



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE EDUCACIÓN A
DISTANCIA**

MÁSTER EN INGENIERÍA Y CIENCIA DE DATOS

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Evaluación del deterioro funcional en la marcha del adulto mayor mediante un sistema de sensorización inercial y técnicas de aprendizaje automático

David Carneros Prado

Septiembre, 2021



UNIVERSIDAD NACIONAL DE EDUCACIÓN A DISTANCIA

Sistemas de comunicación y control

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**Evaluación del deterioro funcional en la marcha del
adulto mayor mediante un sistema de sensorización
inercial y técnicas de aprendizaje automático**

Autor: David Carneros Prado

Tutor: Rafael Pastor Vargas

Co-Tutor: Jesús Fontecha Diezma

Septiembre, 2021

Evaluación del deterioro funcional en la marcha del adulto mayor mediante un sistema de sensorización inercial y técnicas de aprendizaje automático

© David Carneros Prado, 2021

Este documento se distribuye con licencia CC BY-NC-SA 4.0. El texto completo de la licencia puede obtenerse en <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>.

La copia y distribución de esta obra está permitida en todo el mundo, sin regalías y por cualquier medio, siempre que esta nota sea preservada. Se concede permiso para copiar y distribuir traducciones de este libro desde el español original a otro idioma, siempre que la traducción sea aprobada por el autor del libro y tanto el aviso de copyright como esta nota de permiso, sean preservados en todas las copias.

Este texto ha sido preparado con la plantilla \LaTeX de TFG para la UCLM publicada por [Jesús Salido](#) en GitHub y Overleaf como parte del curso « *\LaTeX esencial para preparación de TFG, Tesis y otros documentos académicos*» impartido en la Escuela Superior de Informática de la Universidad de Castilla-La Mancha.



TRIBUNAL:

Presidente: _____

Vocal: _____

Secretario: _____

FECHA DE DEFENSA: _____

CALIFICACIÓN: _____

PRESIDENTE

VOCAL

SECRETARIO

Fdo.:

Fdo.:

Fdo.:

*A mi familia
Por el apoyo y cariño que siempre me habéis dado*

Resumen

Actualmente se está produciendo un aumento de la población envejecida en todo el mundo, pronosticando que en 2050 una de cada seis personas tendrá más de 65 años. Ahora bien, no todas las personas que llegan a edad avanzada cuentan con el grado de independencia que les permita llevar a cabo las actividades de la vida diaria de forma apropiada. La realización de dichas actividades permite determinar el riesgo de dependencia de las personas mayores, y por ende su nivel de autosuficiencia.

El problema se presenta en aquellas personas, para las cuales, realizar las actividades de la vida diaria puede suponer un problema debido a su condición funcional. Las personas mayores que cuenten con una capacidad funcional reducida pueden sufrir accidentes, como las caídas no intencionadas, durante la realización de estas actividades poniendo en peligro su salud. Accidentes como las caídas pueden ocasionar lesiones, incapacidades, fracturas o incluso la muerte.

Para evitar estos accidentes es conveniente evaluar la capacidad funcional del adulto mayor, con el fin de prevenir estos percances que puedan ocurrir durante la realización de las actividades de la vida diaria. Para realizar esta evaluación funcional han surgido, a lo largo de la historia, diversas pruebas clinimétricas que evalúan diferentes capacidades funcionales de la persona, como la escala de *Berg* o el test *Tinetti*. Estas pruebas obtienen una medida cuantitativa otorgada por el facultativo de la capacidad funcional del paciente, lo que permite anticiparse a los problemas que puedan ocurrir durante las actividades básicas e instrumentales.

Uno de los principales problemas de estas pruebas es su carácter observacional y subjetivo, ya que, en la mayoría de los casos requieren que uno o varios profesionales sanitarios observen y evalúen al paciente bajo su punto de vista, lo que podría acarrear un sesgo de valoración de un profesional a otro.

En este contexto, donde las técnicas de *machine learning* aportan un valor añadido, este Trabajo de Fin de Máster presenta el diseño y desarrollo de una aplicación que haga uso de diversos modelos de inteligencia artificial, que permitan evaluar automáticamente la capacidad funcional en la marcha de una persona mediante los datos obtenidos con sensores inerciales. Este trabajo realizará todas las fases de la ciencia de datos, desde la elaboración del conjunto de datos con sujetos reales utilizando sensores inerciales, pasando por el preprocesado, procesado, análisis, y finalizar con el despliegue de los modelos en la aplicación diseñada e implementada.

Abstract

There is currently an increase in the ageing population worldwide, with one in six people predicted to be over 65 by 2050. However, not all people who reach old age have the degree of independence that allows them to carry out activities of daily living appropriately. The performance of these activities determines the risk of dependency of older people, and thus their level of self-sufficiency.

The problem arises for those persons, for whom performing activities of daily living may be a problem due to their functional condition. Older people with reduced functional capacity may suffer accidents, such as unintentional falls, while performing these activities, endangering their health. Accidents such as falls can lead to injury, disability, fractures or even death.

In order to avoid these accidents, it is advisable to assess the functional capacity of the older adult in order to prevent these mishaps that may occur during the performance of activities of daily living. In order to carry out this functional assessment, various clinimetric tests have emerged throughout history that evaluate different functional capacities of the person, such as the Berg scale or the Tinetti test. These tests provide a quantitative measure given by the physician of the patient's functional capacity, which makes it possible to anticipate problems that may occur during basic and instrumental activities.

One of the main problems with these tests is their observational and subjective nature, as in most cases they require one or more healthcare professionals to observe and assess the patient from their point of view, which could lead to a bias in assessment from one professional to another.

In this context, where machine learning techniques provide added value, this Master's Thesis presents the design and development of an application that makes use of various artificial intelligence models, which automatically evaluate the functional capacity in the gait of a person using data obtained with inertial sensors. This work will carry out all the phases of data science, from the elaboration of the data set with real subjects using inertial sensors, through pre-processing, processing, analysis, and ending with the deployment of the models in the designed and implemented application.

AGRADECIMIENTOS

“*Ad astra per aspera*”. Es una expresión usada para decir que, a través del esfuerzo, el camino difícil, se alcanzan las estrellas, el éxito. Pero en mi caso, este camino ha sido más llevadero gracias muchas personas a las que debo agradecer su dedicación, ayuda y comprensión.

En primer lugar, me gustaría comenzar dando las gracias a mi padre, Carmelo, por haber soportado tantas lecturas de los borradores de este proyecto y hacer el esfuerzo de intentar comprenderlo. Gracias a mi Madre Celia y mi hermana Celia, porque gracias a su apoyo y ayuda constante he conseguido ser quien soy y llegar a donde he llegado. Tengo que estar muy agradecido a Carlota, por quererme tanto y por haberme soportado más que nadie en los buenos y malos momentos, su sonrisa inapagable ha iluminado el camino hasta el final.

Cabe destacar mi agradecimiento a mis antiguos compañeros de clase de Ingeniería de Computadores, Andrés, Mario, María y Joselu, porque, pese a haber seguido caminos diferentes, seguís estando ahí siendo una parte importante de mi vida. Y dar las gracias a Sergio, que hemos emprendido una aventura juntos en la que nos esperan grandes y bonitos momentos.

He de agradecer también a mis amigos Christian, Jane, Jesús Vicente, Marta, Ángela y demás que me han hecho desconectar cuando más lo necesitaba, me han animado y han aguantado todas las veces que les explicaba lo que estaba haciendo sin rechistar.

No se me puede olvidar dar las gracias al tutor Rafael por haber querido realizar este trabajo colaboración y ofrecer ayuda en caso de necesitar infraestructura. Muchas gracias a Jesús, Iván y Cosmin por sus incontables muestras de apoyo, cariño y dedicación, que me guían en el camino hacia nuevos retos.

No puedo finalizar los agradecimientos sin antes recitar el primer ideal de los caballeros radiantes:

*“Vida antes que muerte.
Fuerza antes que debilidad.
Viaje antes que destino.”*

David Carneros Prado
Ciudad Real, 2021

NOTACIÓN

TFM	Trabajo Fin de Máster
INE	Instituto Nacional de Estadística
SEN	Sociedad Española de Neurología
AVD	Actividades de la Vida Diaria
AOTA	Asociación Americana de Terapia Ocupacional
ABVD	Actividades Básicas de la Vida Diaria
AIVD	Actividades Instrumentales de la Vida Diaria
POMA	<i>Performance Oriented Mobility Assessment</i>
MAml	<i>Modelling Ambient Intelligence</i>
UCLM	Universidad de Castilla-La Mancha
ITSI	Instituto de Tecnologías y Sistemas de la Información
DCA	Daño Cerebral Adquirido
RBMT	Test Conductual de Memoria Rivermead
DCNN	Deep Convolutional Neural Network
IMU	Unidad de Medición Inercial
PCA	Análisis de Componentes Principales
ULU	Unidad Lógica de Umbral
CNN	Redes Neuronales Convolucionales
RNN	Redes Neuronales Recurrentes

ÍNDICE GENERAL

Resumen	IX
Abstract	XI
Agradecimientos	XIII
Notación	XV
Índice de figuras	XXI
Índice de tablas	XXV
Índice de listados	XXVII
Índice de algoritmos	XXIX
1. Introducción	1
1.1. Descripción del proyecto	4
1.2. Estructura del documento	4
2. Objetivos	7
2.1. Objetivo General	7
2.2. Objetivos Específicos	7
3. Estado del arte	9
3.1. Pruebas clinimétricas de evaluación funcional	9
3.1.1. Escala BERG	9
3.1.2. Test conductal de memoria Rivermead	10
3.1.3. Timed Up and Go	11
3.1.4. Escala Tinetti	11
3.2. La Marcha Humana	14
3.2.1. Ciclo de la marcha humana	14
3.2.2. Parámetros de la marcha	16
3.2.3. Parámetros espaciotemporales	17
3.2.4. Parámetros cinemáticos	20

3.2.5. Parámetros cinéticos	23
3.3. Antecedentes	24
3.4. Sistema de sensorización inercial Xsens	26
4. Metodología	29
4.1. Metodología de trabajo	29
4.2. Recursos	30
4.2.1. Recursos Hardware	30
4.2.2. Recursos software	30
4.3. Distribución del trabajo	33
4.3.1. Paquetes de trabajo	33
4.3.2. Iteraciones	35
5. Arquitectura	41
5.1. Conjunto de datos e instrumentación	41
5.2. Preprocesamiento	46
5.2.1. Calcular los eventos de la marcha	47
5.2.2. Obtener y limpiar zancadas.	50
5.2.3. Obtener los parámetros cinemáticos y escalado.	51
5.2.4. Calcular los parámetros espaciotemporales.	53
5.2.5. Almacenamiento del resultado en la base de datos Mongo DB.	54
5.3. Análisis del conjunto de datos preprocesado	55
5.4. Modelos predictivos	58
5.4.1. Entradas	58
5.4.2. Modelos simples	59
5.4.3. Modelos complejos	67
5.5. Resumen del proceso	70
5.6. Aplicación final	71
6. Resultados	73
6.1. Requisitos	73
6.2. Manual de usuario	74
6.3. Resultado de la ejecución	75
6.3.1. Información del paciente	75
6.3.2. Parámetros espaciotemporales	75
6.3.3. Parámetros cinemáticos	77
6.3.4. Evaluación Tinetti	78
6.4. Costes de desarrollo	79
7. Conclusiones	81
7.1. Objetivos Alcanzados	82
7.2. Justificación de competencias	83
7.3. Discusión	84
7.4. Trabajo futuro	85

Bibliografía	87
A. Escala de Berg	93
A.1. En sedentación, levántese	93
A.2. Bipedestación sin apoyo	93
A.3. Sentarse sin apoyar la espalda con los pies en el suelo o en un escabel	94
A.4. En bipedestación, sentarse	94
A.5. Transferencias	94
A.6. Bipedestación sin apoyo y con los ojos cerrados	94
A.7. Bipedestación sin apoyo con los pies juntos	95
A.8. Estirarse hacia delante con el brazo extendido	95
A.9. Coger un objeto del suelo en bipedestación	95
A.10. En bipedestación, girar la cabeza hacia atrás sobre los hombros derecho e izquierdo	96
A.11. Giro de 360 grados	96
A.12. Subir alternativamente un pie sobre un escalón o escabel en bipedestación sin apoyo	96
A.13. Bipedestación sin apoyo con un pie adelantado	97
A.14. Monopedestación	97
B. Consentimiento informado	99
C. Resumen de las grabaciones obtenidas	103
D. Informe resultado	109
E. Informe con patológica	123
F. Gráficos del dataset	137

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1. Estimación del aumento de la población de personas de más de 65 entre 2020 y 2050 en España según el Instituto Nacional de Estadística (INE) [3]. Elaboración propia mediante <i>Tableau</i>	1
3.1. Fases del ciclo de la marcha vistas sobre la zancada derecha [34]. En ella se observa los periodos de soporte y balanceo de la marcha, así como las fases de cada periodo. El evento de golpe de talón que indica el inicio y final de la marcha está marcado con un círculo rojo discontinuo.	15
3.2. Fases principales del ciclo de la marcha vistas sobre la zancada derecha y zancada izquierda. Gráfico de elaboración propia basado en [31].	16
3.3. La flecha de doble sentido indica la distancia entre los talones de ambos pies durante la marcha (ancho de paso). Gráfico de elaboración propia.	19
3.4. Planos anatómicos y ejes. Imagen obtenida de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Planos_anat%C3%B3micos.svg	20
3.5. Movimiento del plano frontal de abducción/aducción de las articulaciones cadera, rodilla y tobillo	21
3.6. Ángulos de cadera, rodilla y tobillo durante la marcha en los movimientos del plano frontal a diferentes velocidades de la marcha. Obtenido del dataset [42].	21
3.7. Movimiento del plano transversal de rotación interna/externa de las articulaciones cadera, rodilla y tobillo	22
3.8. Ángulos de cadera, rodilla y tobillo durante la marcha en los movimientos del plano transversal a diferentes velocidades de la marcha. Obtenido del dataset [42].	22
3.9. Movimiento del plano sagital de flexión/extensión de cadera, rodilla y dorsiflexión/plantarflexión de tobillo	23
3.10. Ángulos de cadera, rodilla y tobillo durante la marcha en los movimientos del plano transversal a diferentes velocidades de la marcha. Obtenido del dataset [42].	23
3.11. Cinética de la marcha humana.	24
3.12. Visión general del sistema propuesto en [45] para la identificación de la marcha humana	25
3.13. Colocación de sensores y ejes de orientación del Xsens	27
4.1. Esquema del desarrollo iterativo e incremental	30
4.2. Diagrama de Gantt que representa la planificación del proyecto	39

5.1. Ubicación de los sensores utilizados para la grabación del conjunto de datos. (1) Sensor del esternón; (2) sensor de la región sacra, (3) sensores del bíceps femoral; (4) sensores del sóleo y (5) sensores de los pies.	42
5.2. Laboratorio <i>WeCareLab</i> donde se realizarán las grabaciones para el conjunto de datos.	43
5.3. Segmentos anatómicos	46
5.4. Forma de obtener los eventos de la marcha <i>HS</i> y <i>TO</i> con el sensor pélvico y del pie .	47
5.5. Gráfica donde se muestran los máximos y mínimos de las curvas calculadas que corresponden a los eventos <i>HS</i> y <i>TO</i>	50
5.6. Ejemplos de los parámetros cinemáticos obtenidos y escalados con el Algoritmo 5.4 para una marcha normal.	53
5.7. Esquema que siguen los documentos de la colección de <i>MongoDB</i> donde se guardan los resultados del preprocesamiento.	54
5.8. Gráficos de agrupación por tipo de grabación	55
5.9. Gráficos que muestran como los parámetros espacio-temporales sufren alteraciones cuando la marcha no se realiza correctamente (de forma normal).	56
5.10. Gráficos que muestran como los parámetros cinemáticos sufren alteraciones cuando la marcha no se realiza correctamente (de forma normal).	56
5.11. <i>Autoencoder</i> utilizado para reducir la dimensionalidad de 301 a 15.	57
5.12. Visualización del conjunto de datos aplicando el algoritmo <i>T-SNE</i> a la representación del autoencoder. Los códigos de las grabaciones se muestran por colores.	57
5.13. Perceptrón multicapa utilizado para entrenar a los modelos predictivos. Cuenta con las siguientes capas: la entrada con 301 neuronas, cuatro capas ocultas con 50 neuronas, y una neurona de salida con activación sigmoide (cuando es el ítem <i>DT</i> son tres neuronas de salida con activación <i>softmax</i>)	68
5.14. Red neuronal convolucional unidimensional utilizado para los clasificadores. El diagrama se ha realizado mediante <i>Net2Vis</i> [54]	69
5.15. Resumen del proceso de los datos desde que se ha elaborado el conjunto de datos, hasta la elaboración y selección de modelos para la aplicación.	70
5.16. Arquitectura modular de la aplicación final	71
5.17. Diagrama de secuencia de la aplicación	72
6.1. Resultado de la ejecución del comando que se observa en el Listado 6.4 en la consola.	75
6.2. Captura del informe resultado donde se muestra la información del paciente.	75
6.3. Primera página del informe donde se muestran los parámetros espaciotemporales. .	76
6.4. Segunda página del informe donde se muestran los parámetros espaciotemporales. .	76
6.5. Hoja del informe donde se muestra la información cinemática de la flexión/extensión de la rodilla	77
6.6. Cuadro del resultado de la evaluación funcional de la marcha mediante <i>Tinetti</i> utilizando los clasificadores entrenados.	78
F.1. Histograma y distribución de la cadencia	137
F.2. Histograma y distribución de la velocidad	137
F.3. Histograma y distribución de la duración de la zancada izquierda	138

F.4. Histograma y distribución de la duración de la zancada derecha	138
F.5. Histograma y distribución de la duración del paso izquierdo	138
F.6. Histograma y distribución de la duración del paso derecho	138
F.7. Histograma y distribución de la longitud de la zancada izquierda	139
F.8. Histograma y distribución de la longitud de la zancada derecha	139
F.9. Histograma y distribución de la longitud del paso izquierdo	139
F.10. Histograma y distribución de la longitud del paso derecho	139
F.11. Histograma y distribución de la duración de la fase de soporte izquierda	140
F.12. Histograma y distribución de la duración de la fase de soporte derecha	140
F.13. Histograma y distribución de la duración de la fase de apoyo izquierda	140
F.14. Histograma y distribución de la duración de la fase de apoyo derecha	140
F.15. Histograma y distribución de la altura de tobillo izquierdo	141
F.16. Histograma y distribución de la altura de tobillo derecho	141
F.17. Abducción/Aducción de la cadera en las zancadas izquierdas y derechas	141
F.18. Abducción/Aducción de la rodilla en las zancadas izquierdas y derechas	141
F.19. Abducción/Aducción del tobillo en las zancadas izquierdas y derechas	142
F.20. Flexión/extensión de la cadera en las zancadas izquierdas y derechas	142
F.21. Flexión/extensión de la rodilla en las zancadas izquierdas y derechas	142
F.22. Dorsiflexión/plantarflexión del tobillo en las zancadas izquierdas y derechas	142
F.23. Rotación interna/externa de la cadera en las zancadas izquierdas y derechas	143
F.24. Rotación interna/externa de la rodilla en las zancadas izquierdas y derechas	143
F.25. Rotación interna/externa del tobillo en las zancadas izquierdas y derechas	143

ÍNDICE DE TABLAS

3.1.	Primer y segundo ítem de la escala de Berg	10
3.2.	Escala Tinetti del equilibrio obtenida de [30].	12
3.3.	Escala Tinetti de la marcha obtenida de [30]	13
3.4.	Parámetros espaciotemporales, cinemáticos y cinéticos de la marcha humana. Tabla obtenida de Villa Moreno et al. [35]	17
3.5.	Resultados de los algoritmos entrenados en [46] para la detección de movimiento.	26
4.1.	Resumen de la iteración 1.	36
4.2.	Resumen de la iteración 2.	36
4.3.	Resumen de la iteración 3	36
4.4.	Resumen de la iteración 4	37
4.5.	Resumen de la iteración 5	37
4.6.	Resumen de la iteración 6.	38
4.7.	Resumen de la iteración 7.	38
4.8.	Resumen de la iteración 8	38
5.1.	Resumen de las patologías y grabaciones realizadas por cada participante.	44
5.2.	Ejemplo de los primeros eventos obtenidos de una grabación del <i>dataset</i>	50
5.3.	Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem LAP1 tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA.	61
5.4.	Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de <i>LAP1</i> probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse <i>LAP1</i>	62
5.5.	Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem LAP2 tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA	62
5.6.	Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de <i>LAP2</i> probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse <i>LAP2</i>	63
5.7.	Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem LAP3 tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA	63
5.8.	Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de <i>LAP3</i> probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse <i>LAP3</i>	64

5.9. Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem LAP4 tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA	64
5.10. Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de LAP4 probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse LAP4.	65
5.11. Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem DC tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA	65
5.12. Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de DC probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse DC.	65
5.13. Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem PM tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA	66
5.14. Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de PM probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse PM.	66
5.15. Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem DT tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA	67
5.16. Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de DT probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse DT.	67
5.17. Precisión de los modelos de perceptrón mutlicapa entrenados para cada ítem de clasificación.	69
5.18. Precisión de los modelos de redes neuronales convolucionales unidimensionales entrenados para cada ítem de clasificación.	70
6.1. Coste total del proyecto.	79
C.1. Resumen de las grabaciones obtenidas.	108

ÍNDICE DE LISTADOS

6.1. Bibliotecas requeridas para la ejecución del <i>software</i>	73
6.2. Comando para instalar las dependencias de la aplicación	73
6.3. Comando de ejecución del <i>software</i> con todos los parámetros que admite	74
6.4. Ejemplo de ejecución	74
D.1. Comando utilizado para general el informe que se muestra en este anexo	109
E.1. Comando utilizado para general el informe que se muestra en este anexo	123

ÍNDICE DE ALGORITMOS

5.1. Filtrado Savitzky golay utilizado para reducir el ruido del sensor pélvico.	48
5.2. Corrección de cambios de sentido.	49
5.3. Algoritmo simplificado para la división y limpieza de zancadas. Solo se muestra el proceso para zancadas derechas	51
5.4. Obtención y escalado de parámetros cinemáticos (algoritmo simplificado).	52

INTRODUCCIÓN

La población mundial cada vez está más envejecida, la mayoría de los países del mundo están experimentando un aumento progresivo de la proporción de personas mayores entre sus habitantes. Según los datos del informe “*World Population Prospects*”[1], en 2050, una de cada seis personas en el mundo tendrá más de 65 años (16%), un 7% más que en la fecha de publicación del informe (2019). Para el caso concreto de España, en el año 2050, las personas mayores de 65 años representarán más del 30% del total de la población según las proyecciones del INE [2]. En la Figura 1.1 se puede observar la estimación del crecimiento de la población mayor de 65 años según los datos del INE [3].

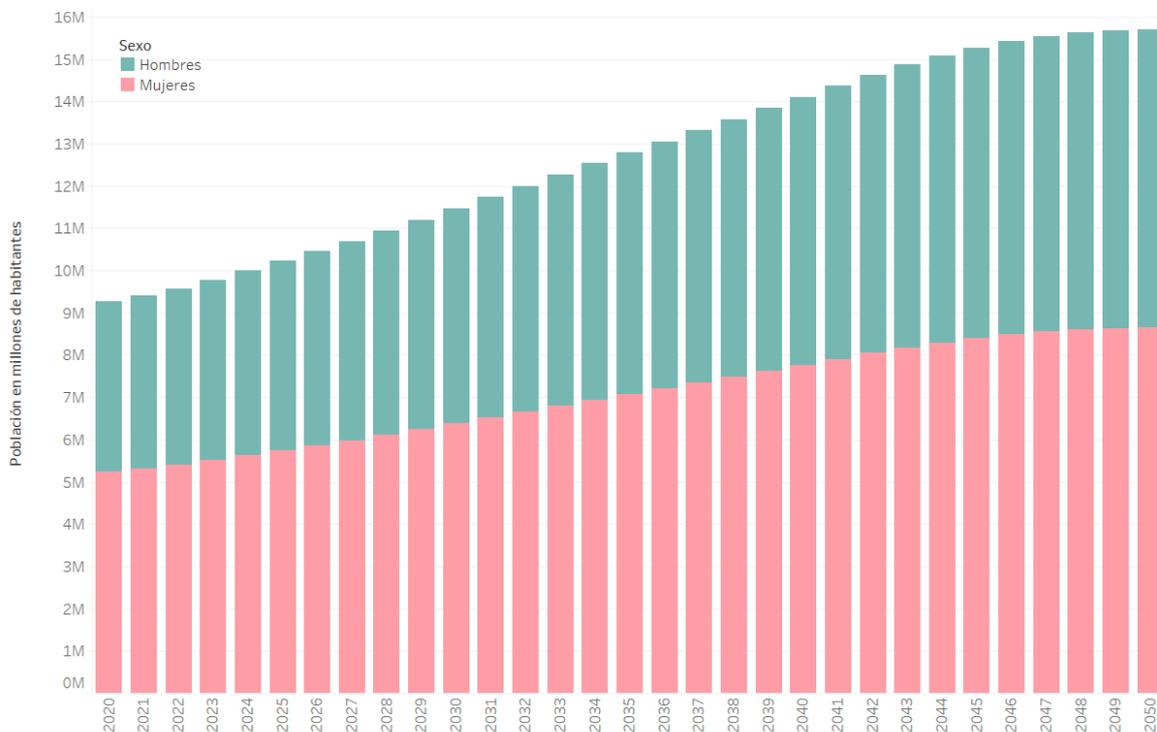


Figura 1.1: Estimación del aumento de la población de personas de más de 65 entre 2020 y 2050 en España según el INE [3]. Elaboración propia mediante *Tableau*.

Ahora bien, no todas las personas que llegan a una edad avanzada pueden contar con la autosuficiencia que les permita llevar una vida saludable, digna y con el bienestar apropiado. Ya sea por enfermedades de deterioro cognitivo, como el Parkinson; secuelas de accidentes cerebro-vasculares

como el Ictus, del cual se prevé que su incidencia aumente un 27 % en los próximos 25 años según los datos de la Sociedad Española de Neurología (SEN) [4]; por enfermedades reumatoideas; u otras enfermedades o accidentes varios. Para estas personas, puede suponer un riesgo elevado la realización de tareas básicas diarias, pudiendo ocurrir accidentes como las caídas no intencionadas que son un riesgo elevado para la salud del adulto mayor.

Las Actividades de la Vida Diaria (AVD) son las actividades cotidianas que debe realizar un humano para su mantenimiento personal y supervivencia. El origen del término “actividades de la vida diaria” surge de la obra *The Physical demands of daily life* [5], aunque no se realizó una definición formal hasta finales de los años 70 y principio de los 80 del término AVD. La Asociación Americana de Terapia Ocupacional (AOTA) elaboró la primera definición de las AVD [6], aunque han surgido más definiciones y clasificaciones en años posteriores [7]. Diversos autores concluyen que las AVD capacitan a la persona de independencia en su entorno [8, 9]. Así pues, con el avance social se ha ampliado el concepto para contemplar también las actividades que dotan de independencia económica, participación social, etc [7].

Las AVD pueden clasificarse en dos grupos según la complejidad cognitiva de dichas actividades. Utilizando este atributo como divisor se obtienen dos grupos de AVD, las básicas y las instrumentales. Las Actividades Básicas de la Vida Diaria (ABVD) son universales y están ligadas a las necesidades básicas, condición y supervivencia humana. Estas actividades suponen un esfuerzo cognitivo mínimo. Este grupo de actividades engloba las actividades que dotan de independencia a la persona, por ejemplo: las tareas de higiene básicas (baño/ducha, aseo), vestuario, alimentación, movilidad funcional, control de esfínteres, dormir, etc.

Por otro lado, las Actividades Instrumentales de la Vida Diaria (AIVD) requieren un mayor esfuerzo cognitivo, además de estar sesgadas a la cultura de la persona. Estas actividades son instrumentales, frente a las ABVD que son finalistas. Por ejemplo, dentro de este grupo se engloban tareas como el uso de sistemas de comunicación, creación y mantenimiento del hogar, manejo de temas financieros, realizar compras, cocinar, limpiar, etc. No obstante, se han propuesto otras taxonomías para la clasificación de las AVD [10].

El problema se presenta en las personas mayores, para las cuales la realización de las AVD pueden suponer un problema debido a su condición funcional. Las personas mayores que cuenten con una capacidad funcional reducida pueden sufrir accidentes, como las caídas no intencionadas, durante la realización de las AVD que ponen en riesgo su salud. Una caída no intencionada se define como “la ida no intencional al suelo o a un nivel inferior” [11], y es uno de los principales problemas de salud pública para las personas ancianas.

Se estima que entre el 30 % y 60 % de los adultos mayores se caen al menos una vez al año, siendo cerca de la mitad quien sufre caídas repetidamente [12]. Gran parte de las caídas se producen en el domicilio durante la realización de las AVD. Estos accidentes pueden ocasionar graves problemas de salud al adulto mayor como lesiones, incapacidades, fracturas, pérdida de independencia y la muerte en los peores casos [13, 14].

