk para sentarse (JerkSit); rango de jerk para levantarse (JerkStand) (A. Weiss y col. 2011).
- Valoración completa: Tiempo de reacción (Reaction Time); Tiempo total (Total Time).

8.4.2.3.2 Procesado de datos para CNN .

Normalización de las señales

Se obtuvieron tres señales del acelerómetro y tres del giroscopio, una para cada eje (X, Y, Z). Cada señal se normalizó por el rango máximo obtenido en cada sensor para proporcionar entradas de datos homogéneas entre 0 y 1 (8.6):

$$X_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}; Y_{norm} = \frac{y - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}; Z_{norm} = \frac{z - z_{min}}{z_{max} - z_{min}} \quad (8.6)$$

Aumentado de datos

Con el fin de aumentar el número de observaciones para el entrenamiento del modelo CNN, se añadieron datos artificiales al conjunto mediante técnicas de aumento de datos (Um y col. 2017). El aumento de datos consistió en una rotación de la señal de 90 y 180 grados. Por tanto, los datos totales se incrementaron de 4k observaciones por grupo a 12k.

Ventana móvil

Tras la normalización de las señales y el aumento de los datos, éstos se reconfiguraron como una hipermatriz; la hipermatriz consistía en ventanas que contenían 64 muestras de las seis señales de la IMU con un solapamiento del 50% siguiendo las recomendaciones de tamaño de ventana y solapamiento para actividades humanas según Banos y col. (Banos y col. 2014) y Dehghani y col. (Dehghani y col. 2019). Por tanto, el tamaño de la hipermatriz fue $N \times 64 \times 6$, siendo N el número de ventanas.

8.4.2.4 Diseño de los modelos de clasificación

Los tres modelos de clasificación se diseñaron para tratar dos tipos de datos de entrada como predictores de grupo: i. Datos de los participantes y ii. Datos de las pruebas funcionales. La combinación de estos dos tipos de datos puede contribuir a aumentar la sensibilidad de la clasificación, ya que algunos datos de los participantes (p. ej., altura, peso) están relacionados con la magnitud de las medidas biomecánicas (p. ej., equilibrio, stand2sit) (W. Zijlstra y Hof 2003; Lindemann y col. 2003; A. Zijlstra y W. Zijlstra 2013). Con el objetivo de evitar el sesgo en los modelos de clasificación, se utilizó un ANOVA de 1 vía con el factor "grupo" entre sujetos para buscar diferencias en los datos de los participantes entre los grupos. El error de tipo I se fijó en un 5% ($p \leq 0,05$). Las variables significativamente diferentes entre los grupos se descartaron para el diseño del modelo. Todos los análisis estadísticos se realizaron utilizando el software RStudio con la versión 4.0.3 de R. Para el desarrollo de MLP y CNN se utilizaron el API de Keras y el framework de Tensor Flow 2.0 en Python 3.7.x.

8.4.2.4.1 Modelos de clasificación paramétricos

Se implementaron dos modelos de clasificación paramétricos: un análisis discriminante lineal (LDA) y un perceptrón multicapa (MLP).

Modelo de clasificación LDA

En el modelo LDA se seleccionó el grupo del participante como variable dependiente, mientras que los datos del participante y los parámetros de la prueba se introdujeron como variables independientes. El LDA se calculó con la aproximación Bayes, utilizando el paquete MASS (Venables y Ripley 2002) con el método "momento" para los estimadores estándar de la media y la varianza.

Modelo de clasificación MLP

Se diseñó un modelo secuencial básico utilizando los datos del participante y los parámetros de la prueba como predictores y el grupo como salida del modelo. El diseño consistía en una capa de entrada de 12 neuronas (una para cada parámetro), una capa oculta densa de 50 neuronas con función de activación ReLU y una capa de salida de tres neuronas. La capa de salida utilizó una función softmax para la activación, transformando la suma de los valores predichos de todas las neuronas de la capa de salida en 1. El compilador se definió como una medida de pérdida categórica de entropía cruzada con el optimizador Adam para una mayor eficiencia. Finalmente, se especificó la

métrica de evaluación "precisión" o "accuracy" y se ejecutó un proceso de diseño iterativo, obteniendo los mejores resultados para una configuración con un tamaño de lote de 32 para 200 épocas de entrenamiento.

8.4.2.4.2 Modelo de clasificación no paramétrico

El modelo no paramétrico desarrollado fue un modelo de clasificación basado en redes neuronales convolucionales (CNN) que utilizó los datos de los participantes y los datos brutos recogidos de los IMU (es decir, el acelerómetro 3D y el giroscopio 3D) como datos de entrada. El modelo se diseñó con dos ramas de flujo de datos de entrada independientes que, posteriormente, se concatenaron para calcular la clasificación de los grupos. La estructura del modelo CNN se muestra en la figura 8.10.

La estructura de la rama de datos de los participantes se diseñó como dos capas densas con 500 y 100 neuronas respectivamente, seguidas de una capa transformadora para realizar la concatenación de dos ramas de datos de entrada. La estructura de la rama de la señal del sensor en bruto fue de dos capas convolucionales 1D con función de activación ReLU, 64 filtros cada una y un tamaño de núcleo de 3, seguidas de dos capas que ralentizan el aprendizaje (dropout=0,5 y capa max pooling=2). Por último, una capa transformadora para realizar la concatenación de datos (flatten layer). Para el modelo superior (Top Model), que agrupa automáticamente las características extraídas de cada rama (ambas capas de aplanamiento de salida), utilizamos una estructura de un modelo de clasificación MLP con una capa densa de 100 neuronas y una capa de salida con función de activación softmax. Para elaborar el modelo, utilizamos la entropía cruzada categórica como nuestra medida de pérdida y el optimizador Adam. Finalmente, especificamos la métrica de evaluación "precisión" y, para ajustar el modelo, se realizó un proceso de diseño iterativo, obteniendo los mejores resultados para una configuración con un tamaño de lote (Batch size) de 32 muestras para 500 épocas de entrenamiento.

8.4.2.5 Análisis de datos

Se utilizaron métodos estadísticos clásicos para obtener la media como medida central de tendencia y la desviación estándar (DE) como medida de dispersión. Se utilizó un ANOVA de 1 vía con el factor "grupo" entre sujetos para buscar diferencias en las variables de la prueba funcional. El error de tipo I se fijó en un 5% ($p \leq 0,05$). Los participantes fueron asignados aleatoriamente a un conjunto de entrenamiento, compuesto por el 70% de los participantes, y

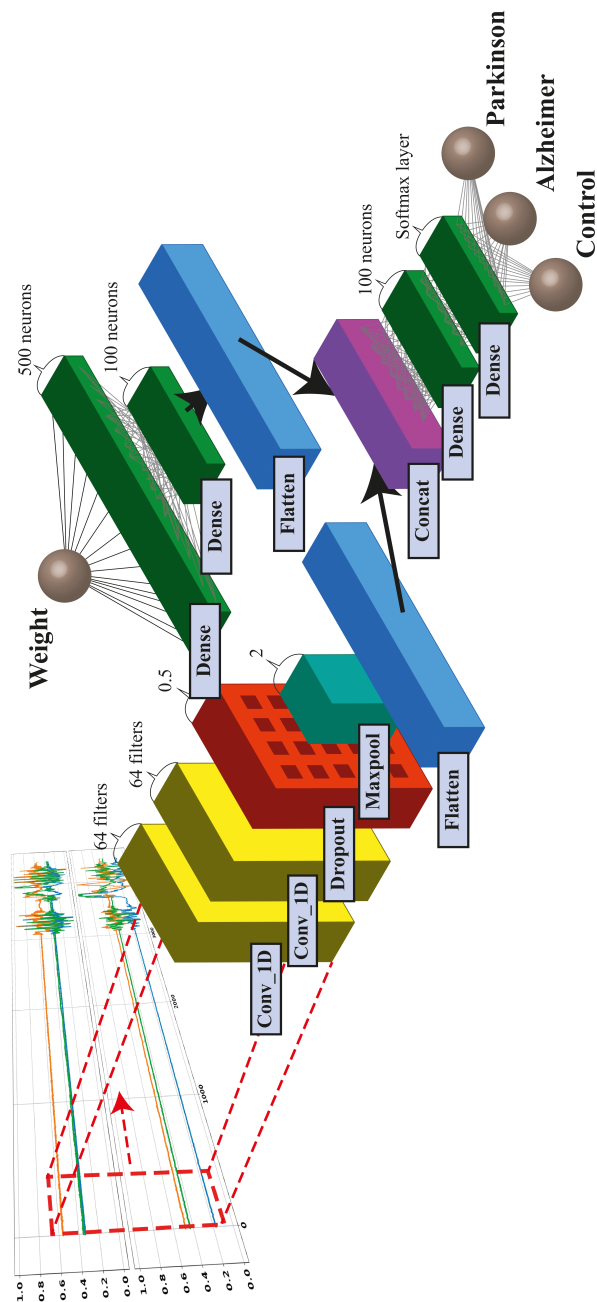


Figura 8.10: Estructura del modelo de clasificación de multi-rama de la red neuronal convolucional (CNN). Rama izquierda: ventana móvil de entrada de 64 muestras del sensor (acelerómetro XYZ y giroscopio XYZ). Rama derecha: datos de entrada del participante. Fuente: elaboración propia.

a un conjunto de validación con el 30% restante (figura 8.11) para probar la precisión de los modelos de clasificación y compararlos.

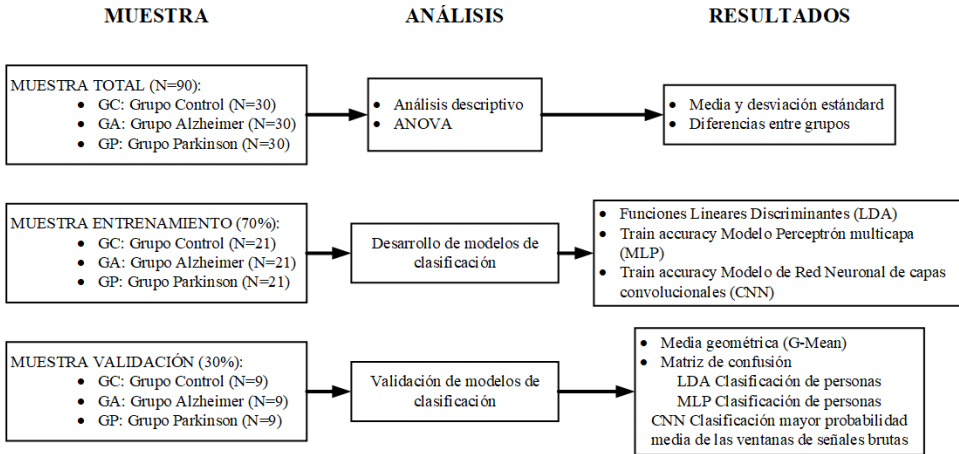


Figura 8.11: Diagrama de flujo del análisis de datos con las pruebas de movilidad. División de la muestra total (90 participantes) en dos conjuntos de datos: conjunto de entrenamiento (70%) y conjunto de validación (30%). Estos conjuntos se utilizaron para diseñar y validar todos los clasificadores: discriminante lineal (LDA), perceptrón multicapa (MLP) y red neuronal con capas convolucionales (CNN).

8.4.2.5.1 Desarrollo de los modelos de clasificación

Los modelos de clasificación se diseñaron con el conjunto de entrenamiento. El cálculo del LDA dio lugar a dos funciones discriminantes. Las épocas se determinaron de forma iterativa y el modelo MLP se obtuvo tras un entrenamiento de 200 épocas, mientras que la CNN se entrenó durante 500 épocas. En ambos casos, se obtuvieron los gráficos de precisión y evolución de las pérdidas a lo largo de las épocas de entrenamiento.

8.4.2.5.2 Validación de los modelos de clasificación

La validación se realizó con el conjunto de datos de validación. La precisión de cada modelo de clasificación se evaluó mediante una matriz de confusión y la media geométrica (G-mean), que proporciona una métrica robusta de la calidad del clasificador (Kubat y Matwin 1997).

Para el LDA y el MLP, el clasificador proporciona una única clasificación por usuario, mientras que la CNN proporciona una clasificación por ventana. Este

último devuelve una matriz Nx3 por participante con la probabilidad de pertenecer a cada uno de los 3 grupos en las N ventanas en las que se dividieron los datos de entrada. Para obtener la clasificación por grupos se calculó la probabilidad media de cada grupo en las N ventanas, obteniendo una matriz de 1x3 por participante. Cada participante fue asignado al grupo cuya probabilidad resultante era mayor en las ventanas promediadas. La matriz de confusión para la CNN se obtuvo con esta última clasificación.

La comparación del LDA y el MLP permitió establecer las diferencias en la precisión de la clasificación entre un método lineal simple y un método basado en RNA.

La comparación de los dos métodos basados en RNA (MLP y CNN) permitió explorar las posibles diferencias al utilizar una selección de parámetros o los datos brutos del sensor como entrada del modelo de clasificación.

8.4.3 Resultados

8.4.3.1 Participantes

Se encontraron diferencias significativas en la edad media (DE) de los participantes (AG: 77,0 (8,63) años, PG: 67,3 (9,01) años y GC: 73,1 (11,80) años). También hubo diferencias significativas en la estatura (AG: 1,55 (0,08) m, PG: 1,69 (0,07) m y GC: 1,71 (0,07) m). Además, se encontraron diferencias significativas en la distribución por sexos entre los grupos ($\chi^2 = 14,28$; $p < 0,05$). El peso no difirió significativamente ($p > 0,05$) entre los grupos (AG: 72,4 (11,71) kg, PG: 75,7 (12,65) kg y GC: 72,5 (14,81) kg). La edad, la estatura y el sexo no se incluyeron como datos de entrada en el desarrollo de los modelos de clasificación.

8.4.3.2 Análisis descriptivo

La tabla 8.7 muestra los valores descriptivos de los parámetros biomecánicos obtenidos en la evaluación. Como se muestra, hubo diferencias significativas entre los grupos en todas las variables excepto en MLrange y JerkStand.

Tabla 8.7: Comparación de los parámetros biomecánicos entre los grupos: grupo control, Alzheimer y Parkinson

	CG (n=30)	AG (n=30)	PG (n=30)	ANOVA	
	Mean (SD)	Mean (SD)	Mean (SD)	F value	p-value
MLDisp (mm)	3.76 (1.55)	7.86 (3.95)	13.82 (10.60)	17.7	< 0.001 *
APDisp (mm)	14.14 (3.82)	23.96 (11.00)	28.37 (13.06)	15.6	< 0.001 *
Vrange (mm)	30.45 (8.39)	20.15 (6.27)	27.96 (9.95)	12.4	< 0.001 *
MLrange (mm)	56.72 (14.19)	63.54 (16.83)	56.72 (22.10)	1.4	0.244
PTurnSit (W)	132.99 (25.24)	52.00 (21.55)	77.11 (28.46)	80.9	< 0.001 *
PStand (W)	315.74 (66.10)	146.05 (54.65)	214.13 (88.66)	43.1	< 0.001 *
Jerksit (m/s3)	21.88 (7.16)	16.28 (6.37)	19.84 (10.13)	3.7	0.028 *
JerksStand (m/s3)	25.25 (8.21)	20.96 (6.87)	27.32 (15.99)	2.5	0.088
Reaction Time (s)	0.95 (0.42)	1.79 (0.82)	1.29 (0.38)	16	< 0.001 *
Total Time (s)	11.78 (2.09)	20.56 (4.78)	15.30 (3.91)	41.4	< 0.001 *

CG: grupo de control; AG: grupo de Alzheimer; PG: grupo de Parkinson; Los datos se expresan como media (SD), * diferencias significativas entre grupos ($p < 0,05$).

8.4.3.3 Desarrollo de los modelos de clasificación

Los coeficientes de las variables incluidas en las dos funciones discriminantes resultantes del análisis LDA se presentan en el material complementario 2 (tabla 8.8).

Las curvas de evolución de la precisión durante el entrenamiento de los modelos de clasificación MLP y CNN se muestran en la figura 8.12. Se observa que la precisión del MLP se estabiliza en torno al 85% después de 150 épocas. En el clasificador CNN se alcanza una precisión superior al 95% ya en la época 250.

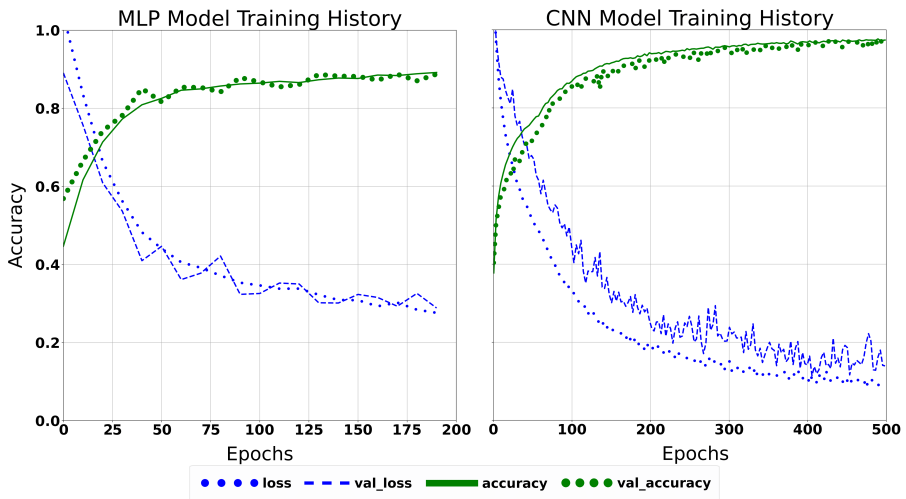


Figura 8.12: Train accuracy history de los modelos perceptrón multicapa (MLP) (izquierda) y de la red neuronal convolucional (CNN) (derecha) utilizando los 63 participantes en el entrenamiento (70% de la muestra total; 21 participantes en cada grupo). Para una mejor visualización del gráfico, los resultados de entrenamiento de la CNN fueron submuestreados (1:3).

8.4.3.4 Validación de los modelos de clasificación

La precisión de los modelos de clasificación se evaluó con una muestra de validación de 27 participantes, es decir, 9 en cada grupo. La comparación de la precisión de los tres modelos (es decir, LDA, MLP y CNN) se muestra en la figura 8.13.

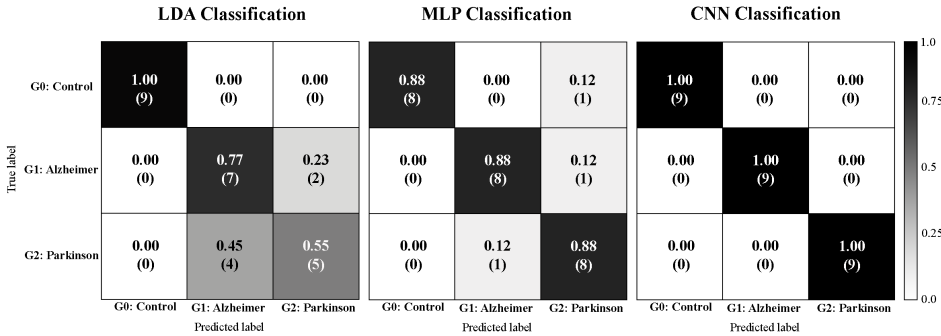


Figura 8.13: Matrices de confusión de los modelos de análisis discriminante lineal (LDA) (izquierda), perceptrón multicapa (MLP) (centro) y red neuronal convolucional (CNN) (derecha) utilizando los 27 participantes de la validación (30% de la muestra total; 9 participantes en cada grupo). Entre paréntesis, el número de observaciones clasificadas en cada grupo.

LDA y MLP obtuvieron casi los mismos resultados de precisión para el grupo de participantes con Alzheimer; ambas técnicas clasificaron correctamente al 77% y al 80% de los participantes, respectivamente. Cuando se analizaron los voluntarios de Parkinson, el 55% de los participantes fueron clasificados correctamente utilizando LDA y el 80% con MLP. Los participantes de control fueron clasificados correctamente en un 100% usando LDA y en un 88% con MLP. En cambio, el modelo CNN realizó una clasificación precisa de los 27 participantes de la muestra de validación. Las medias Geométricas obtenidas son de 0,83, 0,91 y 1,00 para los clasificadores LDA, MLP y CNN, respectivamente.

8.4.4 *Discusión*

En este estudio se presentan los resultados de la precisión de la clasificación de dos patologías neurodegenerativas y sus homólogos sanos emparejados por edad con una técnica de análisis basada en el uso de redes neuronales convolucionales (CNN), al realizar una prueba de movilidad funcional en comparación con otras técnicas de clasificación tradicionales.

Se observa que la técnica de clasificación basada en CNN utilizada permite clasificar al 100% de los sujetos en grupos con enfermedad de Alzheimer, grupos con enfermedad de Parkinson y controles sanos sin requerir, además, la planificación de ningún proceso de selección o parametrización de puntos de referencia de la señal funcional. La técnica diseñada supera la precisión de clasificación de los modelos MLP y LDA.

Existen estudios previos en los que la evaluación de la capacidad de movilidad funcional se ha utilizado para clasificar patologías o condiciones en función de su eficacia en cuanto a la planificación del enfoque terapéutico. De hecho, Fritz y col. (Fritz y col. 2016) compararon el rendimiento motor en personas con demencia, Parkinson y Alzheimer. Se siguió un extenso protocolo que incluía el análisis de la marcha con instrumentos (GAITRite), la evaluación del equilibrio y de la doble tarea (prueba de movilidad de Tinetti, escala de equilibrio de Berg, prueba de Timed Up and Go y la prueba de caminar 8 metros) y la destreza de las manos (9 Hole Peg Test). A diferencia de nuestros resultados, no encontraron diferencias entre el GC y el PG en la marcha, ni en la evaluación del equilibrio y la tarea dual, pero sí informaron de diferencias en la destreza de la mano. Dado que el tamaño de su muestra era similar, el hecho de que no clasificaran correctamente las patologías incluidas se debió, probablemente, a que utilizaron principalmente mediciones no sensorizadas.

Esto puede ser apoyado por los resultados de (Aich y col. 2018), que clasificaron con éxito a las personas en el GA (grupo de Alzheimer) y el PG (grupo de Parkinson) utilizando datos de la marcha espaciotemporal recogidos a través de dispositivos portátiles y el Sistema de Análisis de Movimiento 3D. En este estudio se realizó una comparación entre varios clasificadores paramétricos (LDA NaiveBayes, Random Forest y Support Vector Machine (SVM)). Debido a la complejidad de manejar un elevado número de parámetros, los autores aplicaron algoritmos de reducción no lineal. La mejor combinación de parámetros alcanzó un 92,59% de precisión utilizando la clasificación SVM. La mayor precisión de este modelo de clasificación, en comparación con los dos enfoques paramétricos presentados en nuestro manuscrito, puede estar relacionada con

la evaluación de laboratorio más sofisticada realizada, incluida la cinemática en 3D.

A este respecto, algunos estudios concluyeron que los análisis paramétricos requieren no sólo de un elevado número de parámetros para definir el estado funcional, sino también de una compleja instrumentación del usuario (Mirelman y col. 2021), siendo necesarios varios sensores corporales. Esta combinación de un mayor número de sensores y parámetros se ha afirmado como necesaria para no perder información relevante sobre el estado funcional, lo que puede poner en peligro la potencia de la clasificación para los diferentes estadios de la enfermedad de Parkinson. Sin embargo, estas complejas configuraciones suponen un reto para el personal sanitario en el contexto clínico (Martinez, Bengio y Yannakakis 2013; Rad y col. 2016).

Los resultados comunicados aquí apoyan la idea de que el uso de dispositivos instrumentales sencillos, como un teléfono inteligente, en combinación con redes neuronales, puede ser una alternativa real a las complejas evaluaciones de laboratorio. El procesamiento directo de los datos brutos de los sensores en lugar de la parametrización ha demostrado ser más eficaz y minimizaría el riesgo de omitir información clínicamente relevante. Este enfoque ya fue propuesto por Tabatabaei y col. (Tabatabaei y col. 2020), que lograron una clasificación ligeramente mejor del síndrome de Parkinson idiopático utilizando los datos brutos del sensor registrados en una prueba de "Timed Up and Go", en comparación con un modelo paramétrico. Otros autores también han demostrado el potencial de las redes neuronales para procesar los datos brutos de los sensores de las pruebas de movilidad, en particular para clasificar a los adultos mayores como *fallers* o *non-fallers* (Roshdibenam y col. 2021) o para predecir las puntuaciones de las pruebas de movilidad (Friedrich y col. 2021). La CNN multimodal desarrollada combina los datos del usuario con los datos brutos obtenidos del sensor utilizado durante la ejecución de una prueba de movilidad funcional. Estas técnicas aprenden y extraen automáticamente las características de interés en función del objetivo del estudio y, por tanto, no se requiere ninguna parametrización (Mohammadian Rad y Marchiori 2021). El modelo de clasificación presentó una clasificación correcta de personas sanas, personas con la enfermedad de Alzheimer y personas con la enfermedad de Parkinson en el 100% de los casos y una media Geométrica de 1.

La precisión del modelo propuesto fue superior a la de los clasificadores LDA y MLP (G-mean: 0,83 y 0,91) utilizados en este estudio, siendo la precisión de la clasificación para las personas sanas del 100% y 88% respectivamente, no pudiendo distinguir el 12% restante del perfil de movilidad de las personas

con enfermedad de Parkinson. Estos resultados no pueden compararse directamente con los de estudios anteriores ya que, hasta donde sabemos, este es el primer estudio que utiliza estas técnicas para clasificar entre estas poblaciones. Siguiendo un enfoque similar, estudios anteriores ya han demostrado la mayor precisión de la CNN en comparación con los modelos basados en parámetros. Roshdibenam y col. desarrollaron un modelo de clasificación con Support Vector Machine (SVM) (Roshdibenam y col. 2021), mientras que Tabatabaei y col. utilizaron k-Nearest Neighbors (Tabatabaei y col. 2020), obteniendo en ambos casos resultados inferiores a la alternativa basada en redes neuronales y datos brutos de la IMU.

Se incluyó en el estudio un modelo simple de MLP para observar el efecto del algoritmo de "backpropagation" en la clasificación final, concretamente en el proceso de asignación del peso de las neuronas internas durante el proceso de entrenamiento. Cuando se compararon el modelo lineal (LDA) y el MLP, este último mostró una mayor precisión de clasificación. En el caso de las personas con la enfermedad de Alzheimer, el clasificador LDA clasificó correctamente el 77%, no pudiendo distinguir el 23% restante de las personas con la enfermedad de Parkinson. El clasificador MLP aumentó ligeramente la precisión de la clasificación de las personas con la enfermedad de Alzheimer hasta el 88%, confundiendo el 12% con las personas con la enfermedad de Parkinson. Por último, en el caso de las personas con Parkinson, el clasificador LDA alcanzó una precisión del 55%, no pudiendo distinguir el 45% restante de las personas con Alzheimer, mientras que el clasificador MLP aumentó su precisión hasta el 88%, confundiendo el resto con las personas con Alzheimer. La precisión encontrada en LDA y MLP es consistente con los hallazgos de clasificación en estudios anteriores. Por ejemplo, Lafuente y col. (Lafuente y col. 1998) lograron un 85% de precisión distinguiendo entre personas sanas y usuarios con artrosis de rodilla, utilizando MLP, y un 75% de precisión, utilizando un clasificador bayesiano cuadrático.

Por tanto, los resultados obtenidos en este estudio mostraron que, aunque una aproximación paramétrica basada en una RNA proporciona una capacidad de clasificación de alta precisión, el uso de la CNN con el manejo de la señal en bruto podría considerarse la técnica de elección debido a su mayor precisión. Sin embargo, los resultados deben interpretarse con cautela debido al pequeño tamaño de la muestra. Además, hay que tener en cuenta que nuestro estudio incluyó grupos equilibrados, por lo que la precisión de los métodos propuestos no se ha probado con muestras desequilibradas. En caso de tener muestras desequilibradas, debería realizarse un paso previo para equilibrar sintéticamente la muestra (Kubat y Matwin 1997; Chawla y col. 2002; Barandela y col.

2003). Además, en el futuro deberían probarse otros métodos, como SVM, ELM (G.-B. Huang y col. 2012) o ELM multicapa, ya que también pueden proporcionar buenos resultados.

Otra consideración es que la mayoría de las variables antropométricas mostraron diferencias significativas entre los grupos (la altura, la edad y el sexo) y tuvieron que ser excluidas del modelo. La combinación de varios datos antropométricos con datos brutos en el modelo podría aumentar aún más la potencia del modelo de clasificación (Joshi y col. 2010).

El presente estudio ha demostrado el potencial de las CNN para analizar la información bruta recogida por los sensores, con un ahorro en el proceso de parametrización y una mejor extracción de las características relevantes. Futuros estudios podrían evaluar el potencial de clasificación de los distintos estadios de las enfermedades neurodegenerativas consideradas, con el fin de aumentar la aplicación clínica de esta técnica de clasificación. Por otra parte, los parámetros resultantes de una prueba funcional pueden ser muy útiles para la interpretación clínica de los resultados. Es por ello que los estudios futuros deberían centrarse en explotar las ventajas de las CNN para desarrollar aplicaciones de utilidad efectiva en la práctica clínica diaria para mejorar los procedimientos existentes.

8.4.5 Conclusiones

El uso de CNN proporciona un modelo de clasificación de alta precisión que clasifica correctamente a las personas que padecen las enfermedades de Alzheimer y Parkinson y a sus homólogos sanos. Esta técnica basada en CNN es más precisa que un modelo lineal (LDA), e incluso más precisa que otras técnicas paramétricas basadas en CNN. Estos resultados demostraron que el uso de técnicas que manejan datos en bruto, sin parametrización, evita la pérdida inesperada de información. Además, estos modelos de clasificación se han basado en la información de un único sensor fácilmente colocado en la región de la pelvis/lumbar de los participantes. El hecho de no necesitar el procesamiento de la señal y la facilidad de instrumentación requerida hace factible su uso en el contexto clínico.

Material complementario

Grabación de la ejecución del protocolo (enlace) y tabla de los coeficientes del modelo lineal discriminante.

Tabla 8.8: Coeficientes del modelo lineal discriminante.

	LD1	LD2
Weight (Kg)	0.059	0.055
MDisp (mm)	0.011	0.064
APDisp (mm)	0.015	0.012
Vrange (mm)	0.04	-0.022
MRange (mm)	-0.005	-0.015
PTurnSit (W)	-0.044	-0.019
PStand (W)	-0.005	0.001
JerkSit (m/s ³)	-0.002	-0.009
JerkStand (m/s ³)	-0.069	-0.224
Reaction Time (s)	0.112	-0.424
Total Time (s)	-0.076	-0.226

VARIABLES INCLUIDAS EN LAS FUNCIONES DISCRIMINANTES Y SUS COEFICIENTES PARA REALIZAR LA CLASIFICACIÓN. LD1: primera función discriminante lineal; LD2: segunda función discriminante lineal.

Capítulo 9

Discusión

En este capítulo se presentan brevemente los objetivos de la investigación y cómo se han logrado alcanzar. Se describen los resultados obtenidos en cada fase del proyecto discutiendo cómo los resultados se relacionan con la literatura, incluyendo las limitaciones y cómo podrían ser abordadas en futuras investigaciones. Finalmente, se concluye resumiendo los resultados y destacando la importancia del trabajo presentado.

El objetivo principal del trabajo era desarrollar una herramienta de evaluación y apoyo en la toma de decisiones al personal clínico para valorar funcionalmente a personas mayores con afectaciones musculoesqueléticas y neurodegenerativas. En base a ello, se identificó que la problemática existente en este tipo de población es la multifactoriedad de patologías o deficiencias que presentan las cuales limitan su desempeño normal de las actividades en la vida diaria (AVD) (Robles Raya 2006).

Partiendo de las limitaciones en el desempeño de las AVD, siendo la más relevante la afectación de la marcha, se identificaron las patologías anatomofisiológicas de mayor prevalencia, centrándonos en las neurodegenerativas (Parkinson y Alzheimer) y las caídas. Además, como comenta (Hou y col. 2019) estas enfermedades neurodegenerativas son un objetivo de desarrollo de nuevas metodologías de valoración debido a las posibilidades que ofrecen.

Una vez seleccionadas las patologías, se realizó una búsqueda de las variables biomecánicas más relevantes a registrar, agrupándose en las categorías espacio-

temporales, cinéticas, cinemáticas y fisiológicas. De estas variables, y teniendo en cuenta uno de los objetivos del trabajo (registro mediante un procedimiento instrumentado de valoración funcional utilizando un sensor portable), las variables seleccionadas fueron:

- Desplazamiento mediolateral y anteroposterior del centro de masas en equilibrio estático.
- Desplazamiento mediolateral y anteroposterior del centro de masas durante la marcha.
- Potencia en los miembros inferiores al sentarse y levantarse de una silla.
- Sobreaceleración (Jerk) al sentarse y levantarse de una silla.
- Tiempo de reacción ante un estímulo sonoro externo y tiempo de ejecución de la prueba.

Para obtener dichas variables se propuso un protocolo de valoración funcional basado en la evaluación de las Actividades de la Vida Diaria Básicas (AVDB), que incorpora aspectos adicionales al test Timed up & Go (TUG), como el equilibrio y el tiempo de reacción. La habilidad para mantener el equilibrio en condiciones tanto estáticas como dinámicas son aspectos en los que coinciden los estudios revisados durante la revisión del estado del arte (sección 2.2). Como aspecto a destacar de la metodología sería la duración reducida de la prueba, inferior a 2 minutos, lo que la hace más práctica y viable en el ámbito clínico.

En segundo lugar, se utilizó una instrumentación sencilla que consta de un único sensor embebido en un sistema portable, como es un smartphone, capaz de gestionar todo el proceso de registro y realizar los cálculos necesarios para analizar las medidas obtenidas. Cada vez con mayor frecuencia se utilizan smartphones como instrumentos de medida (Greene y col. 2021; Hsieh y col. 2019; Galán-Mercant, Barón-López y col. 2014); esto es debido a que los smartphones de hoy en día disponen de unas prestaciones que pueden igualar a pequeños ordenadores en capacidad de procesamiento, almacenamiento y facilidad de uso, junto con la versatilidad y comodidad de la portabilidad. Además, la mayoría de los smartphones suelen incorporar sensores lo suficientemente precisos y fiables para registrar el movimiento, en concreto, las principales variables de interés clínico para la valoración funcional de las personas mayores. Esta fiabilidad de las variables calculadas se afirma con los resultados de ICC y Bland-Altman obtenidos, tanto en la comparación con la técnica de medida de

referencia (sección 5.3) como en los diferentes estudios con personas mayores (sección 5.4).

Posteriormente, se ha validado la utilidad de la metodología desarrollada para la valoración clínica de personas con enfermedad de Alzheimer, con enfermedad de Parkinson y con personas frágiles con riesgo de sufrir caídas.

En el caso de personas con Alzheimer se evaluó el desempeño de ciertas actividades básicas en diferentes condiciones, lo que permitió diferenciar las capacidades funcionales entre personas sin demencia y personas con Alzheimer. Se mencionaron las variables obtenidas, como el desplazamiento del Centro de Masas (CoM) durante el equilibrio y la marcha, la potencia en miembros inferiores, el tiempo de ejecución de la prueba y el tiempo de reacción ante un estímulo sonoro, las cuales mostraron diferencias significativas entre los grupos. Sin embargo, no se encontraron diferencias entre los diferentes estadios de Alzheimer al realizar la tarea simple o dual. En general, los resultados respaldaron la factibilidad y la simplicidad de la metodología utilizada en comparación con el uso de herramientas más sofisticadas como la videofotogrametría (Page, Candelas y Belmar 2006), así como el uso de un dispositivo Android para la evaluación en esta población (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Hurtado-Abellán y col. 2019).

En el caso de personas con Parkinson, se objetivó y determinó la capacidad de realizar las actividades funcionales, como el equilibrio, la marcha, el giro para sentarse y levantarse de una silla en comparación con personas sanas de la misma edad (Serra-Añó, J. F. Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. 2020). También se estudió la fiabilidad del procedimiento en esta población, así como las diferencias existentes en los parámetros biomecánicos obtenidos durante la prueba funcional propuesta en los estadios iniciales del Parkinson (Hoehn & Yahr 1, 2 y 3)(Mollà-Casanova y col. 2022).

También se ha utilizado la metodología en personas con riesgo de sufrir caídas. Se han comparado los resultados obtenidos con el Physiological Profile Assessment (PPA), una de las baterías de pruebas de referencia para categorizar el riesgo de sufrir una caída (Stephen R. Lord, Menz y Tiedemann 2003). Los resultados de fiabilidad de las diferentes pruebas del PPA se encuentran entre el 0.5 y 0.8, mientras que las variables obtenidas en la prueba de valoración presentada todas están por encima del 0.8. Esto puede ser debido al uso de una única instrumentación para obtener una valoración de cada aspecto evaluado y al tiempo que se invierte en realizar el protocolo completo, que en el caso del PPA es de media unos 30 o 40 minutos frente a los 2 o 3 minutos que se invierten en realizar la prueba propuesta.

A partir de las medidas obtenidas de los diferentes estudios presentados se ha generado una base de datos de personas categorizadas con diferentes patologías diagnosticadas y diferentes estados funcionales. Esta base de datos ha permitido el desarrollo y la generación de modelos de clasificación basados en IA, tanto modelos de Machine Learning como de Deep Learning. Estos modelos han sido utilizados para:

- Identificar el tipo de actividad o gesto que se está realizando durante la ejecución de la prueba funcional (sección 8.1).
- Diferenciar patologías (Alzheimer, Parkinson y personas sanas) (J. F. Pedrero-Sánchez, J.-M. Belda-Lois y col. 2022).
- Clasificar el riesgo de sufrir una caída comparado con el protocolo de referencia (el PPA) (J.-F. Pedrero-Sánchez y col. 2023).
- Graduar el nivel de severidad de los tres primeros estadios de la enfermedad de Parkinson (J. F. Pedrero-Sánchez, J. M. Belda-Lois y col. 2023).

A modo de resumen, hay que tener en cuenta que las variables seleccionadas para la caracterización del protocolo realizado, no todas pueden ser relevantes y depende de la patología a evaluar. Observando los resultados de los diferentes estudios realizados y los modelos generados vemos que, en función del estudio, las variables en las que aparecen diferencias varían, pero sirven para caracterizar la ejecución de la prueba de valoración. La utilidad del procedimiento y los modelos desarrollados son viables para la valoración funcional de personas mayores.

9.1 Limitaciones del trabajo

Las principales limitaciones de los estudios presentados son:

1. Tamaño y representatividad de las muestras de estudio:

El tamaño de la muestra de estudio es un aspecto clave para poder generalizar los resultados. Se recomendaría estudios posteriores con una muestra mayor y, si fuera posible, multicéntrico para poder abarcar una mayor distribución en los participantes y así poder generalizar los resultados de los estudios presentados; una muestra pequeña o poco representativa puede llevar a resultados sesgados y generalizaciones limitadas.

2. Interpretabilidad de los resultados:

A menudo, los clasificadores basados en redes neuronales son considerados como modelos de caja negra, lo que significa que pueden ser difíciles de interpretar y comprender completamente los factores y características que influyen en sus decisiones. Esto puede plantear desafíos en la interpretación clínica de los resultados y la confianza en las predicciones realizadas. Es por ello que todos los estudios presentados se acompañan de una descripción de las variables clínicamente relevantes y, en el caso de los modelos con varias entradas, un análisis de sensibilidad para ofrecer una interpretabilidad de los modelos generados.

3. Transferibilidad a entornos clínicos reales:

Los estudios realizados en entornos de investigación controlados pueden no capturar completamente la complejidad y las limitaciones de los entornos clínicos reales. La implementación y el rendimiento de los clasificadores en la práctica clínica pueden verse afectados por factores adicionales, como la calidad de los datos, la disponibilidad de recursos y las restricciones operativas del día a día en la clínica.

Capítulo 10

Conclusiones

En este capítulo se muestran las conclusiones del trabajo realizado y se relacionan con los objetivos planteados. También se enumeran una serie de líneas futuras de trabajo que podrían complementar la investigación desarrollada en la presente tesis.

10.1 Conclusiones

A continuación se presentan las conclusiones que abarcan los objetivos establecidos en la sección 3.2, así como las líneas futuras de trabajo a desarrollar para la valoración funcional en personas mayores mediante sensores portables.

Las conclusiones del trabajo son las siguientes:

1. Se ha identificado un conjunto de variables biomecánicas de mayor interés clínico en la valoración funcional de personas mayores, las cuales han sido utilizadas para el diseño del procedimiento simplificado de valoración funcional.
2. Se ha diseñado y desarrollado un procedimiento simplificado de valoración funcional para personas mayores que permite registrar las variables de interés clínico identificadas previamente.
3. Se han definido las especificaciones técnicas y metodológicas para registrar las variables de interés utilizando sensores portables, lo que ha permitido la integración de éstos en el procedimiento de valoración.

4. Se han desarrollado algoritmos de cálculo que permiten obtener las variables de interés clínico de manera precisa y fiable.
5. Se ha validado el sistema de medida utilizando un estándar basado en videofotogrametría de precisión, lo que ha demostrado la fiabilidad y validez del sistema.
6. Se ha validado la fiabilidad del sistema de medida con personas mayores, lo que confirma su utilidad para la valoración funcional en este grupo poblacional.
7. Se ha contrastado la utilidad del procedimiento desarrollado para la valoración funcional de personas con patologías neurodegenerativas, lo que ha demostrado su aplicabilidad en diferentes contextos clínicos.
8. Se ha aplicado la combinación de pruebas funcionales instrumentadas y técnicas de análisis basadas en Inteligencia Artificial, incluyendo Machine Learning y Deep Learning, para extraer características de las señales y generar modelos matemáticos que permiten una evaluación más precisa y objetiva de la funcionalidad en personas mayores.

10.2 Líneas futuras de trabajo

El trabajo que puede completar los resultados de la tesis es el siguiente:

- Implementar los modelos basados en RNA en el smartphone que permitiendo combinar distintas tipologías de datos como: información referente al propio historial clínico de los participantes, imágenes médicas, antropometría, etc...
- Poder eliminar las pausas del protocolo y comprobar si se asemejan más los tiempos de ejecución a los del TUG.
- Estudiar el conjunto de la prueba a modo de secuencias; el orden en el que se realizan ciertos gestos, como sentarse y levantarse, puede ser información relevante a tener en cuenta. Este tipo de análisis se podría realizar mediante técnicas de *Process mining*.

Bibliografía

- Abizanda Soler, Pedro y col. (2012). “Normal data of functional assessment tools of the elderly in Spain: the FRADEA study”. En: *Atencion Primaria* 44.3, págs. 162-171. DOI: 10.1016/j.aprim.2011.02.007 (vid. págs. 12, 15, 24).
- Abou, Libak y col. (2021). “Gait and Balance Assessments using Smartphone Applications in Parkinson’s Disease: A Systematic Review”. En: *Journal of Medical Systems* 45.9, pág. 87. DOI: 10.1007/s10916-021-01760-5 (vid. pág. 194).
- Aguado, Alba y col. (2012). “Distribución del gasto sanitario en atención primaria según edad y sexo: un análisis retrospectivo”. En: *Atención Primaria* 44.3, págs. 145-152. DOI: 10.1016/j.aprim.2011.01.011 (vid. págs. 66, 67).
- Aich, Satyabrata y col. (2018). “A Performance Comparison Based on Machine Learning Approaches to Distinguish Parkinson’s Disease from Alzheimer Disease Using Spatiotemporal Gait signals”. En: *Advanced Science Letters* 24.3, págs. 2058-2062. DOI: 10.1166/asl.2018.11847 (vid. págs. 52, 62, 216, 217, 231).
- Akram, Sakineh, James S Frank y Mandar Jog (2013). “Parkinson’s disease and segmental coordination during turning: I. Standing turns”. En: *Canadian journal of neurological sciences* 40.4, págs. 512-519 (vid. pág. 155).

- Aktürk, Tülin y col. (2021). “Association of freezing of gait and clinical features in patients with Parkinson’s disease”. En: *Acta Neurologica Belgica* 121.1, págs. 153-159. DOI: 10.1007/s13760-019-01217-0 (vid. pág. 168).
- Alberts, Jay L. y col. (2015). “Using Accelerometer and Gyroscopic Measures to Quantify Postural Stability”. En: *Journal of Athletic Training* 50.6, págs. 578-588. DOI: 10.4085/1062-6050-50.2.01 (vid. pág. 216).
- Alvarado García, Alejandra María y Ángela María Salazar Maya (2014). “Análisis del concepto de envejecimiento”. En: *Gerokomos* 25.2, págs. 57-62. DOI: 10.4321/S1134-928X2014000200002 (vid. pág. 68).
- Alzheimer’s Association (2017). “Alzheimer’s disease facts and figures”. En: *Alzheimer’s & Dementia* 13.4, págs. 325-373. ISSN: 1552-5260. DOI: 10.1016/j.jalz.2017.02.001 (vid. pág. 126).
- (2020). *Causas y factores de riesgo*. es-MX. URL: <https://alz.org/alzheimer-demencia/causas-y-factores-de-riesgo> (visitado 10-08-2022) (vid. pág. 72).
- Andresen, E. M. (2000). “Criteria for assessing the tools of disability outcomes research”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 81.12 Suppl 2, S15-20. DOI: 10.1053/apmr.2000.20619 (vid. págs. 7, 23).
- Ansai, Juliana H. y col. (abr. de 2017). “Gait, dual task and history of falls in elderly with preserved cognition, mild cognitive impairment, and mild Alzheimer’s disease”. En: *Brazilian Journal of Physical Therapy*. DOI: 10.1016/j.bjpt.2017.03.010 (vid. págs. 128, 138).
- Ansai, Juliana Hotta y col. (1 de ene. de 2019). “Differences in Timed Up and Go Subtasks Between Older People With Mild Cognitive Impairment and Mild Alzheimer’s Disease”. En: *Motor Control* 23. ISSN: 1087-1640. DOI: 10.1123/mc.2017-0015 (vid. págs. 135, 137, 138, 149, 156).
- Applebaum, Eva V. y col. (2017). “Modified 30-second Sit to Stand test predicts falls in a cohort of institutionalized older veterans”. En: *PloS one* 12.5, e0176946 (vid. págs. 79, 178).

- Aracena, Claudio y col. (2022). “Aplicaciones de aprendizaje automático en salud”. En: *Revista Médica Clínica Las Condes*. TEMA CENTRAL: CIENCIA DE DATOS CLÍNICOS 33.6, págs. 568-575. ISSN: 0716-8640. DOI: 10.1016/j.rmc1c.2022.10.001 (vid. pág. 53).
- Arcolin, I. y col. (2020). “How spatiotemporal gait variables change along the different stages of Hoehn and Yahr scale in Parkinson’s disease?” En: *Parkinsonism & Related Disorders* 79, e49. DOI: 10.1016/j.parkreldis.2020.06.195 (vid. pág. 77).
- Argañarás, José Gabriel y col. (2021). “State-of-the-Art Wearable Sensors and Possibilities for Radar in Fall Prevention”. En: *Sensors* 21.20, pág. 6836. DOI: 10.3390/s21206836 (vid. pág. 179).
- Ascherio, Alberto y Michael A Schwarzschild (2016). “The epidemiology of Parkinson’s disease: risk factors and prevention”. En: *The Lancet Neurology* 15.12, págs. 1257-1272. DOI: 10.1016/S1474-4422(16)30230-7 (vid. págs. 159, 196).
- Austin, Peter C. y Ewout W. Steyerberg (2015). “The number of subjects per variable required in linear regression analyses”. En: *Journal of Clinical Epidemiology* 68.6, págs. 627-636. DOI: 10.1016/j.jclinepi.2014.12.014 (vid. pág. 185).
- Ayena, Johannes C. y col. (2016). “Home-Based Risk of Falling Assessment Test Using a Closed-Loop Balance Model”. En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 24.12, págs. 1351-1362. DOI: 10.1109/TNSRE.2015.2508960 (vid. pág. 160).
- Azevedo Coste, Christine y col. (2014). “Detection of Freezing of Gait in Parkinson Disease: Preliminary Results”. En: *Sensors* 14.4, págs. 6819-6827. DOI: 10.3390/s140406819 (vid. pág. 160).
- Baddeley, A. D. y col. (ago. de 2001). “Attentional control in Alzheimer’s disease”. En: *Brain: A Journal of Neurology* 124 (Pt 8), págs. 1492-1508. ISSN: 0006-8950. DOI: 10.1093/brain/124.8.1492 (vid. págs. 74, 126).
- Bagalà, Fabio y col. (2012). “Evaluation of Accelerometer-Based Fall Detection Algorithms on Real-World Falls”. En: *PLOS ONE* 7.5, e37062. DOI: 10.1371/journal.pone.0037062 (vid. pág. 195).