Para evitar accidentes durante la realización de las AVD, es conveniente evaluar la capacidad funcional del adulto mayor, con el fin de prevenir percances que puedan ocurrir durante la realización de estas actividades. Para realizar esta evaluación han surgido distintas pruebas a lo largo de la historia, que evalúan diferentes cualidades funcionales de la persona. En primer lugar, se pueden encontrar pruebas de evaluación cuyo objetivo es valorar la independencia que tiene una persona en la realización de las AVD, por ejemplo, se pueden encontrar las siguientes pruebas: la escala de *Lawton y Brody* [15] que consta de ocho ítems correspondientes a varias actividades, que se clasifican con “1” si la persona puede hacerlo de forma independiente o “0” si es dependiente; la escala *VAVDI* [16] que cuenta con un listado de actividades de comportamiento básico necesario para evaluar si la persona es capaz de vivir en comunidad; el índice de *Barthel* [17] que presenta diez ítems con respuestas no-binarias con diferente peso en la evaluación; o la escala de *Katz* [18] que se compone de seis ítems de evaluación.

Sin embargo, estas escalas están enfocadas más en la evaluación de la independencia de la persona en la realización de las AVD que en la valoración de su capacidad funcional. Por consiguiente, surgen otras pruebas enfocadas en la evaluación de la capacidad cognitiva y las capacidades físicas (marcha y equilibrio) que permiten a la persona la realización de las AVD. Estas pruebas permiten, además, anticiparse y obtener una medida cuantitativa del riesgo que tiene la persona de sufrir accidentes en su vida diaria, como es el caso de las caídas no intencionadas cuyo problema en la sociedad ya ha sido comentado.

El test *Tinetti* de *Performance Oriented Mobility Assessment* (POMA) para la marcha y el equilibrio [19], es una prueba que permite evaluar la capacidad funcional de la persona valorando diferentes ítems de la marcha y el equilibrio. Esta prueba se divide en dos partes, una que evalúa el equilibrio con una puntuación máxima de 16 puntos y otra parte que valora la marcha con una puntuación máxima de 12 puntos. Una mayor puntuación indica una mayor capacidad funcional y por consiguiente, una mayor independencia para la realización de las AVD. Por el contrario, una puntuación baja indica una menor capacidad funcional además de un aumento considerable del riesgo de sufrir una caída no intencionada [20].

Una de las principales limitaciones de las pruebas tradicionales para la evaluación del deterioro funcional es su carácter observacional y subjetivo, pues en la mayoría de casos requieren que uno o varios profesionales de la salud observen y evalúen al paciente bajo su punto de vista atendiendo a los ítems a evaluar, lo que puede acarrear un sesgo de valoración de un profesional a otro. La prueba *Tinetti*, es una de las más utilizadas en este contexto y se basa en la observación que hacen los profesionales sanitarios sobre aspectos de la marcha y el equilibrio de forma independiente. En este contexto, las técnicas de inteligencia artificial y *machine learning* aportan un valor añadido, debido a que son capaces de realizar tareas de clasificación y predicción con un elevado rendimiento, además de aportar la objetividad que demandan estos tipos de pruebas de evaluación.

Estos algoritmos pueden dividirse en dos grupos: los que realizan un aprendizaje supervisado a través de datos previamente etiquetados, que puede ser de dos maneras, los algoritmos de regresión (regresión lineal, regresión logística, etc.), y los algoritmos de clasificación (KNN, ANNs, SVMs, ...); y el aprendizaje no supervisado que parte de datos sin etiquetar (K-Means).

1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO

Este Trabajo Fin de Máster (TFM) tiene como objetivo la propuesta de soluciones a las problemáticas expuestas, presentando una aplicación *software* que, haciendo uso de un sistema de sensorización inercial, permita evaluar de forma automática el deterioro funcional del adulto mayor en la marcha. Para ello se busca hacer uso de algoritmos de *machine learning* para el desarrollo de modelos predictivos que permitan clasificar y evaluar los diferentes ítems de la marcha según la escala de *Tinetti*, mediante los datos obtenidos con sensores inerciales. Además, se pretende realizar un protocolo para la creación del conjunto de datos que se utilizará para el entrenamiento de estos modelos, así como la obtención del *dataset* con varios sujetos reales. Con este sistema se quiere solucionar el carácter observacional y subjetivo de las pruebas de evaluación del deterioro funcional.

Este TFM se realizará con la colaboración del grupo de investigación *Modelling Ambient Intelligence* (MAml)¹ de la Universidad de Castilla-La Mancha (UCLM). El grupo desarrolla una investigación fuertemente aplicada, concretamente a las áreas de los sistemas asistenciales, la monitorización de la salud y el análisis del comportamiento. Asimismo se contará con los recursos disponibles del laboratorio *WeCareLab* ubicado en el Instituto de Tecnologías y Sistemas de la Información (ITSI), que fue dotado de equipamiento con el proyecto “EQC2019-006053-P” financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación, proyecto del que el co-tutor Dr. Jesús Fontecha Diezma formó parte. Por ello, se dispondrá para la realización del TFM el sistema de sensorización inercial Xsens MVN² y de otros equipamientos que permitirá el desarrollo del sistema propuesto.

1.2. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

En esta sección se explicará la estructura del documento que abarca todo el proceso de desarrollo del TFM.

- *Capítulo 1: Introducción.*

Capítulo actual del documento. En este capítulo se contextualiza el TFM, se introduce la problemática existente a la que se pretende dar solución y se presenta la propuesta, que abarca el TFM, para solventarlo.

- *Capítulo 2: Objetivos.*

En este capítulo se especifica el objetivo principal que se pretende conseguir con la realización de este proyecto y se realiza una división del objetivo general en sub-objetivos más específicos para lograr el objetivo primordial.

- *Capítulo 3: Estado del arte.*

Todos los proyectos se sustentan de una base teórica para poder lograr el objetivo propuesto. En este capítulo se realiza un estudio sobre diferentes técnicas de evaluación funcional, para posteriormente centrarse en la prueba *Tinetti* para la marcha. Se realizará un estudio de

¹<https://mamilab.eu/>

²<https://www.xsens.com/>

la marcha humana: las fases de la marcha, los diversos parámetros espaciotemporales, los parámetros biomecánicos y los parámetros cinemáticos. Así como los trabajos antecedentes en los que dotan de base a este proyecto. Para finalizar, se expondrá el sistema de sensorización inercial utilizado en este proyecto, el *Xsens MVM*.

- *Capítulo 4: Metodología.*

En este capítulo se describe la metodología seguida durante todo el desarrollo del TFM. En esta sección se mostrará la división del TFM en tareas y la planificación temporal. También se presentarán las herramientas utilizadas durante todo el proyecto.

- *Capítulo 5: Arquitectura.*

Este capítulo realiza una descripción técnica del sistema, explicando las distintas fases de elaboración del proyecto. Estas fases abarcan: la planificación y elaboración del conjunto de datos, el preprocesado, el procesado, y el diseño y evaluación de la implementación del *software* final con sus diferentes módulos.

- *Capítulo 6: Resultados.*

En este capítulo se expondrán los resultados obtenidos al final del desarrollo y se realizará un análisis de los costes del desarrollo.

- *Capítulo 7: Conclusión.*

Capítulo en el que se realizará un juicio crítico, así como una discusión sobre los resultados obtenidos. Además se evaluarán los objetivos pactados al inicio del desarrollo y se justificarán las competencias adquiridas. Para finalizar el capítulo se establecerán posibles líneas de trabajo futuro.

OBJETIVOS

EN este capítulo se realizará una descripción detallada del objetivo que se pretende llevar a cabo con este proyecto. En primer lugar, se expondrá el objetivo general para, posteriormente, dividir y describir en detalle sus objetivos específicos.

2.1. OBJETIVO GENERAL

El objetivo general de este TFM es: *diseñar e implementar un sistema de evaluación automática del deterioro funcional de la marcha del adulto mayor mediante técnicas de aprendizaje automático y un sistema de sensorización inercial*. De esta manera, se pretende hacer uso del aprendizaje automático para entrenar modelos predictivos que permitan clasificar y evaluar la marcha humana, para la detección temprana de patologías derivadas del deterioro funcional del adulto mayor como las caídas no intencionadas.

Es decir, se pretende automatizar una prueba de evaluación de la marcha humana (*Tinetti*), que actualmente cuenta con un carácter observacional y subjetivo por parte del terapeuta evaluador, haciendo uso de clasificadores de *machine learning*.

2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Partiendo de la base del objetivo general que se ha definido anteriormente, se pretenden identificar objetivos más específicos, que una vez completados permitan alcanzar el objetivo general. Los objetivos específicos son los siguientes:

1. Diseño y elaboración del conjunto de datos en bruto

Para realizar este proyecto será necesario diseñar y elaborar un conjunto de datos o *dataset* que servirá para entrenar los modelos predictivos. Para ello, se deberá estudiar la colocación de los sensores inerciales en el cuerpo del sujeto siguiendo estándares establecidos, elaborar un protocolo de recogida de datos, así como redactar un documento de consentimiento informado para permitir esta recogida y, por último, obtener los datos para elaborar el *dataset* con diferentes sujetos. Para este estudio, y debido a la situación de la pandemia actual, se realizará la grabación con solo diez sujetos de prueba.

2. Preprocesado y adecuación del conjunto de datos en bruto

Los datos obtenidos de los sistemas inerciales en bruto no podrán ser usados para el entrenamiento de los modelos debido al ruido que contienen y a la gran cantidad de variables no significativa que poseen. Por ello, en este objetivo se deberá realizar un preprocesado que obtenga y calcule los parámetros de la marcha mediante los datos en bruto, como los parámetros espaciotemporales o los eventos de la marcha. Para ello, deberán realizarse *Scripts* que transformen los datos en crudo en el conjunto de datos que será utilizado en el entrenamiento de los modelos.

3. Diseño y evaluación de modelos predictivos

Este objetivo pretende el diseño y evaluación de los modelos predictivos para los ítems de la prueba *Tinetti* de la marcha. Para ello será necesario un estudio de los parámetros biomecánicos del conjunto de datos, para seleccionar los datos que serán de entrada a los modelos. Como la prueba *Tinetti* divide la evaluación en diferentes ítems (la mayoría binarios), se entrenará un clasificador para cada ítem.

Con el fin de obtener los mejores modelos para cada ítem, se elaborarán diferentes modelos utilizando diferentes técnicas de *machine learning* que serán evaluadas mediante unas métricas con la finalidad de elegir los modelos con mejor rendimiento.

4. Diseño e implementación de módulo *software* que combine los modelos predictivos

Una pieza fundamental de este sistema es la combinación de los modelos predictivos de cada ítem que permitan realizar la evaluación de la prueba *Tinetti* de la marcha. Por tanto, es necesario un módulo *software* de la aplicación resultante final encargado de combinar los modelos de forma transparente al usuario. En este objetivo se pretende diseñar e implementar dicho módulo *software*.

5. Diseño e implementación de módulo *software* para visualizar los resultados

Un pilar fundamental de cualquier aplicación médica es la representación correcta de los resultados en forma de gráficas o informes. De esta manera, se pretende diseñar un módulo *software* que permita representar los resultados obtenidos de los modelos predictivos de forma clara y que además, permita la posibilidad de generación de informes más detallados.

6. Integración de los módulos *software* en un único *software* usable

Por último, se pretende el diseño e implementación de la aplicación *software* que integre los modelos y módulos implementados en los demás objetivos con el fin de obtener una aplicación que permita evaluar de forma automática la prueba *Tinetti* de la marcha humana.

ESTADO DEL ARTE

Todos los proyectos cuentan con una base teórica en la que se sustentan. En este capítulo se presentan los conceptos teóricos básicos que van a ser decisivos para el desarrollo del proyecto y, por ello, van a ser necesarios para un completo entendimiento de las decisiones que se han tomado durante el desarrollo de este TFM. En primer lugar, se van a tratar diferentes pruebas de evaluación funcional para centrarse en la prueba *Tinetti*, y en especial, la prueba *Tinetti* de la marcha humana. Una vez conocidas diferentes pruebas y una explicación amplia de la segunda, se va a proceder a realizar un estudio de la marcha humana donde se explicarán los distintos eventos y parámetros que intervienen, y que se deberán tener en cuenta para la elaboración de los modelos predictivos. A continuación, se presentará una pequeña sección de antecedentes, donde se mostrarán una serie de trabajos más relevantes relacionados con la propuesta que aquí se recoge. Para finalizar con este capítulo, se va a explicar el sistema de sensorización inercial que se va a usar para este proyecto.

3.1. PRUEBAS CLINIMÉTRICAS DE EVALUACIÓN FUNCIONAL

El concepto de funcionalidad es bastante amplio ya que envuelve diversos aspectos mentales, económicos, físicos, sociofamiliares, etc. De esa manera se puede saber la funcionalidad, desacondicionamiento, discapacidad y conocer el grado de dependencia del adulto mayor, con el fin de prevenir problemas o accidentes como los comentados en el Capítulo 1, como pueden ser las caídas no intencionadas. Es recomendable que los adultos mayores se sometan a pruebas para evaluar su capacidad funcional de forma periódica [21]. Por ejemplo, la evaluación de las AIVD, así como las pruebas que detecten deterioro cognitivo deberán realizarse cuando menos anualmente.

Para determinar el grado de funcionalidad del adulto mayor se realizan pruebas *cliniométricas*. El concepto *cliniométrico* fue introducido por Alvan R, Feinstein [22], y se refiere a la construcción de una serie de índices, instrumentos o dominios utilizados para describir o medir síntomas, signos y otros fenómenos clínicos. En esta sección se van a comentar diversas pruebas *cliniométricas* para la evaluación funcional.

3.1.1. Escala BERG

La *escala de Berg* es una prueba de evaluación funcional pensada para pacientes con Daño Cerebral Adquirido (DCA). Los pacientes que sufren DCA presentan con mayor frecuencia alteraciones en el

equilibrio y de gran dificultad para caminar. Esta escala desarrollada en 1989 por Katherine Berg [23] permite obtener una medida cuantitativa del estado funcional del equilibrio en adultos mayores.

La escala de Berg se divide en catorce ítems de evaluación con una puntuación entre 0 y 4. Como consecuencia, las puntuaciones se sitúan entre 0, que indica que el paciente tiene serios problemas de equilibrio; a 56, que indica que el paciente tiene un equilibrio excelente.

Para la realización de esta prueba los pacientes deben realizar 14 situaciones mientras los profesionales sanitarios evalúan su desempeño en dichas tareas. Una vez finalizadas las 14 tareas se obtiene una puntuación que determina el equilibrio del paciente. Este valor cuantitativo resultante de la evaluación también ofrece capacidades predictoras del riesgo de caída del paciente [24]:

- Alto riesgo de caída (0-20).
- Moderado riesgo de caída (21-40).
- Leve riesgo de caída (41-56).

En la Tabla 3.1 se muestra un ejemplo de dos ítems de la escala de Berg, aunque la escala completa se presenta en el Anexo A.

1. En sedentación, levántese	
Necesita ayuda moderada a máxima para levantarse.	0
Necesita ayuda mínima para levantarse o estabilizarse.	1
Capaz de levantarse usando las manos tras varios intentos.	2
Capaz de levantarse con independencia usando las manos.	3
Capaz de levantarse sin usar las manos y de estabilizarse sin ayuda.	4
2. Bipedestación sin apoyo.	
Incapaz de permanecer de pie 30 segundos sin ayuda.	0
Necesita varios intentos para mantenerse 30 segundos sin apoyarse.	1
Capaz de mantenerse 30 segundos sin apoyarse.	2
Capaz de mantenerse de pie 2 minutos con supervisión,	3
Capaz de mantenerse de pie con seguridad durante 2 minutos.	4

Tabla 3.1: Primer y segundo ítem de la escala de Berg

3.1.2. Test conductal de memoria Rivermead

La capacidad funcional de un adulto mayor no solo tiene en cuenta sus capacidades físicas, si no, como se ha comentado anteriormente, envuelve también aspectos mentales. El Test Conductal de Memoria Rivermead (RBMT) es una prueba enfocada en detectar problemas de memoria de la vida cotidiana que puedan dificultar la correcta realización de las AVD. Esta prueba fue desarrollada por Wilson B et al en 1985 [25], aunque en años posteriores se han desarrollado diferentes variantes de esta prueba, como la de Ángeles [26] o Wall [27], entre otras.

Esta prueba consta de 12 ítems: recordar un nombre, una cita, una historia, un dibujo, un mensaje, reconocer caras, seguir un recorrido, orientación y fecha. Cada una de estas doce pruebas se valora con un “0” si el paciente no ha cumplido la tarea o “1” si lo ha hecho correctamente.

3.1.3. Timed Up and Go

La prueba *Timed Up and Go* es una prueba de evaluación funcional para la marcha y el equilibrio, que cuenta con un único ítem de evaluación. El paciente empezará el ejercicio sentado en una silla, posteriormente deberá levantarse y andar hasta sobrepasar una marca en el suelo colocada a tres metros de la silla. Una vez sobrepasada la marca, deberá dar la vuelta y volver a sentarse en la silla. Para medir la capacidad funcional del paciente en esta prueba se cronometrará desde que se le indica al paciente que debe empezar el ejercicio hasta que vuelve a sentarse.

Durante esta prueba el paciente podrá hacer uso de ayudas que pueda utilizar en su día a día, como bastones o andadores, además se le indicará que ande lo más rápido que le sea posible, pero sin correr. Con esta prueba se puede medir de forma rápida la capacidad funcional de marcha y equilibrio del paciente y su resultado puede predecir el riesgo de sufrir una caída [28]:

- Menos de 10 segundos indica una buena capacidad funcional y por ello un bajo riesgo de caída.
- Entre 10 y 20 segundos indica problemas en la capacidad funcional (fragilidad) y por ello existe un riesgo de caída.
- Más de 20 segundos indica grandes problemas funcionales, es decir, un elevado riesgo de caída.

3.1.4. Escala Tinetti

La prueba *Tinetti* es una prueba de evaluación funcional desarrollada por la doctora Mary Tinetti en 1986 [29]. Esta prueba permite evaluar la capacidad funcional del adulto mayor en la marcha y el equilibrio de forma independiente. La máxima puntuación de la subescala de la marcha es 12, y 16 para el equilibrio. La suma de ambas puntuaciones indica la capacidad funcional del paciente. Un resultado menor de 19 indica problemas funcionales en la marcha y el equilibrio, indicando un alto riesgo de caída.

Escala Tinetti del equilibrio

La escala de *Tinetti* para evaluar el equilibrio del adulto mayor se realiza utilizando una silla sin brazos apoyada contra la pared. El paciente deberá realizar 9 ítems que serán evaluados por el terapeuta con una puntuación máxima de 16. En la Tabla 3.2 se puede observar la prueba Tinetti del equilibrio.

Equilibrio Sentado	
Se inclina o desliza en la silla	0
Firme y seguro	1
Levantarse	
Incapaz sin ayuda	0
Capaz utilizando los brazos como ayuda	1
Capaz sin utilizar los brazos	2
Intentos de levantarse	
Incapaz sin ayuda	0
Capaz, pero necesita más de un intento	1

Sigue en la página siguiente.

Capaz de levantarse con un intento	2
Equilibrio Inmediato (5) al levantarse	
Inestable	0
Estable, pero usa andador, bastón, muletas u otros objetos	1
Estable sin usar bastón u otros soportes	2
Equilibrio en bipedestación	
Inestable	0
Estable con aumento del área de sustentación o usa bastón, andador u otro soporte	1
Base de sustentación estrecha sin ningún soporte	2
Empujón	
Tiende a caerse	0
Se tambalea, se sujeta, pero se mantiene solo	1
Firme	2
Ojos cerrados (en la posición anterior)	
Inestable	0
Estable	1
Giros de 360°	
Pasos discontinuos	0
Pasos continuos	1
Inestable (se agarra o tambalea)	0
Estable	1
Sentarse	
Inseguro	0
Usa los brazos o no tiene un movimiento suave	1
Seguro, movimiento suave	2

Tabla 3.2: Escala Tinetti del equilibrio obtenida de [30].

Escala Tinetti de la marcha

La escala *Tinetti* para la evaluación de la marcha del adulto mayor se realiza con el profesional sanitario detrás del paciente acompañándolo en todo momento para evitar accidentes durante la realización de la prueba. El paciente caminará haciendo trayectos de ida y vuelta (permitiéndole utilizar elementos como bastones o andadores si los necesita). Los ítems de evaluación junto a su puntuación se puede observar en la Tabla 3.3, obteniéndose un máximo de 12 puntos.

Comienzo de la marcha	
Duda o vacila, o múltiples intentos para comenzar	0
No vacilante	1
Longitud y altura del paso	
El pie derecho no sobrepasa al izquierdo con el paso en la fase de balanceo	0
El pie derecho sobrepasa al izquierdo	1
El pie derecho no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase del balanceo	0
El pie derecho se levanta completamente	1
El pie izquierdo no sobrepasa al derecho con el paso en la fase de balanceo	0
El pie izquierdo sobrepasa al derecho	1
El pie izquierdo no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase del balanceo	0
El pie izquierdo se levanta completamente	1
Simetría del paso	
La longitud del paso con el pie derecho e izquierdo es diferente	0
Los pasos son iguales en longitud	1
Continuidad de los pasos	
Para o hay discontinuidad entre pasos	0
Los pasos son continuos	1
Trayectoria	
Marcada desviación	0
Desviación moderada o media, o utiliza ayuda	1
Derecho sin utilizar ayudas	2
Tronco	
Marcado balanceo o utiliza ayudas	0
No balanceo, pero hay flexión de rodillas o espalda o extensión hacia fuera de los brazos	1
No balanceo no flexión, ni utiliza ayudas	2
Postura en la marcha	
Talones separados	0
Talones casi se tocan mientras camina	1

Tabla 3.3: Escala Tinetti de la marcha obtenida de [30]

Para este TFM se ha elegido la automatización de la escala *Tinetti* de la marcha, debido a que se ha considerado que los ítems a clasificar podrán ser discriminados a través de los parámetros de la marcha obtenidos mediante sensores inerciales, a diferencia de otras pruebas de evaluación funcional como la Escala de Berg cuyos ítems son más subjetivos y difíciles de automatizar. El test conductal de memoria Rivermead y la prueba *Timed Up and Go* son pruebas cuya automatización puede realizarse

sin utilizar técnicas de aprendizaje automático.

Sin embargo, con la escala *Tinetti* de la marcha humana se van a poder entrenar distintos clasificadores para cada uno de los ítems que podrán ser combinados para obtener una evaluación completa de la marcha del paciente. Además, como línea de trabajo futuro se podrá extender para abarcar la escala *Tinetti* del equilibrio y así realizar la automatización completa de la escala

3.2. LA MARCHA HUMANA

La marcha humana puede definirse como “*un modo de locomoción bípedo donde se suceden los periodos de apoyo monopodal y bipodal, posibilitando el desplazamiento del centro de gravedad del cuerpo humano con un coste energético menor a cualquier otra forma de locomoción humana*” [31]. La marcha humana compromete diversos sistemas y segmentos corporales, de modo que las particularidades de la marcha están condicionadas por la posibilidad de movimiento que ofrezca el sistema osteomuscular, la postura y las relaciones funcionales de los demás sistemas corporales [32], de manera que el estudio de la marcha del adulto mayor permite evaluar su capacidad funcional para el desarrollo de las AVD.

La marcha, como actividad cíclica que abarca diferentes partes del cuerpo humano y, en especial las dos extremidades inferiores, comprende un inicio y un final para cada ciclo. Es por eso, que el proceso de caminar presenta un ciclo que se define como el periodo que se presentan acciones “*sucesivas, alternas y uniformes*” [32]. Por lo que, para comprender los parámetros involucrados al andar, primero hay que estudiar las distintas acciones que se suceden en el tiempo que permiten el desplazamiento de una persona, es decir, comprender el ciclo de la marcha humana.

3.2.1. Ciclo de la marcha humana

El ciclo de la marcha se inicia con un evento específico hasta que se repite ese mismo evento en el mismo pie, se utiliza el evento “*golpe de talón*” (o contacto inicial) para la determinación de inicio y culminación. A este periodo entre los eventos consecutivos de golpe de talón del mismo pie se denomina *zancada*. Por ejemplo, el ciclo de la marcha derecho es la diferencia de tiempo que ocurre entre el golpe de talón del pie derecho y el siguiente golpe de talón del pie derecho, de la misma manera sería para el otro pie, siendo ahora el evento de inicio y de final el golpe de talón con el pie izquierdo [32]. En la Figura 3.1 se puede observar el ciclo de la marcha derecha (zancada derecha). Una zancada está formada de dos pasos consecutivos de pies alternados, un paso incluye un intervalo de apoyo bipodal y otro de apoyo monopodal [33].

La zancada se divide en dos fases también conocidas como periodos: la fase de soporte y la fase de balanceo. La fase de soporte abarca mientras el pie sigue en contacto con el suelo, lo que permite que el peso del cuerpo pase de una extremidad a la otra, avanzando sobre el pie de soporte. Esta fase normalmente abarca entorno al 62 % del ciclo total [32].

Por otro lado, en la fase de balanceo la extremidad permanece en el aire y avanza hacia delante, de esta manera el pie deja de estar apoyado en el suelo y avanza hasta volver a apoyarse en el suelo. Esta fase normalmente abarca entorno al 38 % de la zancada. Además, puede encontrarse otra subfase dentro de las dos fases anteriores: la fase de doble apoyo. En esta fase los dos pies están

en contacto con el suelo y se presenta dos veces durante la zancada, en la que representa el 12.5 % (aproximadamente) en cada una (en total un 25 %) [32]. En la Figura 3.1 se pueden observar los periodos y sus subfases.

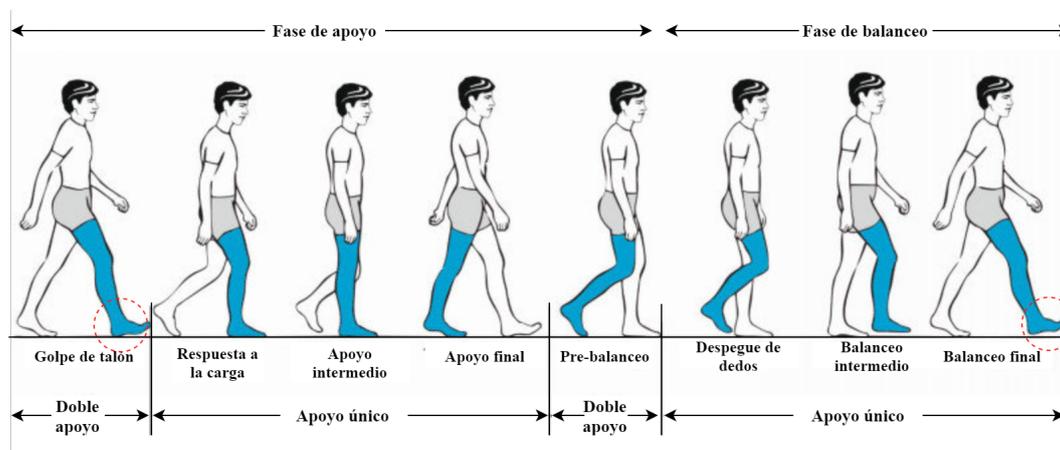


Figura 3.1: Fases del ciclo de la marcha vistas sobre la zancada derecha [34]. En ella se observa los periodos de soporte y balanceo de la marcha, así como las fases de cada periodo. El evento de golpe de talón que indica el inicio y final de la marcha está marcado con un círculo rojo discontinuo.

A su vez, la fase de soporte y la fase de balanceo están divididas en ocho subfases: cinco fases para el periodo de soporte y tres fases para el periodo de balanceo. Las fases del periodo de soporte son:

- *Fase de golpe de talón o contacto inicial:* es el momento cuando el pie que avanza entra en contacto con el suelo (primer círculo rojo de la Figura 3.1); de esta manera, el miembro cierra la cadena cinética, el pie constituye el punto de apoyo fijo para que el resto del cuerpo comience a moverse hacia delante [32].
- *Fase de respuesta a la carga:* este es el intervalo en el que el pie está en pleno contacto con el suelo y todo el peso del cuerpo está soportado por este miembro. Esta fase representa aproximadamente el 10 % de la marcha, y como se puede observar en la Figura 3.1 aparece el primer apoyo doble [32].
- *Fase de apoyo intermedio:* comienza cuando la extremidad contralateral pierde el contacto con el suelo y el peso corporal se encuentra a lo largo del pie. El pie, como punto fijo, permite que el cuerpo avance gracias a la rotación del pie estático. Esta fase representa del 10 % al 30 % aproximadamente [32].
- *Fase de apoyo final:* esta fase empieza una vez que el peso corporal está alineado con la cabeza de los metatarsianos del pie. El talón se levanta y desplaza el peso a los dedos. El pie contralateral está en contacto con el suelo. Esta fase representa del 30 % al 50 % del ciclo de la marcha [32].
- *Fase de pre-balanceo:* es la última fase del periodo de apoyo, a partir de esta fase empieza el periodo de balanceo. Esta fase se inicia cuando el pie contrario entra en contacto con el suelo y termina cuando los dedos del pie despegan del suelo. En esta fase todo el peso es transmitido de una extremidad a la otra. Esta fase representa del 50 % al 62 % de la marcha, además como se observa en la Figura 3.1 en esta fase se presenta el segundo periodo de doble apoyo [32].

A su vez, las fases del periodo de balanceo son:

- *Fase de despegue de dedos*: esta fase comienza cuando los dedos del pie dejan de estar en contacto con el suelo, y termina cuando la rodilla alcanza su flexión máxima en la marcha (60°). Esta fase abarca del 62 % al 75 % del ciclo de la marcha [32].
- *Fase de balanceo intermedio*: se inicia con la flexión máxima de la rodilla (60°) y finaliza cuando la tibia se encuentra en posición perpendicular con el suelo. Esta fase representa del 75 % al 85 % del ciclo de la marcha [32].
- *Fase de balanceo final*: empieza cuando la tibia se encuentra en posición perpendicular con el suelo, continúa mientras la rodilla se extiende y termina con el golpe de talón. Esta fase representa el último 15 % de la marcha [32].