- Baltadjieva, Rossitza y col. (2006). “Marked alterations in the gait timing and rhythmicity of patients with de novo Parkinson’s disease”. En: *European Journal of Neuroscience* 24.6, págs. 1815-1820. DOI: 10.1111/j.1460-9568.2006.05033.x (vid. pág. 167).
- Banos, Oresti y col. (2014). “Window Size Impact in Human Activity Recognition”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)* 14.4, págs. 6474-6499. DOI: 10.3390/s140406474 (vid. págs. 172, 203, 222).
- Barandela, R y col. (2003). “Strategies for learning in class imbalance problems”. En: *Pattern Recognition* 36.3, págs. 849-851. DOI: 10.1016/S0031-3203(02)00257-1 (vid. pág. 233).
- Barry, Emma y col. (1 de feb. de 2014). “Is the Timed Up and Go test a useful predictor of risk of falls in community dwelling older adults: a systematic review and meta- analysis”. En: *BMC Geriatrics*. DOI: 10.1186/1471-2318-14-14 (vid. págs. 156, 166).
- Beauchet, O. y col. (mar. de 2013). “Gait variability at fast-pace walking speed: a biomarker of mild cognitive impairment?” En: *The Journal of Nutrition, Health & Aging* 17.3, págs. 235-239. ISSN: 1760-4788. DOI: 10.1007/s12603-012-0394-4 (vid. págs. 11, 74, 126).
- Beauchet, Olivier, Cédric Annweiler y col. (1 de jun. de 2016). “Poor Gait Performance and Prediction of Dementia: Results From a Meta-Analysis”. En: *Journal of the American Medical Directors Association* 17.6, págs. 482-490. ISSN: 1538-9375. DOI: 10.1016/j.jamda.2015.12.092 (vid. págs. 73, 126, 132, 149).
- Beauchet, Olivier, Cyrille P. Launay y col. (mar. de 2017). “Association Between Falls and Brain Subvolumes: Results from a Cross-Sectional Analysis in Healthy Older Adults”. En: *Brain Topography* 30.2, págs. 272-280. ISSN: 1573-6792. DOI: 10.1007/s10548-016-0533-z (vid. págs. 73, 126).
- Berg, Katherine O. y col. (1992). “Clinical and laboratory measures of postural balance in an elderly population”. En: *Archives of physical medicine and rehabilitation* 73.11, págs. 1073-1080 (vid. págs. 79, 178).
- Bertolotti, G. M. y col. (2016). “A Wearable and Modular Inertial Unit for Measuring Limb Movements and Balance Control Abilities”. En: *IEEE*

- Sensors Journal* 16, págs. 790-797. DOI: 10.1109/JSEN.2015.2489381 (vid. pág. 35).
- Bhidayasiri, Roongroj y Daniel Tarsy (2012). “Parkinson’s Disease: Hoehn and Yahr Scale”. En: *Movement Disorders: A Video Atlas: A Video Atlas*. Ed. por Roongroj Bhidayasiri y Daniel Tarsy. Current Clinical Neurology. Totowa, NJ: Humana Press, págs. 4-5. ISBN: 978-1-60327-426-5. DOI: 10.1007/978-1-60327-426-5_2 (vid. págs. 196, 216).
- Biase, Lazzaro di y col. (2017). “Tremor stability index: a new tool for differential diagnosis in tremor syndromes”. En: *Brain: A Journal of Neurology* 140.7, págs. 1977-1986. DOI: 10.1093/brain/awx104 (vid. pág. 212).
- Bierbrier, Rachel, Vivian Lo y Robert C. Wu (2014). “Evaluation of the accuracy of smartphone medical calculation apps”. En: *Journal of Medical Internet Research* 16.2, e32. DOI: 10.2196/jmir.3062 (vid. pág. 45).
- Biomecánica de Valencia, Instituto de (2017). *FallSkip - Tecnología para valorar el riesgo de caídas en mayores*. es-ES (vid. págs. 77, 108).
- Błaszczyk, JW y col. (2007). “Assessment of postural instability in patients with Parkinson’s disease”. En: *Experimental Brain Research* (vid. págs. 154, 166).
- Bloem, Bastiaan R. y col. (2004). “Falls and freezing of gait in Parkinson’s disease: A review of two interconnected, episodic phenomena”. En: *Movement Disorders*. DOI: 10.1002/mds.20115 (vid. pág. 157).
- Bock, Sebastian y Martin Weiss (2019). “A Proof of Local Convergence for the Adam Optimizer”. En: *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, págs. 1-8. DOI: 10.1109/IJCNN.2019.8852239 (vid. pág. 202).
- Bohannon, Richard W. y col. (2010). “Sit-to-stand test: Performance and determinants across the age-span”. En: *Isokinetics and Exercise Science* 18.4, págs. 235-240. DOI: 10.3233/IES-2010-0389 (vid. pág. 216).
- Bolink, S. A. A. N. y col. (2012). “Inertial sensor motion analysis of gait, sit-stand transfers and step-up transfers: differentiating knee patients from

healthy controls”. En: *Physiological Measurement* 33.11, pág. 1947. DOI: 10.1088/0967-3334/33/11/1947 (vid. pág. 101).

Bower, Emily S. y col. (jul. de 2015). “A new measure of fear of falling: psychometric properties of the fear of falling questionnaire revised (FFQ-R)”. En: *International Psychogeriatrics* 27. ISSN: 1741-203X. DOI: 10.1017/S1041610214001434 (vid. pág. 128).

Brodie, Matthew A. y col. (2014). “Gait as a biomarker? Accelerometers reveal that reduced movement quality while walking is associated with Parkinson’s disease, ageing and fall risk”. En: *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, págs. 5968-5971. DOI: 10.1109/EMBC.2014.6944988 (vid. pág. 166).

Bronzino, Joseph D. y Donald R. Peterson (2014). *Biomedical Engineering Fundamentals*. CRC Press. ISBN: 978-1-4398-2518-1 (vid. pág. 17).

Brydges, Christopher R (2019). “Effect Size Guidelines, Sample Size Calculations, and Statistical Power in Gerontology”. En: *Innovation in Aging* 3.4, igz036. DOI: 10.1093/geroni/igz036 (vid. pág. 9).

Buckner, Randy L. (30 de sep. de 2004). “Memory and executive function in aging and AD: multiple factors that cause decline and reserve factors that compensate”. En: *Neuron* 44.1, págs. 195-208. ISSN: 0896-6273. DOI: 10.1016/j.neuron.2004.09.006 (vid. págs. 73, 126).

Butt, A. H. y col. (2020). “Biomechanical parameters assessment for the classification of Parkinson Disease using Bidirectional Long Short-Term Memory”. En: *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. ISSN: 2694-0604, págs. 5761-5764. DOI: 10.1109/EMBC44109.2020.9176051 (vid. págs. 53, 196, 197, 212).

Byl, N, R Henry, R Rizzo y col. (2018). “Is the timed up and go (TUG) sensitive to differentiating patients with mild to moderate PD compared to age matched controls: A descriptive pilot study”. En: *Int. Phys. Med. Rehab. J* 3, págs. 157-165 (vid. pág. 156).

Cabasés, Juan M. (2015). “El EQ-5D como medida de resultados en salud”. En: *Gaceta Sanitaria* 29.6, págs. 401-403. DOI: 10.1016/j.gaceta.2015.08.007 (vid. pág. 22).

- Cabrero-García, Julio y col. (2012). “Valores de referencia de la Short Physical Performance Battery para pacientes de 70 y más años en atención primaria de salud”. En: *Atención Primaria* 44.9, págs. 540-548. DOI: 10.1016/j.aprim.2012.02.007 (vid. pág. 13).
- Cala Calviño, Leidys, Sandra Casas Gross y Liam Kadel Dunán Cruz (2017). “Efecto cascada en el anciano como consecuencia de la polifarmacia”. En: *MEDISAN* 21.3, págs. 279-286 (vid. pág. 70).
- Cameron, D. M. y col. (mayo de 2003). “Physical impairments related to kinetic energy during sit-to-stand and curb-climbing following stroke”. En: *Clinical Biomechanics (Bristol, Avon)* 18. ISSN: 0268-0033. DOI: 10.1016/S0268-0033(03)00023-8 (vid. pág. 137).
- Campanini, I. y col. (2007). “Effect of electrode location on EMG signal envelope in leg muscles during gait”. En: *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology* 17.4, págs. 515-526. DOI: 10.1016/j.jelekin.2006.06.001 (vid. pág. 20).
- Cappozzo, Aurelio y col. (2005). “Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 1: theoretical background”. En: *Gait & Posture* 21.2, págs. 186-196. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2004.01.010 (vid. pág. 20).
- Cavagna, G. A. y R. Margaria (ene. de 1966). “Mechanics of walking”. En: *Journal of Applied Physiology* 21.1, págs. 271-278. ISSN: 0021-8987. DOI: 10.1152/jappl.1966.21.1.271 (vid. págs. 136, 154, 167).
- Ceballos Atienza, Rafael (2018). *La enfermedad de Alzheimer: Definición*. ISBN: 978-84-9193-335-9 (vid. pág. 71).
- Channa, Asma, Nirvana Popescu y Vlad Ciobanu (9 de mayo de 2020). “Wearable Solutions for Patients with Parkinson’s Disease and Neurocognitive Disorder: A Systematic Review”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)*. DOI: 10.3390/s20092713 (vid. págs. 143, 196).
- Chawla, N. V. y col. (2002). “SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique”. En: *Journal of Artificial Intelligence Research* 16, págs. 321-357. DOI: 10.1613/jair.953 (vid. págs. 207, 233).

- Chen, Szu-Hua y col. (mayo de 2018). “Concurrent phone texting alters crossing behavior and induces gait imbalance during obstacle crossing”. En: *Gait & Posture* 62. ISSN: 1879-2219. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2018.04.004 (vid. pág. 131).
- Chiari, Lorenzo y col. (2005). “Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 2: instrumental errors”. En: *Gait & Posture* 21.2, págs. 197-211. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2004.04.004 (vid. pág. 20).
- Cho, Chiung-Yu y Gary Kamen (1998). “Detecting balance deficits in frequent fallers using clinical and quantitative evaluation tools”. En: *Journal of the American Geriatrics Society* 46.4, págs. 426-430 (vid. pág. 178).
- Cho, Kang Hee y col. (2012). “Effect of lower limb strength on falls and balance of the elderly”. En: *Annals of rehabilitation medicine* 36.3, págs. 386-393 (vid. págs. 79, 178).
- Chollet, Francois y col. (2015). *Keras* (vid. págs. 57, 204).
- Christ, Björn U., Marc I. Combrinck y Kevin G. F. Thomas (2018). “Both Reaction Time and Accuracy Measures of Intraindividual Variability Predict Cognitive Performance in Alzheimer’s Disease”. En: *Frontiers in Human Neuroscience* 12. ISSN: 1662-5161. DOI: 10.3389/fnhum.2018.00124 (vid. pág. 132).
- Cicchetti, D. V. y S. A. Sparrow (sep. de 1981). “Developing criteria for establishing interrater reliability of specific items: applications to assessment of adaptive behavior”. En: *American Journal of Mental Deficiency* 86. ISSN: 0002-9351 (vid. pág. 151).
- Cicchetti, Domenic V. (1994). “Guidelines, criteria, and rules of thumb for evaluating normed and standardized assessment instruments in psychology”. En: *Psychological Assessment* 6. Place: US Publisher: American Psychological Association. ISSN: 1939-134X. DOI: 10.1037/1040-3590.6.4.284 (vid. pág. 151).
- Cid-Ruzafa, Javier y Javier Damián-Moreno (1997). “Valoración de la discapacidad física: el índice de Barthel”. En: *Revista Española de Salud Pública* 71.2, págs. 127-137 (vid. pág. 23).

- Coelho, Flávia Gomes de Melo y col. (sep. de 2012). “Gait and risk of falls associated with frontal cognitive functions at different stages of Alzheimer’s disease”. En: *Neuropsychology, Development, and Cognition. Section B, Aging, Neuropsychology and Cognition* 19.5, págs. 644-656. ISSN: 1744-4128. DOI: 10.1080/13825585.2012.661398 (vid. págs. 23, 74, 126, 127, 135, 216).
- Cohen, Jacob (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. 2ª ed. New York: Routledge. ISBN: 978-0-203-77158-7. DOI: 10.4324/9780203771587 (vid. pág. 9).
- Cohen, Rajal G., John G. Nutt y Fay B. Horak (2017). “Recovery from Multiple APAs Delays Gait Initiation in Parkinson’s Disease”. En: *Frontiers in Human Neuroscience*. DOI: 10.3389/fnhum.2017.00060 (vid. págs. 157, 168).
- Colls, Josh y col. (2021). “Patient adherence with a smartphone app for patient-reported outcomes in rheumatoid arthritis”. En: *Rheumatology (Oxford, England)* 60.1, págs. 108-112. DOI: 10.1093/rheumatology/keaa202 (vid. pág. 45).
- Contreras, Ivan y Josep Vehi (mayo de 2018). “Artificial Intelligence for Diabetes Management and Decision Support: Literature Review”. En: *Journal of Medical Internet Research* 20.5, e10775. DOI: 10.2196/10775 (vid. pág. 50).
- Coubard, Olivier A. y col. (mayo de 2011). “Attentional control in normal aging and Alzheimer’s disease”. En: *Neuropsychology* 25.3, págs. 353-367. DOI: 10.1037/a0022058 (vid. págs. 24, 25, 127).
- Crabolu, M. y col. (2016). “ESTIMATION OF THE CENTER OF ROTATION USING WEARABLE MAGNETO-INERTIAL SENSORS”. En: *Journal of Biomechanics* 0.0. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2016.11.046 (vid. pág. 43).
- Cruz-Jentoft, AJ (2000). “Características específicas del enfermo mayor”. En: *An Med Interna (Madrid)* 17, págs. 3-8 (vid. pág. 68).
- Curone, D. y col. (2010). “A Real-Time and Self-Calibrating Algorithm Based on Triaxial Accelerometer Signals for the Detection of Human Posture

- and Activity”. En: *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 14, págs. 1098-1105. DOI: 10.1109/TITB.2010.2050696 (vid. pág. 35).
- Curtze, Carolin y col. (2015). “Levodopa Is a Double-Edged Sword for Balance and Gait in People With Parkinson’s Disease”. En: *Movement Disorders* 30.10, págs. 1361-1370. DOI: 10.1002/mds.26269 (vid. pág. 43).
- Daines, Kyle J. F. y col. (2021). “Fall risk classification for people with lower extremity amputations using random forests and smartphone sensor features from a 6-minute walk test”. En: *PloS One* 16.4, e0247574. DOI: 10.1371/journal.pone.0247574 (vid. pág. 192).
- Dal Bello-Haas, Vanina y col. (1 de ene. de 2011). “Psychometric Properties of Activity, Self-Efficacy, and Quality-of-Life Measures in Individuals with Parkinson Disease”. En: *Physiotherapy Canada*. DOI: 10.3138/ptc.2009-08 (vid. pág. 144).
- David, Fabian J. y col. (2011). “Progressive Resistance Exercise and Parkinson’s Disease: A Review of Potential Mechanisms”. En: *Parkinson’s Disease* 2012, e124527. DOI: 10.1155/2012/124527 (vid. pág. 167).
- Dehghani, Akbar y col. (2019). “A Quantitative Comparison of Overlapping and Non-Overlapping Sliding Windows for Human Activity Recognition Using Inertial Sensors”. En: *Sensors* 19.22, pág. 5026. DOI: 10.3390/s19225026 (vid. págs. 170, 172, 203, 222).
- Dehzangi, Omid, Mojtaba Taherisadr y Raghvendar ChagalVala (2017). “IMU-Based Gait Recognition Using Convolutional Neural Networks and Multi-Sensor Fusion”. En: *Sensors* 17.12, pág. 2735. DOI: 10.3390/s17122735 (vid. págs. 63, 217).
- Dejnabadi, H. y col. (2006). “Estimation and Visualization of Sagittal Kinematics of Lower Limbs Orientation Using Body-Fixed Sensors”. En: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 53.7, págs. 1385-1393. DOI: 10.1109/TBME.2006.873678 (vid. pág. 43).
- Del Din, Silvia y col. (2016). “Free-living monitoring of Parkinson’s disease: Lessons from the field”. En: *Movement Disorders*. DOI: 10.1002/mds.26718 (vid. pág. 143).

- Delgado Morales, Juan Carlos y col. (2013). “Osteoporosis, caídas y fractura de cadera. Tres eventos de repercusión en el anciano”. En: *Revista Cubana de Reumatología* 15.1, págs. 41-46 (vid. pág. 77).
- Delval, A., C. Tard y L. Defebvre (1 de ene. de 2014). “Why we should study gait initiation in Parkinson’s disease”. En: *Neurophysiologie Clinique/-Clinical Neurophysiology*. DOI: 10.1016/j.neucli.2013.10.127 (vid. págs. 149, 157).
- Demir, Fatih y col. (2019). “Towards the classification of heart sounds based on convolutional deep neural network”. En: *Health Information Science and Systems* 7.1, pág. 16. DOI: 10.1007/s13755-019-0078-0 (vid. págs. 187, 206).
- Dijkers, M. P. J. M. y col. (2002). “Reporting on reliability and validity of outcome measures in medical rehabilitation research”. En: *Disability and Rehabilitation* 24.16, págs. 819-827. DOI: 10.1080/09638280210148585 (vid. pág. 7).
- Dimopoulos, Thomas y Nikolaos Bakas (2019). “Sensitivity analysis of machine learning models for the mass appraisal of real estate. Case study of residential units in Nicosia, Cyprus”. En: *Remote sensing* 11.24, pág. 3047 (vid. pág. 64).
- Domingos, Josefa y col. (2018). “The European Physiotherapy Guideline for Parkinson’s Disease: Implications for Neurologists”. En: *Journal of Parkinson’s Disease* 8. ISSN: 1877-718X. DOI: 10.3233/JPD-181383 (vid. pág. 152).
- Doná, F. y col. (1 de sep. de 2016). “Changes in postural control in patients with Parkinson’s disease: a posturographic study”. En: *Physiotherapy*. DOI: 10.1016/j.physio.2015.08.009 (vid. pág. 154).
- Donelan, J. Maxwell y col. (1 de jun. de 2004). “Mechanical and metabolic requirements for active lateral stabilization in human walking”. En: *Journal of Biomechanics*. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2003.06.002 (vid. pág. 155).
- Dubois, Bruno y col. (ago. de 2007). “Research criteria for the diagnosis of Alzheimer’s disease: revising the NINCDS-ADRDA criteria”. En: *The Lan-*

cet. Neurology 6.8, págs. 734-746. DOI: 10.1016/S1474-4422(07)70178-3 (vid. págs. 73, 127, 128, 218).

Echeverría, Antonia y col. (2022). “Funcionalidad y personas mayores: ¿dónde estamos y hacia dónde ir?” En: *Revista Panamericana de Salud Pública* 46, e34. DOI: 10.26633/RPSP.2022.34 (vid. págs. 25, 66).

Edjolo, Arlette y col. (2016). “Natural History of Dependency in the Elderly: A 24-Year Population-Based Study Using a Longitudinal Item Response Theory Model”. En: *American Journal of Epidemiology* 183.4, págs. 277-285. DOI: 10.1093/aje/kwv223 (vid. pág. 25).

Egerton, Thorlene y col. (jun. de 2011). “Central gait control mechanisms and the stride length - cadence relationship”. En: *Gait & Posture* 34. ISSN: 1879-2219. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2011.04.006 (vid. págs. 74, 126).

Eggermont, Laura H. y col. (abr. de 2010). “Lower-extremity function in cognitively healthy aging, mild cognitive impairment, and Alzheimer’s disease”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 91. ISSN: 1532-821X. DOI: 10.1016/j.apmr.2009.11.020 (vid. págs. 135, 137).

El Maachi, Imanne, Guillaume-Alexandre Bilodeau y Wassim Bouachir (2020). “Deep 1D-Convnet for accurate Parkinson disease detection and severity prediction from gait”. En: *Expert Systems with Applications* 143, pág. 113075. DOI: 10.1016/j.eswa.2019.113075 (vid. págs. 197, 211, 212).

Elgohary, Tarek (2017). “Romberg test is a good indicator to reflect the performance of functional outcome measures among elderly: A Saudi experience along with simple biomechanical analysis”. En: *International Journal of Health and Rehabilitation Sciences (IJHRS)* 6.4, pág. 192. DOI: 10.5455/ijhrs.0000000137 (vid. págs. 12, 97).

Esser, Patrick y col. (22 de jul. de 2009). “IMU: inertial sensing of vertical CoM movement”. En: *Journal of Biomechanics* 42.10, págs. 1578-1581. ISSN: 1873-2380. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2009.03.049 (vid. págs. 131, 148, 183, 203, 220).

- Favre, J. y col. (2006). "Quaternion-based fusion of gyroscopes and accelerometers to improve 3D angle measurement". En: *Electronics Letters* 42.11, págs. 612-614. DOI: 10.1049/e1:20060124 (vid. págs. 104, 183).
- Fericgla, Josep Maria (1992). *Envejecer: una antropología de la ancianidad*. ISBN: 978-84-7658-362-3 (vid. pág. 70).
- Fernandes Bolina, Alisson y col. (s.f.). "Índices de vulnerabilidad social y programática de las personas mayores que viven en el hogar". En: *Enfermería Global* 21.65 (), págs. 140-178. DOI: 10.6018/eglobal.477281 (vid. pág. 22).
- Ferrer Feliu, Assumpta y col. (2006). "Evaluación funcional y cognitiva en una población urbana de mayores de 89 años. Estudio NonaSantFeliu". En: *Revista Española de Geriátría y Gerontología* 41, págs. 21-26. DOI: 10.1016/S0210-5705(09)71003-9 (vid. págs. 67, 70).
- Figueiredo, Joana, Cristina P. Santos y Juan C. Moreno (2018). "Automatic recognition of gait patterns in human motor disorders using machine learning: A review". En: *Medical Engineering & Physics* 53, págs. 1-12. DOI: 10.1016/j.medengphy.2017.12.006 (vid. págs. 62, 170, 217).
- Fillenbaum, Gerda G. (1988). *Multidimensional Functional Assessment of Older Adults: The Duke Older Americans Resources and Services Procedures*. Psychology Press. ISBN: 978-0-203-77156-3. DOI: 10.4324/9780203771563 (vid. pág. 15).
- Fleury, A. y col. (2013). "Evaluation of a Smartphone-based audio-biofeedback system for improving balance in older adults—a pilot study". En: *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference 2013*, págs. 1198-1201. DOI: 10.1109/EMBC.2013.6609721 (vid. pág. 194).
- Folstein, Marshal F., Susan E. Folstein y Paul R. McHugh (1 de nov. de 1975). "Mini-mental state: A practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician". En: *Journal of Psychiatric Research*. DOI: 10.1016/0022-3956(75)90026-6 (vid. págs. 22, 144, 160, 198, 218).

- Frenklach, Anna y col. (2009). “Excessive postural sway and the risk of falls at different stages of Parkinson’s disease”. En: *Movement Disorders*. DOI: 10.1002/mds.22358 (vid. págs. 76, 154).
- Fried, L. P. y col. (2001). “Frailty in older adults: evidence for a phenotype”. En: *The Journals of Gerontology. Series A, Biological Sciences and Medical Sciences* 56.3, págs. M146-156. DOI: 10.1093/gerona/56.3.m146 (vid. págs. 22, 67, 68).
- Friedrich, Björn y col. (2021). “A Deep Learning Approach for TUG and SPPB Score Prediction of (Pre-) Frail Older Adults on Real-Life IMU Data”. En: *Healthcare (Basel, Switzerland)* 9.2, pág. 149. DOI: 10.3390/healthcare9020149 (vid. págs. 12, 13, 51, 63, 196, 216, 217, 232).
- Fritz, Nora E. y col. (2016). “Motor performance differentiates individuals with Lewy body dementia, Parkinson’s and Alzheimer’s disease”. En: *Gait & Posture* 50, págs. 1-7. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2016.08.009 (vid. págs. 216, 231).
- Fuentes-Abolafio, Iván José y col. (2020). “Functional parameters indicative of mild cognitive impairment: a systematic review using instrumented kinematic assessment”. En: *BMC Geriatrics* 20, pág. 282. DOI: 10.1186/s12877-020-01678-6 (vid. pág. 196).
- Fundación Pasqual Maragall (2020). *¿El Alzheimer es hereditario?* URL: <https://blog.fpmaragall.org/el-alzheimer-es-hereditario> (vid. pág. 72).
- Gaboreau, Yoann y col. (2016). “Barriers to and promoters of screening for falls in elderly community-dwelling patients by general practitioners: a large cross-sectional survey in two areas of France”. En: *Archives of gerontology and geriatrics* 65, págs. 85-91 (vid. pág. 179).
- Gago, Miguel F. y col. (2014). “Postural Stability Analysis with Inertial Measurement Units in Alzheimer’s Disease”. En: *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders Extra* 4.1, págs. 22-30. DOI: 10.1159/000357472 (vid. pág. 41).
- Galán-Mercant, Alejandro, Francisco Javier Barón-López y col. (2 de dic. de 2014). “Reliability and criterion-related validity with a smartphone used

- in timed-up-and-go test". En: *BioMedical Engineering OnLine* 13. ISSN: 1475-925X. DOI: 10.1186/1475-925X-13-156 (vid. págs. 143, 238).
- Galán-Mercant, Alejandro y Antonio I. Cuesta-Vargas (2014). "Mobile Romberg test assessment (mRomberg)". En: *BMC research notes* 7, pág. 640. DOI: 10.1186/1756-0500-7-640 (vid. pág. 194).
- Ganea, R. y col. (nov. de 2011). "Multi-parametric evaluation of sit-to-stand and stand-to-sit transitions in elderly people". En: *Medical Engineering & Physics* 33. ISSN: 1873-4030. DOI: 10.1016/j.medengphy.2011.04.015 (vid. pág. 136).
- Ganz, David A. y col. (3 de ene. de 2007). "Will my patient fall?" En: *JAMA* 297.1, págs. 77-86. ISSN: 1538-3598. DOI: 10.1001/jama.297.1.77 (vid. págs. 74, 126).
- Gard, Steven A., Steve C. Miff y Arthur D. Kuo (abr. de 2004). "Comparison of kinematic and kinetic methods for computing the vertical motion of the body center of mass during walking". En: *Human Movement Science* 22. ISSN: 0167-9457. DOI: 10.1016/j.humov.2003.11.002 (vid. pág. 131).
- Ghislieri, Marco y col. (2019). "Wearable Inertial Sensors to Assess Standing Balance: A Systematic Review". En: *Sensors* 19.19, pág. 4075. DOI: 10.3390/s19194075 (vid. pág. 216).
- Gignac, Monique A. M. y col. (2011). "Measures of disability: Arthritis Impact Measurement Scales 2 (AIMS2), Arthritis Impact Measurement Scales 2-Short Form (AIMS2-SF), The Organization for Economic Cooperation and Development (OECD) Long-Term Disability (LTD) Questionnaire, EQ-5D, World Health Organization Disability Assessment Schedule II (WHODASII), Late-Life Function and Disability Instrument (LLFDI), and Late-Life Function and Disability Instrument-Abbreviated Version (LLFDI-Abbreviated)". En: *Arthritis Care & Research* 63, S308-S324. DOI: 10.1002/acr.20640 (vid. pág. 15).
- Giladi, N. y col. (2001). "Gait festination in Parkinson's disease". En: *Parkinsonism & Related Disorders* 7.2. DOI: 10.1016/s1353-8020(00)00030-4 (vid. pág. 198).

- Godi, Marco y col. (2021). “A pathophysiological model of gait captures the details of the impairment of pace/rhythm, variability and asymmetry in Parkinsonian patients at distinct stages of the disease”. En: *Scientific Reports* 11.1, pág. 21143. DOI: 10.1038/s41598-021-00543-9 (vid. págs. 77, 159).
- Goetz, Christopher G. y col. (2004). “Movement Disorder Society Task Force report on the Hoehn and Yahr staging scale: Status and recommendations The Movement Disorder Society Task Force on rating scales for Parkinson’s disease”. En: *Movement Disorders* 19.9. DOI: 10.1002/mds.20213 (vid. pág. 198).
- Goldberg, Allon y col. (2012). “The five-times-sit-to-stand test: validity, reliability and detectable change in older females”. En: *Aging Clinical and Experimental Research* 24.4, págs. 339-344. DOI: 10.1007/BF03325265 (vid. pág. 216).
- Gómez Ayala, Adela Emilia (2007). “Factores de riesgo en la enfermedad de Alzheimer”. En: *Farmacia Profesional* 21.2, págs. 62-67 (vid. pág. 72).
- Gómez-Jarabo, G. y J. C. Peñalver González (2007). “Aspectos biopsicosociales en la valoración de la dependencia”. En: *Psychosocial Intervention* 16.2, págs. 155-173 (vid. pág. 67).
- González Rojas, Hernán A. y col. (mayo de 2018). “Time measurement characterization of stand-to-sit and sit-to-stand transitions by using a smartphone”. En: *Medical & Biological Engineering & Computing*. DOI: 10.1007/s11517-017-1728-5 (vid. págs. 142, 155, 167).
- Gordon, Keith E., Daniel P. Ferris y Arthur D. Kuo (ene. de 2009). “Metabolic and mechanical energy costs of reducing vertical center of mass movement during gait”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 90.1, págs. 136-144. ISSN: 1532-821X. DOI: 10.1016/j.apmr.2008.07.014 (vid. págs. 131, 136, 148).
- Gore, John C. (2020). “Artificial intelligence in medical imaging”. En: *Magnetic Resonance Imaging* 68, A1-A4. DOI: 10.1016/j.mri.2019.12.006 (vid. pág. 50).

- Greene, Barry R. y col. (2021). “Unsupervised Assessment of Balance and Falls Risk Using a Smartphone and Machine Learning”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)* 21.14, pág. 4770. DOI: 10.3390/s21144770 (vid. págs. 46, 238).
- Guralnik, J. M. y col. (2000). “Lower extremity function and subsequent disability: consistency across studies, predictive models, and value of gait speed alone compared with the short physical performance battery”. En: *The Journals of Gerontology. Series A, Biological Sciences and Medical Sciences* 55.4, págs. M221-231. DOI: 10.1093/gerona/55.4.m221 (vid. pág. 11).
- Guralnik, Jack M. y col. (1994). “A short physical performance battery assessing lower extremity function: association with self-reported disability and prediction of mortality and nursing home admission”. En: *Journal of gerontology* 49.2, págs. M85-M94 (vid. págs. 79, 178).
- Hahn, Michael E y Li-Shan Chou (1 de oct. de 2003). “Can motion of individual body segments identify dynamic instability in the elderly?” En: *Clinical Biomechanics*. DOI: 10.1016/S0268-0033(03)00139-6 (vid. pág. 154).
- Haji Ghassemi, Nooshin y col. (13 de jul. de 2019). “Turning Analysis during Standardized Test Using On-Shoe Wearable Sensors in Parkinson’s Disease”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)*. DOI: 10.3390/s19143103 (vid. pág. 142).
- Harman, D. (1981). “The aging process”. En: *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 78.11, págs. 7124-7128. DOI: 10.1073/pnas.78.11.7124 (vid. pág. 68).
- Harrington, Michael G. y col. (18 de nov. de 2013). “Executive Function Changes before Memory in Preclinical Alzheimer’s Pathology: A Prospective, Cross-Sectional, Case Control Study”. En: *PLOS ONE* 8.11, e79378. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0079378 (vid. págs. 73, 126).
- Harris, Charles R. y col. (2020). “Array programming with NumPy”. En: *Nature* 585.7825, págs. 357-362. DOI: 10.1038/s41586-020-2649-2 (vid. pág. 101).

- Helmy, Asmaa y col. (2022). “Baseline predictors of progression of Parkinson’s disease in a sample of Egyptian patients: clinical and biochemical”. En: *The Egyptian Journal of Neurology, Psychiatry and Neurosurgery* 58.1, pág. 9. DOI: 10.1186/s41983-022-00445-1 (vid. pág. 166).
- Herlofson, Karen y Benzi M. Kluger (2017). “Fatigue in Parkinson’s disease”. En: *Journal of the Neurological Sciences* 374, págs. 38-41. DOI: 10.1016/j.jns.2016.12.061 (vid. pág. 167).
- Hermens, Hermie J. (1999). *European Recommendations for Surface Electromyography: Results of the SENIAM Project*. en. Roessingh Research y Development. ISBN: 978-90-75452-15-0 (vid. pág. 19).
- Hermoso de Mendoza, M. T. (2003). “Clasificación de la osteoporosis: Factores de riesgo. Clínica y diagnóstico diferencial”. En: *Anales del Sistema Sanitario de Navarra* 26, págs. 29-52 (vid. pág. 79).
- Herrero, M. J. y col. (ago. de 2003). “A validation study of the hospital anxiety and depression scale (HADS) in a Spanish population”. En: *General Hospital Psychiatry* 25. ISSN: 0163-8343. DOI: 10.1016/s0163-8343(03)00043-4 (vid. pág. 128).
- Hoehn, M. M. y M. D. Yahr (1967). “Parkinsonism: onset, progression and mortality”. En: *Neurology* 17.5, págs. 427-442. DOI: 10.1212/wnl.17.5.427 (vid. págs. 75, 144, 160, 198, 218).
- Holden, M. K., K. M. Gill y M. R. Magliozi (1986). “Gait assessment for neurologically impaired patients. Standards for outcome assessment”. En: *Physical Therapy* 66.10, págs. 1530-1539. DOI: 10.1093/ptj/66.10.1530 (vid. pág. 15).
- Holden, M. K., K. M. Gill, M. R. Magliozi y col. (1984). “Clinical gait assessment in the neurologically impaired. Reliability and meaningfulness”. En: *Physical Therapy* 64.1, págs. 35-40. DOI: 10.1093/ptj/64.1.35 (vid. pág. 15).
- Hou, Yujun y col. (2019). “Ageing as a risk factor for neurodegenerative disease”. En: *Nature Reviews. Neurology* 15.10, págs. 565-581. ISSN: 1759-4766. DOI: 10.1038/s41582-019-0244-7 (vid. pág. 237).

- Howcroft, Jennifer, Jonathan Kofman y Edward D. Lemaire (2013). “Review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors”. En: *Journal of neuroengineering and rehabilitation* 10.1, pág. 91 (vid. pág. 178).
- (2017). “Prospective Fall-Risk Prediction Models for Older Adults Based on Wearable Sensors”. En: *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 25.10, págs. 1812-1820. DOI: 10.1109/TNSRE.2017.2687100 (vid. pág. 193).
- Howell, David R., Louis R. Osternig y Li-Shan Chou (1 de ago. de 2013). “Dual-Task Effect on Gait Balance Control in Adolescents With Concussion”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*. DOI: 10.1016/j.apmr.2013.04.015 (vid. pág. 155).
- Hsieh, Katherine L. y col. (2019). “Smartphone technology can measure postural stability and discriminate fall risk in older adults”. En: *Gait & Posture* 67, págs. 160-165. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2018.10.005 (vid. págs. 181, 183, 184, 190, 238).
- Huang, Guang-Bin y col. (2012). “Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification”. En: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 42.2, págs. 513-529. DOI: 10.1109/TSMCB.2011.2168604 (vid. pág. 234).
- Huang, Shigao y col. (2021). “Artificial intelligence in the diagnosis of COVID-19: challenges and perspectives”. En: *International Journal of Biological Sciences* 17.6, págs. 1581-1587. DOI: 10.7150/ijbs.58855 (vid. pág. 50).
- Hughes, A. J. y col. (1 de mar. de 1992). “Accuracy of clinical diagnosis of idiopathic Parkinson’s disease: a clinico-pathological study of 100 cases.” En: *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*. DOI: 10.1136/jnnp.55.3.181 (vid. págs. 144, 218).
- Iluz, Tal y col. (2014). “Automated detection of missteps during community ambulation in patients with Parkinson’s disease: a new approach for quantifying fall risk in the community setting”. En: *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 11.1, pág. 48. DOI: 10.1186/1743-0003-11-48 (vid. pág. 160).

INEbase, *Demografía y población*. (s.f.). INEbase / *Demografía y población / Cifras de población y Censos demográficos / Proyecciones de población / Últimos datos*. es. URL: https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736176953&menu=ultiDatos&idp=1254735572981 (vid. pág. 65).

Inkster, Lisa M. y Janice J. Eng (1 de ene. de 2004). “Postural control during a sit-to-stand task in individuals with mild Parkinson’s disease”. En: *Experimental Brain Research*. DOI: 10.1007/s00221-003-1629-8 (vid. págs. 155, 167).

Jia, Yangqing y col. (2014). *Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding*. DOI: 10.48550/arXiv.1408.5093 (vid. pág. 57).

Jiménez-Cebrián, Ana María y col. (2021). “The Impact of Depression Symptoms in Patients with Parkinson’s Disease: A Novel Case-Control Investigation”. En: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 18.5, pág. 2369. DOI: 10.3390/ijerph18052369 (vid. pág. 164).

Johnston, M. V., R. A. Keith y S. R. Hinderer (1992). “Measurement standards for interdisciplinary medical rehabilitation”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 73.12-S, S3-23 (vid. pág. 7).

Joshi, S. y col. (2010). “Classification of Alzheimer’s Disease and Parkinson’s Disease by Using Machine Learning and Neural Network Methods”. En: págs. 218-222. DOI: 10.1109/ICMLC.2010.45 (vid. págs. 63, 212, 217, 234).

Kapandji, A.I. (2010). *Fisiología articular: Cadera, rodilla, tobillo, pie, bóveda plantar, marcha*. Fisiología articular. Editorial Médica Panamericana S.A. ISBN: 978-84-7903-919-6 (vid. pág. 100).

Katz, S. y col. (1963). “STUDIES OF ILLNESS IN THE AGED. THE INDEX OF ADL: A STANDARDIZED MEASURE OF BIOLOGICAL AND PSYCHOSOCIAL FUNCTION”. En: *JAMA* 185, págs. 914-919. DOI: 10.1001/jama.1963.03060120024016 (vid. pág. 23).

Kerr, G. K. y col. (13 de jul. de 2010). “Predictors of future falls in Parkinson disease”. En: *Neurology*. DOI: 10.1212/WNL.0b013e3181e7b688 (vid. págs. 143, 153).

- Kerrigan, D. C., M. A. Thirunarayan y M. Duff-Raffaele (1998). “The vertical displacement of the center of mass during walking: a comparison of four measurement methods”. En: (vid. págs. 41, 43, 100, 181).
- Khan, Imran Ullah, Sitara Afzal y Jong Weon Lee (2022). “Human Activity Recognition via Hybrid Deep Learning Based Model”. En: *Sensors* 22.1, pág. 323. DOI: 10.3390/s22010323 (vid. pág. 170).
- Kim, Han Byul y col. (2018). “Wrist sensor-based tremor severity quantification in Parkinson’s disease using convolutional neural network”. En: *Computers in Biology and Medicine* 95, págs. 140-146. DOI: 10.1016/j.combiomed.2018.02.007 (vid. pág. 197).
- King, Laurie A. y col. (oct. de 2015). “Effects of Group, Individual, and Home Exercise in Persons With Parkinson Disease: A Randomized Clinical Trial”. En: *Journal of neurologic physical therapy: JNPT* 39. ISSN: 1557-0584. DOI: 10.1097/NPT.000000000000101 (vid. pág. 77).
- Kirvesoja, H., S. Väyrynen y A. Häikiö (2000). “Three evaluations of task-surface heights in elderly people’s homes”. En: *Applied Ergonomics* 31.2, págs. 109-119. DOI: 10.1016/s0003-6870(99)00044-7 (vid. pág. 96).
- Kosse, Nienke M. y col. (2015). “Validity and Reliability of Gait and Postural Control Analysis Using the Tri-axial Accelerometer of the iPod Touch”. En: *Annals of Biomedical Engineering* 43.8, págs. 1935-1946. DOI: 10.1007/s10439-014-1232-0 (vid. pág. 194).
- Kubat, Miroslav y Stan Matwin (1997). “Addressing the Curse of Imbalanced Training Sets: One-Sided Selection”. En: *In Proceedings of the Fourteenth International Conference on Machine Learning*. Morgan Kaufmann, págs. 179-186 (vid. págs. 207, 226, 233).
- Lafuente, R y col. (1998). “Design and test of neural networks and statistical classifiers in computer-aided movement analysis: a case study on gait analysis”. En: *Clinical Biomechanics* 13.3, págs. 216-229. DOI: 10.1016/S0268-0033(97)00082-X (vid. pág. 233).
- Laguna, Miguel A. y col. (2010). “Fall Detection Systems - A Solution based on Low Cost Sensors”. En: *ICSOFTE 2010 - Proceedings of the Fifth Interna-*

tional Conference on Software and Data Technologies, Volume 1, Athens, Greece, July 22-24, 2010. SciTePress, págs. 121-126 (vid. pág. 43).

Lang, Anthony E. y Andres M. Lozano (1998). "Parkinson's Disease". En: *New England Journal of Medicine* 339.16, págs. 1130-1143. DOI: 10.1056/NEJM199810153391607 (vid. pág. 167).

Larson, Scott T. y Jason Wilbur (2020). "Muscle Weakness in Adults: Evaluation and Differential Diagnosis". En: *American Family Physician* 101.2, págs. 95-108 (vid. pág. 19).

Lawton, M. P. y E. M. Brody (1969). "Assessment of older people: self-maintaining and instrumental activities of daily living". En: *The Gerontologist* 9.3, págs. 179-186 (vid. pág. 23).

Leandri, Massimo y col. (2009). "Balance features in Alzheimer's disease and amnesic mild cognitive impairment". En: *Journal of Alzheimer's disease: JAD* 16. ISSN: 1387-2877. DOI: 10.3233/JAD-2009-0928 (vid. págs. 135, 136).

Leardini, Alberto y col. (2017). "Kinematic models of lower limb joints for musculo-skeletal modelling and optimization in gait analysis". En: *Journal of Biomechanics. Human Movement Analysis: The Soft Tissue Artefact Issue* 62, págs. 77-86. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2017.04.029 (vid. pág. 17).

Leddy, Abigail L., Beth E. Crouner y Gammon M. Earhart (1 de ene. de 2011). "Functional Gait Assessment and Balance Evaluation System Test: Reliability, Validity, Sensitivity, and Specificity for Identifying Individuals With Parkinson Disease Who Fall". En: *Physical Therapy* 91.1, págs. 102-113. ISSN: 0031-9023. DOI: 10.2522/ptj.20100113 (vid. pág. 153).

Lescano, C. N., S. E. Rodrigo y D. A. Christian (2016). "A possible parameter for gait clinimetric evaluation in Parkinson's disease patients". En: *Journal of Physics: Conference Series* 705.1. DOI: 10.1088/1742-6596/705/1/012019 (vid. pág. 198).

Lin, Mau-Roung y col. (2004). "Psychometric comparisons of the timed up and go, one-leg stand, functional reach, and Tinetti balance measures in

- community-dwelling older people”. En: *Journal of the American Geriatrics Society* 52.8, págs. 1343-1348 (vid. pág. 178).
- Linardatos, Pantelis, Vasilis Papastefanopoulos y Sotiris Kotsiantis (2020). “Explainable ai: A review of machine learning interpretability methods”. En: *Entropy* 23.1, pág. 18 (vid. pág. 63).
- Lindemann, Ulrich y col. (jun. de 2003). “Measuring power during the sit-to-stand transfer”. En: *European Journal of Applied Physiology*. DOI: 10.1007/s00421-003-0837-z (vid. págs. 17, 41, 108, 131, 149, 203, 223, 302).
- Liu, Peng-Ran y col. (2021). “Application of Artificial Intelligence in Medicine: An Overview”. En: *Current Medical Science* 41.6, págs. 1105-1115. DOI: 10.1007/s11596-021-2474-3 (vid. pág. 50).
- López-Pascual, J., J. Hurtado Abellán, G. Espí-López y col. (2018). “P 150 – Assessment of functional tasks related to the risk of falling in people with Alzheimer”. En: *Gait & Posture*. ESMAC 2018 abstracts 65, págs. 482-483. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2018.07.071 (vid. pág. 219).
- López-Pascual, J., J. Hurtado Abellán, M. Inglés y col. (2018). “P 151 , Reliability of variables measured with an Android device during a modified timed up and go test in patients with Alzheimer’s disease”. En: *Gait & Posture* 65, págs. 484-485. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2018.07.072 (vid. págs. 125, 143, 153, 167).
- López-Pascual, Juan (2015). “Caracterización cinemática de la elevación humeral en el plano escapular. Definición de patrones de normalidad y análisis del gesto patológico”. Tesis doct. (vid. págs. 120, 121).
- Lord, S. R., K. Delbaere y S. C. Gandevia (2016). “Use of a physiological profile to document motor impairment in ageing and in clinical groups”. En: *The Journal of Physiology* 594.16, págs. 4513-4523. DOI: 10.1113/JP271108 (vid. pág. 13).
- Lord, Stephen R., Hylton B. Menz y Anne Tiedemann (2003). “A physiological profile approach to falls risk assessment and prevention”. En: *Physical therapy* 83.3, págs. 237-252 (vid. págs. 13, 14, 79, 178, 180, 184, 190, 193, 239).

- Lorena Cerda, A. (2014). “Manejo del trastorno de marcha del adulto mayor”. En: *Revista Médica Clínica Las Condes* 25.2, págs. 265-275. DOI: 10.1016/S0716-8640(14)70037-9 (vid. pág. 79).
- Los mayores con discapacidad* (dic. de 2019). *Los mayores con discapacidad: Prisioneros en su hogar*. es. URL: https://www.65ymas.com/sociedad/dia-personas-mayores-discapacidad-prisioneros-hogar_10741_102.html (visitado 11-09-2023) (vid. pág. 65).
- Macht, Michael y col. (2007). “Predictors of freezing in Parkinson’s disease: A survey of 6,620 patients”. En: *Movement Disorders* 22.7, págs. 953-956. DOI: 10.1002/mds.21458 (vid. pág. 168).
- Mahoney, F. I. y D. W. Barthel (1965). “FUNCTIONAL EVALUATION: THE BARTHEL INDEX”. En: *Maryland State Medical Journal* 14, págs. 61-65 (vid. pág. 23).
- Mak, Margaret K. Y. y Christina W. Y. Hui-Chan (2005). “The speed of sit-to-stand can be modulated in Parkinson’s disease”. En: *Clinical Neurophysiology*. DOI: 10.1016/j.clinph.2004.12.017 (vid. págs. 155, 167).
- Mak, Margaret K. Y., Oron Levin y col. (1 de mar. de 2003). “Joint torques during sit-to-stand in healthy subjects and people with Parkinson’s disease”. En: *Clinical Biomechanics*. DOI: 10.1016/S0268-0033(02)00191-2 (vid. pág. 155).
- Mak, Margaret K. Y. e Irene S. K. Wong-Yu (2019). “Exercise for Parkinson’s disease”. En: *International Review of Neurobiology* 147. ISSN: 2162-5514. DOI: 10.1016/bs.irn.2019.06.001 (vid. págs. 76, 142, 153).
- Maldonado Guzmán, Gabriela (2016). “Valoracion geriatria integral y su significado en el adulto mayor”. <http://purl.org/dc/dcmitype/Text>. Universitat d’Alacant / Universidad de Alicante (vid. pág. 80).
- Manap, Hany Hazfiza, Nooritawati Md Tahir y Ahmad Ihsan M Yassin (2011). “Anomalous gait detection based on Support Vector Machine”. En: págs. 623-626. DOI: 10.1109/ICCAIE.2011.6162209 (vid. págs. 52, 216).