En la Figura 3.2 se observa un diagrama donde se combinan la zancada derecha y la izquierda para poder apreciar la sucesión de apoyos durante la marcha, y la alternación entre apoyo monopodal derecho y apoyo monopodal izquierdo. En esta figura se muestra también las dos fases de doble apoyo que suceden en cada zancada, además de apreciar que cada zancada está compuesta de dos pasos.

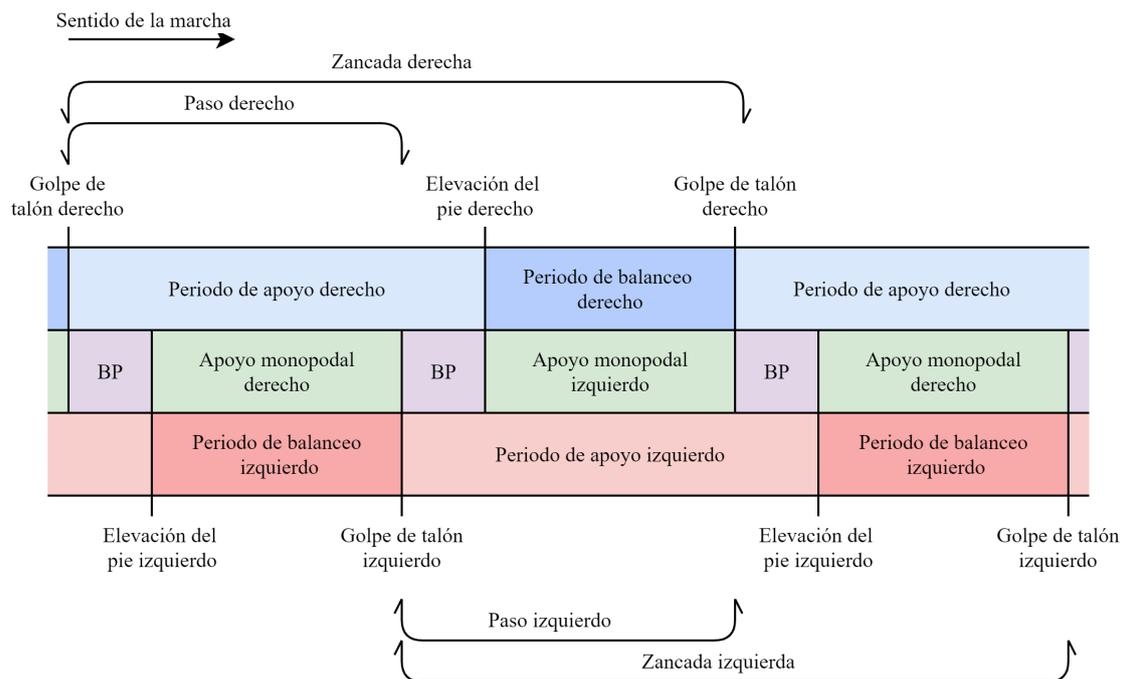


Figura 3.2: Fases principales del ciclo de la marcha vistas sobre la zancada derecha y zancada izquierda. Gráfico de elaboración propia basado en [31].

3.2.2. Parámetros de la marcha

La marcha humana puede ser caracterizada con diferentes tipos de parámetros, algunos básicos y otros de mayor complejidad. La forma más básica de caracterizar la marcha es mediante parámetros espaciotemporales, aunque estos parámetros además de ser diferentes entre sujetos, también varían en el mismo sujeto debido a diversas condiciones o factores como el terreno, calzado, edad, etc. [35].

No obstante, se puede obtener más información del ciclo de la marcha humana utilizando características cinemáticas. Los parámetros cinemáticos registran las variaciones angulares de las articulaciones del cuerpo, la inclinación, torsión y oscilación de los segmentos implicados en la marcha humana [35].

De igual modo, el estudio se completa en mayor medida si se hacen uso de parámetros cinéticos. Los parámetros cinéticos registran las fuerzas de reacción del suelo y los momentos y potencias presentes en las articulaciones [35].

En la Tabla 3.4 se puede observar mayor información sobre los parámetros de la marcha humana.

Parámetros de la marcha		
Espaciotemporales	Cinemáticos	Cinéticos
Temporales	Valores de los ángulos articulares con el paciente de pie (valores de <i>offset</i> para la cinemática)	Gráficas de momentos en las articulaciones (generalmente en el plano sagital)
Tiempo en fase de soporte (ms)		
Tiempo en fase de balanceo (ms)		
Tiempo de soporte (% del ciclo)	Plano frontal	Gráficas de potencia en las articulaciones (generalmente en el plano sagital)
Tiempo de balanceo (% del ciclo)	Oblicuidad de la pelvis	
Duración del ciclo o zancada (ms)	Aducción-abducción de cadera	
Cadencia (pasos/min)	Plano sagital	Fuera de reacción entero-posterior
Duración de doble soporte (ms)	Basculación de pelvis	
Porcentaje de doble soporte (% ciclo)	Flexo-extensión de cadera	Fuerza de reacción medio-lateral
Espaciales	Flexo-extensión de rodilla	Fuerza de reacción vertical
Largo del paso (mm)	Dorsiflexión-plantiflexión de tobillo	
Longitud del ciclo o zancada (mm)	Plano transversal	
Ancho del paso (mm)	Rotación pelvis	
Espaciotemporales	Rotación interna-externa de cadera	Gráficas del centro de presión
Velocidad (m/s)	Rotación interna-externa de rodilla	
Velocidad de balanceo (m/s)	Ángulo de profesión del pie	
Velocidad media (m/s) antero-posterior		

Tabla 3.4: Parámetros spaciotemporales, cinemáticos y cinéticos de la marcha humana. Tabla obtenida de Villa Moreno et al. [35]

3.2.3. Parámetros spaciotemporales

Los parámetros spaciotemporales son variables que proporcionan una descripción básica de la marcha de un individuo, pero cuentan con el problema de sufrir variaciones debido a factores externos. Además, las deficiencias funcionales en la movilidad articular, debilidad muscular, el dolor o la fatiga, entre otras, afectan de forma significativa a estos parámetros [35]. En la Tabla 3.4 se puede observar que estos parámetros se dividen en tres categorías: temporales, espaciales y spaciotemporales.

Temporales

Los parámetros temporales son aquellos en los que la dimensión de medida es el tiempo, entre ellos se pueden encontrar:

- *Cadencia*: es el número de pasos que da un sujeto en un tiempo determinado (pasos/min) [31]. Según Whittle [36], se establecen unos rangos máximos y mínimos de la cadencia para cada grupo de edad: 13-14 años, 100-149 pasos/min; 15-17 años, 96-142 pasos/min; 18-49 años, 91-136 pasos/min; y 50-64, 82-126 pasos/min. La cadencia determina el ritmo de la marcha y, como se puede observar con los rangos anteriores, disminuye con el aumento de la edad. También

se producen alteraciones de la cadencia con la presencia de deficiencias neuromusculares y osteoarticulaciones [32].

Hay diversas formas de calcular la cadencia, la más sencilla es obteniendo el número de pasos y dividiendo entre el tiempo, pero en la Ecuación 3.1 se puede observar otra forma de calcular la cadencia haciendo uso de la velocidad y la longitud de zancada [31].

$$\text{Cadencia de pasos (pasos/min)} = \frac{\text{velocidad (m/s)}}{\text{longitud de zancada (m)}} * 120 \quad (3.1)$$

- *Tiempo de paso*: tiempo transcurrido entre el golpe de talón de un pie con el suelo y el golpe de talón del pie contrario [37]. Este parámetro puede dividirse en dos: el *tiempo de paso izquierdo* que es el tiempo transcurrido desde el golpe de talón del pie derecho hasta el golpe de talón del pie izquierdo; y el *tiempo de paso derecho* que es el intervalo de tiempo entre el golpe de talón del pie izquierdo hasta el golpe de talón del pie derecho [31].
- *Tiempo de zancada*: es el tiempo que transcurre en completarse un ciclo de la marcha, es decir, entre dos golpes de talón sucesivos del mismo pie. Al igual que con el tiempo de paso se puede dividir en dos: *tiempo de zancada izquierda*, que es el intervalo de tiempo entre dos eventos de golpe de talón sucesivos del pie izquierdo; y *tiempo de zancada derecha*, que corresponde a la diferencia de tiempo entre dos golpes de talón sucesivos del pie derecho.

El tiempo de zancada también puede ser calculado haciendo uso de la cadencia mediante la Ecuación 3.2 [31].

$$\text{Tiempo de zancada (s)} = \frac{120}{\text{cadencia (pasos/min)}} \quad (3.2)$$

- *Tiempo de soporte*: es el tiempo que un pie está en contacto con el suelo. Esta variable corresponde a la duración del periodo de soporte dentro de la zancada y si se calcula el porcentaje sobre el total del tiempo de zancada equivale aproximadamente al 62 % del total. Este parámetro también puede dividirse en el tiempo de soporte para el pie izquierdo y el derecho.
- *Tiempo de balanceo*: es el tiempo que un pie no está en contacto con el suelo. Esta variable corresponde a la duración del periodo de balanceo dentro de la zancada y si se calcula el porcentaje sobre el total de tiempo de zancada equivale aproximadamente al 38 % del total. Al igual que el tiempo de soporte, este parámetro también puede obtenerse para el pie izquierdo y el derecho.
- *Tiempo de doble soporte*: abarca el tiempo en el que ambos pies están apoyados en el suelo [31].

Espaciales

Los parámetros espaciales son aquellos en los que la dimensión de medida es el espacio, entre ellos se pueden encontrar:

- *Longitud de paso*: es la distancia entre sucesivos puntos de contacto de pies alternos con el

suelo [38]. Como durante la marcha los contactos del pie con el suelo se producen con los golpes de talón se define la longitud de paso como la distancia entre el golpe de talón de un pie y el golpe de talón del pie contrario [31].

Al igual que el tiempo de paso, la longitud de paso puede calcularse de forma separada para los pasos derechos e izquierdos, de forma que la *longitud del paso izquierdo* es longitud avanzada entre el golpe de talón del pie derecho al golpe de talón del pie izquierdo; y la *longitud del paso derecho* es la distancia entre el golpe de talón del pie izquierdo al golpe de talón del pie derecho.

- *Longitud de zancada*: es la distancia en la dirección de progresión entre sucesivos golpes de talón del mismo pie [38]. Una zancada está compuesta por dos pasos, lo que quiere decir que dos longitudes de paso constituyen una longitud de zancada [31, 39]. Al igual que con el tiempo de zancada, la longitud de zancada se puede dividir en dos: *longitud de zancada derecha*, que es la distancia entre dos golpes de talón sucesivos del pie derecho; y *longitud de zancada izquierda*, que es el intervalo de espacio entre dos golpes de talón sucesivos del pie izquierdo.

La longitud de zancada puede ser calculada haciendo uso de la velocidad y del tiempo de zancada, esto se puede observar en la Ecuación 3.3 [31].

$$\text{Longitud de zancada (m)} = \text{velocidad (m/s)} \cdot \text{tiempo de zancada (s)} \quad (3.3)$$

La comparación de la *longitud de zancada* o la *longitud de paso* de ambos pies permite conocer la simetría de la marcha.

- *Ancho de paso*: la distancia lineal entre dos puntos iguales de los pies (normalmente los talones). En la Figura 3.3 se puede observar un ejemplo de medición del ancho de paso. Esta variable está directamente relacionada con la estabilidad y el equilibrio de la persona [32].

Esta variable cuenta con gran importancia para el equilibrio y la estabilidad, es decir, con un ancho de paso amplio se incrementa la estabilidad y equilibrio. De esta manera, las personas con deficiencias que afecten al equilibrio o estabilidad tenderán a incrementar su *base de sustentación* (ancho de paso) para aumentar su estabilidad [32].

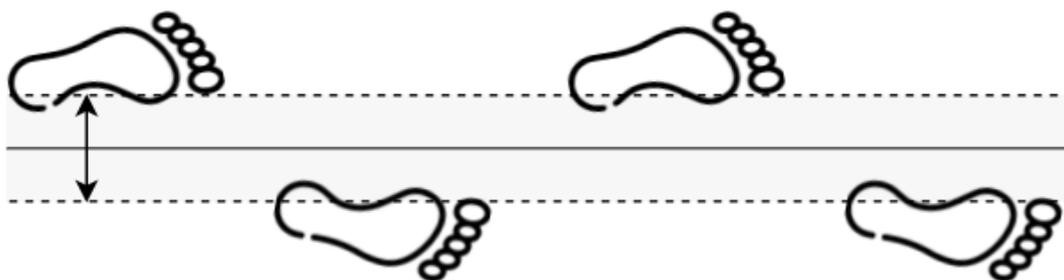


Figura 3.3: La flecha de doble sentido indica la distancia entre los talones de ambos pies durante la marcha (ancho de paso). Gráfico de elaboración propia.

Espaciotemporales

Los parámetros espaciotemporales son aquellos en los que la dimensión de medida es la relación del espacio con el tiempo. Entre ellos se pueden encontrar:

- *Velocidad de marcha*: es la distancia que recorre una persona en un tiempo determinado. Debido a la correlación de la velocidad de la marcha y los parámetros de longitud de zancada y tiempo de zancada, las personas varían la velocidad mediante la modificación de estas dos variables [31].
- *Velocidad espontánea*: velocidad natural de un sujeto cuando comienza la marcha sin que se le haya impuesto velocidad alguna [31].

3.2.4. Parámetros cinemáticos

Con los parámetros cinemáticos se obtiene una descripción más amplia del ciclo de la marcha [35]. La cinemática describe el movimiento basándose en sus trayectorias, ángulos, velocidades y aceleraciones [40]. De esta forma, los parámetros cinemáticos van a registrar las variaciones angulares de los segmentos articulados del cuerpo durante el ciclo de la marcha.

Como se puede observar en la Tabla 3.4 estos parámetros presentan una división en tres grupos: plano frontal, plano sagital y plano transversal. Con el objetivo de definir los diferentes movimientos que se producen en un segmento respecto a otro, se trazan planos perpendiculares entre ellos que dividen el cuerpo. Cada plano cuenta con un eje que caracteriza los movimientos de los segmentos. En la Figura 3.4 se observan los planos anatómicos en los que se van a categorizar los parámetros cinemáticos.

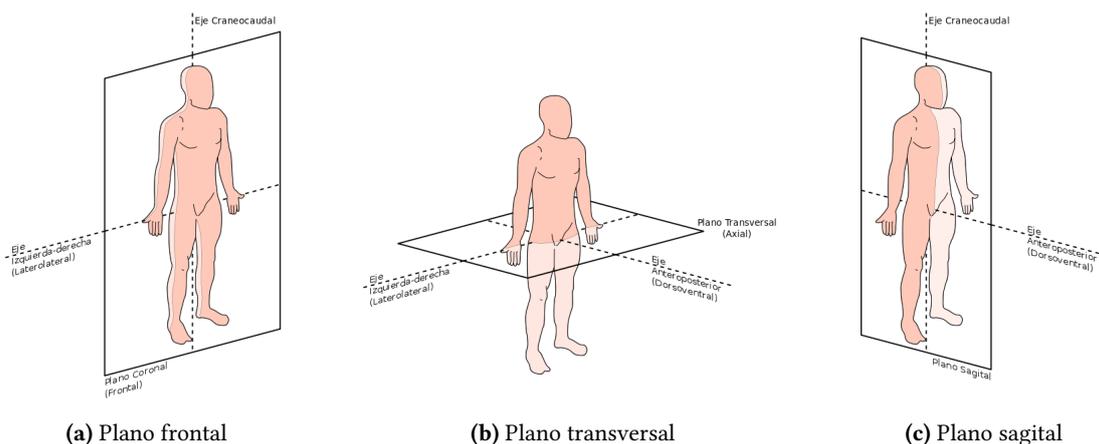


Figura 3.4: Planos anatómicos y ejes. Imagen obtenida de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Planos_anat%C3%B3micos.svg

La mayoría de movimientos se definen con respecto a la posición anatómica, es decir, ocurren dentro de y en torno a los ejes alineados con los planos anatómicos específicos. A menudo los términos de movimientos pueden considerarse en pares de movimientos opuestos [41]. A continuación, se va a realizar un repaso de los pares de movimientos de las articulaciones involucradas en la marcha de los tres planos anatómicos anteriormente mencionados.

Plano frontal

Es el plano que atraviesa el cuerpo de arriba a abajo, dividiéndolo en mitad anterior y posterior (ver Figura 3.4a), también conocido como plano coronal. En el plano frontal se producen los movimientos de abducción y aducción en torno al eje *anteroposterior*. La abducción significa alejamiento del plano medio, y la aducción indica el movimiento puesto, de acercamiento hacia el cuerpo [41]. En la Figura 3.5 se pueden observar los movimientos de abducción/aducción de la cadera, rodilla y tobillo.

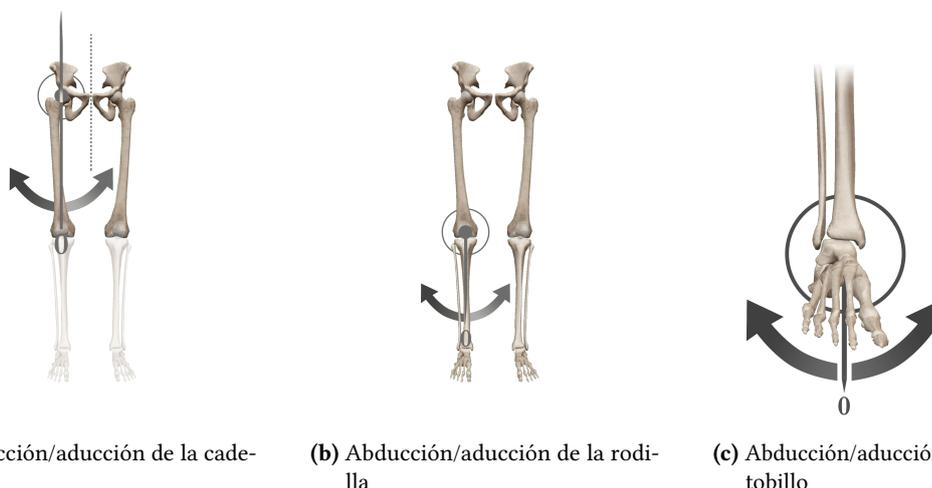


Figura 3.5: Movimiento del plano frontal de abducción/aducción de las articulaciones cadera, rodilla y tobillo

Aunque el rango de ángulos de movimiento depende de la persona y otras variables (velocidad, edad, etc.), se puede dar un rango de ángulos articulares considerados normales en la marcha. Se toma como 0° cuando la extremidad se encuentra en posición anatómica y los valores de ángulos positivos para la aducción y los negativos para la abducción. En la Figura 3.6 se pueden observar los rangos angulares normales en el plano frontal [42]. Por ejemplo, para el caso de la cadera se observa que el ángulo de abducción/aducción está influenciado por el movimiento *báscula de la pelvis* y por la transferencia de peso de una pierna a otra, por ello se observan ángulos máximos de aducción de 10° y de abducción de 10°.

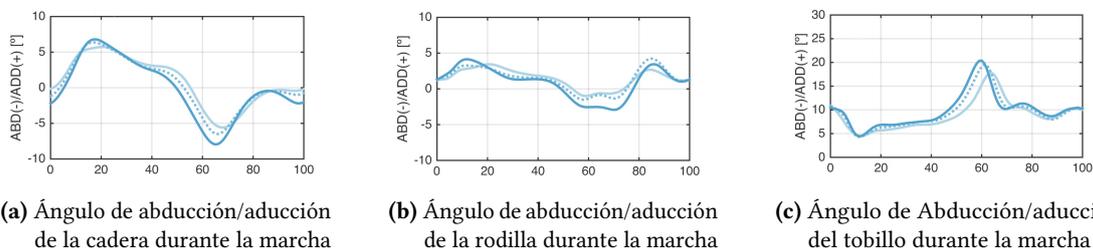


Figura 3.6: Ángulos de cadera, rodilla y tobillo durante la marcha en los movimientos del plano frontal a diferentes velocidades de la marcha. Obtenido del dataset [42].

Plano transversal

Es el plano que divide el cuerpo de detrás hacia delante, dividiendo el cuerpo en mitad superior e inferior (ver Figura 3.4b). En este plano se observan los movimientos de rotación interna/externa. La

rotación es el movimiento rotatorio alrededor de un eje longitudinal de un hueso que separa la línea media del cuerpo, la rotación externa se realiza hacia afuera y la rotación interna hacia adentro. En la Figura 3.7 se puede observar los movimientos de rotación interna/externa de la cadera, rodilla y tobillo.

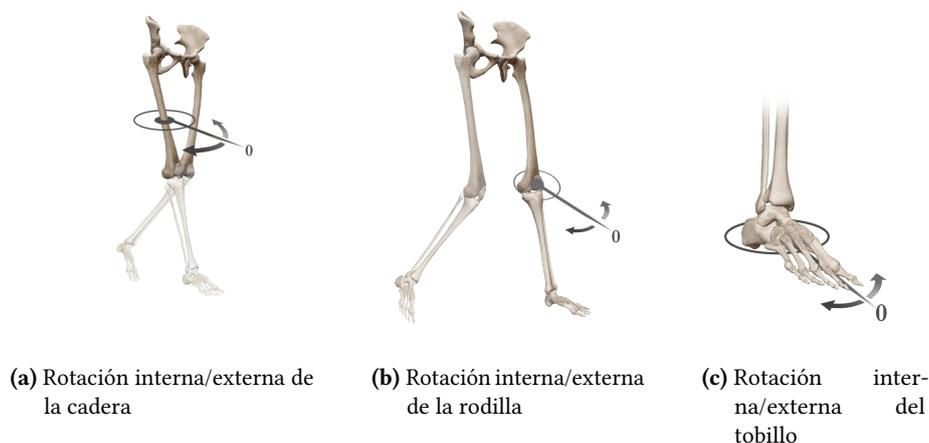


Figura 3.7: Movimiento del plano transversal de rotación interna/externa de las articulaciones cadera, rodilla y tobillo

Se toma como 0° cuando la extremidad se encuentra en posición anatómica, y los valores de ángulos positivos para la rotación interna y los negativos para la rotación externa. En la Figura 3.7 se pueden observar los rangos angulares normales en el plano transversal para la marcha [42].

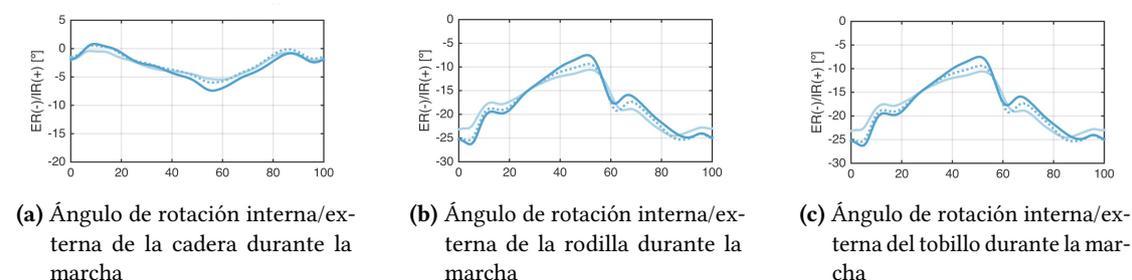


Figura 3.8: Ángulos de cadera, rodilla y tobillo durante la marcha en los movimientos del plano transversal a diferentes velocidades de la marcha. Obtenido del *dataset* [42].

Plano sagital

Es el plano que atraviesa al cuerpo de delante hacia atrás y lo divide en mitades derecha e izquierda (ver Figura 3.4c). En el plano sagital se producen los movimientos de flexión y extensión. La flexión indica el doblamiento o disminución del ángulo entre los segmentos. Por otro lado, la extensión indica enderezamiento o aumento de ángulo entre los segmentos. Para el caso del tobillo es más correcto hablar de *dorsiflexión* (o flexión dorsal), que se produce al levantar del suelo los dedos y la parte anterior del pie; y la *plantarflexión* (o flexión planar), que ocurre al doblar el pie y los dedos hacia el suelo [41]. En la Figura 3.9 se presentan los movimientos de flexión/extensión de la cadera y rodilla; y los movimientos de dorsiflexión/plantarflexión del tobillo.

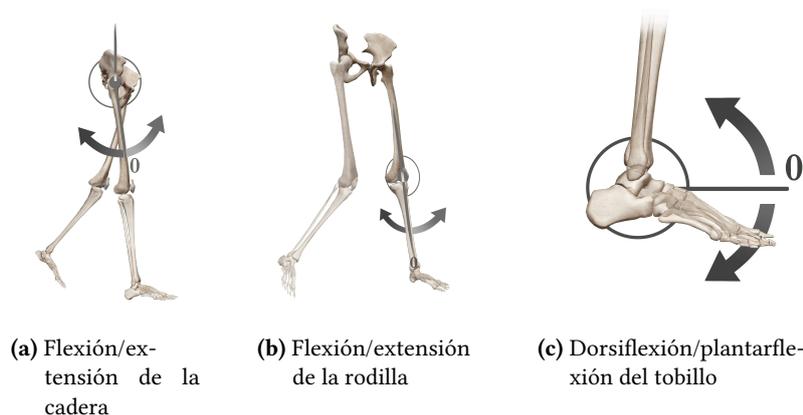


Figura 3.9: Movimiento del plano sagital de flexión/ extensión de cadera, rodilla y dorsiflexión/plantarflexión de tobillo

Al igual que en los anteriores planos, se toma como 0° cuando la extremidad se encuentra en posición anatómica. Para la cadera y la rodilla se toman los valores de ángulos positivos para la flexión, y los ángulos negativos para la extensión; para el caso del tobillo se presentan los valores de ángulos positivos para la *dorsiflexión* y los ángulos negativos para la *plantarflexión*. En la Figura 3.6 se aprecian los rangos angulares normales en el plano sagital de la marcha.

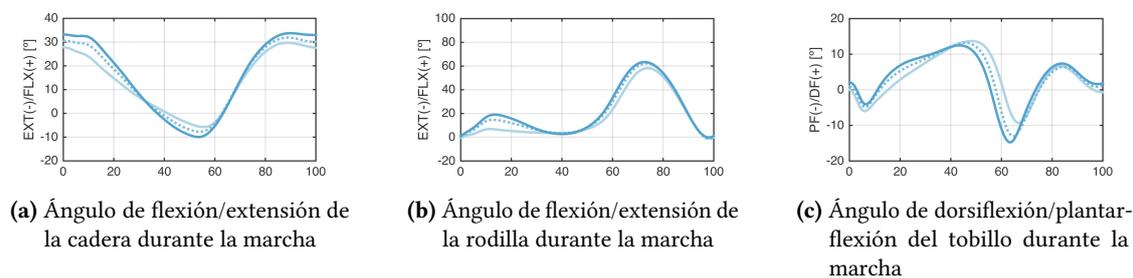


Figura 3.10: Ángulos de cadera, rodilla y tobillo durante la marcha en los movimientos del plano transversal a diferentes velocidades de la marcha. Obtenido del *dataset* [42].

3.2.5. Parámetros cinéticos

El último área de estudio de la marcha son los parámetros cinéticos. Estos parámetros se refieren a la relación existente entre las fuerzas y el movimiento que se produce en las articulaciones [43]. Las fuerzas que mayor influencia tienen en la marcha humana son aquellas debidas a: la gravedad, contracción muscular, inercia y reacciones del suelo.

En un análisis cinético de la marcha, se estudian las fuerzas de reacción producidas por el vector de reacciones del suelo en los tres ejes, los momentos articulares y la potencia muscular. Estos parámetros permiten observar los patrones de oscilaciones verticales del centro de gravedad durante el apoyo, fuerzas de frenado y empuje, resistencia a la prono-suprinación y momentos de fuerzas a partir de cada zancada [44]. En la Figura 3.11 se pueden apreciar diferentes gráficas con ejemplos de valores de algunos parámetros cinéticos recogidos durante la marcha.

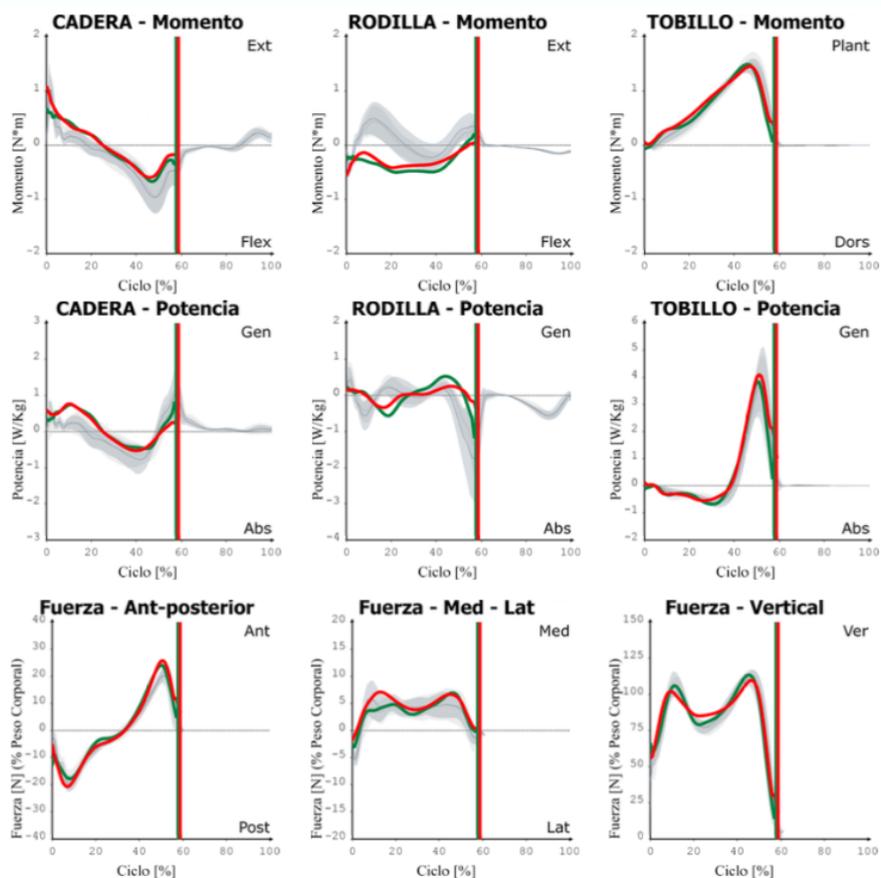


Figura 3.11: Cinética de la marcha humana.

3.3. ANTECEDENTES

En esta sección se ofrece una visión general sobre algunos de los trabajos previos más relevantes enfocados a la aplicación de algoritmos de *machine learning* al ámbito de la evaluación funcional y análisis de la marcha.

En el artículo presentado por Dehzangi et al. [45] se muestra un sistema para el reconocimiento de la marcha utilizando sensores inerciales y algoritmos de *deep learning*. En este trabajo comienza explicando que la utilización de sensores portátiles proporciona un acceso continuo a datos generados por el usuario con el movimiento que podrían utilizarse para identificar a un individuo en función de sus patrones de movimiento, como puede ser la forma de andar (*firmas de marcha*).

En ese trabajo se propone el uso de la expansión tiempo-frecuencia (TF) de los ciclos de la marcha humana con el fin de detectar patrones espectrales y temporales bidimensionales conjuntos de los ciclos de la marcha. Con esto, han diseñado una Deep Convolutional Neural Network (DCNN) para extraer características discriminativas del ciclo de la marcha.

Los datos son recogidos a través de cinco sensores inerciales colocados en el pecho, la parte inferior de la espalda, la muñeca de la mano derecha, la rodilla y el tobillo derechos de cada sujeto. Posteriormente se realiza un preprocesado con diferentes fases (limpieza de señal, extracción del ciclo de la marcha, etc.) y pasan los datos a la DCNN. En la Figura 3.12 se puede observar la arquitectura del

sistema. Como resultado obtienen una precisión de identificación de la marcha del 93 %, un resultado bastante elevado.

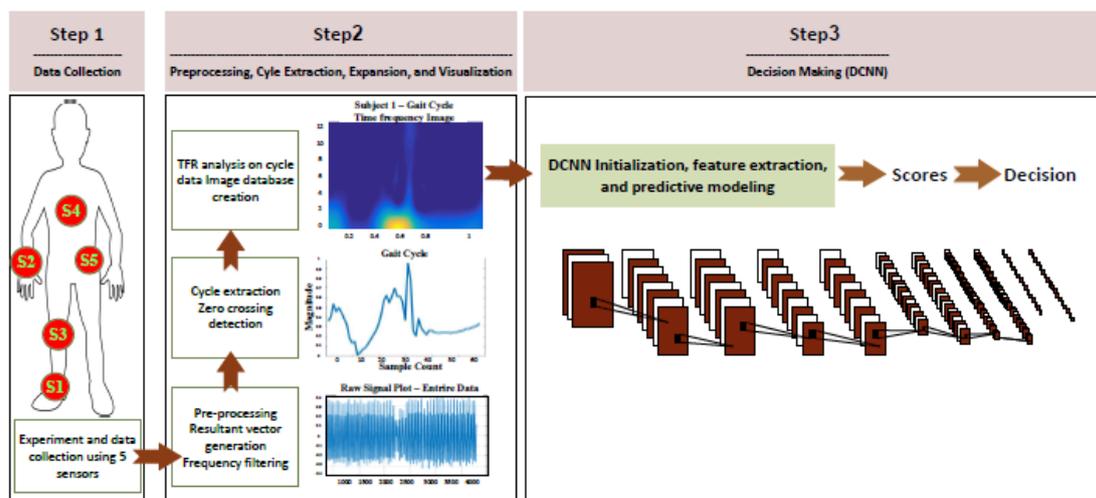


Figura 3.12: Visión general del sistema propuesto en [45] para la identificación de la marcha humana

De este trabajo se puede extraer que el uso de DCNN para la clasificación de datos obtenidos de sensores inerciales aporta buenos resultados para la obtención de características que diferencian la marcha de diferentes sujetos. Lo que puede significar que el uso de DCNN con sensores inerciales puede ayudar a clasificar patologías en la marcha que permita la evaluación funcional con la prueba *Tinetti* del movimiento.

En el artículo presentado por Yang et al. [46] se expone un sistema de detección de movimiento basado en unidades inerciales de detección adaptativa de la fase de la marcha para la monitorización en estado no estable y de múltiples actividades (correr, caminar, subir y bajar escaleras, etc.). Este sistema pretende superar la limitación de los métodos de detección de la marcha existentes, que suelen estar basados en el umbral de la zona de tiempo para el movimiento en estado estacionario y no son versátiles para detectar la marcha durante diferentes actividades (o patrones en la misma actividad).

Para esto, proponen un traje de detección que se compone de tres sensores inerciales y dos *footswitches*. De los tres sensores inerciales se obtienen la aceleración, la velocidad angular, el ángulo de Euler, la velocidad angular y otros parámetros que se utilizan como datos de entrada del algoritmo.

Para elaborar los modelos han hecho uso de los datos de los tres sensores inerciales como entrada y de los datos de los dos *footswitches* como etiquetas (apoyo simple, apoyo doble, fase de balanceo). Con estos datos se han entrenado tres modelos para la detección de la fase de la marcha, utilizando diferentes algoritmos de aprendizaje automático: 1) regresión logística, 2) *Random forest* y 3) redes neuronales artificiales. En la Tabla 3.5 se pueden observar los resultados que obtuvieron de los modelos entrenados. Como se puede observar, el algoritmo que mejor resultado ha dado es el *random forest* seguido muy de cerca por las redes neuronales.

De este trabajo se puede extraer el uso de otros algoritmos de aprendizaje automático como la regresión logística o *random forest*, que no están basados en redes neuronales artificiales, también

	Caminar	Correr	Subir escaleras	Bajar escaleras	Cuclillas
Regresión logística	94.43 %	90.31 %	85.90 %	80.85 %	80.91 %
Random forest	98.94 %	98.94 %	99.15 %	99.00 %	99.63 %
Redes neuronales artificiales	98.36 %	97.34 %	97.28 %	96.96 %	98.27 %

Tabla 3.5: Resultados de los algoritmos entrenados en [46] para la detección de movimiento.

obtienen muy buenos resultados tratando con datos de sensores inerciales. Por ello, será interesante realizar pruebas para los modelos que se van a desarrollar en este TFM también con algoritmos que no estén basados en redes neuronales.

Por último, en el trabajo expuesto por Caramia et al. [47] se habla de que el uso en la práctica clínica de las unidades inerciales es cada vez más extendido debido a la miniaturización y a la capacidad de integrar funciones informáticas y apoyo a la toma de decisiones “*on-board*”. En este estudio se centran en el uso de las unidades inerciales para la evaluación de la enfermedad de Parkinson. Para ello, toman datos provenientes de 25 sujetos con diferentes niveles de severidad de los síntomas de la enfermedad de Parkinson, y otros 25 sujetos sanos de la misma edad.

Con estos datos entrenaron clasificadores utilizando diferentes técnicas de aprendizaje automático, tomando como entrada 18 diferentes configuraciones de parámetros de la marcha de los ocho sensores inerciales que pusieron en el cuerpo de los sujetos. Además, han creado dos metaclasificadores basados en los resultados de los otros clasificadores individuales mediante mayoría de votos, con dos esquemas de ponderación diferentes. La precisión media de los clasificadores osciló entre el 63 % y el 80 %, y aumentó hasta el 96 % en los metaclasificadores que combinan todos los modelos predictivos con un sistema de votación ponderado.

De este trabajo se puede sacar que la combinación de modelos predictivos en un metaclasificador de votación ponderado aumenta la precisión. Esto puede ser útil para este TFM en caso de que los clasificadores individuales no obtengan buen resultado.

3.4. SISTEMA DE SENSORIZACIÓN INERCIAL XSENS

En esta sección se va a exponer el sistema de sensorización utilizado para este TFM y sus características. En primer lugar, se responderá a la pregunta de ¿Qué es una Unidad de Medición Inercial (IMU)? Una IMU es un dispositivo que cuenta con una serie de sensores que permite medir la velocidad, orientación y fuerzas gravitacionales.

Para este TFM se cuenta con el sistema Xsens MVN ¹ perteneciente al *WeCareLab* como se ha comentado en el Capítulo 1. El sistema Xsens MVN consiste en una combinación de *hardware* y *software* que realiza la captura de movimiento inercial con inmunidad magnética total en todas las condiciones, eliminando cualquier error de manera automática.

El sistema MVN se compone de una serie de IMUs que se colocan en el cuerpo del sujeto llamadas *MTw*. Estas *MTw* son unas completas unidades de medición inercial en miniatura, que cuentan con giroscopios de velocidad 3D integrados que miden las velocidades angulares; acelerómetros lineales

¹ <https://www.xsens.com/>

3D que miden las aceleraciones, incluida la aceleración gravitatoria; magnetómetros 3D que miden el campo magnético (terrestre); y un barómetro que permite medir la presión atmosférica. Estos sensores, que además cuentan con una batería de larga duración integrada, envían la información al ordenador sin necesidad de cables, lo que hace que su uso sea cómodo y resulte menos problemático para el sujeto que los lleva puestos. Estos sensores recogen los datos con una frecuencia de 100 Hz.

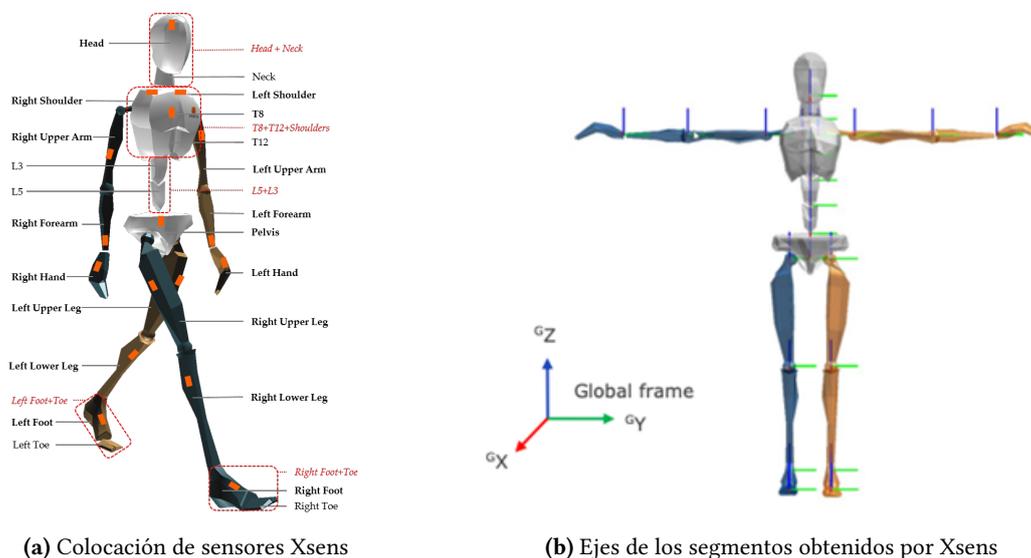


Figura 3.13: Colocación de sensores y ejes de orientación del Xsens

En la Figura 3.13a se puede observar la colocación de todos las IMUs de Xsens MVN en el cuerpo (marcadores de color naranja). Para una grabación no es necesario la colocación de todos los sensores. En la Figura 3.13b se observan los ejes de coordenadas de los segmentos obtenidos de los *MTw*.

La información obtenida por los sensores es enviada al *software* de procesamiento que permite observar los datos a tiempo real o realizar grabaciones para un posterior procesamiento. Este *software* además calcula los parámetros cinemáticos de la marcha que se han explicado en la Sección 3.2.4, aunque no realiza divisiones por el ciclo de la marcha.

Como se ha podido observar en la Sección 3.3, la combinación de los IMU y de algoritmos de inteligencia artificial ofrece buenos resultados. Si además, se tiene en cuenta que el sistema de sensorización Xsens MVN cuenta con sensores inerciales de gran calidad y que poseen una batería interna que les permite funcionar sin la necesidad de cables en el cuerpo del sujeto, además de que permiten recoger y enviar los datos a 100Hz de forma inalámbrica, hace al Xsens la elección adecuada para el proyecto que se propone en este TFM.

METODOLOGÍA

Para un correcto desarrollo de un proyecto de estas características es necesario hacer uso de una metodología de trabajo que permita alcanzar los objetivos pactados al inicio del proyecto. En este capítulo se detallará la metodología elegida para el desarrollo de este TFM, así como los recursos necesarios para la realización de este. Además, se va a presentar la división en tareas y la consecuente planificación temporal.

4.1. METODOLOGÍA DE TRABAJO

El proyecto derivado de este TFM se puede dividir en tres partes. En primer lugar, la elaboración del conjunto de datos realizando diversas grabaciones en sujetos de prueba con el sistema de sensorización inercial y el procesado de estos datos en crudo para obtener el *dataset* que será la entrada para entrenar los modelos; la segunda parte será el diseño, desarrollo y entrenamiento de los modelos predictivos; y por último, el diseño e implementación de la aplicación final que combine los distintos modelos.

Para este proyecto, se ha decidido hacer uso de una metodología ágil, debido a que durante el desarrollo del proyecto, pueden producirse cambios en los requisitos para los que deberá ser necesario adaptarse de forma rápida a estos cambios. Por ello, se seguirá una metodología basada en el desarrollo *iterativo e incremental*.

El desarrollo iterativo e incremental es una metodología ágil que divide el trabajo en bloques temporales denominados *iteraciones*, que abarcan todo el ciclo de desarrollo. En la Figura 4.1 se muestra un esquema de esta metodología ágil. Como se puede observar, en primer lugar, se encuentra la fase llamada “planteamiento inicial”. Esta fase se encarga de recoger y definir los objetivos del proyecto que deberán cumplirse al final del desarrollo. Una vez realizada esta primera fase inicial, dan comienzo las iteraciones. Como se aprecia en la Figura 4.1, las iteraciones están divididas en cinco fases bien diferenciadas: requisitos, análisis y diseño, implementación, pruebas y evaluación. Cada una de estas fases temporales abarcan un pequeño intervalo de tiempo (entre 1 semana y 1 mes), de esta forma, el proyecto evoluciona de forma progresiva hasta el final del desarrollo.

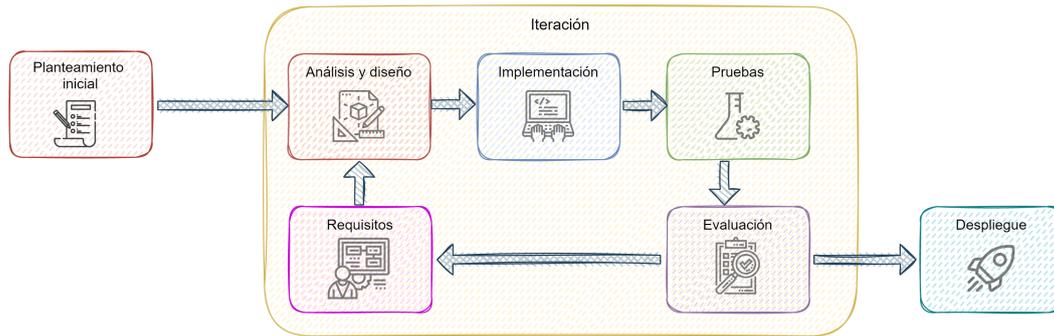


Figura 4.1: Esquema del desarrollo iterativo e incremental

4.2. RECURSOS

Para poder realizar el desarrollo completo de este TFM, serán necesarios recursos tanto *software* como *hardware*. A continuación, se van a enumerar los recursos utilizados junto a una breve descripción de estos.

4.2.1. Recursos Hardware

- Equipo de trabajo. Es el computador utilizado para el desarrollo. Cuenta con 24 GB de memoria RAM y una tarjeta gráfica *Nvidia GTX 970*, lo que va a reducir el tiempo de entrenamiento de modelos basados en redes neuronales.
- *Xsens MVN*. Es el sistema de sensorización inercial explicado en la Sección 3.4. Con este sistema se van a realizar las grabaciones para obtener el *dataset* para el entrenamiento de los modelos.

4.2.2. Recursos software

Sistemas operativos

- *Windows 10 Pro*. Este es el sistema operativo utilizado para todo el desarrollo, desde la creación del conjunto de datos, pasando por el preprocesado y la elaboración de modelos.

Herramientas de desarrollo

- *Anaconda*¹. Es una distribución de los lenguajes de programación *Python* y *R* para la computación científica (ciencia de datos, aprendizaje automático, etc.), que ayuda a simplificar la gestión de paquetes.
- *Jupyter*². Es una herramienta que permite la programación en *Python* de forma interactiva, lo que ha resultado de gran utilidad para la creación de los modelos predictivos.
- *Docker*³. Es una plataforma que automatiza el despliegue de aplicaciones dentro de contenedores *software* de forma aislada. *Docker* se ha empleado para la creación y despliegue de una base de datos *MongoDB* donde se ha almacenado el *dataset* para el entrenamiento de los modelos.

¹<https://www.anaconda.com/>

²<https://jupyter.org/>

³<https://www.docker.com/>

- *MongoDB*⁴. Es un sistema de base de datos NoSQL orientado a documentos. Se ha utilizado una base de datos *MongoDB* para almacenar el *dataset* que se ha utilizado para el entrenamiento de los modelos.
- *Xsens MVN Software*. Es el *software* del sistema de sensorización *Xsens* con el que se han sincronizado, calibrado los sensores y con el que se ha realizado la grabación de los datos.
- *Visual Studio Code*⁵. Es un editor de código fuente diseñado y desarrollado por *Microsoft*, utilizado para la programación del *docker-compose*, que es un *script* en *YAML* que orquesta la creación de los contenedores *docker*. Además, mediante un *plugin*, se permitió el manejo del contenedor *docker* de la base de datos.
- *PyCharm*⁶. Es uno de los entornos de desarrollo más completos para *Python*. Es por eso que se ha usado *PyCharm* para la programación de la aplicación final en *Python*.
- *GIT*: es un *software* de control de versiones. Se ha utilizado *GIT* para llevar un registro de los cambios durante el desarrollo.

Lenguajes de programación

- *Python*. Es un lenguaje de programación interpretado, multiparadigma (ya que soporta la programación orientada a objetos, programación imperativa y programación funcional) y débilmente tipado. Es el lenguaje de programación utilizado durante todo el desarrollo, desde el preprocesado, pasando por el desarrollo de los modelos predictivos, hasta la aplicación final que combina estos modelos.
- *YAML*. Es un formato de serialización de datos legibles por humanos que se ha inspirado en lenguajes como XML. Es usado en la elaboración del *docker-compose* donde se definen los contenedores a utilizar.
- *JSON*. Es un formato de texto sencillo para el intercambio de datos. Se ha utilizado para la elaboración del *dataset* que posteriormente se ha guardado en una base de datos *MongoDB* en formato *BSON* (forma binaria de *JSON*).

Kits de desarrollo software y bibliotecas

- *Scikit learn*⁷. Es una biblioteca de aprendizaje automático que incluye varios algoritmos de clasificación, regresión y análisis de grupos. Es la biblioteca utilizada para implementar los modelos con algoritmos simples (sin redes neuronales).
- *Tensorflow*⁸. Es una librería para computación numérica, que utiliza gráficos de flujo de datos desarrollada por *Google*. Esta biblioteca será utilizada por *Keras*.

⁴<https://www.mongodb.com/es>

⁵<https://code.visualstudio.com/>

⁶<https://www.jetbrains.com/es-es/pycharm/>

⁷<https://scikit-learn.org/>

⁸<https://www.tensorflow.org/>

- *Keras*⁹. Es un *framework* que se ejecuta sobre *Tensorflow* que está especialmente diseñada para facilitar la creación y entrenamiento de modelos basados en redes neuronales.
- *Pandas*¹⁰. Es una biblioteca de *Python* especializada en el manejo y análisis de estructuras de datos. Esta librería importa el tipo de dato *DataFrame* que ha sido muy utilizado durante el desarrollo.
- *Numpy*¹¹. Es una librería de *Python* que da soporte a vectores y matrices multidimensionales, además de incorporar una gran colección de funciones matemáticas de alto nivel.
- *Matplotlib*¹². Es una biblioteca para la generación de gráficos para el lenguaje de programación *Python*. Está diseñada para emular a la de *MATLAB* y ha sido utilizada para la generación de gráficos que se muestran en el informe resultado y en la memoria.
- *Seaborn*¹³. Es una biblioteca de visualización de datos en *Python* basada en *matplotlib* que proporciona una interfaz de alto nivel para dibujar gráficos más atractivos. Ha sido utilizada para la generación de gráficos en el informe final y en esta memoria.
- *pickle*. Es una librería de serailización y deserialización de objetos en *Python*, que ha sido utilizada para exportar los modelos ya entrenados e importarlos en la aplicación final para su uso.
- *docxtempl*¹⁴. Es una biblioteca para rellenar plantillas de documentos de texto en *Python*. Se ha utilizado para generar el informe resultado de la evaluación de la marcha con la aplicación final.

Documentación

- \LaTeX . Es un lenguaje de programación de texto de alta calidad, usado principalmente para la elaboración de texto científico-tecnológico. El editor usado para escribir el \LaTeX ha sido *Overleaf*¹⁵, un editor *online* que permite la escritura, compilación y visualización de \LaTeX .
- *Draw.io*¹⁶. Es una aplicación web y de escritorio que permite realizar todo tipo de esquemas mediante plantillas o de elaboración libre. Se ha usado en este TFM para la elaboración de las gráficas que se muestran en la memoria.

Comunicación

- *Microsoft Teams*¹⁷. Es una plataforma de comunicación y colaboración que permite comunicación por *chat* persistente, grupos, reuniones de vídeo y audio. Se ha utilizado esta plataforma para la comunicación con los tutores de este TFM.

⁹<https://keras.io/>

¹⁰<https://pandas.pydata.org/>

¹¹<https://numpy.org/>

¹²<https://matplotlib.org/>

¹³<https://seaborn.pydata.org/>

¹⁴<https://docxtempl.readthedocs.io>

¹⁵<https://overleaf.com>

¹⁶<https://draw.io>

¹⁷<https://www.microsoft.com/es-ww/microsoft-teams>

4.3. DISTRIBUCIÓN DEL TRABAJO

En esta sección se van a explicar las iteraciones realizadas durante el desarrollo de este TFM que sigue la metodología explicada. Además, se van a mostrar las divisiones en paquetes de trabajo y tareas. Este proyecto se ha dividido en cuatro paquetes de trabajo:

- Paquete 0. Documentación.
- Paquete 1. Creación del conjunto de datos.
- Paquete 2. Creación, entrenamiento y evaluación de los modelos predictivos.
- Paquete 3. Diseño e implementación de la aplicación final.

4.3.1. Paquetes de trabajo

P0. Documentación

Es el paquete de trabajo que comprende todas las tareas de estudio y documentación necesarias para el desarrollo del proyecto. Se compone de cuatro tareas:

- **Tarea 0.1: definición de requisitos del sistema.** Es la tarea encargada de especificar los requisitos del sistema tras la reunión con los tutores del trabajo.
- **Tarea 0.2: estudio de pruebas clinimétricas y de la marcha humana.** Puesto que este proyecto se basa en la automatización de una prueba para evaluar la funcionalidad en la marcha de un sujeto, ha sido necesario el estudio de diferentes pruebas clinimétricas de evaluación funcional. Así como el estudio del ciclo y los parámetros que intervienen en la marcha humana.
- **Tarea 0.3: estudio y pruebas del sistema inercial.** Esta tarea tiene como objetivo familiarizarse con el sistema *Xsens MVN* realizando un estudio de los manuales y pruebas para conocer los datos que se pueden obtener con su uso.
- **Tarea 0.4: estudio de antecedentes en el uso de inteligencia artificial en evaluación funcional.** Esta tarea tiene la finalidad de estudiar sistemas ya creados de evaluación de la marcha que hagan uso de sistemas inerciales y aprendizaje automático.

P1. Creación del conjunto de datos

Este paquete de trabajo engloba las tareas para el desarrollo y planificación de un protocolo para realizar la grabación de los datos, así como las tareas de preprocesado para obtener las entradas para los algoritmos de aprendizaje automático. Se compone de cinco tareas:

- **Tarea 1.1: elaboración de un protocolo de recogida de datos.** Esta tarea tiene como objetivo diseñar un protocolo de recogida de datos con el fin de optimizar el proceso de obtención del *dataset*, así como estandarizar para asegurar la consistencia de la información recogida.
- **Tarea 1.2: recogida de datos con sujetos reales.** Esta tarea tiene como objetivo aplicar el protocolo de recogida para obtener los datos con sujetos de prueba.

- **Tarea 1.3: limpieza de datos.** Es la tarea encargada de realizar la limpieza de los datos grabados en la anterior tarea. En esta tarea se elimina el ruido de los sensores durante la grabación.
- **Tarea 1.4: preprocesado de datos para obtener ciclo de la marcha.** Los datos obtenidos de los sensores del sistema inercial no presentan división por el ciclo de la marcha. Esta tarea tiene como objetivo la creación de un algoritmo que permita detectar los eventos de la marcha y realizar la división por zancadas con el fin de obtener los parámetros cinemáticos de la marcha humana.
- **Tarea 1.5: obtención de parámetros espaciotemporales para aumentar el *dataset*.** Con el uso de los sensores inerciales no se obtienen los parámetros espaciotemporales, por ello, esta tarea desarrollará un algoritmo que permita calcular los parámetros espaciotemporales por zancadas y en combinación global.

P2. Creación, entrenamiento y evaluación de los modelos predictivos

Este paquete de trabajo corresponde a las tareas para diseñar los modelos predictivos, estudiar la importancia de las variables de entrada, entrenar distintos clasificadores para cada ítem y evaluar los modelos creados. Se compone de tres tareas:

- **Tarea 2.1: estudiar características, reducción de dimensionalidad y selección de variables.** Esta tarea tiene como fin estudiar las variables del *dataset* para saber si es necesario aplicar algoritmos de reducción de la dimensionalidad como PCA o agrupaciones matemáticas para lo que será la entrada de los distintos modelos predictivos.
- **Tarea 2.2: diseñar y entrenar modelos predictivos para cada ítem de la escala Tinetti de la marcha.** Esta tarea tiene como objetivo la creación de varios modelos predictivos utilizando diferentes algoritmos de aprendizaje automático para cada ítem de la prueba Tinetti de la marcha humana y su posterior entrenamiento.
- **Tarea 2.3: evaluación de los modelos generados.** En esta tarea se evalúa los modelos generados obteniendo métricas con el conjunto de pruebas para poder elegir los modelos que mejor rendimiento hayan obtenido.

P3. Diseño e implementación de la aplicación final

Este último paquete de trabajo reúne las tareas encargadas de seleccionar los mejores modelos (o combinaciones de modelos) y combinarlos en una aplicación que permita cumplir con el objetivo pactado de tener un sistema de evaluación funcional. Se compone de cinco tareas:

- **Tarea 3.1: selección de los mejores modelos o combinaciones de modelos para cada ítem de evaluación.** Esta tarea tiene como objetivo seleccionar el conjunto de modelos que mejor resultado obtienen
- **Tarea 3.2: diseñar e implementar módulo de entrada de datos.** A la aplicación final se le pasará como entrada el resultado de la grabación de una marcha de una persona que exporta el

software de Xsens MVN. Esta entrada deberá ser procesada para obtener los datos que serán la entrada a los modelos predictivos. Esta tarea tiene como finalidad el diseño e implementación del módulo que se encarga de procesar los datos para generar las entradas a los algoritmos clasificadores.

- **Tarea 3.3: diseñar e implementar módulo predictivo.** Esta tarea tiene como fin el diseño final de los modelos predictivos (combinados o individuales) y su implementación para ser usados en la aplicación final.
- **Tarea 3.4: diseñar e implementar módulo de visualización de resultados.** Los resultados de la predicción, así como un informe detallado de la marcha del sujeto deberán ser mostrados de forma clara. Por ello, esta tarea tiene como objetivo el diseño e implementación de un módulo que genere un informe con los resultados obtenidos del análisis de la marcha y la evaluación funcional.
- **Tarea 3.5: validación y pruebas.** Esta tarea tiene como fin realizar pruebas en la aplicación *software* final para detectar y corregir los problemas que hayan surgido durante el desarrollo.