- Manckoundia, P. y col. (2006). "Comparison of motor strategies in sit-to-stand and back-to-sit motions between healthy and Alzheimer's disease elderly subjects". En: *Neuroscience* 137.2, págs. 385-392. ISSN: 0306-4522. DOI: 10.1016/j.neuroscience.2005.08.079 (vid. págs. 131, 137).
- Marras, Connie, Paula Rochon y Anthony E. Lang (2002). "Predicting Motor Decline and Disability in Parkinson Disease: A Systematic Review". En: *Archives of Neurology* 59.11, págs. 1724-1728. DOI: 10.1001/archneur.59.11.1724 (vid. pág. 159).
- Martín Abadi y col. (2015). *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems* (vid. págs. 57, 204).
- Martin Bland, J. y Douglas G. Altman (1986). "STATISTICAL METHODS FOR ASSESSING AGREEMENT BETWEEN TWO METHODS OF CLINICAL MEASUREMENT". En: *The Lancet* 327.8476, págs. 307-310. DOI: 10.1016/S0140-6736(86)90837-8 (vid. págs. 8, 108, 113).
- Martinez, H.P., Y. Bengio y G. Yannakakis (2013). "Learning deep physiological models of affect". En: *IEEE Computational Intelligence Magazine* 8.2, págs. 20-33. DOI: 10.1109/MCI.2013.2247823 (vid. pág. 232).
- Martinez Mendez, Rigoberto y col. (2012). "Uso de sensores inerciales en la medicion y evaluación de movimiento humano para aplicaciones en la salud". En: *Ideas en ciencia* 37, págs. 61-75 (vid. pág. 39).
- Martínez-Fernández., Raúl y col. (2016). "Actualización en la en enfermedad del Parkinson". En: *Revista Médica Clínica Las Condes* 27.3, págs. 363-379. DOI: 10.1016/j.rmclc.2016.06.010 (vid. pág. 75).
- Martinez-Martin, Pablo, Luis Prieto y Maria João Forjaz (2006). "Longitudinal Metric Properties of Disability Rating Scales for Parkinson's Disease". En: *Value in Health* 9.6, págs. 386-393. DOI: 10.1111/j.1524-4733.2006.00131.x (vid. pág. 160).
- Matias, Pedro y col. (2021). "Time Series Segmentation Using Neural Networks with Cross-Domain Transfer Learning". En: *Electronics* 10.15, pág. 1805. DOI: 10.3390/electronics10151805 (vid. págs. 171, 187, 204, 211).

- McGinley, Jennifer L. y col. (2009). “The reliability of three-dimensional kinematic gait measurements: a systematic review”. En: *Gait & Posture* 29.3, págs. 360-369. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2008.09.003 (vid. págs. 109, 120, 121).
- McGuinness, Bernadette y col. (feb. de 2010). “Attention deficits in Alzheimer’s disease and vascular dementia”. En: *Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry* 81. ISSN: 1468-330X. DOI: 10.1136/jnnp.2008.164483 (vid. pág. 138).
- Medina Ripoll, Enrique (2018). “Estudio del estado de fatiga en corredores de fondo a partir de patrones biomecánicos. Monitorización mediante sistemas integrados en el calzado”. Tesis doct. Universitat Politècnica de València (vid. pág. 111).
- Medline (2021). *Mal de Alzheimer: MedlinePlus enciclopedia médica*. URL: <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/000760.htm> (vid. pág. 73).
- Mehmet, Hanife, Stephen R. Robinson y Angela Wei Hong Yang (2020). “Assessment of Gait Speed in Older Adults”. En: *Journal of Geriatric Physical Therapy* 43.1, págs. 42-52. DOI: 10.1519/JPT.0000000000000224 (vid. pág. 17).
- Mellone, Sabato, Carlo Tacconi y Lorenzo Chiari (2012). “Validity of a Smartphone-based instrumented Timed Up and Go”. En: *Gait & Posture* 36.1, págs. 163-165. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2012.02.006 (vid. pág. 194).
- Melzer, Itshak, Ilan Kurz y Lars I. E. Oddsson (2010). “A retrospective analysis of balance control parameters in elderly fallers and non-fallers”. En: *Clinical Biomechanics (Bristol, Avon)* 25.10, págs. 984-988. DOI: 10.1016/j.clinbiomech.2010.07.007 (vid. pág. 181).
- Merlo, Andrea e Isabella Campanini (2010). “Technical Aspects of Surface Electromyography for Clinicians”. En: *The Open Rehabilitation Journal* 3.1 (vid. pág. 20).
- Mirelman, Anat y col. (2021). “Detecting Sensitive Mobility Features for Parkinson’s Disease Stages Via Machine Learning”. En: *Movement Disorders* n/a.n/a. DOI: 10.1002/mds.28631 (vid. págs. 47, 196, 216, 232).

- Misu, Shogo y col. (2019). “Development and validation of Comprehensive Gait Assessment using Inertial Sensor score (C-GAITS score) derived from acceleration and angular velocity data at heel and lower trunk among community-dwelling older adults”. En: *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 16.1, pág. 62. DOI: 10.1186/s12984-019-0539-3 (vid. págs. 47, 216).
- Mohammadian Rad, Nastaran y Elena Marchiori (2021). “Chapter 9 - Machine learning for healthcare using wearable sensors”. En: *Digital Health*. Ed. por Alan Godfrey y Sam Stuart. Academic Press, págs. 137-149. ISBN: 978-0-12-818914-6. DOI: 10.1016/B978-0-12-818914-6.00007-7 (vid. págs. 62, 63, 170, 217, 232).
- Mollà-Casanova, Sara y col. (2022). “Impact of Parkinson’s Disease on Functional Mobility at Different Stages”. En: *Frontiers in Aging Neuroscience* 14, pág. 935841. DOI: 10.3389/fnagi.2022.935841 (vid. págs. 47, 77, 141, 181, 183, 190, 196, 199, 200, 209, 211, 239).
- Monaro, Merylin y col. (2021). “A model to differentiate WAD patients and people with abnormal pain behaviour based on biomechanical and self-reported tests”. En: *International Journal of Legal Medicine* 135.4, págs. 1637-1646. DOI: 10.1007/s00414-021-02572-5 (vid. págs. 52, 216).
- Moore, G.E. (1998). “Cramming More Components Onto Integrated Circuits”. En: *Proceedings of the IEEE* 86.1, págs. 82-85. DOI: 10.1109/JPROC.1998.658762 (vid. pág. 38).
- Morris, J. C. (nov. de 1993). “The Clinical Dementia Rating (CDR): current version and scoring rules”. En: *Neurology* 43.11, págs. 2412-2414. ISSN: 0028-3878. DOI: 10.1212/wnl.43.11.2412-a (vid. págs. 128, 218).
- Moufawad El Achkar, Christopher y col. (2016). “Physical Behavior in Older Persons during Daily Life: Insights from Instrumented Shoes”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)* 16.8, E1225. DOI: 10.3390/s16081225 (vid. pág. 17).
- Muir, Susan W. y col. (ene. de 2012). “Gait assessment in mild cognitive impairment and Alzheimer’s disease: the effect of dual-task challenges across the cognitive spectrum”. En: *Gait & Posture* 35.1, págs. 96-100. ISSN: 1879-2219. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2011.08.014 (vid. págs. 24, 127, 135).

- Muir-Hunter, Susan W., Laura Graham y Manuel Montero Odasso (2015). “Reliability of the Berg Balance Scale as a Clinical Measure of Balance in Community-Dwelling Older Adults with Mild to Moderate Alzheimer Disease: A Pilot Study”. En: *Physiotherapy Canada* 67.3, págs. 255-262. DOI: 10.3138/ptc.2014-32 (vid. pág. 13).
- Muniz, A. M. S. y col. (2010). “Comparison among probabilistic neural network, support vector machine and logistic regression for evaluating the effect of subthalamic stimulation in Parkinson disease on ground reaction force during gait”. En: *Journal of Biomechanics* 43.4, págs. 720-726. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2009.10.018 (vid. págs. 52, 216).
- Muñoz-Bermejo, Laura y col. (2021). “Test-Retest Reliability of Five Times Sit to Stand Test (FTSST) in Adults: A Systematic Review and Meta-Analysis”. En: *Biology* 10.6, pág. 510. DOI: 10.3390/biology10060510 (vid. pág. 159).
- Nait Aicha, Ahmed y col. (2018). “Deep Learning to Predict Falls in Older Adults Based on Daily-Life Trunk Accelerometry”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)* 18.5, pág. 1654. DOI: 10.3390/s18051654 (vid. págs. 193, 194).
- Nakamura, T. y col. (sep. de 1997). “Postural and gait disturbance correlated with decreased frontal cerebral blood flow in Alzheimer disease”. En: *Alzheimer Disease and Associated Disorders* 11. ISSN: 0893-0341. DOI: 10.1097/00002093-199709000-00005 (vid. págs. 135, 137).
- Navarro-Flores, Emmanuel y col. (2022). “Effect of foot health and quality of life in patients with Parkinson disease: A prospective case-control investigation”. En: *Journal of Tissue Viability* 31.1, págs. 69-72. DOI: 10.1016/j.jtv.2021.07.001 (vid. pág. 159).
- Nguyen, Hung y col. (7 de abr. de 2017). “Auto detection and segmentation of daily living activities during a Timed Up and Go task in people with Parkinson’s disease using multiple inertial sensors”. En: *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation* 14. ISSN: 1743-0003. DOI: 10.1186/s12984-017-0241-2 (vid. págs. 51, 135, 136, 142, 154, 167).
- Nishiguchi, Shu y col. (mayo de 2012). “Reliability and validity of gait analysis by android-based smartphone”. En: *Telemedicine Journal and E-Health*:

-
- The Official Journal of the American Telemedicine Association*. DOI: 10.1089/tmj.2011.0132 (vid. págs. 103, 109, 121, 130, 171, 183, 194, 201, 203, 220).
- Niu, H. y col. (2017). “Prevalencia e incidencia de la enfermedad de Alzheimer en Europa: metaanálisis”. En: *Neurología* 32.8, págs. 523-532. DOI: 10.1016/j.nrl.2016.02.016 (vid. pág. 71).
- Nocera, Joe R. y col. (jul. de 2013). “Using the Timed Up & Go test in a clinical setting to predict falling in Parkinson’s disease”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*. DOI: 10.1016/j.apmr.2013.02.020 (vid. pág. 156).
- Oliveira de Carvalho, Alessandro y col. (2018). “Physical Exercise For Parkinson’s Disease: Clinical And Experimental Evidence”. En: *Clinical practice and epidemiology in mental health: CP & EMH* 14, págs. 89-98. ISSN: 1745-0179. DOI: 10.2174/1745017901814010089 (vid. págs. 152, 164).
- Olmos Zapata, Paloma (2012). “Estudio del síndrome de temor a caerse en personas mayores de 65 años”. <http://purl.org/dc/dcmitype/Text>. Universidad de Murcia (vid. pág. 78).
- Pacini Panebianco, Giulia y col. (2018). “Analysis of the performance of 17 algorithms from a systematic review: Influence of sensor position, analysed variable and computational approach in gait timing estimation from IMU measurements”. En: *Gait & Posture* 66, págs. 76-82. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2018.08.025 (vid. págs. 62, 217).
- Page, A., G. Ayala y col. (2006). “Normalizing temporal patterns to analyze sit-to-stand movements by using registration of functional data”. En: *Journal of Biomechanics* 39.13, págs. 2526-2534. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2005.07.032 (vid. pág. 302).
- Page, A., P. Candelas y F. Belmar (2006). “Application of video photogrammetry to analyse mechanical systems in the undergraduate physics laboratory”. En: *European Journal of Physics* 27, págs. 647-655. DOI: 10.1088/0143-0807/27/3/017 (vid. págs. 108, 239).
- Pankoff, B. A. y col. (2000). “Reliability of the six-minute walk test in people with fibromyalgia”. En: *Arthritis Care and Research: The Official Journal*

- of the Arthritis Health Professions Association* 13.5, págs. 291-295. DOI: 10.1002/1529-0131(200010)13:5<291::aid-anr8>3.0.co;2-x (vid. pág. 216).
- Park, Jeong-Ho, Yeo-Jeong Kang y Fay Bahling Horak (2015). “What is wrong with balance in Parkinson’s disease?” En: *Journal of movement disorders* 8.3, pág. 109 (vid. págs. 153, 154).
- Parkinson, James (1817). *An Essay on the Shaking Palsy*. en. Whittingham y Rowland (vid. págs. 75, 159).
- Paszke, Adam y col. (2019). “PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library”. En: *Advances in Neural Information Processing Systems 32*. Curran Associates, Inc., págs. 8024-8035 (vid. pág. 57).
- Patel, Mubarak, Aleksandar Pavic y Victoria A. Goodwin (2020). “Wearable inertial sensors to measure gait and posture characteristic differences in older adult fallers and non-fallers: A scoping review”. En: *Gait & Posture* 76, págs. 110-121. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2019.10.039 (vid. págs. 47, 216).
- Patil, Prithvi y col. (2019). “Clinical Human Gait Classification: Extreme Learning Machine Approach”. En: págs. 1-6. DOI: 10.1109/ICASERT.2019.8934463 (vid. pág. 216).
- Patrizio, E. y col. (2021). “Physical Functional Assessment in Older Adults”. En: *The Journal of Frailty & Aging* 10.2, págs. 141-149. DOI: 10.14283/jfa.2020.61 (vid. pág. 11).
- Pedregosa, F. y col. (2011). “Scikit-learn: Machine Learning in Python”. En: *Journal of Machine Learning Research* 12, págs. 2825-2830 (vid. págs. 185, 201, 203).
- Pedrero-Sánchez, José Francisco, Juan Manuel Belda-Lois y col. (2023). “Classification of Parkinson’s disease stages with a two-stage deep neural network”. En: *Frontiers in Aging Neuroscience* 15. ISSN: 1663-4365 (vid. págs. 50, 55, 63, 169, 193, 240).

- Pedrero-Sánchez, José Francisco, Juan-Manuel Belda-Lois y col. (2022). “Classification of healthy, Alzheimer and Parkinson populations with a multi-branch neural network”. En: *Biomedical Signal Processing and Control* 75, pág. 103617. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.103617 (vid. págs. 50, 51, 63, 169, 180, 192, 201, 207, 240).
- Pedrero-Sánchez, José-Francisco y col. (2023). “The Reliability and Accuracy of a Fall Risk Assessment Procedure Using Mobile Smartphone Sensors Compared with a Physiological Profile Assessment”. En: *Sensors* 23.14, pág. 6567. DOI: 10.3390/s23146567 (vid. págs. 169, 240).
- Peel, Nancye M., Suzanne S. Kuys y Kerenaftali Klein (2013). “Gait speed as a measure in geriatric assessment in clinical settings: a systematic review”. En: *The Journals of Gerontology: Series A* 68.1, págs. 39-46 (vid. págs. 79, 178).
- Peel, Nancye May y col. (2019). “The Association Between Gait Speed and Cognitive Status in Community-Dwelling Older People: A Systematic Review and Meta-analysis”. En: *The Journals of Gerontology. Series A, Biological Sciences and Medical Sciences* 74.6, págs. 943-948. DOI: 10.1093/geron/gly140 (vid. pág. 11).
- Pelicioni, Paulo H. S. y col. (2019). “Falls in Parkinson’s Disease Subtypes: Risk Factors, Locations and Circumstances”. En: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 16.12, pág. 2216. DOI: 10.3390/ijerph16122216 (vid. pág. 159).
- Pérez Manso, Pablo (2019). “Análisis de datos funcionales: representación en bases y regresión funcional en scikit-fda”. bachelorThesis (vid. pág. 63).
- Perry, Jacquelin, Slac Thorofare K y Jon R. Davids (1992). “Gait Analysis: Normal and Pathological Function”. En: *Journal of Pediatric Orthopaedics* 12.6, pág. 815 (vid. pág. 35).
- Peters, Joseph y col. (2022). “Smartphone-based gait and balance assessment in survivors of stroke: a systematic review”. En: *Disability and Rehabilitation. Assistive Technology*, págs. 1-11. DOI: 10.1080/17483107.2022.2072527 (vid. pág. 194).

- Pham, Minh H. y col. (2018). “Validation of a Lower Back "Wearable"-Based Sit-to-Stand and Stand-to-Sit Algorithm for Patients With Parkinson’s Disease and Older Adults in a Home-Like Environment”. En: *Frontiers in Neurology*. DOI: 10.3389/fneur.2018.00652 (vid. pág. 142).
- Phillips, Michelle y col. (10 de jun. de 2013). “Intra-Individual Reaction Time Variability in Mild Cognitive Impairment and Alzheimer’s Disease: Gender, Processing Load and Speed Factors”. En: *PLOS ONE* 8. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0065712 (vid. pág. 138).
- Pickering, Ruth M. y col. (2007). “A meta-analysis of six prospective studies of falling in Parkinson’s disease”. En: *Movement Disorders* 22.13, págs. 1892-1900. DOI: 10.1002/mds.21598 (vid. pág. 159).
- Piirtola, Maarit y Pertti Era (2006). “Force Platform Measurements as Predictors of Falls among Older People – A Review”. En: *Gerontology* 52.1, págs. 1-16. DOI: 10.1159/000089820 (vid. pág. 17).
- Podsiadlo, Diane y Sandra Richardson (1991). “The timed “Up & Go”: a test of basic functional mobility for frail elderly persons”. En: *Journal of the American geriatrics Society* 39.2, págs. 142-148 (vid. págs. 79, 178).
- Poewe, Werner y col. (2017). “Parkinson disease”. En: *Nature Reviews Disease Primers* 3.1, págs. 1-21. DOI: 10.1038/nrdp.2017.13 (vid. pág. 159).
- Ponciano, Vasco y col. (2020). “Sensors are Capable to Help in the Measurement of the Results of the Timed-Up and Go Test? A Systematic Review”. En: *Journal of Medical Systems* 44.12, pág. 199. DOI: 10.1007/s10916-020-01666-8 (vid. págs. 46, 196).
- Post, Bart y col. (2011). “Progression and prognostic factors of motor impairment, disability and quality of life in newly diagnosed Parkinson’s disease”. En: *Movement Disorders*. DOI: 10.1002/mds.23467 (vid. pág. 153).
- Prieto, T. E. y col. (sep. de 1996). “Measures of postural steadiness: differences between healthy young and elderly adults”. En: *IEEE transactions on biomedical engineering* 43.9, págs. 956-966. ISSN: 0018-9294. DOI: 10.1109/10.532130 (vid. págs. 131, 148).

- Rabe, Sophie y col. (2020). “Descriptive Evaluation and Accuracy of a Mobile App to Assess Fall Risk in Seniors: Retrospective Case-Control Study”. En: *JMIR aging* 3.1, e16131. DOI: 10.2196/16131 (vid. pág. 192).
- Rad, Nastaran Mohammadian y col. (2016). “Convolutional Neural Network for Stereotypical Motor Movement Detection in Autism”. En: *arXiv:1511.01865 [cs, stat]* (vid. pág. 232).
- Ramey, M. R. (1975). “Force plate designs and applications”. En: *Exercise and Sport Sciences Reviews* 3, págs. 303-319 (vid. pág. 17).
- Ramírez Ramírez, Jairo Uriel, Miguel Oswaldo Cadena Sanabria y Miguel Enrique Ochoa (2017). “Aplicación de la Escala de fragilidad de Edmonton en población colombiana. Comparación con los criterios de Fried”. En: *Revista Española de Geriatría y Gerontología* 52.6, págs. 322-325. DOI: 10.1016/j.regg.2017.04.001 (vid. pág. 22).
- Rehman, Rana Zia Ur y col. (2019). “Selecting Clinically Relevant Gait Characteristics for Classification of Early Parkinson’s Disease: A Comprehensive Machine Learning Approach”. En: *Scientific Reports* 9.1, pág. 17269. DOI: 10.1038/s41598-019-53656-7 (vid. págs. 62, 196, 217).
- Renaudin, Valérie, Melania Susi y Gérard Lachapelle (2012). “Step length estimation using handheld inertial sensors”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)* 12.7, págs. 8507-8525. DOI: 10.3390/s120708507 (vid. pág. 39).
- Reuben, David B. y col. (1995). “Measuring physical function in community-dwelling older persons: A comparison of self-administered, interviewer-administered, and performance-based measures”. En: *Journal of the American Geriatrics Society* 43.1, págs. 17-23 (vid. págs. 79, 178, 190).
- Ribeiro, José G. T., Jaime T. P. De Castro y José L. F. Freire (2003). “Using the Fft- Ddi Method to Measure Displacements with Piezoelectric, Resistive and Icp Accelerometers”. En: *XXI International Modal Analysis Conference At: Orlando - FL*, págs. 189-196 (vid. págs. 105, 131, 148, 183, 203, 220).
- Ries, Julie D. y col. (jun. de 2009). “Test-retest reliability and minimal detectable change scores for the timed "up & go" test, the six-minute walk test, and gait speed in people with Alzheimer disease”. En: *Physical Therapy*

89.6, págs. 569-579. ISSN: 1538-6724. DOI: 10.2522/ptj.20080258 (vid. págs. 25, 127, 137).

Rivas Costa, Gonzalo y col. (2009). “Características epidemiológicas de la pluriopatología y su influencia en la utilización de servicios sanitarios a partir de una encuesta de salud. Madrid, 2007”. En: *Revista Española de Salud Pública* 83.6, págs. 835-846 (vid. pág. 66).

Robles Raya, M^a José (2006). *Tratado de GERATRÍA para residentes*. ISBN: 84-689-8949-5 (vid. pág. 237).

Rocchi, Laura y col. (2006). “Identification of distinct characteristics of postural sway in Parkinson’s disease: A feature selection procedure based on principal component analysis”. En: *Neuroscience Letters* 2, págs. 140-145. DOI: 10.1016/j.neulet.2005.10.020 (vid. pág. 166).

Roche, Nicolas y col. (2021). “Effects of age, gender, frailty and falls on spatiotemporal gait parameters: a retrospective cohort study”. En: *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine* 57.6, págs. 923-930. DOI: 10.23736/S1973-9087.21.06831-3 (vid. pág. 11).

Rockwood, Kenneth y col. (2005). “A global clinical measure of fitness and frailty in elderly people”. En: *CMAJ: Canadian Medical Association journal = journal de l’Association medicale canadienne* 173.5, págs. 489-495. DOI: 10.1503/cmaj.050051 (vid. pág. 22).

Roeing, Kathleen L., Katherine L. Hsieh y Jacob J. Sosnoff (2017). “A systematic review of balance and fall risk assessments with mobile phone technology”. En: *Archives of Gerontology and Geriatrics* 73. DOI: 10.1016/j.archger.2017.08.002 (vid. págs. 193, 194).

Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer y Thomas Brox (2015). “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”. En: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*. Ed. por Nassir Navab y col. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, págs. 234-241. ISBN: 978-3-319-24574-4. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28 (vid. págs. 171, 173, 187, 202, 206, 211).

- Roshdibenam, Venous y col. (2021). “Machine Learning Prediction of Fall Risk in Older Adults Using Timed Up and Go Test Kinematics”. En: *Sensors* 21.10, pág. 3481. DOI: 10.3390/s21103481 (vid. págs. 12, 47, 63, 193, 216, 217, 232, 233).
- Rucco, Rosaria y col. (feb. de 2017). “Spatio-temporal and kinematic gait analysis in patients with Frontotemporal dementia and Alzheimer’s disease through 3D motion capture”. En: *Gait & Posture* 52, págs. 312-317. ISSN: 1879-2219. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2016.12.021 (vid. págs. 23, 73, 74, 126, 127, 137).
- Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton y Ronald J. Williams (1986). “Learning representations by back-propagating errors”. En: *Nature* 323.6088, págs. 533-536. DOI: 10.1038/323533a0 (vid. pág. 48).
- Samantha Turner, Rupert Kisser y Wim Rogmans (2015). *Falls among older adults in the EU-28: Key facts from the available statistics* (vid. pág. 178).
- Schenkman, Margaret y col. (2011). “Profile of Functional Limitations and Task Performance Among People With Early- and Middle-Stage Parkinson Disease”. En: *Physical Therapy* 91.9, págs. 1339-1354. DOI: 10.2522/ptj.20100236 (vid. págs. 160, 166).
- Seeley, William W. y Bruce L. Miller (2018). *Enfermedad de Alzheimer / Harrison. Principios de Medicina Interna*. 20a. McGraw Hill. ISBN: 978-1-4562-6310-2 (vid. pág. 71).
- Segovia Díaz de León, Martha Graciela y Erika Adriana Torres Hernández (2011). “Funcionalidad del adulto mayor y el cuidado enfermero”. En: *Gerokomos* 22.4. Publisher: Idemm Farma, S.L., págs. 162-166. ISSN: 1134-928X. DOI: 10.4321/S1134-928X2011000400003 (vid. pág. 6).
- Serra-Añó, Pilar, José Francisco Pedrero-Sánchez, Juan Hurtado-Abellán y col. (14 de ago. de 2019). “Mobility assessment in people with Alzheimer disease using smartphone sensors”. En: *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 16. ISSN: 1743-0003. DOI: 10.1186/s12984-019-0576-y (vid. págs. 47, 125, 143, 145, 148, 154, 161-163, 181, 183, 190, 193, 199, 216, 218-220, 239).

- Serra-Añó, Pilar, José Francisco Pedrero-Sánchez, Marta Inglés y col. (2020). “Assessment of Functional Activities in Individuals with Parkinson’s Disease Using a Simple and Reliable Smartphone-Based Procedure”. En: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.11, E4123. DOI: 10.3390/ijerph17114123 (vid. págs. 77, 141, 161, 164, 167, 181, 190, 193, 196, 199, 200, 211, 216, 218-220, 239).
- Shany, T. y col. (2012). “Assessing fall risk using wearable sensors: a practical discussion”. En: *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie* 45.8, págs. 694-706 (vid. pág. 179).
- Shen, Xia, Irene S. K. Wong-Yu y Margaret K. Y. Mak (1 de jul. de 2016). “Effects of Exercise on Falls, Balance, and Gait Ability in Parkinson’s Disease: A Meta-analysis”. En: *Neurorehabilitation and Neural Repair* 30.6. Publisher: SAGE Publications Inc STM, págs. 512-527. ISSN: 1545-9683. DOI: 10.1177/1545968315613447 (vid. pág. 152).
- Sherrington, Catherine y col. (2017). “Exercise to prevent falls in older adults: an updated systematic review and meta-analysis”. En: *British Journal of Sports Medicine* 51.24, págs. 1750-1758. DOI: 10.1136/bjsports-2016-096547 (vid. pág. 159).
- Shin, Chaewon y Tae-Beom Ahn (2020). “Asymmetric dynamic center-of-pressure in Parkinson’s disease”. En: *Journal of the Neurological Sciences* 408. DOI: 10.1016/j.jns.2019.116559 (vid. pág. 167).
- Shin, J., M. Kim y J. Choi (2021). “Development and Validation of a Multidimensional Frailty Scale for Clinical Geriatric Assessment”. En: *The Journal of Nutrition, Health & Aging* 25.7, págs. 938-943. DOI: 10.1007/s12603-021-1652-0 (vid. pág. 6).
- Shrout, P. E. y J. L. Fleiss (mar. de 1979). “Intraclass correlations: uses in assessing rater reliability”. En: *Psychological Bulletin* 86. ISSN: 0033-2909. DOI: 10.1037//0033-2909.86.2.420 (vid. págs. 8, 108, 113, 123, 149).
- Shumway-Cook, Anne, Sandy Brauer y Marjorie Woollacott (2000). “Predicting the Probability for Falls in Community-Dwelling Older Adults Using the Timed Up & Go Test”. En: *Physical Therapy* 80.9, págs. 896-903. DOI: 10.1093/ptj/80.9.896 (vid. págs. 12, 52, 216).

- Shumway-Cook, Anne y Marjorie H. Woollacott (2001). *Motor Control: Theory and Practical Applications*. Lippincott Williams & Wilkins. ISBN: 978-0-683-30643-9 (vid. pág. 80).
- Silva, Bruna Adriana da y col. (2017). “Assessing Timed Up and Go in Parkinson’s disease: Reliability and validity of Timed Up and Go Assessment of biomechanical strategies”. En: *Journal of rehabilitation medicine* 49.9, págs. 723-731. DOI: 10.2340/16501977-2254 (vid. pág. 160).
- Silva Gama, Zenewton André da, Antonia Gómez Conesa y Marta Sobral Ferreira (2008). “Epidemiología de caídas de ancianos en España: Una revisión sistemática, 2007”. En: *Revista Española de Salud Pública* 82.1, págs. 43-55 (vid. pág. 78).
- Silveira, Yanelis Perou y col. (2016). “Evaluación funcional del adulto mayor y el proceso de atención de enfermería”. En: *Revista Información Científica* 95.5. Number: 5, págs. 851-861 (vid. pág. 6).
- Simon, David K., Caroline M. Tanner y Patrik Brundin (2020). “Parkinson Disease Epidemiology, Pathology, Genetics, and Pathophysiology”. En: *Clinics in Geriatric Medicine* 36.1, págs. 1-12. DOI: 10.1016/j.cger.2019.08.002 (vid. págs. 159, 196).
- Smith, Erin y col. (2016). “The reliability of the quantitative timed up and go test (QTUG) measured over five consecutive days under single and dual-task conditions in community dwelling older adults”. En: *Gait & Posture* 43, págs. 239-244. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2015.10.004 (vid. pág. 190).
- Soh, Sze-Ee y col. (sep. de 2013). “Determinants of health-related quality of life in people with Parkinson’s disease: a path analysis”. En: *Quality of Life Research: An International Journal of Quality of Life Aspects of Treatment, Care and Rehabilitation* 22. ISSN: 1573-2649. DOI: 10.1007/s11136-012-0289-1 (vid. págs. 76, 142).
- Soler, Pedro Abizanda (2020). *Medicina Geriátrica*. 2ª ed. Elsevier. ISBN: 978-84-9113-523-4 (vid. págs. 6, 9, 10, 66, 80).

- Studenski, Stephanie y col. (2011). “Gait speed and survival in older adults”. En: *JAMA* 305.1, págs. 50-58. DOI: 10.1001/jama.2010.1923 (vid. pág. 11).
- Su, Dongning y col. (2021). “Different effects of essential tremor and Parkinsonian tremor on multiscale dynamics of hand tremor”. En: *Clinical Neurophysiology* 132.9, págs. 2282-2289. DOI: 10.1016/j.clinph.2021.04.017 (vid. pág. 212).
- Sun, Ruopeng y Jacob J. Sosnoff (2018). “Novel sensing technology in fall risk assessment in older adults: a systematic review”. En: *BMC Geriatrics* 18.1, pág. 14. DOI: 10.1186/s12877-018-0706-6 (vid. págs. 51, 196, 216).
- Szandala, Tomasz (2021). “Review and comparison of commonly used activation functions for deep neural networks”. En: *Bio-inspired neurocomputing*, págs. 203-224 (vid. pág. 204).
- Tabatabaei, Seyed Amir Hossein y col. (2020). “Machine Learning Techniques for Parkinson’s Disease Detection using Wearables during a Timed-up-and-Go-Test”. En: *Current Directions in Biomedical Engineering* 6.3, págs. 376-379. DOI: 10.1515/cdbme-2020-3097 (vid. págs. 63, 217, 232, 233).
- Tacconi, Carlo, Sabato Mellone y Lorenzo Chiari (2012). “Smartphone-Based Applications for Investigating Falls and Mobility”. En: ISBN: 978-1-936968-15-2 (vid. pág. 194).
- Tahafchi, Parisa y col. (2017). “Freezing-of-Gait detection using temporal, spatial, and physiological features with a support-vector-machine classifier”. En: págs. 2867-2870. DOI: 10.1109/EMBC.2017.8037455 (vid. págs. 52, 216).
- Takakusaki, K. y col. (18 de jun. de 2003). “Basal ganglia efferents to the brainstem centers controlling postural muscle tone and locomotion: a new concept for understanding motor disorders in basal ganglia dysfunction”. En: *Neuroscience*. DOI: 10.1016/S0306-4522(03)00095-2 (vid. págs. 154, 166).
- Tamura, Kaori y col. (feb. de 2018). “Reliability of clinically feasible dual-task tests: Expanded timed get up and go test as a motor task on young

- healthy individuals”. En: *Gait & Posture* 60, págs. 22-27. ISSN: 1879-2219. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2017.11.002 (vid. págs. 25, 127, 139, 216).
- Tinetti, M. E., T. F. Williams y R. Mayewski (1986). “Fall risk index for elderly patients based on number of chronic disabilities”. En: *The American Journal of Medicine* 80.3, págs. 429-434. DOI: 10.1016/0002-9343(86)90717-5 (vid. pág. 13).
- Tinetti, Mary E. (1986). “Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients”. En: *Journal of the American Geriatrics Society* 34.2, págs. 119-126 (vid. págs. 79, 178).
- Tinetti, Mary E., Mark Speechley y Sandra F. Ginter (1988). “Risk factors for falls among elderly persons living in the community”. En: *New England journal of medicine* 319.26, págs. 1701-1707 (vid. pág. 178).
- Tomlinson, Claire L. y col. (10 de sep. de 2013). “Physiotherapy versus placebo or no intervention in Parkinson’s disease”. En: *The Cochrane Database of Systematic Reviews* 9, pág. CD002817. ISSN: 1469-493X. DOI: 10.1002/14651858.CD002817.pub4 (vid. pág. 152).
- Tong, Jigang y col. (2021). “Severity Classification of Parkinson’s Disease Based on Permutation-Variable Importance and Persistent Entropy”. En: *Applied Sciences* 11.4, pág. 1834. DOI: 10.3390/app11041834 (vid. pág. 196).
- Tornero-Quiñones, Inmaculada y col. (2020). “Functional Ability, Frailty and Risk of Falls in the Elderly: Relations with Autonomy in Daily Living”. En: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.3, E1006. DOI: 10.3390/ijerph17031006 (vid. págs. 68, 142).
- Torres, Jordi (2020). *Python Deep Learning. Introducción práctica con Keras y TensorFlow 2*. Marcombo. ISBN: 978-84-267-2828-9 (vid. págs. 54, 56, 59).
- Trabassi, Dante y col. (2022). “Machine Learning Approach to Support the Detection of Parkinson’s Disease in IMU-Based Gait Analysis”. En: *Sensors* 22.10, pág. 3700. DOI: 10.3390/s22103700 (vid. págs. 197, 211).
- Trojaniello, Diana, Andrea Cereatti y Ugo Della Croce (2014). “Accuracy, sensitivity and robustness of five different methods for the estimation of gait

temporal parameters using a single inertial sensor mounted on the lower trunk”. En: *Gait & Posture* 40.4, págs. 487-492. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2014.07.007 (vid. pág. 17).

Trujillo, James P. y col. (sep. de 2015). “Impaired planning in Parkinson’s disease is reflected by reduced brain activation and connectivity”. En: *Human Brain Mapping*. DOI: 10.1002/hbm.22873 (vid. pág. 156).

Tysnes, Ole-Bjørn y Anette Storstein (ago. de 2017). “Epidemiology of Parkinson’s disease”. En: *Journal of Neural Transmission (Vienna, Austria: 1996)* 124. ISSN: 1435-1463. DOI: 10.1007/s00702-017-1686-y (vid. págs. 77, 142).

Um, Terry Taewoong y col. (2017). “Data Augmentation of Wearable Sensor Data for Parkinson’s Disease Monitoring using Convolutional Neural Networks”. En: *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction - ICMI 2017*, págs. 216-220. DOI: 10.1145/3136755.3136817 (vid. págs. 172, 222).

Un perfil de las personas mayores en España, 2022. Indicadores estadísticos básicos - EnR (sep. de 2022). es. URL: <https://envejecimientoenred.csic.es/un-perfil-de-las-personas-mayores-en-espana-2022-indicadores-estadisticos-basicos/> (vid. pág. 64).

Van Rossum, Guido y Fred L Drake Jr (1995). *Python reference manual*. Centrum voor Wiskunde en Informatica Amsterdam (vid. págs. 101, 129, 145, 185).

Varrecchia, Tiwana y col. (2021). “An artificial neural network approach to detect presence and severity of Parkinson’s disease via gait parameters”. En: *PLOS ONE* 16.2, e0244396. DOI: 10.1371/journal.pone.0244396 (vid. pág. 159).

Vaswani, Ashish y col. (2017). *Attention Is All You Need*. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762 (vid. pág. 63).

Venables, W. N. y B. D. Ripley (2002). *Modern Applied Statistics with S*. 4ª ed. Statistics and Computing. Springer-Verlag. ISBN: 978-0-387-95457-8. DOI: 10.1007/978-0-387-21706-2 (vid. pág. 223).

- Vera Sánchez, Mayté y Rita Campillo Motilva (2003). “Evaluación de la marcha y el equilibrio como factor de riesgo en las caídas del anciano”. En: *Revista Cubana de Medicina General Integral* 19.5 (vid. pág. 79).
- Verghese, Joe y col. (sep. de 2007). “Quantitative gait dysfunction and risk of cognitive decline and dementia”. En: *Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry* 78.9, págs. 929-935. ISSN: 1468-330X. DOI: 10.1136/jnnp.2006.106914 (vid. págs. 24, 73, 126, 127, 137).
- Verheyden, Geert y col. (1 de oct. de 2007). “Validity of the Trunk Impairment Scale as a Measure of Trunk Performance in People With Parkinson’s Disease”. En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*. DOI: 10.1016/j.apmr.2007.06.772 (vid. pág. 155).
- Vicente-Herrero, M. T. y col. (2018). “Valoración del dolor. Revisión comparativa de escalas y cuestionarios”. En: *Revista de la Sociedad Española del Dolor* 25.4, págs. 228-236. DOI: 10.20986/resed.2018.3632/2017 (vid. pág. 22).
- Vienne, Aliénor y col. (2021). “Inertial Sensors to Assess Gait Quality in Patients with Neurological Disorders: A Systematic Review of Technical and Analytical Challenges”. En: *Frontiers in Psychology* 8 (). ISSN: 1664-1078. DOI: 10.3389/fpsyg.2017.00817 (vid. págs. 135, 142).
- Vila, M. Helena y col. (2021). “Analysis of Gait for Disease Stage in Patients with Parkinson’s Disease”. En: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 18.2, pág. 720. DOI: 10.3390/ijerph18020720 (vid. pág. 159).
- Vilagut, Gemma y col. (2008). “Interpretación de los cuestionarios de salud SF-36 y SF-12 en España: componentes físico y mental”. En: *Medicina Clínica* 130.19, págs. 726-735. DOI: 10.1157/13121076 (vid. pág. 22).
- Virtanen, Pauli y col. (2020). “SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python”. En: *Nature Methods* 17.3, págs. 261-272. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2 (vid. pág. 101).
- Vivas Broseta, María José (2014). “Desarrollo de una metodología de valoración objetiva de la recuperación de la marcha de personas con ictus basada en escalas clínicas y análisis cinético”. En: (vid. págs. 6, 9).

- Vsetecková, Jitka Jancová y Nicholas Drey (2013). “What is the role body sway deviation and body sway velocity play in postural stability in older adults?” En: *Acta Medica (Hradec Kralove)* 56.3, págs. 117-123. DOI: 10.14712/18059694.2014.19 (vid. pág. 17).
- Wang, Fang y col. (2013). “Toward a passive low-cost in-home gait assessment system for older adults”. En: *IEEE journal of biomedical and health informatics* 17.2, págs. 346-355. DOI: 10.1109/JBHI.2012.2233745 (vid. pág. 179).
- Wang, L. y col. (2021). “IMU-Based Gait Normalcy Index Calculation for Clinical Evaluation of Impaired Gait”. En: *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 25.1, págs. 3-12. DOI: 10.1109/JBHI.2020.2982978 (vid. págs. 47, 216).
- Wang, Shuang, Marjorie Skubic y Yingnan Zhu (2012). “Activity density map visualization and dissimilarity comparison for eldercare monitoring”. En: *IEEE transactions on information technology in biomedicine: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 16.4, págs. 607-614. DOI: 10.1109/TITB.2012.2196439 (vid. pág. 179).
- Wang, Wei Hsin y col. (27 de jul. de 2015). “An inertial sensor based balance and gait analysis system: IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS 2015”. En: *2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS 2015* 2015-July. DOI: 10.1109/ISCAS.2015.7169227 (vid. pág. 135).
- Wang, Yiru y col. (2020). “Can Smartphone-Derived Step Data Predict Laboratory-Induced Real-Life Like Fall-Risk in Community-Dwelling Older Adults?” En: *Frontiers in Sports and Active Living* 2 (vid. pág. 192).
- Weinert-Aplin, R. A. y col. (ene. de 2017). “Medial-lateral centre of mass displacement and base of support are equally good predictors of metabolic cost in amputee walking”. En: *Gait & Posture* 51. ISSN: 1879-2219. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2016.09.024 (vid. págs. 131, 136).
- Weiss, A. y col. (2011). “An instrumented timed up and go: the added value of an accelerometer for identifying fall risk in idiopathic fallers”. En: *Physiological Measurement* 32.12, págs. 2003-2018. DOI: 10.1088/0967-3334/32/12/009 (vid. págs. 101, 179, 196, 203, 222).

- Weiss, Aner, Talia Herman, Nir Giladi y col. (2014). "Objective Assessment of Fall Risk in Parkinson's Disease Using a Body-Fixed Sensor Worn for 3 Days". En: *PLOS ONE* 9.5, e96675. DOI: 10.1371/journal.pone.0096675 (vid. pág. 160).
- Weiss, Aner, Talia Herman, Anat Mirelman y col. (1 de ene. de 2019). "The transition between turning and sitting in patients with Parkinson's disease: A wearable device detects an unexpected sequence of events". En: *Gait & Posture*. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2018.10.018 (vid. págs. 142, 143).
- Welch, B. L. (1938). "The Significance of the Difference Between Two Means when the Population Variances are Unequal". En: *Biometrika* 29.3/4, págs. 350-362. ISSN: 0006-3444. DOI: 10.2307/2332010 (vid. pág. 149).
- WHO (1959). *The public health aspects of the aging of de population. Copenhagen: World Health Organization* (vid. pág. 6).
- (2020). *Demencia*. URL: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/dementia> (vid. pág. 71).
- Williams, G., K. Doughty K.and Cameron y D.A. Bradley (1998). "A smart fall and activity monitor for telecare applications". En: 3, págs. 1151-1154. DOI: 10.1109/IEMBS.1998.747074 (vid. pág. 194).
- Wilson, LA y K O'Loughlin (2021). "Using a smartphone application (App) to assist older adults to navigate their local area during extreme weather events and changing environmental conditions: A qualitative study". En: DOI: 10.1111/ajag.12858 (vid. pág. 45).
- Wisley, Diane M. y Neeraj A. Kumar (2010). "Functional gait assessment: concurrent, discriminative, and predictive validity in community-dwelling older adults". En: *Physical Therapy* 90.5, págs. 761-773. DOI: 10.2522/ptj.20090069 (vid. págs. 12, 51, 196, 216).
- Wüest, Seline y col. (2016). "Reliability and validity of the inertial sensor-based Timed "Up and Go" test in individuals affected by stroke". En: *Journal of Rehabilitation Research and Development* 53. ISSN: 1938-1352. DOI: 10.1682/JRRD.2015.04.0065 (vid. pág. 135).

- Xia, Yi y col. (2020). “A Dual-Modal Attention-Enhanced Deep Learning Network for Quantification of Parkinson’s Disease Characteristics”. En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 28, págs. 42-51. DOI: 10.1109/TNSRE.2019.2946194 (vid. págs. 196, 197, 207, 212).
- Xing, Xupo y col. (2022). “Identification and Classification of Parkinsonian and Essential Tremors for Diagnosis Using Machine Learning Algorithms”. En: *Frontiers in Neuroscience* 16 (vid. pág. 212).
- Xu, Hang y col. (2018). “Gait alterations on irregular surface in people with Parkinson’s disease”. En: *Clinical Biomechanics* 57, págs. 93-98. DOI: 10.1016/j.clinbiomech.2018.06.013 (vid. pág. 166).
- Yahalom, Gilad y col. (ene. de 2020). “Smartphone Based Timed Up and Go Test Can Identify Postural Instability in Parkinson’s Disease”. En: *The Israel Medical Association journal: IMAJ* (vid. págs. 143, 156, 168).
- Yogev-Seligmann, Galit, Jeffrey M. Hausdorff y Nir Giladi (15 de feb. de 2008). “The role of executive function and attention in gait”. En: *Movement Disorders: Official Journal of the Movement Disorder Society* 23.3, 329-342, quiz 472. ISSN: 1531-8257. DOI: 10.1002/mds.21720 (vid. págs. 74, 126, 127).
- Yoon, Sang Min y Heeryon Cho (2018). “Divide and Conquer-Based 1D CNN Human Activity Recognition Using Test Data Sharpening”. En: *Sensors (Basel, Switzerland)* 18.4. DOI: 10.3390/s18041055 (vid. pág. 170).
- Zhao, Aite, Lin Qi, Junyu Dong y col. (2018). “Dual channel LSTM based multi-feature extraction in gait for diagnosis of Neurodegenerative diseases”. En: *Knowledge-Based Systems* 145, págs. 91-97. DOI: 10.1016/j.knosys.2018.01.004 (vid. págs. 197, 212).
- Zhao, Aite, Lin Qi, Jie Li y col. (2018). “A hybrid spatio-temporal model for detection and severity rating of Parkinson’s disease from gait data”. En: *Neurocomputing* 315, págs. 1-8. DOI: 10.1016/j.neucom.2018.03.032 (vid. págs. 197, 211).

-
- Ziegl, Andreas y col. (2017). “Timed Up-and-Go Device for Unsupervised Functional Assessment of Elderly Patients”. En: *Studies in Health Technology and Informatics*, págs. 298-304 (vid. págs. 12, 46).
- Zijlstra, Agnes y Wiebren Zijlstra (2013). “Trunk-acceleration based assessment of gait parameters in older persons: A comparison of reliability and validity of four inverted pendulum based estimations”. En: *Gait & Posture* 38.4, págs. 940-944. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2013.04.021 (vid. págs. 171, 223).
- Zijlstra, Wiebren (2004). “Assessment of spatio-temporal parameters during unconstrained walking”. En: *European Journal of Applied Physiology* 92.1-2, págs. 39-44. DOI: 10.1007/s00421-004-1041-5 (vid. págs. 201, 203).
- Zijlstra, Wiebren, Robertus Wilhelmus Bisseling y col. (2010). “A body-fixed-sensor-based analysis of power during sit-to-stand movements”. En: *Gait & Posture* 31.2, págs. 272-278. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2009.11.003 (vid. pág. 183).
- Zijlstra, Wiebren y At L. Hof (oct. de 2003). “Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking”. En: *Gait & Posture* 18.2, págs. 1-10. ISSN: 0966-6362. DOI: 10.1016/s0966-6362(02)00190-x (vid. págs. 103, 130, 131, 148, 183, 220, 223).

Anexos

Algoritmos de segmentación automática de la prueba

En esta apartado se describe el algoritmo desarrollado para segmentar las diferentes fases de la prueba funcional a partir de las señales registradas por el sensor inercial.

Segmentación

El algoritmo de segmentación automática de las diferentes fases de la prueba se muestra a continuación.

Durante el proceso de segmentación pueden ocurrir una serie de errores cuando el protocolo de la prueba funcional no se ejecuta correctamente tabla A.1.

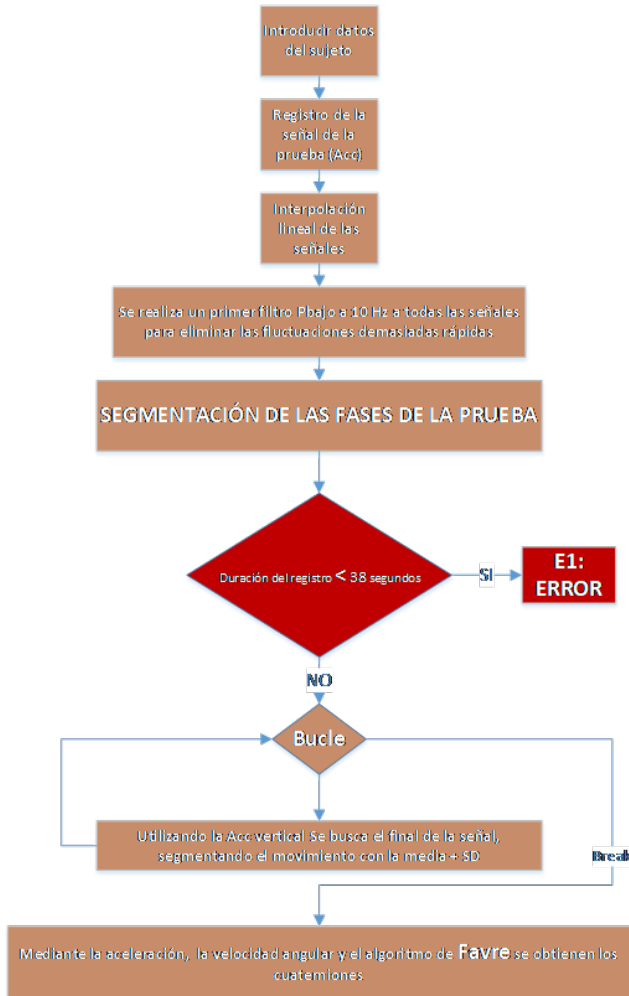


Figura A.1: Segmentación automática (diagrama de flujo 1).