4.3.2. Iteraciones

Este proyecto está compuesto de ocho iteraciones. La primera iteración se centra en la especificación de requisitos, así como el estudio de antecedentes y conceptos teóricos necesarios para el desarrollo del proyecto. Las siguientes iteraciones (2, 3 y 4), tienen como objetivo la elaboración del conjunto de datos que va a servir para entrenar a los modelos predictivos. Por consiguiente, las iteraciones 5 y 6 tienen como objetivo el diseño, desarrollo y entrenamiento de los modelos de aprendizaje automático, así como su evaluación e integración en la aplicación final. Las dos últimas iteraciones (7 y 8) son las encargadas de diseñar, implementar e integrar los módulos restantes de la aplicación evaluadora final.

A continuación, se van a mostrar con más detalle las iteraciones realizadas durante el desarrollo del proyecto. Para cada iteración se va a incluir una tabla resumen donde se va a indicar la fecha de inicio y de finalización, los paquetes de trabajo implicados junto a sus respectivas tareas, así como una estimación temporal y los resultados. Además, para finalizar el capítulo se va a mostrar la planificación temporal con un diagrama de *Gantt*.

Iteración 1

La iteración 1 se ha centrado en la recogida de los requisitos del sistema, el estudio de los fundamentos teóricos esenciales sobre las pruebas clinimétricas y la marcha humana para poder desarrollar el proyecto, así como el estudio y familiarización con el sistema de sensorización inercial Xsens. Para finalizar esta iteración se ha realizado un estudio de antecedentes del uso de algoritmos de *machine learning* para la evaluación funcional de la marcha humana. Esta iteración ha sido clave para el desarrollo del proyecto debido a que estos estudios e investigaciones han actuado de pilar para las siguientes iteraciones. En la Tabla 4.1 se puede observar el cuadro resumen de la iteración donde aparecen las fechas de inicio y final, así como los paquetes de trabajo, tareas y resultados al final de esta iteración.

Iteración 1				
Inicio	8-marzo-2021	Final	21-marzo-2021	Estimación: 50h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 0. Documentación		T0.1 T0.2 T0.3 T0.4	<ul style="list-style-type: none"> - Requisitos del sistema - Estudio de pruebas clinimétricas - Estudio de la marcha humana - Familiarización con sensores inerciales - Estudio de antecedentes 	

Tabla 4.1: Resumen de la iteración 1.

Iteración 2

A lo largo de esta iteración se ha diseñado el protocolo para la recogida de datos y se ha llevado a cabo con 10 sujetos de prueba, solo se ha podido contar con 10 participantes para crear el *dataset* debido al contexto sanitario actual. Para cada sujeto se han realizado 21 grabaciones simulando diferentes patologías. Como resultado de esta iteración se ha obtenido el protocolo de recogida de datos así como la información en crudo de los sensores inerciales (Xsens) para cada grabación. En la Tabla 4.2 se observa el cuadro resumen de esta iteración.

Iteración 2				
Inicio	5-abril-2021	Final	3-mayo-2021	Estimación: 60h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 1. Dataset		T1.1 T1.2	<ul style="list-style-type: none"> - Protocolo de recogida de datos - Conjunto de datos en crudo de las grabaciones con los sensores inerciales siguiendo el protocolo 	

Tabla 4.2: Resumen de la iteración 2.

Iteración 3

Durante esta iteración se han creado *Scripts* encargados de procesar la información de los sensores inerciales en crudo y así obtener el conjunto de datos que se usará para el entrenamiento de los modelos. Cada grabación se ha guardado como un *BSON* dentro de una base de datos en *mongodb*, junto a los parámetros cinemáticos correspondientes a cada una de las zancadas realizadas en la grabación. Además, se ha realizado una limpieza de datos en la que se eliminan las zancadas involucradas en el cambio de dirección y las zancadas corruptas (fallo en los sensores). En la Tabla 4.3 se muestra el resumen de esta iteración.

Iteración 3				
Inicio	4-mayo-2021	Final	14-mayo-2021	Estimación: 30h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 1. Dataset		T1.3 T1.4	<ul style="list-style-type: none"> - Script que obtiene eventos de la marcha - Script que obtiene las zancadas de la grabación - Limpieza de zancadas de cambios de sentido - Script que obtiene parámetros cinemáticos 	

Tabla 4.3: Resumen de la iteración 3

Iteración 4

En esta iteración se implementa el *script* que se encarga de aumentar la información de las grabaciones guardadas en la base de datos calculando y añadiendo los parámetros espacio-temporales para cada grabación (y para cada una de las zancadas de la grabación). Además se ha diseñado e implementado el modulo encargado de procesar la entrada que recibe la aplicación evaluadora. En la Tabla 4.4 se puede observar el resumen de esta iteración.

Iteración 4				
Inicio	17-mayo-2021	Final	28-mayo-2021	Estimación: 30h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 1. Dataset		T1.5	- Dataset aumentado añadiendo parámetros espaciotemporales	
PT 3. App final		T3.2	- Módulo de procesamiento de entrada	

Tabla 4.4: Resumen de la iteración 4

Iteración 5

A lo largo de esta iteración se han diseñado, implementado y entrenado modelos predictivos simples (sin redes neuronales) para cada ítem de la escala de *Tinetti*. Se han seleccionado las variables de entrada y haciendo uso del conjunto de datos obtenido al final de la Iteración 4.3.2 se ha elaborado su entrada y entrenado los modelos. Una vez generados y entrenados los modelos simples se ha realizado una evaluación para conocer el rendimiento de estos modelos. En la Tabla 4.5 se puede apreciar el resumen de esta iteración.

Iteración 5				
Inicio	4-junio-2021	Final	18-junio-2021	Estimación: 25h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 2. Modelos predictivos		T2.1	- Análisis de características de entrada a los modelos	
		T2.2	- Diseño de modelos simples	
		T2.3	- Evaluación de modelos simples	

Tabla 4.5: Resumen de la iteración 5

Iteración 6

Durante esta iteración se han diseñado y entrenado modelos predictivos más complejos (utilizando redes neuronales) y se ha evaluado sus resultados. Se ha realizado la evaluación de todos los modelos y se han seleccionado los modelos que mejores resultados han dado para clasificar cada ítem de la escala *Tinetti*. Estos modelos han sido exportados y se ha diseñado, implementado e integrado el modulo predictor de la aplicación *software* final. En la Tabla 4.6 se puede observar el cuadro resumen de esta iteración.

Iteración 6				
Inicio	21-junio-2021	Final	16-julio-2021	Estimación: 35h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 2. Modelos predictivos	T2.1	- Análisis de características de entrada a los modelos		
	T2.2	- Diseño de modelos complejos		
	T2.3	- Evaluación de modelos complejos		
PT 3. App Final	T3.1	- Selección de mejores modelos		
	T3.3	- Módulo predictivo para el software final		

Tabla 4.6: Resumen de la iteración 6.

Iteración 7

En esta iteración se ha diseñado, implementado e integrado el módulo encargado de generar el informe resultado de la evaluación funcional. En la Tabla 4.7 se aprecia el resumen de esta iteración.

Iteración 7				
Inicio	19-junio-2021	Final	23-julio-2021	Estimación: 15h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 3. App Final		T3.4	- Módulo de visualización de resultados	

Tabla 4.7: Resumen de la iteración 7.

Iteración 8

Esta es la última iteración del proyecto, en la cual se han llevado a cabo las tareas de validación y pruebas de todos los módulos de la aplicación *software* final. En la Tabla 4.8 se muestra el resumen de esta última iteración.

Iteración 8				
Inicio	24-junio-2021	Final	4-agosto-2021	Estimación: 20h
Paquete de trabajo		Tareas	Resultados	
PT 3. App Final		T3.5	- Validación y pruebas	

Tabla 4.8: Resumen de la iteración 8

Para finalizar con este capítulo, en la Figura 4.2 se muestra un diagrama de *Gantt* que representa la planificación temporal del proyecto. Esta planificación se ha hecho por tareas. Se puede observar los diferentes paquetes de trabajo y sus respectivas tareas, además se ha añadido también la tarea relacionada con la realización de la memoria final.

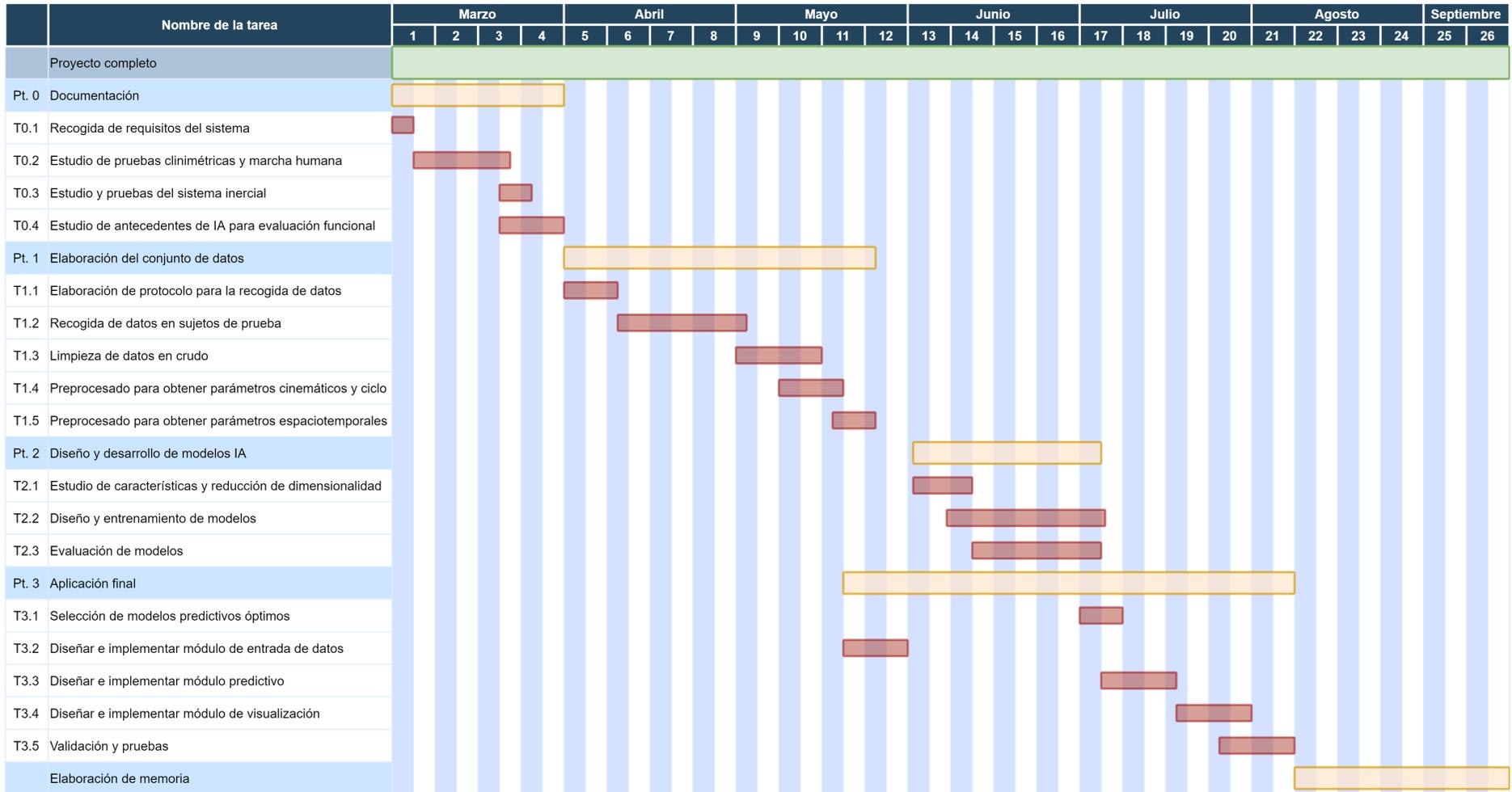


Figura 4.2: Diagrama de Gantt que representa la planificación del proyecto

ARQUITECTURA

EN este capítulo se va a realizar una descripción técnica del sistema, explicando las distintas etapas de elaboración del proyecto. En primer lugar, se va a exponer el protocolo para las grabaciones con los sujetos de prueba, así como las distintas fases del preprocesado que se han seguido para obtener el conjunto de datos utilizado para entrenar a los modelos. Por otra parte, se van a explicar los modelos predictivos elaborados para cada ítem de la clasificación mostrando los resultados de evaluación. Para finalizar, se mostrará el diseño e implementación de la aplicación final junto a los diferentes módulos.

5.1. CONJUNTO DE DATOS E INSTRUMENTACIÓN

Para poder entrenar a los modelos encargados de realizar la evaluación funcional de la marcha del adulto mayor es necesario contar con un conjunto de datos donde se muestre la marcha normal, así como diversas patologías para que el clasificador pueda aprender patrones de la marcha que permitan clasificar y obtener una puntuación de la funcionalidad del adulto basándose en los diferentes ítems de la prueba *Tinetti* de la marcha (explicada en la Sección 3.1.4).

Antes de comenzar este proyecto se realizó una búsqueda intensiva de conjuntos de datos para poder entrenar los modelos predictivos para la evaluación funcional de la marcha utilizando como entrada datos de los sensores inerciales *Xsens*. Pero no se pudo encontrar ningún *dataset* que cumpliera todos los requisitos necesarios para poder ser utilizado en este proyecto. Es debido a esto que este TFM tiene como objetivo elaborar un conjunto de datos para entrenar los modelos y, como trabajo futuro, poder publicar el *dataset* obtenido para que pueda ser usado en otras investigaciones.

Para la realización del conjunto de datos se ha hecho uso del sistema de sensorización inercial *Xsens* como ya se ha comentado. Se han utilizado ocho sensores inerciales para obtener la información de las articulaciones más implicadas en la marcha humana. A continuación, se mostrará la ubicación de los ocho sensores:

- Dos sensores encargados de obtener los datos inerciales de los pies. Ubicados uno en el pie derecho y otro en el izquierdo a la altura del primer metatarsiano.
- Dos sensores cuyo objetivo es recopilar los datos inerciales de la parte inferior de la pierna, ubicados a la altura del sóleo derecho e izquierdo.

- Dos sensores encargados de extraer la información de la parte superior de la pierna, ubicado a la altura del bíceps femoral izquierdo y derecho.
- Un sensor encargado de obtener la información de la cadera ubicado en la vertebra L5, encima de la región sacra.
- Un sensor cuyo objetivo es obtener el centro de gravedad y los movimientos del tronco ubicado en el centro del esternón.

En la Figura 5.1 se muestra la ubicación de los sensores mostrada anteriormente. Con estos ocho sensores se ha podido obtener toda la información necesaria para el cálculo de parámetros cinemáticos y espaciotemporales de la marcha.

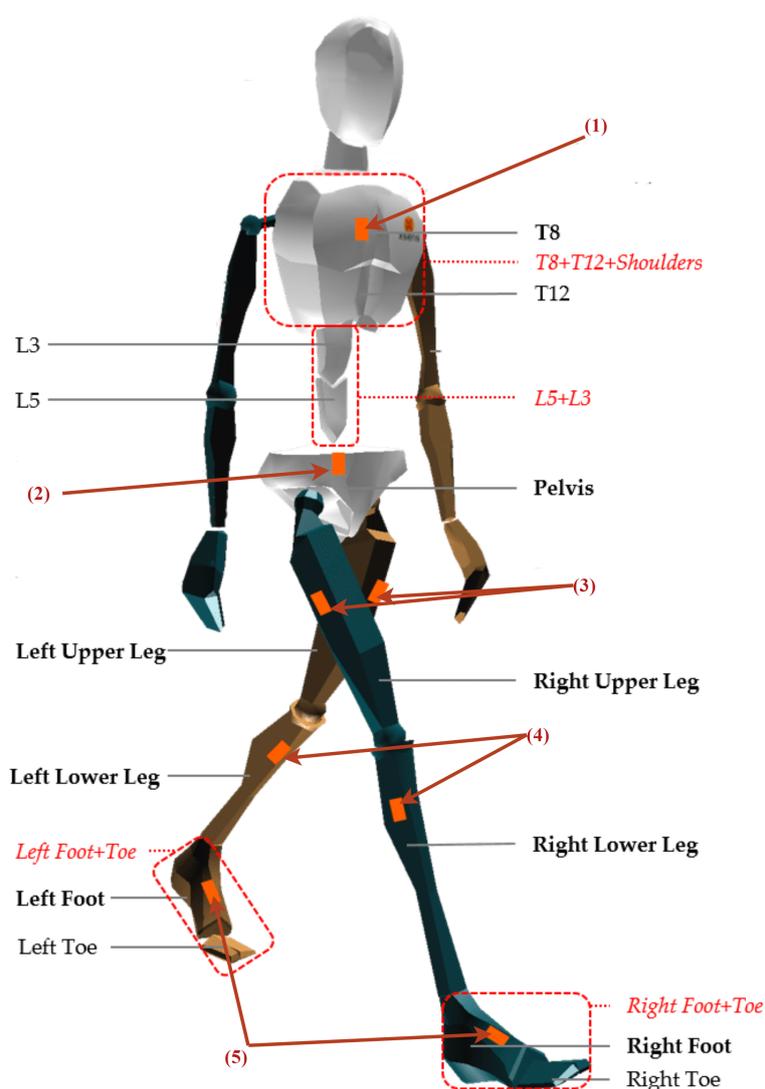


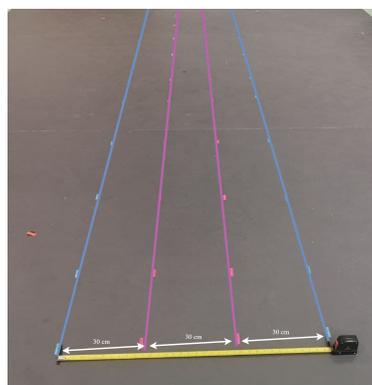
Figura 5.1: Ubicación de los sensores utilizados para la grabación del conjunto de datos. (1) Sensor del esternón; (2) sensor de la región sacra, (3) sensores del bíceps femoral; (4) sensores del sóleo y (5) sensores de los pies.

Los ejercicios se realizarán en el laboratorio *WeCareLab* del ITSI. Para su realización se contará con una superficie rectangular de 4x6 metros de diámetro como se puede observar en la Figura 5.2a.

Además, se ha delimitado el camino que deberán seguir los participantes en las grabaciones, este camino se divide en dos: la zona violeta, que es un camino de 30 cm de ancho por el que los sujetos deberán caminar; la zona azul, que son dos caminos de 30 cm de ancho colocados fuera del camino violeta, este servirá para simular diversas patologías de la marcha. Estos dos caminos se pueden observar en la Figura 5.2b.



(a) Superficie donde se realizarán las grabaciones del conjunto de datos



(b) Caminos separados por 30 cm donde que serán usados para simular la desviación de la trayectoria.

Figura 5.2: Laboratorio *WeCareLab* donde se realizarán las grabaciones para el conjunto de datos.

Para cada sujeto se van a realizar 21 grabaciones de 30 segundos cada una (3000 fotogramas por grabación), cuando lleguen al final del recorrido darán la vuelta y continuarán caminando de esta manera hasta completar el tiempo. En estas grabaciones el participante realizará diferentes tipos de marcha según se le ha indicado simulando distintas patologías basándose en la prueba *Tinetti* de la marcha. A continuación, se van a mostrar un listado con los diferentes tipos de marcha que se han realizado, así como su código identificador.

- *Marcha normal*. Este tipo de marcha es la marcha normal de los sujetos de prueba.
- *LAP1*. En esta marcha los participantes deberán caminar sin que el pie derecho sobrepase al izquierdo durante la marcha.
- *LAP2*. En esta marcha los sujetos deberán caminar sin que el pie izquierdo sobrepase al derecho durante la marcha.
- *LAP3*. En esta marcha los participantes deberán caminar sin levantar completamente el pie derecho del suelo, es decir, arrastrando el pie derecho. Esta patología también incluye la afección *LAP1*, debido a que, al arrastrar el pie, no es natural sobrepasar el pie contrario. Por lo que, en este caso, el pie derecho tampoco sobrepasará al izquierdo.
- *LAP4*. En esta marcha los participantes deberán caminar sin levantar completamente el pie izquierdo del suelo, es decir, arrastrando el pie izquierdo. Al igual que la patología *LAP3* esta patología incluye el padecimiento *LAP2*, debido a qué, como se ha comentado, no es natural sobrepasar el pie contrario cuando se arrastra un pie. Así que en estas grabaciones, el pie izquierdo no sobrepasará al derecho.
- *DC*. En esta marcha los sujetos no darán los pasos continuos, es decir, realizarán paradas

entre pasos realizando zancadas muy largas con pasos cortos. Con esta patología se pretende clasificar la discontinuidad de pasos del paciente.

- *PM*. En esta marcha los sujetos caminarán separando lo máximo posible los talones entre sí, de forma que aumente su ancho de sustentación. Al separar los talones no resulta natural levantar los pies del suelo demasiado (*LAP3* y *LAP4*) o sobrepasar mucho los pies en los pasos (*LAP1* y *LAP2*). Esto se ha tenido en cuenta para el entrenamiento de los modelos.
- *DT1*. En esta marcha los participantes caminarán desviándose de la trayectoria marcada por la línea violeta, pero sin sobrepasar el borde marcado por las líneas azules. Con estas grabaciones se va a clasificar si existe una desviación moderada de la trayectoria de la marcha.
- *DT2*. Esta marcha es complementaria a *DT1*. En ella los sujetos deberán desviarse al igual que en *DT1* pero sobrepasando la línea azul. Con estas grabaciones se va a clasificar si existe una desviación grande en la trayectoria de la marcha.

En la Tabla 5.1 se muestra un resumen de las patologías explicadas anteriormente así como las distintas repeticiones de cada grabación junto con una pequeña explicación de la patología y su código.

Patología	Repeticiones	Explicación
Normal	5	Marcha normal
LAP1	2	Pie derecho no sobrepasa al izquierdo
LAP2	2	Pie izquierdo no sobrepasa al derecho
LAP3	2	Pie derecho no se levanta completamente
LAP4	2	Pie izquierdo no se levanta completamente
DC	2	Pasos discontinuos
PM	2	Talones lo más separados posible
DT	4	Desviación de la trayectoria. 2 DT1 y 2 DT2
Total	21	

Tabla 5.1: Resumen de las patologías y grabaciones realizadas por cada participante.

Para la realización de las grabaciones y con la finalidad de informar al participante sobre cómo se van a realizar las grabaciones, así como de qué manera se va a preservar su anonimidad, se ha preparado un documento de *confidencialidad y consentimiento informado* que los participantes deberán firmar antes de realizar las grabaciones. Este documento se puede ver completamente en el Anexo B, e indica el propósito del experimento, los pasos a seguir y que la información recogida será anonimizada. Además, se indica que las sesiones serán grabadas en vídeo para ayudar al equipo investigador en caso de detectar anomalías en los datos de las grabaciones, pero dichas grabaciones serán eliminadas una vez finalice el proyecto y solo podrán ser visionadas por el equipo investigador.

Debido a la situación sanitaria actual como consecuencia de la pandemia derivada del virus SARS-CoV 2 solo se han podido realizar las grabaciones con diez participantes, con una edad media de 29.8 ± 13.75 años, de los cuales siete han sido varones y tres mujeres. En el Anexo C se muestra una tabla resumen de las grabaciones realizadas. Debido a problemas en el *software* del sistema inercial *Xsens* algunas grabaciones no han podido ser exportadas lo que ha dado como resultado un conjunto de datos con 185 grabaciones.

Las grabaciones han sido exportadas cada una en un archivo con formato *XLSX* (excel) que presenta los datos obtenidos por el sistema inercial durante los 30 segundos de grabación ($\approx 3,000$ fotogramas). Cada archivo *excel* cuenta con 16 hojas cada uno que van a ser explicadas a continuación por su relevancia en el posterior proceso de preprocesado.

- *Sensor Free Acceleration*. Indica las aceleraciones registradas en los tres ejes x, y, z para cada uno de los ocho sensores colocados en el cuerpo del sujeto en cada fotograma.
- *Sensor Magnetic Field*. Indica el campo magnético registrado en los tres ejes x, y, z para cada uno de los ocho sensores colocados en el cuerpo en cada fotograma.
- *Sensor Orientation - Quat*. Esta tabla muestra la orientación de cada uno de los sensores en forma de cuaternión (q_1, q_2, q_3, q_4) en cada fotograma.
- *Sensor Orientation - Euler*. Al igual que la anterior, muestra la orientación de cada uno de los sensores pero en vez de presentar la información de la orientación en cuaterniones, se representa utilizando ángulos de Euler (x, y, z) .
- *Segment Orientation - Quat*. Indica la orientación de los segmentos anatómicos en forma de cuaternión (q_1, q_2, q_3, q_4) en cada fotograma. En la Figura 5.3 se pueden observar los segmentos anatómicos en los que se divide el cuerpo humano. En los datos exportados solo aparecerán datos en los segmentos que pueden ser calculados a partir de los ocho sensores colocados en el cuerpo de los sujetos.
- *Segment Orientation - Euler*. Al igual que la anterior, muestra la orientación de cada uno de los segmentos pero, en vez de presentar la información en forma de cuaterniones, se representa mediante ángulos de Euler (x, y, z)
- *Segment Position*. Indica la posición del segmento dentro del eje de coordenadas tridimensional (x, y, z) cuyo origen de coordenadas reside en la posición donde el sujeto comienza la marcha en cada grabación.
- *Segment Velocity*. Contiene la velocidad calculada para los segmentos anatómicos en los tres ejes x, y, z .
- *Segment Acceleration*. Muestra las aceleraciones registradas en los tres ejes x, y, z para los segmentos anatómicos que pueden ser calculados con los sensores colocados en estas grabaciones.
- *Segment Angular Velocity*. Indica la velocidad angular calculada para los segmentos anatómicos en cada fotograma de la grabación.
- *Segment Angular Acceleration*. Muestra la aceleración angular de los segmentos del cuerpo humano en cada fotograma.
- *Joint Angles ZXY*. Indica los ángulos de las articulaciones que pueden ser calculadas con los sensores utilizados.
- *Ergonomic Joint Angles ZXY*. Contiene los ángulos ergonómicos calculados de las articulaciones en cada fotograma.

- *Center of Mass*. Muestra el centro de masas del cuerpo en los ejes x , y , z .

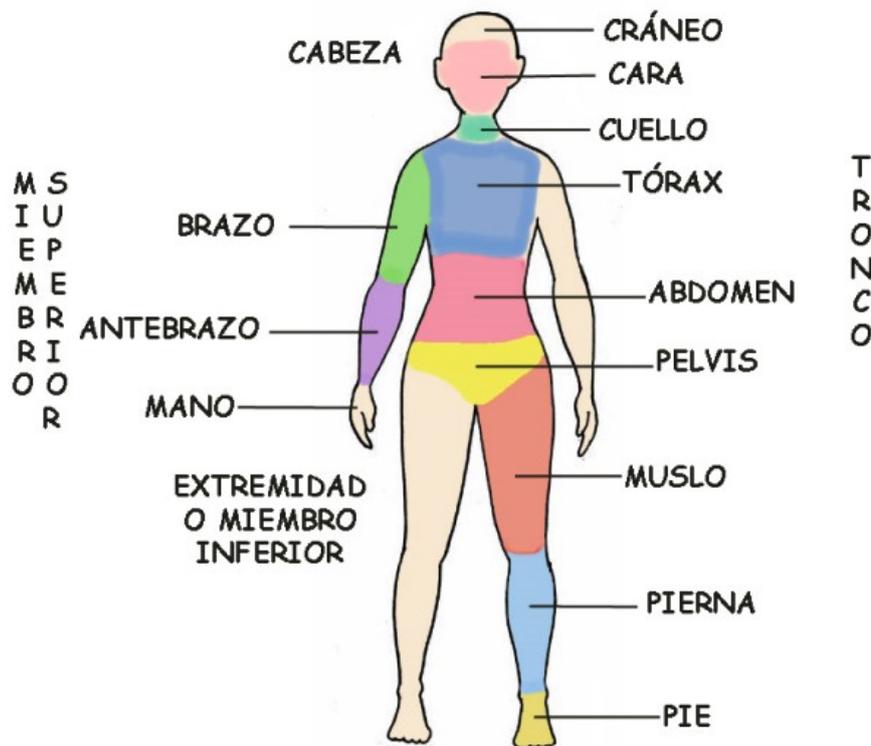


Figura 5.3: Segmentos anatómicos. Obtenido de: <http://cuerpohumano.net/segmentos-o-regiones-del-cuerpo-humano>

Como se puede observar, el *software Xsens* realiza un procesamiento de los datos para calcular algunos de los parámetros que son exportados, como por ejemplo la variación de ángulos por articulaciones o los parámetros por segmentos anatómicos.

5.2. PREPROCESAMIENTO

En esta sección se va a explicar el preprocesamiento que ha sido necesario realizar en los datos obtenidos de las grabaciones. Como se ha podido observar, el propio *software* del sistema inercial utilizado para exportar los datos ya realiza un preprocesamiento, pero no es suficiente para poder obtener los datos necesarios para entrenar los modelos predictivos. A continuación, se va a enumerar los pasos que se han seguido en el preprocesamiento de la información, que posteriormente serán explicados en sus respectivas subsecciones.

1. Calcular los eventos de la marcha.
2. Obtener y limpiar zancadas.
3. Obtener los parámetros cinemáticos y escalarlos del 0-100 % (ciclo de la marcha).
4. Calcular los parámetros espaciotemporales.
5. Guardar el resultado en una base de datos Mongo DB.

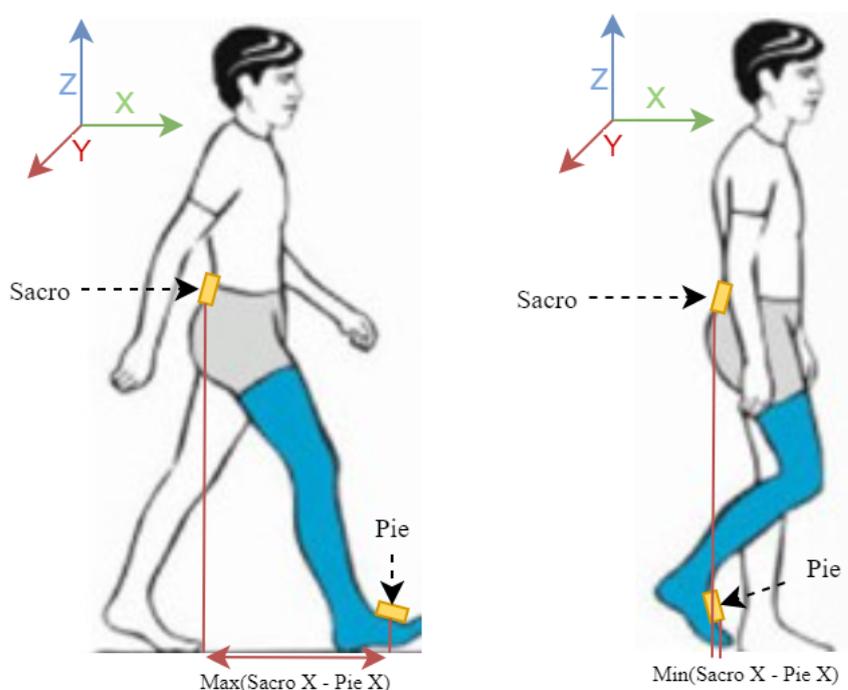
5.2.1. Calcular los eventos de la marcha

Para realizar una división según las zancadas (ciclo de la marcha), que es necesario para obtener los parámetros cinemáticos y espaciotemporales, hay que tener los eventos de *Heel-Strike* (golpe de talón) y *Toe Off* (despegue de dedos), ya que, como se ha explicado en la Sección 3.2, dos eventos consecutivos de golpe de talón del mismo pie marcan el inicio y final de la zancada; y el evento de despegue de dedos indica el cambio del periodo de apoyo al periodo de balanceo dentro del ciclo de la marcha. Por ello, se ha tenido que diseñar e implementar un algoritmo que permita obtener el listado de fotogramas en los que ocurren los eventos de *HS* y *TO* de cada pie.

Para calcular el instante de tiempo en el que se produce un evento de *HS* o *TO* se ha hecho uso de la posición en el eje *X* sensor de la pelvis ubicado en la región sacra y de la posición del sensor del pie en el eje *x*. Además, el *software Xsens* devuelve la posición del pie y la posición de la punta del pie de forma separada, de forma que se usará la posición del pie para calcular los eventos de *HS* y la posición de la punta del pie para los eventos *TO*.

En el caso del evento *HS*, el cálculo se observa cuando se produce un máximo en la diferencia entre la posición en el eje *X* del Sacro y la posición del pie en el eje *X*. Esto se muestra en la Figura 5.4a en la que se observa como el punto máximo de la distancia en el eje *X* que separa el sacro del pie se produce el evento de *golpe de talón*.

De forma contraria, cuando la diferencia entre el sensor del sacro y de los dedos del pie alcanza un mínimo es cuando se produce el evento de *despegue de dedos*. Esto se puede observar en la Figura 5.4b, en la que se muestra como en el instante donde se produce el evento *TO* la distancia es mínima.



(a) Evento de golpe de talón

(b) Evento de despegue de dedos

Figura 5.4: Forma de obtener los eventos de la marcha *HS* y *TO* con el sensor pélvico y del pie

Algoritmo 5.1: Filtrado Savitzky golay utilizado para reducir el ruido del sensor pélvico.

```

Input :sacro_x
Input :ventana
Input :orden
Input :deriv
Input :ratio
Output:sacro_x
media_ventana  $\leftarrow$  (ventana - 1)//2
b  $\leftarrow$  Matriz[];
for i  $\leftarrow$  -media_ventana to (media_ventana + 1) By 1 do
    fila  $\leftarrow$  [];
    for j  $\leftarrow$  0 to orden + 1 By 1 do
        | fila  $\leftarrow$  push(ij);
    end
    b  $\leftarrow$  Aadirfila(fila) ;
end
m  $\leftarrow$  pseudoInverso(b);
m  $\leftarrow$  m * ratioderiv * factorial(deriv);

primer_vals  $\leftarrow$  sacro_x[0] - abs(sacro_x[1 : media_ventana + 1][::-1] - sacro_x[0]);
ulti_vals  $\leftarrow$  sacro_x[-1] - abs(sacro_x[-media_ventana - 1 : -1][::-1] - sacro_x[-1]);

y  $\leftarrow$  concatenar((primer_vals, ulti_vals));
sacro_x  $\leftarrow$  convolucion(m[:, -1], y);

```

Durante el diseño e implementación del algoritmo para obtener el instante de tiempo donde se producen estos eventos han surgido diversos problemas que han tenido que ser corregidos ya que impedían el correcto funcionamiento de este método. Estos problemas ocurrían sobre todo cuando el participante no realizaba una marcha normal.

El primer problema que se ha tenido que solucionar han sido las perturbaciones que se recogen en la posición en el eje *X* de la región sacra. Cuando se realiza una marcha patológica aumenta de forma considerable el ruido capturado por el sensor inercial. Para solucionar este problema se utilizó el filtro de *Savitzky-Golay* [48] para suavizar la señal.

En el Algoritmo 5.1 se puede apreciar los pasos que se realizan para aplicar este filtrado. Se han realizado diversas búsquedas para obtener los parámetros de entrada óptimos para este algoritmo, y se ha concluido que para obtener los mejores resultados, los parámetros de entrada deben ser: *ventana* = 601, *orden* = 3, *deriv* = 0 y *ratio* = 1. Cabe destacar que el valor de la ventana debe ser impar y superior a uno, además debe ser mayor que el valor de *orden* + 2, o de lo contrario el algoritmo no funcionará.

El otro problema que se ha tenido que solucionar son los cambios de dirección de la marcha del sujeto. Esto se debe a que el área de grabación no es lo suficientemente grande para andar en línea recta durante 30 segundos sin tener que dar media vuelta en repetidas ocasiones. Entonces, cuando se empieza la marcha yendo en una dirección, por ejemplo de derecha a izquierda, los eventos *HS* se encuentran en la distancia máxima y los eventos *TO* en la mínima. Sin embargo, cuando llega al

Algoritmo 5.2: Corrección de cambios de sentido.

```

Input : sacro_x
Input : pie_x
Input : dedos_x
Output: sacro_x
Output: pie_x
Output: dedos_x
giros ← deteccionDeGiros(sacro_x);
if len(giros) ≠ 0 then
  if len(giros) = 1 then
    sacro_x ← sacro_x[giros[0] :] * -1;
    pie_x ← pie_x[giros[0] :] * -1;
    dedos_x ← dedos_x[giros[0] :] * -1;
  else
    for i ← 0 to len(giros)//2 By 1 do
      j ← (i * 2);
      k ← (i * 2) + 1;
      sacro_x ← pie_x[giros[j] : giros[k]] * -1;
      pie_x ← pie_x[giros[j] : giros[k]] * -1;
      dedos_x ← pie_x[giros[j] : giros[k]] * -1;
    end
  end
end

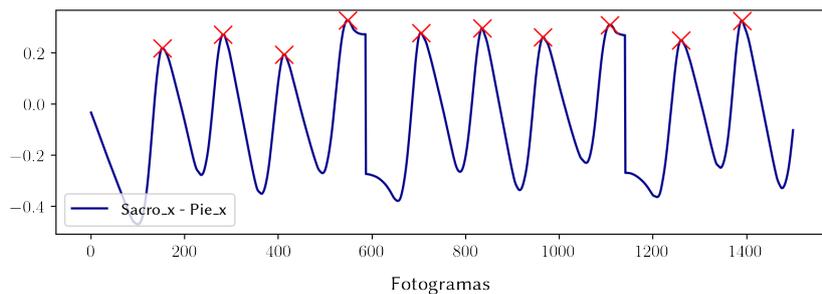
```

final y cambia de dirección (de izquierda a derecha) se invierte, obteniendo así los eventos *HS* en la distancia mínima y los eventos *TO* en la máxima, ya que estará recorriendo distancia «negativa».

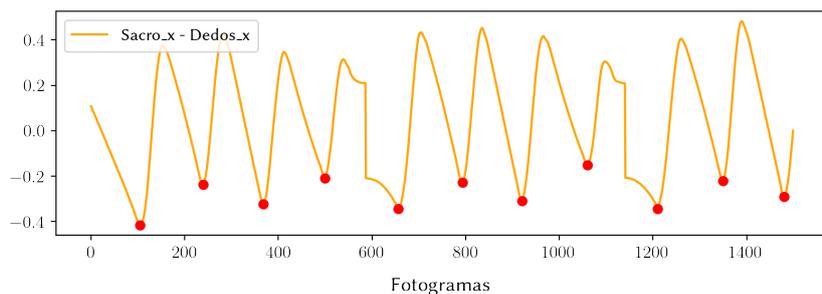
Para solucionar este problema se obtiene, mediante la curva suavizada con el Algoritmo 5.1, la posición en el eje *x* del sacro y se calcula mediante un algoritmo de detección de picos (máximos y mínimos), cuándo se producen cambios de sentido. A partir de tener la lista de los giros, se multiplican los valores de posición obtenidos por los sensores por «-1», pero solo en el intervalo de tiempo que se produce cuando el sujeto vuelve tras realizar el giro al lugar donde ha comenzado la marcha. El proceso completo se observa en el Algoritmo 5.2, además, cabe destacar que la entrada a este algoritmo debe ser tanto con los valores de los sensores del pie izquierdo como los del pie derecho, aunque en el algoritmo mostrado, para simplificar solo se muestra una variable “*pie_x*” y “*dedos_x*”.

Una vez solucionados estos problemas se obtienen los eventos *HS* y *TO* para la pierna izquierda y derecha. Para ello se calculan los picos máximos de *sacro_x - pie_x* (con los valores filtrados y procesados con los dos algoritmos anteriores) de cada pierna para obtener los eventos *HS* y los picos mínimos de *sacro_x - dedos_x* en cada pierna para los eventos *TO*. En la Figura 5.5a se observan los eventos *HS* marcados con una «x» roja y en la Figura 5.5b los eventos *TO* marcados con un «·» rojo.

En la Tabla 5.2 se muestra un ejemplo del resultado de esta primera fase de preprocesamiento. En esta tabla se observa el índice que marca el orden del evento, el fotograma donde se produce el evento, así como el tipo de evento que se ha producido. Se puede apreciar, como ya se ha explicado en la Sección 3.2, que durante la marcha primero se produce el despegue de dedos y el contacto inicial con una pierna; y posteriormente con la otra y así hasta el final de la marcha.



(a) Obtención del evento golpe de talón en los máximos de la función $sacro_x - pie_x$, los eventos HS están representados con la cruz roja



(b) Obtención del evento despegue de dedos en los máximos de la función $sacro_x - dedos_x$, los eventos TO están representados con el punto rojo

Figura 5.5: Gráfica donde se muestran los máximos y mínimos de las curvas calculadas que corresponden a los eventos HS y TO

Indice	Fotograma	Evento
0	40	LEFT_FOOT_TOE_OFF
1	77	LEFT_FOOT_INITIAL_CONTACT
2	105	RIGHT_FOOT_TOE_OFF
3	152	RIGHT_FOOT_INITIAL_CONTACT
4	174	LEFT_FOOT_TOE_OFF
5	216	LEFT_FOOT_INITIAL_CONTACT
6	239	RIGHT_FOOT_TOE_OFF
7	282	RIGHT_FOOT_INITIAL_CONTACT

Tabla 5.2: Ejemplo de los primeros eventos obtenidos de una grabación del *dataset*

5.2.2. Obtener y limpiar zancadas.

En esta fase del preprocesamiento se parte de los eventos de la marcha calculados en la fase anterior. Con estos eventos se obtienen las zancadas derechas e izquierdas mediante los eventos HS . Aunque no todas las zancadas deberán ser usadas debido a perturbaciones o ruido, por ello se han eliminado dos tipos de zancadas que se explican a continuación:

- *Zancadas en los giros.* Cuando los sujetos realizan los giros para cambiar de sentido alteran los parámetros de la marcha: reducen la velocidad, disminuye la longitud de paso y zancada, disminuye el tiempo de paso y zancada, se alteran las proporciones normales entre la fase de balanceo y de soporte, etc. Estas perturbaciones de la marcha influirán negativamente en el entrenamiento de los modelos, además de alterar los parámetros globales calculados. Por ello, se han eliminado las zancadas que se realicen cuando se está produciendo el cambio de sentido.

- *Zancadas no validas.* Algunas zancadas, por problemas de calibración o alteraciones en los sensores inerciales, presentan problemas que se han tenido que detectar. Para ello, se han comprobado si todas las zancadas presentan todos los eventos intermedios necesarios para que la zancada sea correcta. Por ejemplo, una zancada derecha (entre dos eventos *HS* del pie derecho) debe tener un evento *TO* del pie derecho, un evento *HS* del pie izquierdo, y un evento *TO* del pie izquierdo; si alguno de estos eventos no estuviera, la zancada será descartada.

Algoritmo 5.3: Algoritmo simplificado para la división y limpieza de zancadas. Solo se muestra el proceso para zancadas derechas

```

Input :eventos
Input :giros
Input :offset
Output:zancadas
zancadas ← [] eventos_HS ← eventos[evento == "HS"];
for i ← 0 to len(eventos_HS) - 1 by 1 do
    frame_inicio ← eventos_HS[i];
    frame_final ← eventos_HS[i + 1];
    esGiro ← False;
    for j ← 0 to len(giros) by 1 do
        esGiro ← esGiro or ((giros[j] ≥ (frame_inicio - offset)) and (giros[j] ≤
            (frame_final + offset)));
    end
    if esGiro == False then
        evento_TO_r ← obtenerEventoTO_der(eventos_HS, frame_inicio, frame_final);
        evento_HS_l ← obtenerEventoHS_izq(eventos_HS, frame_inicio, frame_final);
        evento_TO_l ← obtenerEventoTO_izq(eventos_HS, frame_inicio, frame_final);
        esValida ← evento_TO_r and evento_HS_l and evento_TO_l
        if esValida then
            | zancada ← guardar(frame_inicio, frame_final)
        end
    end
end

```

Se puede observar en el Algoritmo 5.3 una simplificación del algoritmo implementado en esta fase del preprocesamiento. Se aprecia como se obtiene los fotogramas inicio y final de la zancada (dos eventos *HS* consecutivos con el mismo pie) y, a partir de los fotogramas en los que se realizan los giros, se calcula si en esa zancada el sujeto ha empezado a realizar el cambio de sentido, en caso de ser así esa zancada se descarta. Si por el contrario no pertenece a un giro se comprueba si la zancada es válida, en caso de ser una zancada derecha, se busca si entre los fotogramas de inicio y de final se encuentran los eventos *TO* derecho, *HS* izquierdo y *TO* izquierdo; en caso de ser una zancada izquierda se busca el evento *TO* izquierdo, *HS* derecho y *TO* derecho. Si se cumple esta condición la zancada es válida y se guarda para la siguiente fase del preprocesado.

5.2.3. Obtener los parámetros cinemáticos y escalado.

La siguiente fase del preprocesado es obtener los parámetros cinemáticos de la marcha, utilizando los fotogramas de inicio y final de las zancadas obtenidas y filtradas en la fase anterior.

Los parámetros cinemáticos son calculados por el *software* del sistema inercial y se encuentran en la hoja *Joint Angles ZXY* que se ha explicado en la Sección 5.1. Entonces, para obtener los parámetros cinemáticos hay que extraerlos del archivo exportado entre los fotogramas que correspondan al instante inicial de la zancada y al final. Los fotogramas comprendidos en cada zancada no son constantes ya que dependen de la velocidad de la marcha de la persona, por consiguiente, ha sido necesario realizar un proceso de escalado de todos los parámetros cinemáticos para que tengan siempre la misma dimensión, en este caso 101 (0-100) que corresponde con el porcentaje del ciclo de la marcha. También se ha tenido en cuenta que algunas zancadas pueden haber durado menos de 101 fotogramas, por lo que deberán también ser escaladas.

Algoritmo 5.4: Obtención y escalado de parámetros cinemáticos (algoritmo simplificado).

```

Input : zancadas
Input : angulos
Output: cinematicos
for  $i \leftarrow 0$  to  $\text{len}(zancadas)$  by 1 do
     $inicio \leftarrow zancadas[i][inicio]$ ;
     $final \leftarrow zancadas[i][final]$ ;
     $param\_cine \leftarrow angulos[inicio : final]$ ;
     $per \leftarrow (\text{range}(inicio, final) * 100) / final$ ;
     $values \leftarrow [0] * 101$ ;
     $count \leftarrow [0] * 101$ ;
    for  $j \leftarrow 0$  to  $\text{len}(per)$  by 1 do
         $per\_int \leftarrow \text{int}(per[j])$ ;
         $values[per] \leftarrow values[per] + param\_cine[j]$ ;
         $count[per] \leftarrow count[per] + 1$ ;
    end
    if 0 in  $count$  then
        for  $z \leftarrow 0$  to 101 by 1 do
            if  $count[z] = 0$  then
                 $count[z] \leftarrow count[z] + 1$ ;
                 $values[z] \leftarrow (values[z - 1] + values[z + 1]) / 2$ ;
            end
        end
    end
     $cinematicos \leftarrow \text{push}(values)$ ;
end

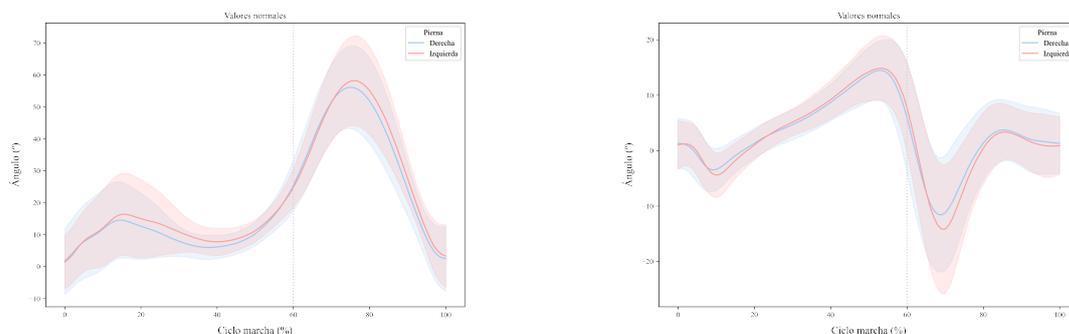
```

En el Algoritmo 5.4 se observa el proceso de escalado de los parámetros cinemáticos de forma simplificada. Con los ocho sensores con los que se han realizado las grabaciones se han obtenido los parámetros cinemáticos para las siguientes articulaciones para las zancadas derechas e izquierdas:

- *Cadera*. Para la articulación de la cadera se han obtenido los parámetros cinemáticos de Abducción/aducción, flexión/extensión y rotación interna/externa.
- *Rodilla*. Para esta articulación se han tomado los parámetros cinemáticos de Abducción/aducción, flexión/extensión y rotación interna/externa.
- *Tobillo*. En este caso se han obtenido los parámetros cinemáticos de Abducción/aducción,

dorsiflexión/plantarflexión y rotación interna/externa.

En la Figura 5.6 se pueden observar unos ejemplos del resultado del escalado de los parámetros cinemáticos. En esta figura se muestra los valores de la flexión/extensión de la rodilla (5.6a) y la dorsiflexión/plantarflexión del tobillo (5.6b) de las grabaciones de marcha normal de los 10 participantes (en total 50 grabaciones con aproximadamente 20 zancadas por grabación).



(a) Flexión/Extensión de la rodilla durante zancadas izquierdas y derechas con una marcha normal

(b) Dorsiflexión/Plantarflexión del tobillo durante zancadas izquierdas y derechas con una marcha normal

Figura 5.6: Ejemplos de los parámetros cinemáticos obtenidos y escalados con el Algoritmo 5.4 para una marcha normal.

5.2.4. Calcular los parámetros espaciotemporales.

Con la división de las zancadas que se ha obtenido en el preprocesado y los datos exportados del sistema inercial, se han calculado algunos parámetros espaciotemporales por cada una de las zancadas. También se han calculado los pasos y los parámetros espaciotemporales de ellos. El cálculo se ha realizado haciendo uso de las ecuaciones mostradas en la Sección 3.2.3. A continuación, se muestra un listado de los parámetros espaciotemporales calculados.

- *Velocidad.* Este parámetro espaciotemporal se ha calculado de forma global y no de forma individual para cada zancada. Para ello se ha utilizado la Ecuación 5.1 [31]. Como se puede observar, para el cálculo del parámetro de la velocidad se ha tenido que obtener primero la longitud media de zancada medida en metros y la cadencia de la marcha medida en pasos por minuto.

$$\text{Velocidad (m/s)} = \frac{\text{longitud media de zancada (m)} \cdot \text{cadencia (pasos/min)}}{120} \quad (5.1)$$

- *Cadencia.* Para el cálculo de la cadencia primero se ha calculado el número de pasos totales y la cantidad de fotogramas realizados durante la marcha (eliminando los fotogramas de las zancadas no validas y los giros). Se realiza el paso de fotogramas a segundos (sabiendo que el sistema inercial captura a 100 Hz) y se obtienen los pasos/min de la marcha.
- *Ancho de paso.* Como se ha explicado en la Sección 3.2.3, es la distancia lineal entre dos puntos iguales de los pies. Se ha calculado el ancho haciendo la media entre el ancho de paso calculado en cada paso mediante la posición de los sensores de los pies en el eje Y.

- *Duración de zancada y de paso.* Como se tiene el inicio y el final de cada zancada la duración se puede calcular fácilmente. En cuanto a la duración de paso se debe tener en cuenta que en cada zancada hay dos pasos, por ello se obtienen los eventos internos de cada zancada para obtener los 3 eventos de golpe de talón (dos de un pie y uno del otro) y se calculan así las duraciones de los dos pasos.
- *Longitud de zancada y de paso.* Es el mismo proceso que en el cálculo de la duración de zancada y de paso, pero ahora teniendo en cuenta la posición en el eje x de los sensores de los pies en los eventos de inicio y final de zancada y de paso.
- *Duración y porcentaje de periodos de la marcha.* Una zancada se puede dividir en dos periodos principales, el periodo de apoyo y el de balanceo. Como se tienen los eventos que ocurren en cada zancada se ha calculado la duración de los dos periodos (separados por el evento TO) y los porcentajes que comprenden del total de la duración.
- *Altura de talón.* Se hace uso de la posición del sensor del pie en el eje z y se obtiene la altura máxima.

5.2.5. Almacenamiento del resultado en la base de datos Mongo DB.

En la última fase del preprocesado se va a guardar el resultado de las fases anteriores en una base de datos *MongoDB* creada con un *docker-compose* para que sea fácil su inicio y parado. Se ha decidido guardar todo en una colección cuyos documentos siguen el esquema que se puede observar en la Figura 5.7. El objeto principal es “*Record*”, en el se guarda: el identificador anónimo del sujeto del experimento, el código de la patología realizada, el número total de pasos, la velocidad, la cadencia, el ancho de paso, el número total de zancadas izquierdas y derechas, y dos documentos con relación *One-to-One* para los dos tipos de zancadas (izquierda y derecha).

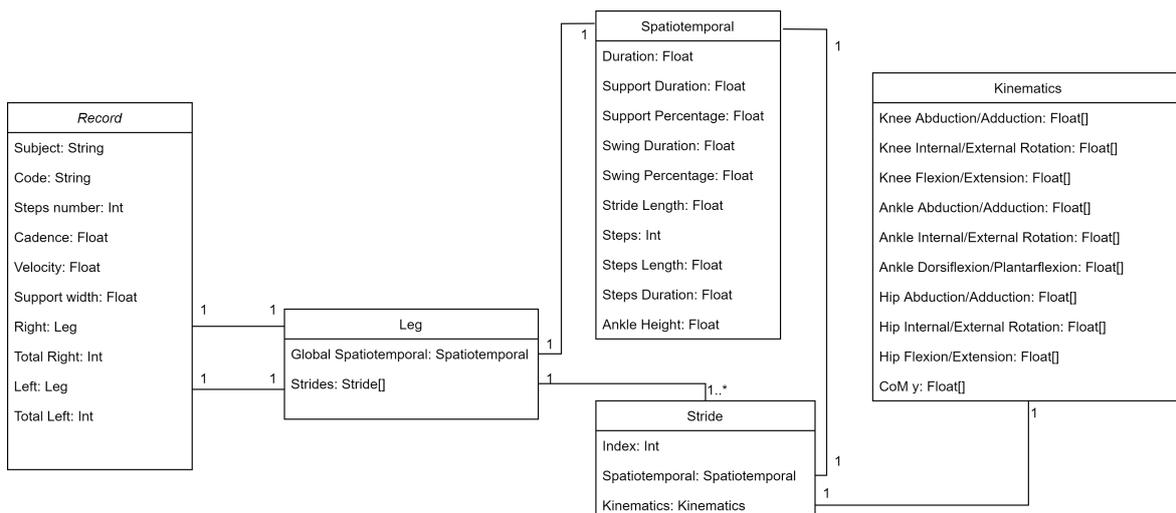


Figura 5.7: Esquema que siguen los documentos de la colección de *MongoDB* donde se guardan los resultados del preprocesamiento.

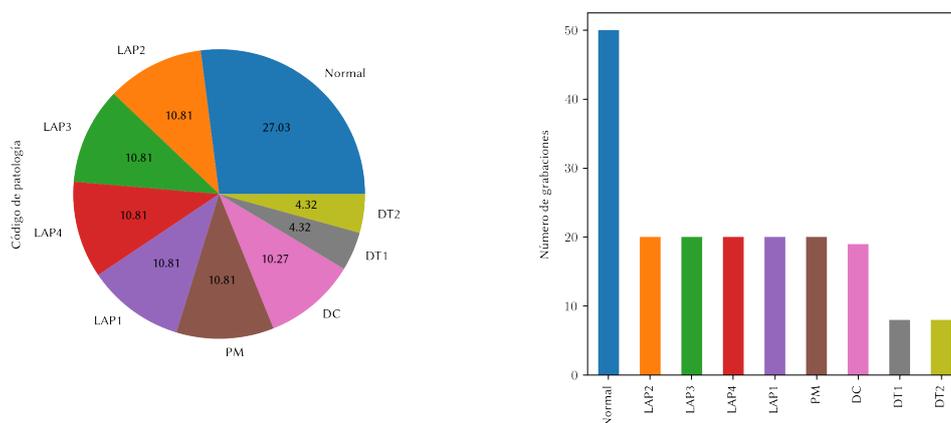
El documento anidado “*Leg*” presenta dos propiedades, la primera, *global spatiotemporal*, es una relación *One-to-One* con el documento “*Spatiotal*” y va a contener la medida de todos los parámetros espacio-temporales de cada una de las zancadas. La siguiente propiedad, *strides*, es una

relación *One-to-many* con el documento “*Stride*”, hay un documento por zancada y contiene la información cinemática y espacio-temporal de cada zancada por separado. El documento “*Stride*” tiene una relación *One-to-One* con el documento “*Spatiotemporal*” (información espacio-temporal de la zancada), y otra relación *One-to-One* con el documento “*Kinematics*” que contiene diez propiedades con listas de 101 elementos con la información cinemática de las articulaciones en cada porcentaje del ciclo de la marcha.

Por lo tanto, se tiene un documento por cada grabación, siendo en total 185 grabaciones las obtenidas (eliminando las grabaciones corruptas por fallos de calibración y de exportación), con un peso de 185 MB de memoria.

5.3. ANÁLISIS DEL CONJUNTO DE DATOS PREPROCESADO

A continuación, se va a realizar un análisis de los datos obtenidos. En primer lugar, se puede observar en la Figura 5.8 las grabaciones realizadas de cada patología y su aportación al conjunto de datos final. En la Figura 5.8a se muestra el porcentaje de cada tipo de grabación del total de grabaciones y en la Figura 5.8b se observa el número de grabaciones de cada tipo. Cabe destacar que las grabaciones de códigos *DT1* y *DT2* son grabaciones que entrenarán un clasificador no binario.