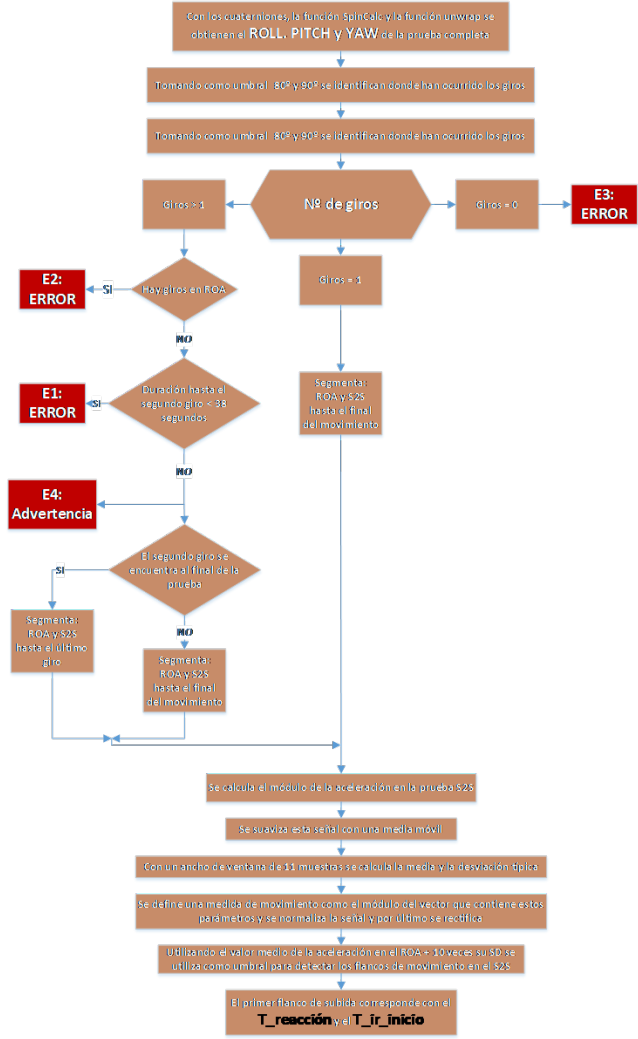


Figura A.2: Segmentación automática (diagrama de flujo 2).

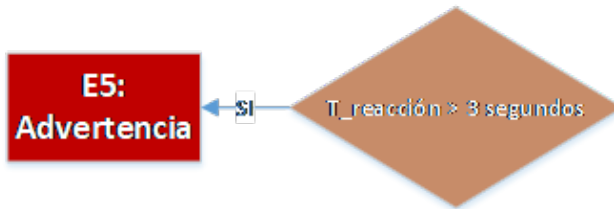


Figura A.3: Segmentación automática (diagrama de flujo 3).

Tabla A.1: Descripción de los posibles errores durante la segmentación de la prueba

Código	Info Usuario	Acción
E1	La duración de la prueba es demasiado corta, por favor revise la guía rápida y verifique que se ha ejecutado el protocolo completo	Finaliza la Prueba
E2	Se ha producido un giro durante la prueba de equilibrio, por favor recuerde que hasta que no escuche el indicador acústico debe quedarse lo más quierero posible	Finaliza la Prueba
E3	No se ha producido ningún giro durante la prueba, por favor revise la guía rápida y verifique que se ha ejecutado el protocolo completo	Finaliza la Prueba
E4	Advertencia, se han producido más giros de los esperados durante la prueba, por favor revise la guía rápida.	Advertencia pero continúa
E5	El tiempo de reacción obtenido ha sido demasiado elevado, por favor compruebe que el resultado es coherente con la valoración y no se debe a un error de ejecución de la prueba	Advertencia pero continúa
E6	No se ha detectado una parada clara antes de sentarse, esto podría penalizar los resultados de la prueba.	Advertencia pero continúa
E7	Error en la segmentación de la prueba, vuelva a realizar la valoración siguiendo la guía rápida.	Error Crítico

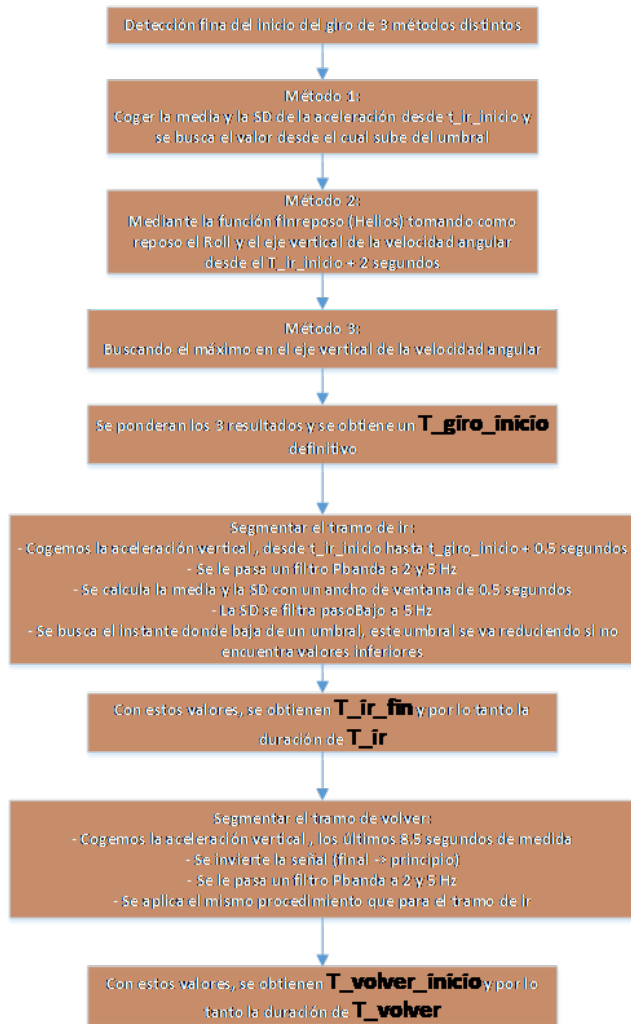


Figura A.4: Segmentación automática (diagrama de flujo 4).

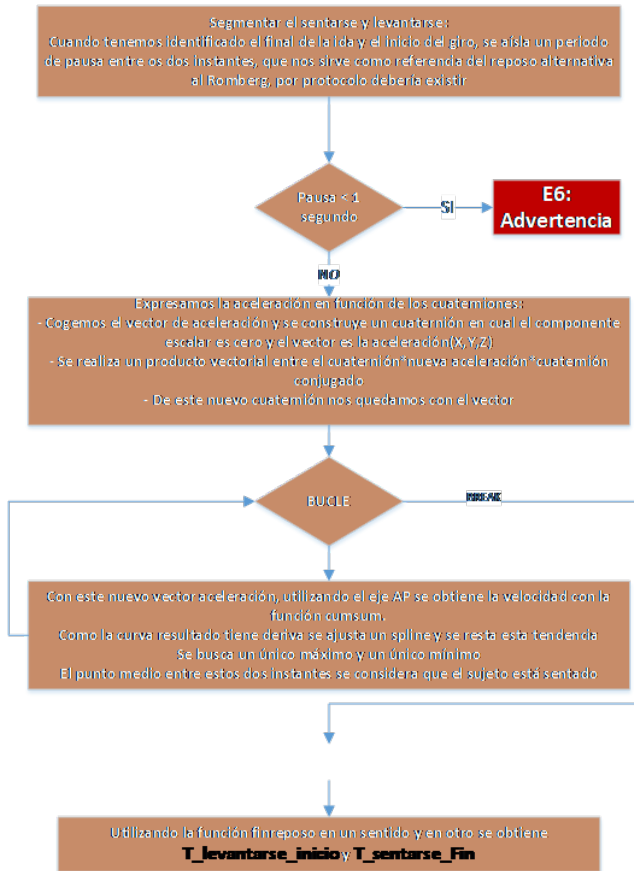


Figura A.5: Segmentación automática (diagrama de flujo 5).

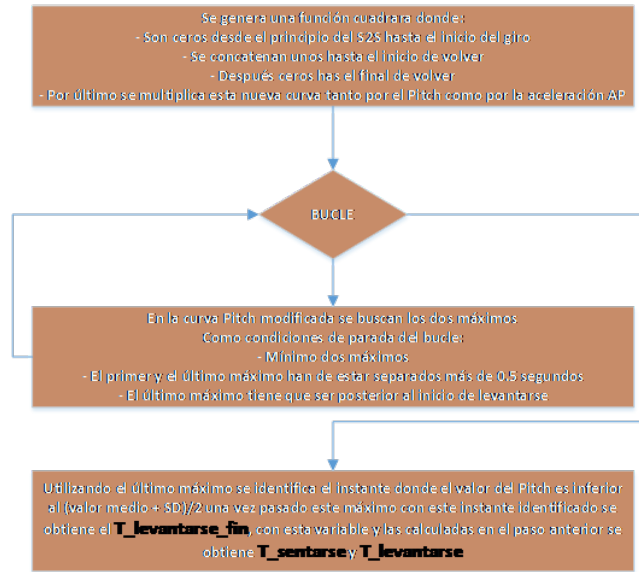


Figura A.6: Segmentación automática (diagrama de flujo 6).

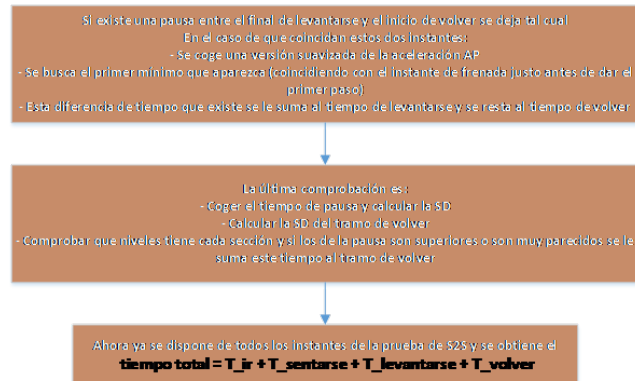


Figura A.7: Segmentación automática (diagrama de flujo 7).

Algoritmos de validación del equipo de medida

El primer paso del procesado ha sido la sincronización de ambas señales (IMU y Kinescan) mediante una flexión de rodillas, para ello:

1. Se buscan los máximos de las 500 primeras muestras en los ejes verticales tanto del IMU con del Kinescan.
2. Se calcula la diferencia en muestras de una a la otra y dependiendo si el resultado es negativo o positivo se restan este número de muestras a una señal o la otra.

El esquema del análisis que se ha realizado en esta primera parte (**Romberg**):

1. Segmentar en las señales el tramo de Romberg de la prueba.
2. Ajustar la aceleración anteroposterior y mediolateral a un spline para suavizar las señales.
3. Estimar la posición utilizando la aceleración.
4. Cálculo de las variables espaciales de ambas señales (desplazamientos mediolaterales y anteroposteriores).

El esquema del análisis realizado de la esta segunda parte (las fases de movimiento):

1. Segmentar en el tramo de la prueba las tres fases: ir, sentarse/levantarse, volver.
2. Tramos de ir y volver:
 - Realizar una doble integración de la aceleración para obtener la evolución del CoM en los 3 ejes de movimiento.
 - Ajustar las tendencias producidas en la integración.
 - Área de confianza de la elipse.
3. Se realiza un ajuste del movimiento de sentarse/levantarse mediante una función warpping (Page, Ayala y col. 2006).
4. Se umbraliza la señal de la posición para delimitar los instantes en que el sujeto se encuentra sentado y levantado.
5. Cálculo de los parámetros espacio-temporales en ambas señales:
 - Excursión vertical del CoM en los momentos de la marcha.
 - Diferencia de altura del CoM de estar de pie a sentado.
 - Tiempo total de ejecución de la prueba.
 - Tiempo que se tarda en llegar a la silla.
 - Tiempo que se tarda en volver de la silla.
 - Tiempo que se tarda en sentarse/levantarse.
 - Potencia media en sentarse/levantarse (Lindemann y col. 2003).

Anexo C

Consentimiento informado del
estudio en personas con
Alzheimer

CONSENTIMIENTO INFORMADO

Título del estudio: **“Análisis del riesgo de caídas en pacientes con enfermedad de Alzheimer”**

PARTICIPANTE

D./Dña. _____ con DNI _____, he leído la hoja de información sobre la presente investigación. He sido informado en términos comprensibles, sobre la evaluación fisioterápica de este estudio. He tenido la oportunidad de ampliar esta información y de consultar cuantas dudas me han surgido. Por ello, manifiesto que me considero satisfecho/a con la información recibida.

Asimismo, entiendo que, en cualquier momento y sin necesidad de dar ninguna explicación, tengo derecho a rehusar mi participación sin que ello suponga ningún perjuicio para mi persona.

Por todo lo anteriormente expuesto, decido de forma libre, voluntaria y consciente, OTORGAR mi CONSENTIMIENTO para participar en este proyecto.

Fdo. _____

Valencia, ____ de _____ de 2018

INVESTIGADOR/A

Dña. _____ con DNI _____, miembro del equipo de investigación del presente estudio, declara haber explicado a la persona voluntaria, la naturaleza y los propósitos de la presente investigación; haberle facilitado toda la información necesaria sobre acerca de los riesgos y beneficios que implica su participación; haberle contestado a las preguntas en la medida de lo posible y haberle preguntado si tenía alguna duda.

Fdo. _____

Valencia, ____ de _____ de 2017

Anexo D

Hoja informativa del estudio en personas con Alzheimer

Título del estudio: **“Estudio de la evolución de la enfermedad de Alzheimer sobre el riesgo de caídas.”**

DOCUMENTO INFORMATIVO

El propósito de este documento es proporcionar información precisa y suficiente acerca del estudio al que se le invita a participar, con el fin de que pueda evaluar si le interesaría o no participar en él. Por ello se le solicita que lea la siguiente hoja informativa con atención. Igualmente, podrá consultar con el equipo investigador todas las dudas que se le planteen o cualquier cuestión que le surja.

1. JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

En vista de la complejidad de la repercusión que tiene la enfermedad del Alzheimer en los pacientes que la padecen, resulta de interés la valoración de la progresión de la patología sobre el equilibrio y la estabilidad, así como estudiar y validar nuevos sistemas de valoración más económicos y accesibles. Por ello, los objetivos del presente estudio son:

- Analizar la influencia de la progresión en la enfermedad del Alzheimer sobre el riesgo de caídas asociado a la enfermedad
- Validar el sistema de valoración el riesgo de caídas con el cuestionario FRAS
- Conocer la repercusión de la realización de una tarea simultánea cognitiva y el dolor en el riesgo de caídas

2. DESCRIPCIÓN GENERAL DEL ESTUDIO

En el estudio tendremos una muestra de 40 personas sanas y 40 personas con Alzheimer las cuales dividiremos en dos grupos de 20 personas cada uno según la Clasificación Clínica de la Demencia (CDR):

Grupo 1: Personas con CDR igual a 1

Grupo 2: Personas con CDR igual a 2

La duración del estudio será de una única sesión de valoración. En ella se evaluará el riesgo de caídas tanto de forma objetiva como subjetiva mediante el uso de diversas pruebas, escalas o test para conocer el riesgo de caídas, el miedo a caer, el equilibrio, el dolor que siente el paciente y la ansiedad y depresión que experimentan.

3. BENEFICIOS DEL ESTUDIO

Es un estudio muy interesante en el ámbito del Alzheimer ya que puede ofrecer muchos beneficios a las instituciones (centros de salud, hospitales, asociaciones...) que se encargan de su cuidado e intentan retrasar los efectos de esta patología en los pacientes que la sufren. De este modo, se pretende que el trabajo de la estabilidad, equilibrio y propiocepción del paciente empiece ya en etapas tempranas de la enfermedad para enlentecer su desarrollo. Para conseguir dichos objetivos es necesario atender la condición física del paciente a través de parámetros como la movilidad articular, la fuerza y la marcha que pueden verse alterados en etapas iniciales por factores como la edad. Por otro lado, la readaptación física se suele comenzar en las últimas etapas donde el paciente ya no es independiente y presenta otros problemas añadidos como el dolor crónico generalizado, fatiga, rigidez, ansiedad y depresión. Además, nuevos sistemas de valoración están permitiendo que este procedimiento se pueda desarrollar con rapidez

y de forma eficaz, lo cual puede anticipar el inicio de la terapia física. Mediante el estudio pretendemos incidir directamente sobre estos problemas para que disminuya su incidencia.

4. RIESGOS ASOCIADOS A LA PARTICIPACIÓN EN EL ESTUDIO

Es importante considerar posibles efectos adversos de la valoración, como un aumento de los síntomas (por ejemplo: dolor y fatiga).

5. ACLARACIONES

- Debe saber que su participación en este estudio es totalmente voluntaria.
- Si decide participar en el estudio puede retirarse en el momento que lo desee, aun cuando los investigadores no se lo soliciten, pudiendo informar o no, de las razones de su decisión, la cual será respetada en su integridad y no tendrá consecuencias desfavorables para usted.
- En el transcurso del estudio usted podrá solicitar información actualizada sobre el mismo, al equipo investigador.
- Su participación en este estudio no le supondrá ningún gasto, y tampoco recibirá ningún pago por su participación.
- El tratamiento, la comunicación y la cesión de datos de carácter personal de todos los participantes se ajustará a la Ley Orgánica 15/1999, de 13 de diciembre de protección de datos de carácter personal y a la Ley 14/2007, de 3 de julio, de Investigación biomédica.

Si es necesario, sólo se transmitirá a terceras personas los datos recogidos para el estudio, que en ningún caso contendrán información que pueda identificar a los participantes directamente, como nombre y apellidos, iniciales, etc. En el caso de que se produzca esta cesión de datos será para las mismas finalidades del estudio descrito y garantizando la confidencialidad.

6. NÚMERO DE URGENCIA PARA PROBLEMAS RELACIONADOS CON EL ESTUDIO

En caso de que necesite consultar alguna duda sobre dicho estudio podrá contactar con el siguiente número de teléfono 699108964 (preguntar por Juan Hurtado Abellán).

Albacete, a _____ de _____ de 2017

Anexo E

Consentimiento informado del estudio de caídas

FORMULARIO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

Yo, D.N.I.:

Y habiendo recibido información del proyecto INSTINTO desarrollado por el Instituto de Biomecánica de Valencia, en el que voy a prestar mi colaboración, realizando actividades relativas a:

“Ensayos para la evaluación del riesgo de caídas a partir de pruebas biomecánicas de equilibrio, tiempos de reacción y marcha”

Y habiendo sido suficientemente informado/a de las tareas a realizar, condiciones de las mismas, objetivos del proyecto y uso que se le va a dar a la información obtenida, en el transcurso de la colaboración por a quien he podido hacer preguntas sobre el mismo.

Acepto las condiciones de este ensayo, las cuales requieren mi participación en total de la sesión, asumiendo que si no cumplo este requisito mi colaboración no será gratificada.

He trasladado información veraz sobre las cuestiones que se me han preguntado. Comprendo que mi participación es voluntaria, y que puedo decidir no participar o cambiar mi decisión y retirar mi consentimiento en cualquier momento.

Me comprometo a mantener estrictamente confidencial y secreto toda la información, documentos, metodologías o cualquier otro tipo de actividad realizada durante los ensayos. En particular, toda la información con respecto a la apariencia externa, funciones u otras características del ensayo se considerará como información confidencial.

- Participar en el presente estudio.
- Registrar imágenes de mi participación en el estudio
- Incluir las imágenes obtenidas en publicaciones y materiales promocionales de ámbito científico

Por lo que doy libremente mi conformidad para:

Fdo.:
El participante, tutor o representante legal

Fdo.:
La persona que ha informado

Valencia, a....., de de 2016

He recibido gratificación por participar de euros en cheques regalo

Firma participante

Anexo F

Hoja informativa del estudio de caídas

INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS DEL PROYECTO

El estudio titulado “**Ensayos para la evaluación del riesgo de caídas a partir de pruebas biomecánicas de equilibrio, tiempos de reacción y marcha**” forma parte del proyecto:

INSTINTO: Investigación y desarrollo de un sistema inteligente basado en sensores y actuadores integrados en textiles de aplicación a la prevención, detección y protección frente a caídas de personas mayores.

Proyecto, coordinado por el Instituto de Biomecánica de Valencia y financiado por el IVACE en el marco del programa de ayudas dirigidas a centros tecnológicos para el ejercicio 2016, cofinanciado por el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) en un porcentaje del 50% a través del Programa Operativo FEDER de la Comunitat Valenciana 2014-2020. Ref: IMDECA/2016/16

Con el fin de definir una prueba que permita valorar el riesgo que tiene un paciente de sufrir caídas en los próximos meses a la medición.

Las caídas son la primera causa de lesiones y muerte por accidente en las personas mayores de 65 años, y uno de los principales factores que llevan a situaciones de fragilidad. Por lo tanto, es vital que los profesionales médicos dispongan de herramientas sencillas y útiles para estimar el riesgo de caídas de sus pacientes. Existen numerosas pruebas y escalas clínicas validadas, que permiten evaluar la función sensorial y motora, como pruebas posturales, de marcha, las escalas de Berg o Tinetti, o la prueba de *timed-up-and-go* (TUG), una de las más usadas en la actualidad. Sin embargo, existe controversia sobre la capacidad predictiva de este tipo de tests para personas mayores sanas.^{1,2,3}

Una de las cuestiones clave es que las caídas en personas sanas, sin problemas médicos como osteoporosis, alteraciones en la tensión arterial, etc., no suelen producirse de forma espontánea sino por una pérdida de capacidades al

¹ Barry, E., Galvin, R., Keogh, C., Horgan, F., & Fahey, T. (2014). Is the Timed Up and Go test a useful predictor of risk of falls in community dwelling older adults: a systematic review and meta-analysis. *BMC Geriatrics*, 14(1), 14.

² Lin, M.-R., Hwang, H.-F., Hu, M.-H., Wu, H.-D. I., Wang, Y.-W., & Huang, F.-C. (2004). Psychometric comparisons of the timed up and go, one-leg stand, functional reach, and Tinetti balance measures in community-dwelling older people. *Journal of the American Geriatrics Society*, 52(8), 1343-1348.

³ Rydwick, E., Bergland, A., Forsén, L., & Frändin, K. (2011). Psychometric Properties of Timed Up and Go in Elderly People: A Systematic Review. *Physical & Occupational Therapy In Geriatrics*, 29(2), 102-125.

reaccionar ante eventos que son la causa de caída, como tropiezos, resbalones, cambios de nivel...

El propósito de este estudio es definir una prueba que pueda realizarse tanto en un entorno clínico como en el domicilio del paciente o en un centro de día, con el fin de que los médicos no especialistas puedan evaluar de forma temprana el riesgo de caídas, en pacientes mayores que no se encuentren en una situación de fragilidad obvia.

El estudio pretende llevar a cabo una experiencia con sujetos que serán sometidos a una serie de pruebas ampliamente empleadas en el ámbito de la biomecánica.

DESCRIPCIÓN DE LAS PRUEBAS: MUESTRA DE SUJETOS Y PROCEDIMIENTOS DE ENSAYO

La muestra de estudio se compone de 100 usuarios distribuidos según se muestra en la tabla 1.

Rango de EDAD	Hombres	Mujeres
Entre 55 y 60 años	6	10
Entre 60 y 65 años	6	10
Entre 65 y 67 años	6	12
Entre 67 y 75 años	5	15
Entre 75 y 80 años	8	12
Total	31	59

Los criterios de inclusión serán:

- Edad entre 55 y 80 años.
- Capaces de permanecer de pie y moverse sin ayuda (FACHS ≥ 3 , BipHS ≥ 4)^{4,5}.
- Historia previa de caídas: clasificación en dos grupos del mismo tamaño, “sin caídas” o “al menos una caída” en los últimos 12 meses.

Criterios exclusión

1. No ser capaces de caminar y permanecer de pie solos. (FACHS < 3 , BipHS < 4).
2. Utilización de ayudas externas para la marcha.
3. Enfermedades graves o intervenciones que hayan requerido hospitalización en los últimos 6 meses.
4. Problemas frecuentes de vértigo, mareos o pérdida de equilibrio tratamiento
5. En situación de dependencia.
6. Cardiopatías severas y/o hipertensión sin tratamiento.
7. Diabetes.
8. Polineuropatías
9. Patología degenerativa muscular
10. Alteraciones motoras con derivadas del sistema nervioso y/o periférico
11. Accidentes Vasculo Cerebrales (AVC)

⁴ S. García, A. Cortés, E. Viosca, A. Escuder, C. González, y M. Querol, «Validación de la clasificación funcional de la bipedestación del Hospital de Sagunto», Rehabilitación, vol. 44, n.º 1, pp. 53-59, ene. 2010.

⁵ E. Viosca, J. L. Martínez, P. L. Almagro, A. Gracia, y C. González, «Proposal and Validation of a New Functional Ambulation Classification Scale for Clinical Use», Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, vol. 86, n.º 6, pp. 1234-1238, jun. 2005.

Los sujetos serán gratificadas con 15€ cada hora mediante cheques regalo, en la que habrán de rellenar una serie de cuestionarios y realizar las pruebas biomecánicas. Los cuestionarios incluyen información sobre:

- Caídas sufridas en los últimos 12 meses.
- Enfermedades e intervenciones quirúrgicas sufridas en los últimos 6 meses.
- Medicación.
- Hábitos diarios.

Por otra parte, las pruebas biomecánicas consistirán en:

- “Short form” del Physiological Profile Assessment (PPA),⁶ que servirá de *gold standard* para evaluar su riesgo de caída. Esta prueba incluye:
 - Tests de visión (Melbourne Edge test).
 - Propiocepción de la postura.
 - Fuerza en miembros inferiores.
 - Tiempo de reacción (pulsación de un botón ante estímulos visuales).
 - Posturografía estática.
- Timed up-and-go test (levantarse de una silla y andar 3 metros).
- Medidas adicionales de posturografía estática con el equipo Ned/SVE.⁷
- Prueba de Marcha mediante sensores inerciales (X-sense)

Las pruebas no tendrán ningún impacto negativo sobre la salud y la integridad de las personas participantes. Para evitar riesgos físicos derivados de las pruebas, se respetarán estrictamente los criterios de exclusión señalados y la vigilancia de los investigadores durante la realización de los experimentos.

Además, los sujetos serán informados previamente de las condiciones de las pruebas, su propósito y los procedimientos, oralmente por los investigadores que realizarán los ensayos, y por escrito mediante la hoja informativa y de consentimiento informado que se adjuntan.

SEGURO DE RESPONSABILIDAD CIVIL.

El Instituto de biomecánica de Valencia cuenta con un seguro de responsabilidad civil, el cual cubre cualquier posible siniestro derivado de la actividad normal del centro.

⁶ Lord, S. R., Menz, H. B., & Tiedemann, A. (2003). A Physiological Profile Approach to Falls Risk Assessment and Prevention. *Physical Therapy*, 83(3), 237-252.

⁷ Gracia, C. S., & Lacuesta, J. S. (2002). Ned/IBV® S.V.E. Diagnóstico y evaluación de patologías del equilibrio humano. *Revista de biomecánica*, (35), 31-33.

COMPROMISO DE CONFIDENCIALIDAD DE LOS DATOS RECOGIDOS

La realización de este estudio conlleva un respetuoso compromiso del IBV y los investigadores involucrados con la confidencialidad de los datos recogidos de los participantes, en las actividades académicas y de difusión pública. Este compromiso se extiende al uso de los resultados, que se emplearán únicamente con el propósito de desarrollar nuevas metodologías que ayuden a la investigación, y potencialmente al ejercicio de los médicos de atención primaria, tal como se indica a los participantes en la hoja informativo y de consentimiento informado. La información recogida se realizará siguiendo las directrices de las versiones más recientes de los siguientes documentos:

- World Medical Association (WMA) Declaration of Helsinki: Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects (WMA General Assembly, Tokyo 2004).
- Council of Europe Convention for the Protection of Human Rights and Dignity of the Human Being with Regard to the Application of Biology and Medicine: Convention on Human Rights and Biomedicine. European Treaty Series No. 164, Oviedo, 4 Nov. 1997 (Oviedo Convention).
- Council of Europe Additional Protocol to the Convention on Human Rights and Biomedicine concerning Biomedical Research European Treaty Series No. 195, Strasbourg, 25 Jan. 2005.
- Charter of the Fundamental Rights of the European Union signed in Nice, 7 December 2000 (2000/C364/01);
- Opinion of the European Group on Ethics Science and New Technologies no.13: Ethical issues of healthcare in the information society 30/07/99.
- Directive 2002/22/EC of the European Parliament and of the Council of 7 March 2002 on universal service and users' rights relating to electronic communications networks and services (Universal Service Directive)
- Directive 2002/58/EC of the European Parliament and of the Council of 12 July 2002 concerning the processing of personal data and the protection of privacy in the electronic communications sector (Directive on privacy and electronic communications)

La participación de usuarios finales en la investigación se realizará siguiendo estándares éticos para la investigación. Los participantes serán informados de todas las condiciones de los experimentos, y se protegerá la confidencialidad y anonimato de los usuarios, conforme al siguiente procedimiento:

Todos los datos cualitativos y cuantitativos serán codificados bajo seudónimo en lugar de usar el nombre real de los usuarios, que no se almacenará ni transmitirá a terceros. En materiales como archivos de video que se usen en contextos académicos se distorsionarán las imágenes para impedir la identificación de los individuos. Todos los datos personales se tratarán de acuerdo a las leyes nacionales de protección de datos.

Anexo G

Aprobación Comité de Ética del estudio de caídas



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

JOSÉ ESTEBAN CAPILLA ROMÁ, PRESIDENTE DEL COMITÉ DE ÉTICA
EN INVESTIGACIÓN DE LA UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

HACE CONSTAR: que el Comité de Ética en Investigación de esta universidad, en sesión celebrada el 21 de octubre de 2016, tras evaluar el proyecto de investigación "**Ensayos para la evaluación del riesgo de caídas a partir de pruebas biomecánicas de equilibrio, tiempos de reacción y marcha**" (P4_21_10_16) cuya investigador principal es el Dr. **Enrique Medina Ripoll**, ha decidido informarlo favorablemente.

Valencia, a 21 de octubre de 2016

A handwritten signature in blue ink, consisting of several loops and flourishes, written over a circular stamp.

Fdo. José Esteban Capilla Romá

Anexo H

Consentimiento informado del
estudio en personas con
Parkinson

CONSENTIMIENTO INFORMADO

Título del estudio: **“INFLUENCIA DE LA EVOLUCIÓN DE LA ENFERMEDAD DE PARKINSON EN EL RIESGO DE CAÍDAS”**

PARTICIPANTE

D./Dña. _____ con DNI _____, he leído la hoja de información sobre la presente investigación. He sido informado en términos comprensibles, sobre la evaluación fisioterápica de este estudio. He tenido la oportunidad de ampliar esta información y de consultar cuantas dudas me han surgido. Por ello, manifiesto que me considero satisfecho/a con la información recibida.

Asimismo, entiendo que, en cualquier momento y sin necesidad de dar ninguna explicación, tengo derecho a rehusar mi participación sin que ello suponga ningún perjuicio para mi persona.

Por todo lo anteriormente expuesto, decido de forma libre, voluntaria y consciente, OTORGAR mi CONSENTIMIENTO para participar en este proyecto.

Fdo. _____

Valencia, ____ de _____ de 2017

INVESTIGADOR/A

Dña. _____ con DNI _____, miembro del equipo de investigación del presente estudio, declara haber explicado a la persona voluntaria, la naturaleza y los propósitos de la presente investigación; haberle facilitado toda la información necesaria sobre acerca de los riesgos y beneficios que implica su participación; haberle contestado a las preguntas en la medida de lo posible y haberle preguntado si tenía alguna duda.

Fdo. _____

Valencia, ____ de _____ de 2017

Anexo I

Acuerdo con la asociación Parkinson de Alicante

CONVENIO PARA LA REALIZACIÓN DE UN ESTUDIO DE VALORACIÓN DEL EQUILIBRIO ENTRE LA ASOCIACIÓN PARKINSON DE ALICANTE Y LA UNIVERSITAT DE VALENCIA. ESTUDI GENERAL.

En Valencia, a 01 de enero de 2022

COMPARECEN

De una parte Dña. Pilar Serra Añó, Profesora del Departamento de Fisioterapia de la Universitat de València. Estudi General (en adelante la UVEG), coordinadora del grupo de investigación UBIC, con la autoridad que le confieren los arts. 218 y 220 de los Estatutos previo acuerdo favorable del Consejo de Departamento o de la Junta Permanente.

Y de otra parte, Dña. Eunice Martínez Almagro, con DNI nº 21428875M, actuando en nombre y representación de la entidad ASOCIACIÓN PARKINSON DE ALICANTE, con CIF nº G53615795, fecha de constitución 12 de diciembre de 2001, 8011 sección primera en el registro de asociaciones de la Comunidad Valenciana, con domicilio a efectos de esta adenda en Calle General Pintos 11-13 bajo 03010 (Alicante), en adelante la Entidad.

Ambos representantes, reconociéndose mutuamente capacidad jurídica suficiente, suscriben el presente documento y, al efecto

EXPONEN

1.- Que la Universitat de Valencia-Estudi General, conforme a lo recogido en sus Estatutos, aprobados por Decreto 128/2004 de 30 de julio, del Consell de la Generalitat Valenciana, es una institución de derecho público, con personalidad jurídica y patrimonio propios y con los derechos reconocidos por la Constitución y las demás leyes vigentes. Desarrolla sus actividades de formación, investigación y desarrollo científico y tecnológico y está interesada en colaborar con los sectores socioeconómicos para asegurar uno de los fines de la formación y la investigación, que es la innovación y la modernización del sistema social y productivo.

1.- Que la Profesora Pilar Serra Añó y su equipo de investigación, poseen conocimientos previos y experiencia probada en el área de trabajo objeto del presente estudio (en adelante *Conocimientos Previos* al Proyecto).

2.- Que la Entidad centra sus actividades en el sector de la salud, el bienestar y la calidad de vida de las personas con Parkinson.

Y, en consecuencia, ambas partes acuerdan las siguientes

CLÁUSULAS

PRIMERA.- OBJETO DEL CONVENIO

El objeto de este Convenio es la realización por parte del grupo de investigación UBIC del Departamento de Fisioterapia de la UVEG del desarrollo del Estudio "INFLUENCIA DE LA EVOLUCIÓN DE LA ENFERMEDAD DE PARKINSON EN EL RIESGO DE CAÍDAS" con socios de la Entidad para poder desarrollar el Trabajo Final de Máster de la alumna Patricia González Mora.

SEGUNDA.- RESPONSABLES DEL ESTUDIO Y DEL SEGUIMIENTO

La responsable del desarrollo del estudio por parte de la UVEG será la Profa. Dra. Pilar Serra Añó (en adelante investigadora responsable), que tendrá como interlocutor/a válido por parte de la Entidad a Dña. Patricia Castillo Moreno (fisioterapeuta de la entidad).

Todo aviso, solicitud o comunicación que las partes deban dirigirse en virtud del presente convenio, se efectuará a las siguientes direcciones:

A la Entidad

A la UVEG

Comunicaciones de carácter científico-técnico:

Asociación de Parkinson de Valencia
Att. Patricia Castillo Moreno
Dirección: Calle General Pintos 11- 13
bajo 03010 (Alicante)

Email: info@parkinsonalicante.es
Tel: 966351951

Comunicaciones de carácter científico-técnico:

Universitat de València. Estudi General
Departamento de Fisioterapia
Att. Pilar Serra Añó

Dirección: C/ Gascó Oliag, 5 46010
Email: pilar.serra@uv.es
Tel: 96 398 4400

TERCERA.- CONDICIONES DE ACEPTACIÓN DEL PROYECTO Y ANEXOS

La profesora responsable acepta realizar este estudio de acuerdo con la Memoria Técnica (Anexo I) y el equipo investigador (Anexo II).

La ejecución del proyecto no devengará contraprestación económica.

CUARTA.- DURACIÓN

La duración prevista para el desarrollo del estudio será de 3 meses contados a partir de la fecha de la firma del presente convenio, pudiendo éste renovarse de mutuo acuerdo si ambas partes consideran oportuna su prosecución. En este caso, y con anterioridad a la finalización del convenio, se suscribirá una adenda que formará parte integrante del presente documento.

QUINTA.- CONFIDENCIALIDAD DE LA INFORMACIÓN Y DE LOS RESULTADOS

Cada una de las partes se compromete a no difundir, bajo ningún aspecto, las informaciones científicas o técnicas pertenecientes a la otra parte a las que hayan podido tener acceso en el desarrollo del estudio objeto de este convenio.

Esta obligación no será de aplicación cuando:

- a) La parte receptora pueda demostrar que conocía previamente la información recibida.
- b) La información recibida sea o pase a ser de dominio público.

- c) La parte receptora obtenga autorización previa y por escrito para su revelación.
- d) La información sea requerida judicialmente.

Ambas partes se comprometen a que todo el personal participante en el Proyecto conozca y observe el compromiso de confidencialidad regulado por esta cláusula.

Esta cláusula permanecerá en vigor durante un plazo de 2 años, a partir de la firma del convenio.

OCTAVA.- RESULTADOS DEL PROYECTO

Cada parte seguirá siendo propietaria de los *Conocimientos Previos* aportadas al Proyecto. No se entienden cedidos a la otra Parte, en virtud del presente convenio ninguno de los *Conocimientos Previos* al Proyecto.

Se considerarán resultados del estudio aquella información o material, protegido o no, que haya sido identificado como resultado en los informes realizados para el estudio de investigación y que provienen del estudio objeto del presente convenio. Se entregará a cada participante del proyecto un informe con su riesgo de caídas.

NOVENA.-PROPIEDAD DE LOS RESULTADOS

Los resultados del presente estudio serán propiedad del grupo de investigación UBIC del Departamento de Fisioterapia de la UVEG del Estudio "INFLUENCIA DE LA EVOLUCIÓN DE LA ENFERMEDAD DE PARKINSON EN EL RIESGO DE CAÍDAS" sin perjuicio de lo recogido en el Real Decreto Legislativo 1/1996, de 12 de abril por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Propiedad Intelectual, en el que se recoge el derecho moral o personal del autor como un derecho irrenunciable e inalienable.

DÉCIMA.- PUBLICACIONES

En caso de publicaciones, se hará mención debida a las dos partes suscribientes del presente convenio y se hará mención a los autores del trabajo. En caso de que la parte no propietaria del estudio quiera realizar una publicación deberá solicitar por escrito a otra parte su visto bueno para la publicación oral o escrita. La parte propietaria del estudio se compromete a contestar en el plazo máximo de 30 días, desde la recepción fehaciente de la solicitud, comunicando su autorización, sus reservas o su disconformidad sobre la información contenida en el artículo o conferencia.

UNDÉCIMA.- RESOLUCIÓN DEL CONVENIO

El presente convenio podrá resolverse por las siguientes causas:

1.- Por mutuo acuerdo de las partes.

Los responsables técnicos del proyecto comunicarán por escrito al departamento de Fisioteràpia dicha intención con objeto de proceder a su resolución.

2.- Por caso fortuito o fuerza mayor

Si por este motivo alguna de las partes se viera obligada a resolver este convenio deberá comunicarlo de forma fehaciente a la otra parte.

3.- Por incumplimiento de las obligaciones

Cuando una de las partes considere que la otra parte está incumpliendo los compromisos adquiridos en el presente convenio se lo notificará mediante método de comunicación fehaciente e indicará las causas que originan dicho incumplimiento. La otra parte podrá subsanar dicha situación en un plazo de 30 días, a contar desde la fecha de envío de la notificación.

DUODÉCIMA.- Protección de datos personales.

La Entidad y la UV respetaran todas las previsiones legales establecidas en la Ley Orgánica 15/1999, de 13 de diciembre, de Protección de Datos de Carácter Personal, además de las que figuran en el Real Decreto 1720/2007, de 21 de diciembre, que la desarrolla, y cualquier otra norma vigente o que se promulgue en adelante sobre esta materia.

DECIMOTERCERA.-

La Entidad y el grupo de investigación UBIC se comprometen a resolver de manera amistosa cualquier desacuerdo que pueda surgir en el desarrollo del presente acuerdo todo ello sin perjuicio de poder interponer los recursos que se estimen oportunos ante la jurisdicción competente.

Y en prueba de conformidad de cuanto antecede, firman por duplicado el presente documento en el lugar y fecha arriba indicados

Por la Entidad

El investigador responsable

Anexo J

Publicaciones, congresos,
pósters y trabajos relacionados
con la tesis

Artículos

- Pedrero-Sánchez, J.-F.; De-Rosario-Martínez, H.; Medina-Ripoll, E.; Garrido-Jaén, D.; Serra-Añó, P.; Mollà-Casanova, S.; López-Pascual, J. The Reliability and Accuracy of a Fall Risk Assessment Procedure Using Mobile Smartphone Sensors Compared with a Physiological Profile Assessment. *Sensors* 2023, 23, 6567. <https://doi.org/10.3390/s23146567>
- Pedrero-Sánchez JF, Belda-Lois JM, Serra-Añó P, Mollà-Casanova S and López-Pascual J. Classification of Parkinson's disease stages with a two-stage deep neural network. *Frontiers in Aging Neuroscience*. (2023). <https://doi.org/10.3389/fnagi.2023.1152917>
- Mollà-Casanova, S., Muñoz-Gómez, E., Sempere-Rubio, N., Inglés M., Aguilar-Rodríguez M., Page A., López-Pascual J., Serra-Añó P. Effect of virtual running with exercise on functionality in pre-frail and frail elderly people: randomized clinical trial. *Aging Clin Exp Res* (2023). <https://doi.org/10.1007/s40520-023-02414-x>
- Mollà-Casanova Sara, Pedrero-Sánchez Jose, Inglés Marta, López-Pascual Juan, Muñoz-Gómez Elena, Aguilar-Rodríguez Marta, Sempere-Rubio Nuria, Serra-Añó Pilar (2022). Impact of Parkinson's Disease on Functional Mobility at Different Stages. *Frontiers in Aging Neuroscience*. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2022.935841>
- Pérez-Ros, P., Sanchis-Aguado, M. A., Durá-Gil, J. V., Martínez-Arnau, F. M., & Belda-Lois, J. M. (2021). FallSkip device is a useful tool for fall risk assessment in sarcopenic older community people. *International journal of older people nursing*, e12431. <https://doi.org/10.1111/ohn.12431>
- Angulo, A. E., Martínez, J. E., Huarte, V. I., Añón, I. M., Burillo, J. T., & de Moya, F. P. (2021). Infección grave por SARS-CoV-2: valoración clínica y evaluación funcional biomecánica al mes del alta hospitalaria. *Rehabilitación*. <https://doi.org/10.1016/j.rh.2021.07.003>
- López-Pascual, J., J. Hurtado Abellán, G. Espí-López, y P. Serra-Añó. «P 150 – Assessment of functional tasks related to the risk of falling in people with Alzheimer». *Gait & Posture*, 26 de julio de 2018. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2018.07.071>.
- López-Pascual, J., J. Hurtado Abellán, M. Inglés, G. Espí-López, y P. Serra-Añó. «Reliability of the variables measured with an Android device during a modified timed up and go test in patients with Alzheimer's Disease». *Gait & Posture*, 24 de julio de 2018. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2018.07.072>.
- Medina Ripoll, E.; Pedrero Sánchez, JF.; Garrido Jaén, JD.; Lopez Pascual, J.; Bermejo Bosch, I.; Pitarch Corresa, S.; Sinovas Alonso, I.... (2017). FallSkip: Valoración del riesgo de caídas en personas mayores. *Revista de Biomecánica (Online)*. (64). <http://hdl.handle.net/10251/104205>
- Serra-Añó, Pilar, José Francisco Pedrero-Sánchez, Juan Hurtado-Abellán, Marta Inglés, Gemma Victoria Espí-López, y Juan López-Pascual. «Mobility assessment in people with Alzheimer disease using smartphone sensors». *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 16, n.º 1 (14 de agosto de 2019): 103. <https://doi.org/10.1186/s12984-019-0576-y>.
- Serra-Añó, P., Pedrero-Sánchez, J. F., Inglés, M., Aguilar-Rodríguez, M., Vargas-Villanueva, I., & López-Pascual, J. (2020). Assessment of Functional Activities in Individuals with Parkinson's Disease Using a Simple and Reliable Smartphone-Based Procedure. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(11), 4123.

Smolis-Bąk E, Szcześniak K, Kowalik I, Mierzyńska A, Skorupski G, Lasecki L, Osak J, Furmanek M, Szwed H, Dąbrowski R. Assess the risk of falling after cardiac surgery. Adv Rehab. (2022), <https://doi.org/10.5114/areh.2022.114515>

Herrera Ligeró C., Ruíz García, A. , Garrido Jaén, J.D. , Bermejo Bosch, I., Andrade Celdrán, X., Porcar Seder, R. (2021) FallSkip: aportaciones al ámbito clínico. Revista de Biomecánica (Online). (68).
<http://www.biomecanicamente.org/revista/item/2112-rb68-rap-fallskip-uso-clinico.html>

Pedrero-Sánchez JF, Belda-Lois JM, Serra-Añó P, Inglés M, López-Pascual J. Classification of healthy, Alzheimer and Parkinson populations with a multi-branch neural network. Biomedical Signal Processing and Control, Volume 75, 2022, 103617, ISSN 1746-8094, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103617>.

Vera-Remartínez, E. J., Lázaro-Monge, R., Casado-Hoces, S. V., Garcés-Pina, E., & Molés-Julio, M. P. (2022). Validity and reliability of an android device for the assessment of fall risk in older adult inmates. Nursing open, 10.1002/nop2.1532. Advance online publication. <https://doi.org/10.1002/nop2.1532>

Ponencias en congresos

Porcar-Seder, Rosa: "Wearable inertial sensors application in the evaluation of older adults' fall risk". Congreso Internacional de Bioingeniería y Sistemas Inteligentes de Rehabilitación. Ecuador, 29 de noviembre de 2017.

Peydro de Moya, Francisca; Pedrero-Sánchez, José Francisco, Medina-Ripoll, Enrique; Baydal-Bertomeu, José María; de Rosario-Martínez, Helios; López-Pascual, Juan: "Determinación de variables de uso clínico asociadas a una prueba de Timed Up and Go modificada mediante sensores inerciales". Congreso de la Sociedad Española de Rehabilitación y Medicina Física (SERMEF). Gijón, Mayo de 2018.

Pósters

Vázquez-Díez, Juan (1); Martínez-Expósito, Aitor (2); Montalva-Iborra, Alberto (1); Viosca-Herrero, Enrique (1); Pons, José L. (2). The use of a brain computer interface (BCI) in gait rehabilitation of stroke patients

(1) Instituto de Investigación Sanitaria La Fe (Valencia, Spain)

(2) Neural Rehabilitation Group of the Spanish National Research Council (Madrid, Spain)

Trabajos de Grado y de Máster

- Norhan Sahine: "La tecnología de un dispositivo android para la evaluación de tareas funcionales relacionadas con el riesgo de caída de personas con daño cerebral adquirido en fase crónica". Tutorizado por la Dra. M^a Luz Sánchez Sánchez
- Javier Torró Sanchis: "La tecnología de un dispositivo android para la evaluación de tareas funcionales relacionadas con el riesgo de caída de personas con daño cerebral adquirido en fase crónica". Tutorizado por la Dra. M^a Luz Sánchez Sánchez

- Macarena Domínguez Bargues: "La relación entre el riesgo de caída analizado con Fallskip y el grado de dorsiflexión máximo de tobillo en Alzheimer y personas mayores". Tutorizado por la Dra. M^a Luz Sánchez Sánchez
- Da María Amparo Sanchis Aguado: "Correlación entre Timed Up and Go y Fallskip en ancianos comunitarios sarcopénicos". Tutorizado por Dr. D. Juan Vicente Durá Gil y Dra. D^a María Pilar Pérez Ros
- Ara Bermejo Marín 2023. "Influencia de la neuroestimulación medular en la marcha y el equilibrio. Un estudio piloto."; Máster en Medicina del Dolor, Sociedad Española del Dolor (SED); tutor docente: Dr. Nicolás Cordero Tous