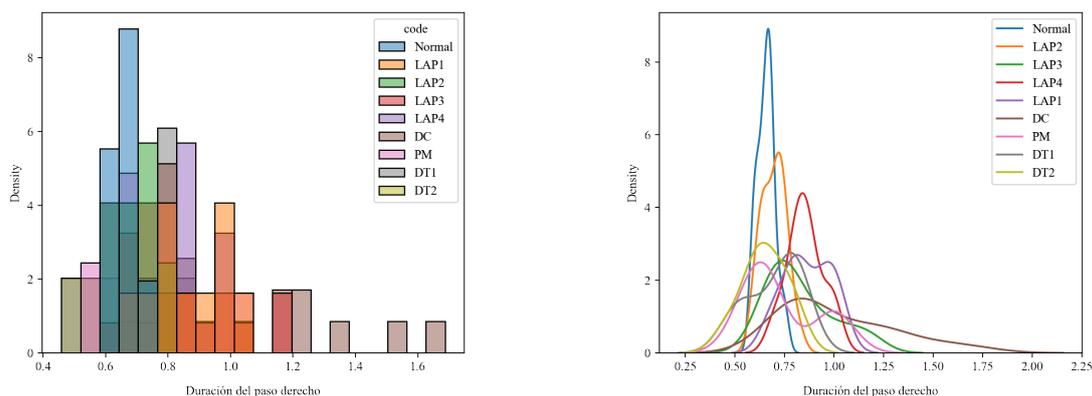


(a) Diagrama circular que muestra el porcentaje de grabaciones de cada patología

(b) Diagrama de barras donde se muestra el número de grabaciones de cada patología

Figura 5.8: Gráficos de agrupación por tipo de grabación

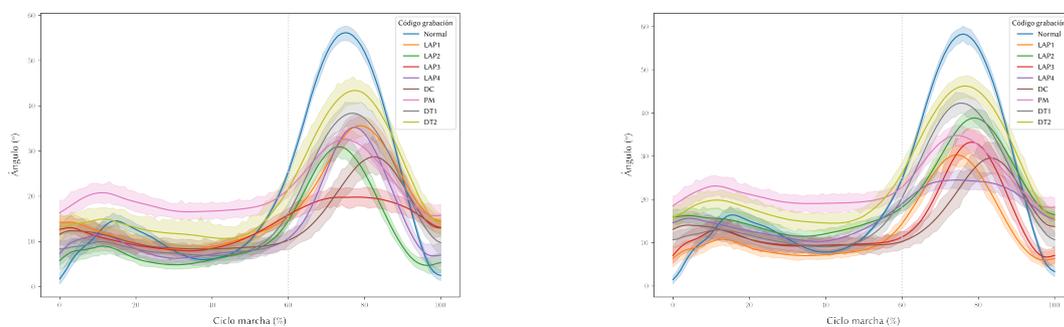
Por otro lado, tras observar los parámetros espaciotemporales se puede concluir en que se producen alteraciones cuando la marcha que se realiza no es normal. En la Figura 5.9 se muestra un ejemplo con el parámetro espacio-temporal de la *duración del paso derecho*. En la Figura 5.9a se observa el histograma en el que se aprecia la densidad y como las diferentes patologías se agrupan en diferentes zonas. Esto se muestra al comparar las funciones de densidad que se muestran en la Figura 5.9b, se aprecia como hay diferencias significativas entre la marcha normal y la patológica, así como diferencias entre diferentes patológicas.



(a) Histograma que muestra la densidad del parámetro espacio-temporal *duración de paso derecho*. (b) Funciones de densidad del parámetro espacio-temporal *duración de paso derecho* para cada tipo de grabación

Figura 5.9: Gráficos que muestran como los parámetros espacio-temporales sufren alteraciones cuando la marcha no se realiza correctamente (de forma normal).

De la misma manera que con los parámetros espaciotemporales, en los parámetros cinemáticos también se observan alteraciones cuando la marcha no es normal. En la Figura 5.10 se pueden observar dos ejemplos del parámetro cinemático de *Flexión/Extensión de la rodilla* para las zancadas derechas (Figura 5.10a) y para las izquierdas (Figura 5.10b). Se puede apreciar como las zancadas que simulan marchas patológicas presentan alteraciones en comparación con la marcha normal. En el Anexo F se muestran los gráficos de todos los parámetros espaciotemporales y cinemáticos.



(a) Flexión/Extensión de la rodilla derecha en todas las grabaciones. (b) Flexión/Extensión de la rodilla izquierda en todas las grabaciones.

Figura 5.10: Gráficos que muestran como los parámetros cinemáticos sufren alteraciones cuando la marcha no se realiza correctamente (de forma normal).

Por último, se ha realizado una reducción de la dimensionalidad para poder visualizar el conjunto de datos en un espacio bidimensional para comprobar similitudes entre patologías, como las comentadas en la Sección 5.1, que debieron ser tenidas en cuenta a la hora de evaluar los modelos para seleccionar los mejores clasificadores de cada ítem que se han usado en la aplicación final.

Para realizar la reducción de la dimensionalidad, primero se ha hecho uso de una red *autoencoder* [49]. Los *autoencoders* son redes neuronales artificiales que aprenden representaciones densas de los datos de entrada (llamadas codificaciones) sin ninguna supervisión [50]. Estas representaciones presentan una dimensionalidad menor que la entrada lo que hace que estas redes sean útiles para la

reducción de la dimensionalidad. En la Figura 5.11 se puede observar la red creada para este caso. La red cuenta con un codificador que tiene una capa de entrada de dimensión 301 y cuatro capas ocultas de 100, 50, 30 y 15 respectivamente, y de un decodificador que presenta la misma topología, pero inversa (de 15 a 301). Este *autoencoder* reducirá de 301 a 15 la dimensionalidad.

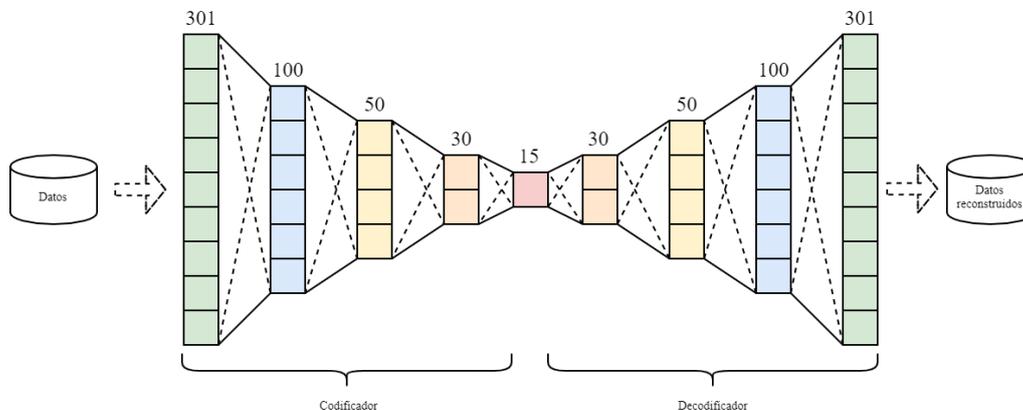


Figura 5.11: *Autoencoder* utilizado para reducir la dimensionalidad de 301 a 15.

En la Figura 5.12 se puede observar el resultado de aplicar el algoritmo *T-SNE* a la representación densa del conjunto de datos obtenida del codificador entrenado del *autoencoder*. Esta figura ha sido de mucha utilidad cuando se ha tenido que evaluar los modelos para seleccionar los mejores, ya que se pueden observar cuando al simular una patología se simula otra al mismo tiempo debido a que no es natural que estén separadas. Por ejemplo, la patología *LAP1* y *LAP3* se observan que están muy cerca, esto es debido a que cuando se arrastra el pie derecho no se suele sobrepasar al pie izquierdo durante la marcha, de forma que se cumplen las dos patologías.

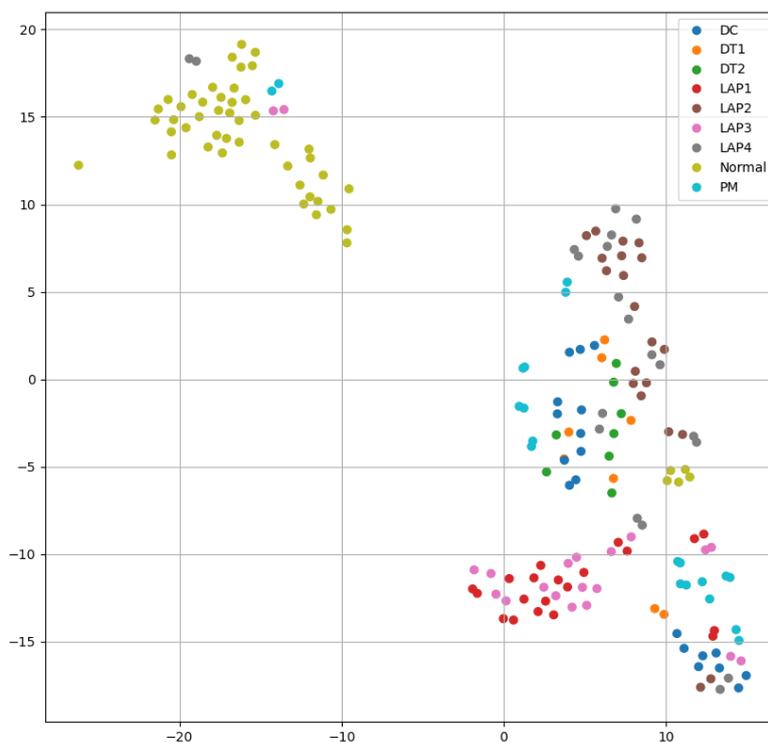


Figura 5.12: Visualización del conjunto de datos aplicando el algoritmo *T-SNE* a la representación del autoencoder. Los códigos de las grabaciones se muestran por colores.

5.4. MODELOS PREDICTIVOS

En esta sección se explicarán los modelos predictivos creados para la valoración de los diferentes ítems del test *Tinetti*, y su evaluación. Se van a dividir en dos tipos de modelos: los modelos simples basados en algoritmos de aprendizaje automático como árboles de decisión o *SVM* que no están basados en redes neuronales; y los modelos complejos basados en arquitecturas de redes neuronales.

5.4.1. Entradas

Se ha decidido reducir la dimensionalidad del conjunto de datos guardado en la base de datos de *MongoDB* que se ha explicado en la Sección 5.2.5 debido a, en primer lugar, que el número de zancadas realizadas por los participantes en las grabaciones es variable (depende de la forma de andar de cada persona y de la patología simulada), y es necesario tener una entrada de dimensión fija para los modelos. Por esa razón se ha decidido calcular las medias de los parámetros espaciotemporales de las zancadas de ambas piernas por separado y añadirlas a los parámetros espaciotemporales globales (cadencia y velocidad).

En segundo lugar, cada zancada cuenta con 10 parámetros cinemáticos con una lista de 101 valores flotantes cada uno. Esto aumenta la dimensionalidad de forma considerable, por ello, se ha decidido calcular los valores máximos, mínimos y medios de los parámetros cinemáticos para el conjunto de las zancadas de cada pierna. Además, se conservarán 11 valores medios por cada parámetro cinemático de cada pierna que corresponde al valor medio de ese parámetro en los porcentajes 0 %, 10 %, 20 %, ... 100 % del ciclo de la marcha. En total se tiene una fila por grabación con 301 columnas. Las características más importantes son:

- *Code*. Es el parámetro que clasifica la grabación según las 9 clases (Normal, LAP1, LAP2, LAP3, LAP4, DC, DT1, DT2, PM).
- *Cadence*. Los pasos por minuto realizados por el paciente.
- *Velocity*. Velocidad en metros segundo que ha seguido el participante en la grabación.
- *Support_width*. Ancho de sustentación en milímetros del sujeto.
- *Stride_length_right* y *Stride_length_left*. La distancia medida recorrida de las zancadas realizadas con cada pierna en milímetros. También se encuentra la duración media de las zancadas en los campos *Stride_duration_right* y *Stride_duration_left*.
- *Steps_length_right* y *Steps_length_left*. La distancia medida de los pasos realizados con cada pierna en milímetros. También se encuentra la duración media de los pasos en los campos *Steps_duration_right* y *Steps_duration_left*.
- *Support_duration_right* y *Support_duration_left*. La duración media del periodo de soporte para las zancadas izquierdas y derechas. Se incluye también el porcentaje medio que corresponde del total de la marcha en los campos *Support_percentage_right* y *Support_percentage_left*.

- *Swing_duration_right* y *Swing_duration_left*. La duración media del periodo de balanceo para las zancadas de la pierna izquierda y derecha. Se incluye también el porcentaje medio que corresponde del total de la marcha en los campos *Swing_percentage_right* y *Swing_percentage_left*.
- *Ankle_height_right* y *Ankle_height_left*. Esta variable representa la altura máxima del tobillo para ambos pies.
- *Cinmáticos* Para cada parámetro cinemático hay 28 columnas (14 para la pierna izquierda y 14 para la derecha). Por ejemplo, para la Flexión/Extensión de la rodilla derecha se observan los siguientes campos: *right_knee_flexion_extension_AGG*, tomando AGG tres valores *MIN*, *MAX*, *MEAN*, que representa el ángulo mínimo, máximo y medio respectivamente de la flexión/extensión de la rodilla derecha de todas las zancadas derechas; los otros campos que se observan toman la siguiente forma *right_knee_flexion_extension_PER*, siendo PER el valor medio del ángulo de flexión/extensión de la rodilla derecha en los porcentajes 0 %, 10 %, 20 % ... 100 % del ciclo de la marcha.

5.4.2. Modelos simples

Para los modelos simples se han utilizado los siguientes algoritmos de aprendizaje supervisado:

- *Árboles de decisión*. Son algoritmos versátiles que son capaces de realizar tareas de clasificación y de regresión. Es un algoritmo potente capaz de ajustar conjunto de datos complejos [50]. Se divide el espacio de los predictores agrupando observaciones con valores similares para la variable dependiente. Los árboles de decisión están formados por: en primer lugar, el nodo raíz en el que se produce la primera división con la variable más importante; los nodos intermedios en el que se siguen dividiendo en función de las variables; y los nodos terminales que indican la clase predicha en el caso de la clasificación o el valor en el caso de la regresión.
- *Bosques aleatorios*. Es un algoritmo de aprendizaje automático utilizado para problemas de clasificación y regresión. Este algoritmo es una combinación de algoritmos simples (árboles de decisión) que tienen varianza elevada y bajo sesgo. Estos algoritmos se basan en el principio del *bagging*[51], construyen una colección grande de árboles de decisión no-correlados mediante la introducción de perturbaciones aleatorias (de ahí su nombre), para promediar el resultado reduciendo la varianza [52].
- *K vecinos más cercanos*. Es un algoritmo muy sencillo de aprendizaje supervisado basado en instancias. Almacena los ejemplos del grupo de entrenamiento y para clasificar un nuevo elemento obtiene las “K” instancias más próximas a él mediante medidas de similitud. La clase mayoritaria es la predicción.
- *Maquinas de vectores de soporte*. Es un modelo de *machine learning* muy potente y versátil que puede realizar clasificaciones lineales, no lineales y regresiones. Este algoritmo es uno de los más populares dentro del campo del aprendizaje automático ya que funcionan muy bien con conjuntos de datos de tamaño pequeño o mediano [50]. Este algoritmo construye un conjunto de hiperplanos (o simplemente uno) en un espacio de alta dimensionalidad que divide de forma óptima las muestras con la mayor distancia posible.

- *Bayesiano Ingenuo*. Es un clasificador probabilístico que se basa en el teorema de Bayes que se puede observar en la Ecuación 5.2, siendo: $P(A)$ la probabilidad *a priori*; $P(B|A)$, la probabilidad de B en la hipótesis A ; y $P(A|B)$, la probabilidad *a posteriori*. Estos métodos asumen que las variables predictoras son independientes entre sí, es decir, que la presencia o ausencia de una característica no está relacionada con la presencia o ausencia de otra característica [50]. Este algoritmo es muy rápido y fácil de interpretar, pero la suposición de independencia es muy estricta, lo que hace que clasifique peor que otros algoritmos más complejos.

$$P(A/B) = \frac{P(B/A) * P(A)}{P(B)} \quad (5.2)$$

Se ha decidido tener un clasificador por ítem de la prueba de evaluación *Tinetti* de la marcha, ya que un único clasificador multietiqueta obtendría peor resultado que utilizar un conjunto de clasificadores y uniendo sus salidas. Además, se necesitarían mayor cantidad de datos para entrenar modelos de clasificación multietiquetas, y volver a etiquetar los datos ya calculados.

Se van a tener en total siete clasificadores (los mejores en base a su precisión) para los siguientes ítems de evaluación:

1. *Pie derecho sobrepasa o no al izquierdo en la fase de balanceo*. Clasificador binario que devuelve “1” si sobrepasa y “0” si no sobrepasa.
2. *Pie izquierdo sobrepasa o no al derecho en la fase de balanceo*. Clasificador binario que devuelve “1” si sobrepasa y “0” si no sobrepasa.
3. *Pie derecho se levanta o no completamente*. Clasificador binario que devuelve “1” si se levanta completamente y “0” si no.
4. *Pie izquierdo se levanta o no completamente*. Clasificador binario que devuelve “1” si se levanta completamente y “0” si no.
5. *Continuidad de pasos*. Clasificador binario que devuelve “1” si los pasos son continuos y “0” si no.
6. *Postura de la marcha*. Clasificador binario que devuelve “1” si los talones casi se tocan durante la marcha (están juntos), y “0” en caso de que se tengan los talones separados.
7. *Desviación de la trayectoria*. Clasificador no-binario con tres posibles clases: “0” en caso de un marcado balanceo, “1” en caso de un balanceo moderado o medio, y “2” en caso de no existir balanceo ni flexión.

A continuación, se van a mostrar los resultados de los modelos (sin redes neuronales) creados para cada ítem de la evaluación. En las siguientes subsecciones se mostrarán los resultados y los procesos realizados, como búsquedas, reducción de dimensionalidad y evaluación con otros ítems que también cumplen esa patología aunque no se ha grabado explícitamente (explicado en la Sección 5.1 y mostrado en la Figura 5.12).

Pie derecho sobrepasa o no al izquierdo

Este ítem de clasificación corresponde a las grabaciones con código *LAP1*, por lo que, para el entrenamiento, solo se han usado las grabaciones con código *Normal* (50 filas), etiquetadas como “1”; y las grabaciones con código *LAP1* (20 filas), etiquetadas como “0”.

Se ha realizado la división del conjunto de entrenamiento y pruebas (80 %, 20 %) y se ha asegurado que se haya realizado una división estratificada para que ambos conjuntos tengan datos de las dos clases. Además, se ha realizado un escalado a los datos con el *StandardScaler* para todos los modelos y *MinMaxScaler* solo para el Ingenuo de Bayes, ya que necesita que los datos sean positivos.

Para el caso de las máquinas de vectores de soporte se han realizado dos modelos: uno lineal con la clase de *Scikit-Learn SVCLinear*, y otro *SVC*. Para esos dos modelos se ha realizado una búsqueda en *grid* para encontrar los mejores hiperparámetros. Los resultados de la búsqueda en el espacio de hiperparámetros ha dado como resultado, para el algoritmo de clasificación lineal el hiperparámetro $c = 2^{-11}$ y la pérdida *hinge*; y para el clasificador no-lineal la búsqueda ha obtenido los hiperparámetros $C = 2^{-3}$, $\gamma = 2^{-7}$ y núcleo *sigmoid*. El parámetro C indica la regularización del modelo y γ modifica el coeficiente del núcleo para 'rbf', 'poly' y 'sigmoid'.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	100 %	98.12 %	94.54 %	98.18 %	100 %	98.18 %
Pruebas	100 %	100 %	78.57 %	100 %	100 %	100 %
Entrenamiento + PCA	87.27 %	90.90 %	94.95 %	100 %	100 %	100 %
Pruebas + PCA	92.85 %	92.85 %	78.57 %	100 %	100 %	100 %

Tabla 5.3: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem *LAP1* tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA.

En la Tabla 5.3 se muestra el resultado del entrenamiento de los modelos (con validación cruzada de $cv = 5$) y con el conjunto de entrenamiento. Además, se muestra el entrenamiento y pruebas de los modelos tras aplicar Análisis de Componentes Principales (PCA) conservando el 95 % de la varianza (de 301 características a 16). Se puede observar que el modelo que mejor resultado ofrece, con PCA como con el conjunto entero es el modelo SVC con núcleo *sigmoid*.

Como se observa en la Figura 5.12, las grabaciones con código *LAP1* están mezcladas con las grabaciones con código *LAP3*, esto se debe a que, en las grabaciones donde la pierna derecha no se levanta completamente del suelo (se arrastra), también se cumple que el pie derecho no sobrepasa completamente al pie izquierdo, por lo que el clasificador deberá clasificar también las grabaciones *LAP3* con la etiqueta *LAP1*. Por ello, se han evaluado los modelos con las demás grabaciones, pasando como etiquetas si esa patología cumple además el ítem evaluado en *LAP1*.

En la Tabla 5.4 se muestran los resultados de precisión de los modelos entrenados anteriormente para el ítem *LAP1*, clasificando las demás grabaciones. Se han revisado las grabaciones para añadir “0” en las que se cumplía *LAP1* y “1” en las que no se cumplía (por ejemplo, arrastra el pie izquierdo).

Como se puede observar en la Tabla 5.3 y 5.4, el modelo que mejor precisión obtiene tanto en la clasificación de los datos con las grabaciones *LAP1*, como para las demás grabaciones que también

presentan esa patología es el modelo SVC con núcleo *sigmoide*.

Patología/ Modelo	LAP2	LAP3	LAP4	DC	PM	DT
SVC	100 %	85 %	100 %	63.16 %	70 %	87.5 %
SVC Lineal	60 %	100 %	40 %	100 %	0 %	0 %
Rand. Forest	100 %	80 %	100 %	78.95 %	35 %	75 %

Tabla 5.4: Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de LAP1 probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse LAP1.

Pie izquierdo sobrepasa o no al derecho

Este ítem de clasificación corresponde a las grabaciones con código LAP2, por lo que, para el entrenamiento, solo se han usado las grabaciones con código *Normal* (50 filas), etiquetadas como “1”; y las grabaciones con código LAP2 (20 filas), etiquetadas como “0”.

Se ha realizado la división del conjunto de datos a un subconjunto de entrenamiento y otro subconjunto de pruebas con un 80 % y 20 % del total del conjunto de datos respectivamente. La división se ha realizado estratificando el código de la grabación, para asegurar que haya la misma proporción de grabaciones normales como LAP2 en los dos subconjuntos. Además, estos datos han sido escalados con la clase *StandardScaler* para todos los modelos menos para el Ingenuo de Bayes que se ha usado la clase *MinMaxScaler*.

En el caso de los modelos de máquinas de vectores de soporte (*SVC Lineal* y *SVC*) se han realizado búsquedas en diferentes espacios de hiperparámetros con el fin de obtener la mejor configuración de estos modelos. La búsqueda ha concluido que, para el modelo *SVC Lineal*, los mejores hiperparámetros son: $C = 2^{-11}$ y pérdida “*hinge*”. Por otro lado, la búsqueda para el modelo *SVC* ha obtenido como hiperparámetros óptimos: $C = 32$, $\gamma = 2^{-13}$ y núcleo “*rbf*”.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	94.69 %	98.18 %	87.27 %	98.18 %	100 %	98.18 %
Pruebas	100 %	100 %	85.57 %	100 %	100 %	100 %
Entrenamiento + PCA	85.75 %	94.54 %	87.27 %	100 %	100 %	98.18 %
Pruebas + PCA	71.42 %	100 %	85.57 %	100 %	100 %	100 %

Tabla 5.5: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem LAP2 tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA

En la Tabla 5.5 se muestran la precisión de los modelos en el entrenamiento (validación cruzada con $CV = 5$) y con el conjunto de pruebas. Además, también se muestra la precisión de los modelos tomando como entrada el resultado de aplicar PCA, lo que reduce la entrada de 301 características a 16, conservando el 95 % de la varianza. Se puede observar en esta tabla que el mejor modelo es el que usa *SVC* con núcleo “*rbf*” ya que obtiene un 100 % de precisión en entrenamiento y pruebas, tanto con el conjunto de datos entero como con el conjunto de datos con dimensionalidad reducida.

Al igual que se ha hecho en el anterior modelo (para LAP1), también hay que probar los clasificadores entrenados para el ítem LAP2 con las demás grabaciones etiquetando manualmente en las

que se produce la patología *LAP2* además de la patología simulada en dicha grabación. En la Figura 5.12 se aprecia que las grabaciones de *LAP2* están mezcladas con *LAP4*, esto es debido a que cuando una persona camina arrastrando el pie izquierdo (*LAP4*), no supera completamente al pie derecho durante la fase de balanceo, lo que quiere decir que también se cumple la patología *LAP2*.

Patología / Modelo	LAP1	LAP3	LAP4	DC	PM	DT
SVC	100 %	100 %	100 %	100 %	90 %	62.5 %
SVC Lineal	70 %	45 %	100 %	100 %	100 %	0 %
Bayes	90 %	60 %	100 %	100 %	80 %	25 %

Tabla 5.6: Precisión de los mejores modelos para la clasificación de *LAP2* probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse *LAP2*.

En la Tabla 5.6 se pueden observar la precisión de los mejores modelos para clasificar *LAP2* en las grabaciones de las demás patologías, teniendo en cuenta también las precisiones obtenidas en la Tabla 5.5 se aprecia como el mejor modelo es el clasificador *SVC* con núcleo *rbf*.

Pie derecho se levanta completamente

Este ítem de clasificación corresponde a las grabaciones con código *LAP3*. Al igual que los anteriores modelos, se han usado las grabaciones normales (50 filas) y las grabaciones de la patología (20 filas), que se han etiquetado como “1” y “0” respectivamente.

Además, se ha realizado la misma división para el conjunto de entrenamiento y pruebas con una proporción 80 %/20 % estratificada para que las dos clases aparezcan por igual en los dos subconjuntos. Se han aplicado dos escalados en la *pipeline*: el *MinMaxScaler* para el modelo de Bayes Ingenuo, y el *StandardScaler* para los demás.

Se ha realizado el mismo proceso de búsqueda para los modelos *SVC* y *SVC Lineal*, dando como resultado para el modelo *SVC Lineal*: $C = -11$ y pérdida “*hinge*”; y para el modelo *SVC*: $C = 8$, $\gamma = 2^{-11}$ y núcleo “*sigmoid*”.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	90.90 %	98.18 %	94.54 %	98.18 %	100 %	98.18 %
Pruebas	92.85 %	100 %	71.42 %	100 %	100 %	100 %
Entrenamiento + PCA	92.85 %	96.36 %	96.36 %	100 %	100 %	100 %
Pruebas + PCA	100 %	100 %	71.42 %	100 %	100 %	100 %

Tabla 5.7: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem *LAP3* tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA

En la Tabla 5.7 se muestra el rendimiento de los modelos en el conjunto de entrenamientos con validación cruzada y con el conjunto de pruebas. Se añade, al igual que con los modelos anteriores, los modelos entrenados con el resultado de reducir la dimensionalidad a 16 utilizando PCA. El modelo que mejor resultado ofrece es *SVC*, seguido por *SVC Lineal* y el ingenuo de Bayes.

Como también se ha hecho en los anteriores modelos se ha probado con las demás patologías con un etiquetado manual en las que se produce también *LAP3*. En la Tabla 5.8 se muestran las precisiones

de los modelos con las pruebas en otras grabaciones. Por lo que se observa en las Tablas 5.7 y 5.8 se concluye que el mejor modelo para la patología *LAP3* es el *SVC* con núcleo “*sigmoid*”.

Patología / Modelo	LAP1	LAP2	LAP4	DC	PM	DT
SVC	100 %	100 %	100 %	84.21 %	85 %	75 %
SVC Lineal	100 %	65 %	45 %	100 %	100 %	12.5 %
Bayes	100 %	70 %	55 %	100 %	85 %	50 %

Tabla 5.8: Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de *LAP3* probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse *LAP3*.

Pie izquierdo se levanta completamente

Este modelo pretende clasificar el ítem *LAP4*, y como en los anteriores modelos, se han usado las grabaciones de marcha normal y de la patología *LAP4* simulada. Se ha realizado la división 80/20 del conjunto de datos para entrenamiento y pruebas y se han realizado los mismos escalados que en los anteriores modelos.

Para los modelos de *SVC Lineal* y *SVC* se han realizado unas búsquedas de los mejores hiperparámetros como en los anteriores ítems de clasificación. Para el modelo *SVC Lineal* se ha obtenido: $C = 2^{-11}$ y pérdida “*hinge*”; y para el modelo *SVC* se han encontrado los hiperparámetros: $C = 2$, $\gamma = 2^{-11}$ y núcleo “*rbf*”.

En la Tabla 5.9 se muestra la precisión de los modelos para la clasificación del ítem *LAP4* en el entrenamiento y en las pruebas utilizando el conjunto de datos entero y un conjunto reducido con PCA manteniendo el 95 % de la varianza. El modelo que mejor resultado ofrece es el *SVC Lineal* seguido por *SVC*.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	90.90 %	96.36 %	90.90 %	96.36 %	98.18 %	98.18 %
Pruebas	92.85 %	100 %	71.42 %	100 %	100 %	100 %
Entrenamiento + PCA	94.45 %	94.45 %	90.90 %	100 %	98.18 %	92.72 %
Pruebas + PCA	100 %	100 %	71.42 %	100 %	100 %	92.85 %

Tabla 5.9: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem *LAP4* tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA

A continuación, se realiza una evaluación del modelo clasificando el ítem *LAP4* en las demás grabaciones donde se presenta la patología pero no se ha grabado explícitamente (por ejemplo, en las grabaciones *LAP2*). En la Tabla 5.10 se muestran los resultados obtenidos y se puede observar como el modelo que mejor resultado ofrece es *SVC*. Por ello, aunque el *SVC Lineal* da mejor resultado con su clasificación, el mejor modelo para este clasificador es el *SVC* con núcleo “*rbf*”, que ofrece buen rendimiento al clasificar su ítem (*LAP4*) de sus grabaciones y también en clasificar este ítem de otras grabaciones.

Patología / Modelo	LAP1	LAP2	LAP3	DC	PM	DT
SVC	95 %	100 %	90 %	94.74 %	90 %	85 %
SVC Lineal	40 %	100 %	55 %	100 %	100 %	100 %
Bayes	65 %	100 %	25 %	100 %	100 %	62.5 %

Tabla 5.10: Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de LAP4 probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse LAP4.

Continuidad de pasos

Este modelo clasifica el ítem *DC*, y al igual que los modelos anteriores, para su entrenamiento se ha dividido en dos conjuntos 80/20 utilizando los datos de la marcha normal y la patología *DC* simulada. Para este modelo se ha realizado un escalado *MaxMinScaler* para el ingenuo de Bayes y *StandardScaler* para el resto. También se ha realizado la búsqueda de hiperparámetros para el algoritmo *SVC Lineal*, en la que se obtiene: $C = 2^{-11}$ y pérdida “*hinge*”; y la búsqueda para el algoritmo *SVC*, en la que se han encontrado los hiperparámetros: $C = 0,5$, $\gamma = 2^{-9}$ y núcleo “*rbf*”.

En la Tabla 5.11 se muestran los resultados de precisión de los modelos entrenados en el entrenamiento y las pruebas. En este caso se puede observar como el modelo que mejor resultado ofrece es el de Bosques Aleatorios, seguido por el Ingenuo de Bayes.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	100 %	100 %	90.90 %	95.45 %	96.36 %	98.18 %
Pruebas	100 %	100 %	100 %	100 %	92.85 %	100 %
Entrenamiento + PCA	89.09 %	92.72 %	94.54 %	96.36 %	98.18 %	96.36 %
Pruebas + PCA	92.85 %	92.85 %	100 %	100 %	100 %	100 %

Tabla 5.11: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem *DC* tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA

En la Tabla 5.12 se aprecia el rendimiento del modelo clasificando *DC* en las otras grabaciones. Tras observar los resultados de ambas tablas se concluye que el mejor modelo para la clasificación de este ítem es *Bosques aleatorios*.

Patología / Modelo	LAP1	LAP2	LAP3	LAP4	PM	DT
Bosques aleatorios	70 %	55 %	85 %	85 %	50 %	100 %
Naive Bayes	85 %	90 %	80 %	80 %	20 %	12.5 %
SVC	70 %	70 %	70 %	65 %	75 %	37.5 %

Tabla 5.12: Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de *DC* probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse *DC*.

Postura de la marcha

A continuación, se crea el clasificador para el ítem *DC* y, al igual que los anteriores modelos, se han utilizado las grabaciones de la marcha normal combinadas con las grabaciones *DC*. Se ha realizado la división en los conjuntos de entrenamiento y pruebas (80/20) y escalado utilizando las mismas técnicas que en los apartados anteriores: *StandardScaler* y *MinMaxScaler*. Además, al igual que para

los otros ítems se ha realizado una búsqueda de hiperparámetros para el algoritmo *SVC Lineal* que ha encontrado que los mejores hiperparámetros son: $C = 2^{-5}$ y pérdida “*hinge*”. También se ha realizado la búsqueda para el algoritmo *SVC* en la que se han encontrado los siguientes hiperparámetros: $C = 2^{-3}$, $\gamma = 2^{-7}$ y núcleo “*sigmoid*”.

En la Tabla 5.13 se observan los resultados de los modelos entrenados para el ítem *PM* en el entrenamiento y en las pruebas. Se aprecia a simple vista que los mejores modelos son *SVC Lineal* y *SVC* con un 100 % de precisión en entrenamiento y pruebas, tanto para el conjunto de datos normal como para el de dimensión reducida por PCA.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	91.06 %	96.36 %	98.18 %	100 %	100 %	98.18 %
Pruebas	100 %	92.85 %	100 %	100 %	100 %	100 %
Entrenamiento + PCA	98.18 %	100 %	98.18 %	100 %	100 %	98.18 %
Pruebas + PCA	92.85 %	100 %	100 %	100 %	100 %	92.85 %

Tabla 5.13: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem *PM* tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA

Al igual que en los otros clasificadores, se realizan pruebas para observar la precisión en clasificar ítems *PM* que aparezcan en otras grabaciones. En la Tabla 5.14 se observan las precisiones de los tres mejores modelos de la tabla anterior para clasificar *PM* en las demás grabaciones. Se aprecia que los modelos *SVC* y *SVC Lineal* ofrecen buenos resultados con las grabaciones *PM*, pero no tan buenos resultados con las demás grabaciones. Es por esta razón que el modelo seleccionado para la clasificación de este ítem es *KNN*,

Patología / Modelo	LAP1	LAP2	LAP3	LAP4	DC	DT
SVC	90 %	95 %	85 %	90 %	68.42 %	50 %
SVC Lineal	70 %	20 %	35 %	25 %	15.59 %	25 %
KNN	95 %	100 %	100 %	95 %	84.21 %	100 %

Tabla 5.14: Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de *PM* probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse *PM*.

Desviación de la trayectoria

Este es el último ítem de clasificación, y además es el modelo que no es binario, se debe predecir entre tres clases: normal (2), *DT1* (1) y *DT2* (0). Para el entrenamiento en esta clasificación se han utilizado las grabaciones normales (50 filas), las grabaciones *DT1* (8 filas) y las *DT2* (8 filas). Se ha dividido el conjunto de datos en dos subconjuntos: entrenamiento y pruebas con una proporción 80/20 respectivamente de forma estratificada para asegurar la misma proporción de clases en los dos subconjuntos.

Como se ha realizado en todos los modelos anteriores se efectuó una búsqueda en *grid* de los mejores hiperparámetros de los modelos *SVC Lineal* y *SVC*. Para el primero, se han encontrado los siguientes hiperparámetros: $C = 2^{-7}$ y pérdida “*squared_hinge*”. Para el modelo *SVC* se han encontrado los hiperparámetros: $C = 2$, $\gamma = 2^{-7}$ y núcleo “*sigmoid*”.

En la Tabla 5.15 se observa la precisión de los modelos en el entrenamiento y en las pruebas del clasificador *DT*. En este caso, los modelos que mejor resultado han obtenido son *SVC Lineal* y *Bosques aleatorios*.

Algoritmo	Árboles de decisión	Bosques aleatorios	KNN	SVC Lineal	SVC	Naive Bayes
Entrenamiento	82.54 %	82.72 %	80.90 %	82.72 %	86.72 %	77.09 %
Pruebas	78.57 %	92.85 %	85.71 %	92.85 %	78.75 %	85.71 %
Entrenamiento + PCA	78.90 %	80.72 %	82.72 %	84.72 %	90.72 %	79.09 %
Pruebas + PCA	92.85 %	92.85 %	85.71 %	92.85 %	92.85 %	85.71 %

Tabla 5.15: Precisión de entrenamiento con validación cruzada y con el conjunto de pruebas de los modelos predictivos para el ítem *DT* tomando como entrada todas las características (301) y tras reducir la dimensionalidad con PCA

Para finalizar, se realiza la evaluación con los mejores modelos que han predicho mejor sus grabaciones clasificando las demás grabaciones en las que se produce o no la patología *DT*. En la Tabla 5.16 se observa que el modelo que mejor resultado ofrece es *SVC Lineal*, por esa razón ha sido seleccionado para la clasificación del ítem *DT*.

Patología / Modelo	LAP1	LAP2	LAP3	LAP4	DC	PM
Bosques aleatorios	25 %	50 %	40 %	65 %	63.13 %	80 %
SVC Lineal	100 %	85 %	100 %	80 %	89.47 %	80 %
KNN	60 %	50 %	60 %	50 %	0 %	45 %

Tabla 5.16: Precisión de los modelos mejores modelos para la clasificación de *DT* probados sobre otras grabaciones en las que también deberá o no etiquetarse *DT*.

5.4.3. Modelos complejos

Además de los modelos simples se han creado dos tipos de modelos complejos basados en redes neuronales, aunque los resultados no han sido buenos debido en gran parte a que la cantidad de datos para entrenar los modelos ha sido escasa.

Las redes neuronales son modelos de aprendizaje automático inspirado por el funcionamiento de las neuronas biológicas del cerebro humano. Son un método versátil, potente y escalable ideales para tareas grandes y muy complicadas de *machine learning* [50]. Estas redes fueron presentadas en 1943 [53], pero hasta la actualidad no han podido ser usadas debido a la gran capacidad de cómputo que requiere su entrenamiento.

La arquitectura de red neuronal más sencilla es el perceptrón. Se basa en una red de una neurona artificial llamada Unidad Lógica de Umbral (ULU). Esta neurona consta de una serie de entradas con un peso asociado. La ULU calcula la suma ponderada de sus entradas ($z = x^T w$) y luego aplica una función de activación para producir el resultado ($h_w(x) = func(z)$). Posteriormente empezaron a surgir nuevas arquitecturas de redes neuronales más complejas capaces de realizar tareas más complicadas con unos resultados excelentes, como las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) para el reconocimiento de imágenes, las Redes Neuronales Recurrentes (RNN) para las series temporales, los *autoencoders* (usados en la Sección 5.3), etc.

Se ha elegido en primer lugar una red neuronal basado en el perceptrón multicapa y en segundo lugar una red neuronal convolucional unidimensional. En las siguientes subsecciones se van a explicar las arquitecturas de las redes y los resultados obtenidos tras entrenar las redes para clasificar los diferentes ítems de evaluación. Cabe destacar que las dos redes han tenido que ser modificadas para entrenar el último ítem (*DT*) debido a que este ítem no es binario, y por tanto, la salida de las redes neuronales debe ser diferente, además de la función de activación de la capa de salida.

Perceptrón multicapa

El perceptrón multicapa consta de una capa de entrada, una o varias capas ULU, llamadas capas ocultas, y una última capa de salida [50]. Para entrenar a estos modelos se utiliza el algoritmo de retropropagación. Este algoritmo es un descenso del gradiente que calcula los gradientes en dos pasos por la red: uno hacia adelante y otro hacia atrás. De esta manera se van ajustando los pesos de las entradas para reducir el error [50].

La red utilizada para estos modelos se puede observar en la Figura 5.13 y cuenta con las siguientes características: 301 neuronas de entrada (o tránsito), son las características definidas en la Sección 5.4.1; cuatro capas ocultas con 50 neuronas cada una con activación *tanh*; una neurona de salida con activación *sigmoide* (en caso del ítem *DT* son dos neuronas de salida con activación *softmax*); función de pérdida *binary_crossentropy*; y optimizador *sgd*.

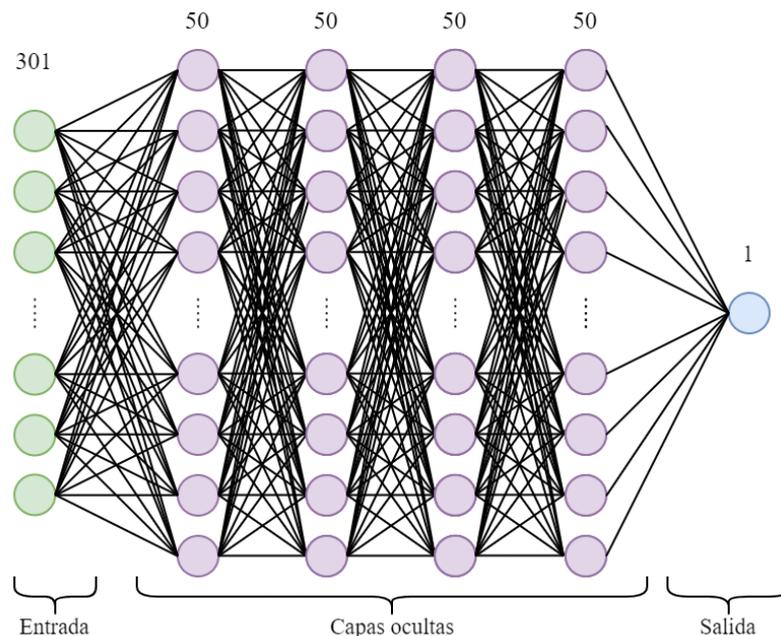


Figura 5.13: Perceptrón multicapa utilizado para entrenar a los modelos predictivos. Cuenta con las siguientes capas: la entrada con 301 neuronas, cuatro capas ocultas con 50 neuronas, y una neurona de salida con activación sigmoide (cuando es el ítem *DT* son tres neuronas de salida con activación *softmax*)

Para el entrenamiento de los clasificadores se han usado los datos de entrada obtenidos y explicados en la Sección 5.4.1, donde se ha realizado un escalado *MinMaxScaler* para escalar la entrada en el rango $[0, 1]$. Se ha entrenado una red de la misma topología que la mostrada en la Figura 5.13 (menos la del ítem *DT* como ya se ha explicado) utilizando los datos de grabaciones normales junto a los

datos de las grabaciones simulando la patología de cada ítem. Se han dividido los conjuntos de datos en tres subconjuntos: el conjunto de entrenamiento, que cuenta con un 70 % del total; el conjunto de validación, con un 10 % del total; y el conjunto de pruebas, con un 20 % del total.

Ítem	LAP1	LAP2	LAP3	LAP4	DC	PM	DT
Precisión	85.71 %	78.57 %	85.71 %	92.85 %	85.71 %	92.85 %	76.23 %

Tabla 5.17: Precisión de los modelos de perceptrón mutlicapa entrenados para cada ítem de clasificación.

En la Tabla 5.17 se muestran los resultados de precisión de los modelos para cada ítem de evaluación utilizando el perceptrón multicapa. Se aprecia como los resultados son peores que los mostrados en los modelos simples, debido en gran parte a la poca cantidad de datos con los que se disponía para el entrenamiento de los clasificadores.

Red neuronal convolucional unidimensional

Las CNN surgieron del estudio de la corteza visual del cerebro, y han demostrado obtener unos resultados excelentes en el campo de la visión por computador. El bloque de construcción fundamental de las CNN es la capa convolucional, esta capa aplica filtros (convoluciones) para extraer características de la entrada [50]. Aunque estas redes están más pensadas para el tratamiento de imágenes (convolucionales 2D), también se ha observado que el uso de CNN unidimensionales dan buenos resultados para problemas de clasificación [50].

La entrada a esta red para el entrenamiento ha sido la misma que en el modelo del perceptrón multicapa (utilizando el mismo escalado), además, se realiza la misma división del conjunto de datos en tres subconjuntos: entrenamiento (70 %), pruebas (20 %) y validación (10 %). La topología de la CNN utilizada para esta clasificación se puede observar en la Figura 5.14. En total la red aprende 1,042,173 parámetros, y por ello, su entrenamiento es más costoso que el perceptrón multicapa.

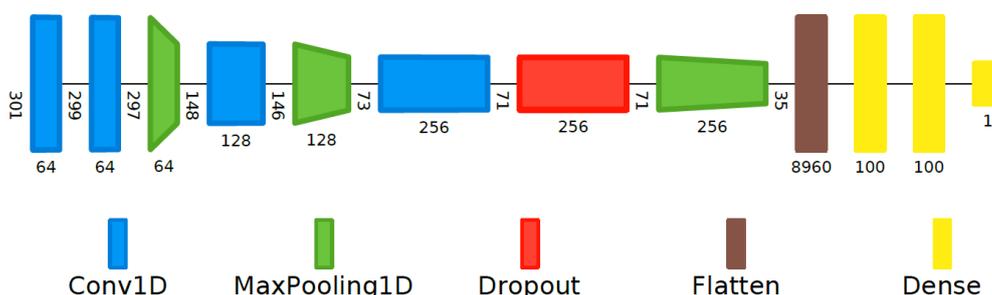


Figura 5.14: Red neuronal convolucional unidimensional utilizado para los clasificadores. El diagrama se ha realizado mediante *Net2Vis* [54]

En la Tabla 5.18 se muestran los resultados de precisión de los clasificadores entrenados. Los resultados mejoran al perceptrón multicapa, pero no superan a los modelos simples mostrados en la Sección 5.4.2 y por esa razón, no se ha elegido ningún modelo de los basados en redes neuronales para la aplicación final.

Ítem	LAP1	LAP2	LAP3	LAP4	DC	PM	DT
Precisión	97.12 %	73.77 %	100 %	71.43 %	76.23 %	100 %	84.64 %

Tabla 5.18: Precisión de los modelos de redes neuronales convolucionales unidimensionales entrenados para cada ítem de clasificación.

5.5. RESUMEN DEL PROCESO

En esta sección se va a realizar un pequeño resumen de las fases vistas hasta ahora en las secciones anteriores. En la Figura 5.15 se muestra un resumen de las fases realizadas en este TFM. En primer lugar (1), se han obtenido el conjunto de datos realizando grabaciones siguiendo el protocolo elaborado con 10 participantes (Sección 5.1). Estas grabaciones se han preprocesado (2) para obtener los eventos de la marcha, que permiten obtener las zancadas. Tras la limpieza de las zancadas para eliminar los cambios de dirección y las zancadas no válidas, se puede obtener los parámetros cinemáticos y espaciotemporales. El resultado de este proceso de preprocesamiento se guarda en forma *BSON* en una base de datos *MongoDB* (3) (Sección 5.2).

Una vez los datos de todas las grabaciones se han preprocesado y guardado, se realiza un análisis y procesado esos datos para obtener la entrada a los modelos. Con estos datos de entrada se han creado diferentes modelos para cada ítem de clasificación (4), utilizando modelos simples (Árboles de decisión, bosques aleatorios, KNN, SVM, etc.) y modelos complejos (redes neuronales). Cuando todos los modelos estaban creados se han realizado pruebas de evaluación que han permitido obtener los mejores clasificadores de cada ítem de la evaluación (Sección 5.4).

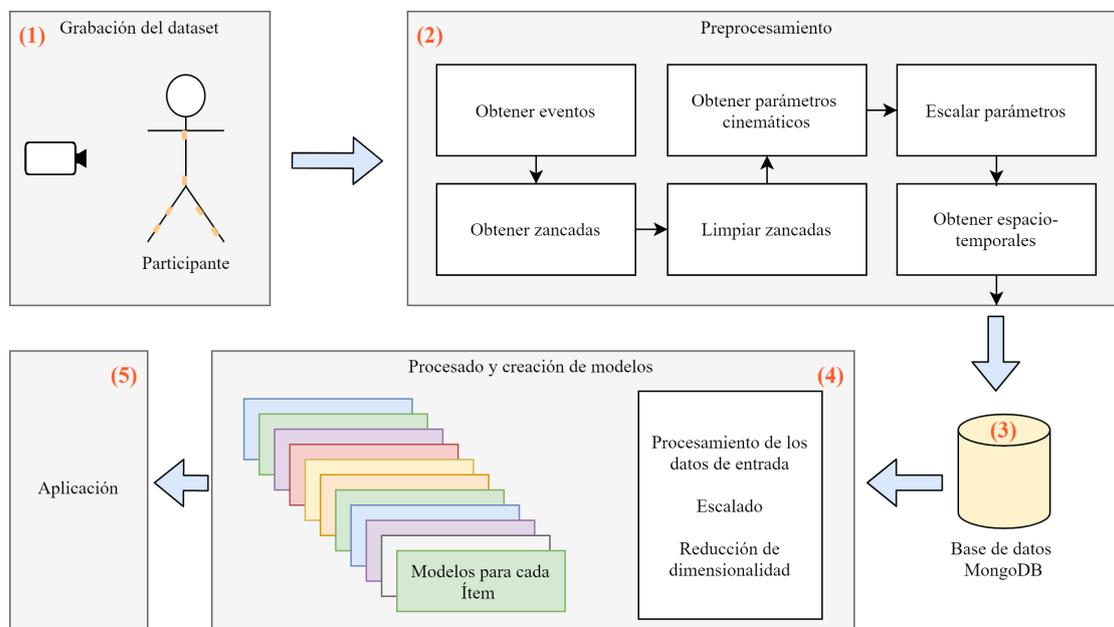


Figura 5.15: Resumen del proceso de los datos desde que se ha elaborado el conjunto de datos, hasta la elaboración y selección de modelos para la aplicación.

Los mejores modelos seleccionados son exportados utilizando el serializador de *Python pickle* y usados en la aplicación final para evaluar la capacidad funcional de la marcha del adulto mayor (5).

5.6. APLICACIÓN FINAL

La aplicación ha sido implementada en el lenguaje de programación *Python*, en el que se ha hecho uso de una arquitectura modular. De esta manera, el *software* está dividido en componentes llamados *módulos*, que son diseñados y implementados por separado, que posteriormente son integrados para cumplir con los requisitos del sistema. Según G. Meyers: “*la modularidad es el único atributo del software que permite gestionar un programa intelectualmente*”. En la Figura 5.16 se muestra un esquema de la arquitectura modular del *software* diseñado e implementado en este TFM.

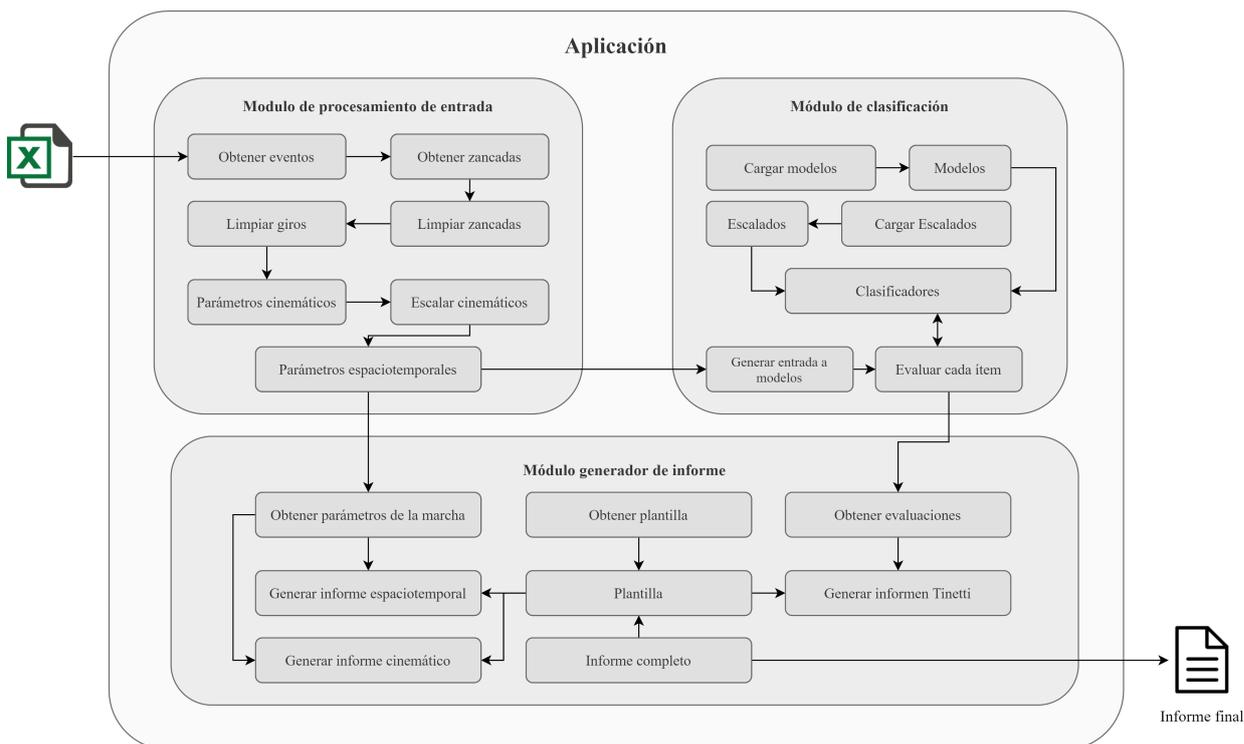


Figura 5.16: Arquitectura modular de la aplicación final

Como se ha podido ver en la Figura 5.16 la aplicación se divide en tres módulos. Estos módulos son los siguientes:

- Módulo de procesamiento de entrada.** Es el módulo encargado de procesar el excel de entrada: se filtran los datos de entrada (Algoritmo 5.1), se calculan los fotogramas de los eventos de la marcha, se obtienen las zancadas, se realiza un filtrado y limpieza de las zancadas, y se obtiene los parámetros cinemáticos y espaciotemporales de la marcha. Como resultado, este módulo produce un archivo *JSON* con una estructura similar a los archivos *BSON* que se guardaron en la base de datos cuando se preparó el *dataset* (Sección 5.2.5).
- Módulo de evaluación.** Es el módulo que contiene los mejores clasificadores para cada ítem junto con los *scalers*. Estos modelos y sus *scalers* han sido exportados utilizando el serializador *pickle*. En este módulo se realiza un procesamiento del *JSON* de entrada del módulo anterior para obtener las entradas a los modelos (explicadas en la Sección 5.4.1) y clasificar cada ítem utilizando todos los clasificadores. El resultado de la evaluación se guarda en un *JSON* que contiene la clase predicha junto a su porcentaje de probabilidad.

- *Módulo de generación de informe.* Este módulo toma como entrada la salida de los dos módulos anteriores, y genera un informe en formato *pdf* con información sobre la marcha de la persona y la evaluación funcional con la prueba *Tinetti*. Este informe contiene gráficos que muestran los parámetros espaciotemporales y cinemáticos con los valores de marcha normal, que permiten comparar la marcha realizada con una marcha “sana”. En el Capítulo 6 se mostrará el informe generado al final de la ejecución.

En la Figura 5.17 se muestra el diagrama de secuencia de la ejecución completa de la aplicación y en el Capítulo 6 se muestra el proceso de ejecución y los resultados del programa.

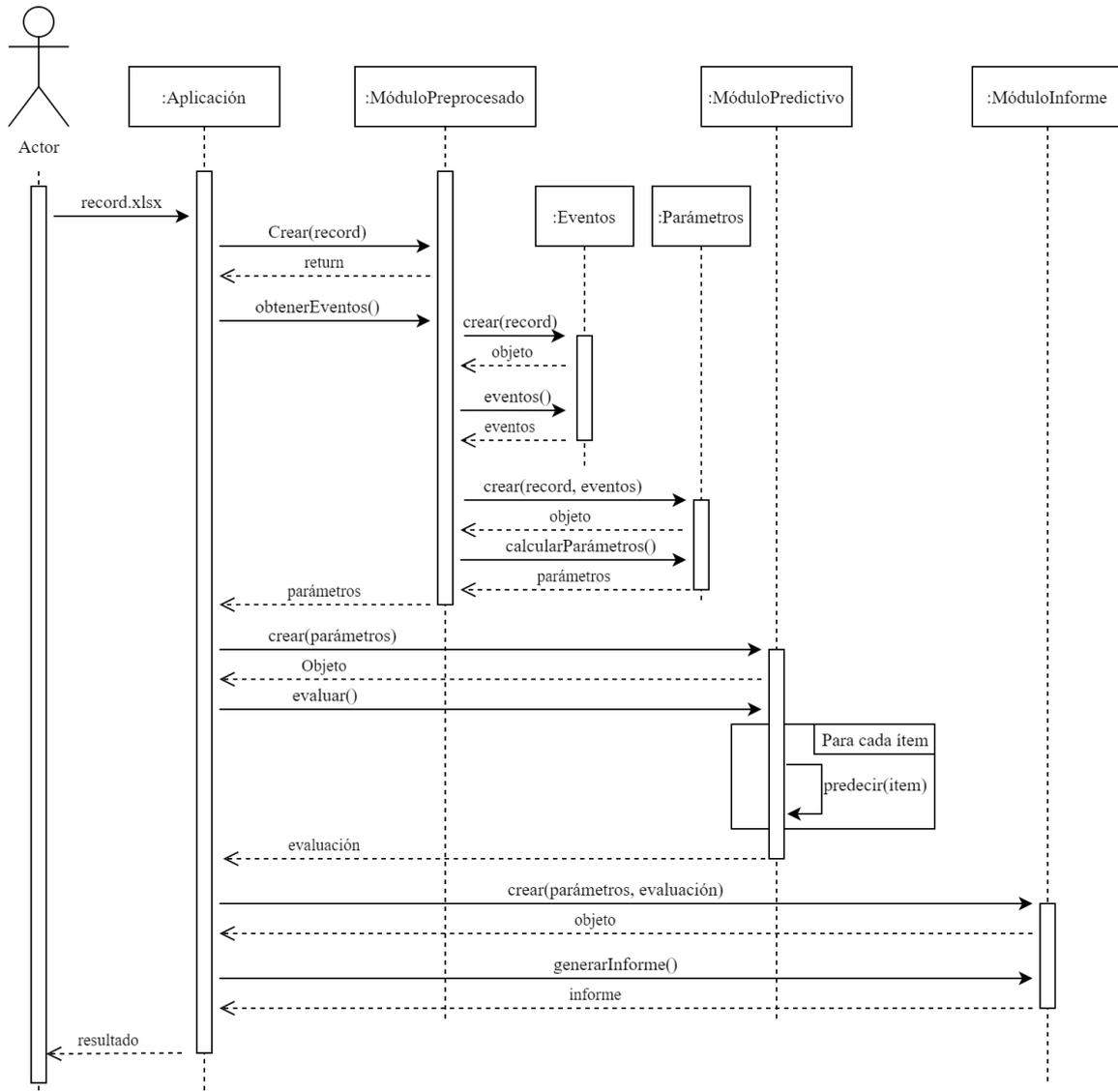


Figura 5.17: Diagrama de secuencia de la aplicación

RESULTADOS

EN este capítulo se va a mostrar, en primer lugar, un pequeño manual de usuario donde se explica cómo utilizar la aplicación desarrollada. Y, en segundo lugar, se explicará punto por punto el informe resultado de la ejecución del *software* resultante de este TFM.

Para el control de versiones del código fuente se ha hecho uso de *Git*, en el siguiente enlace se podrá acceder a la aplicación. En este repositorio se encuentran algunas grabaciones de ejemplo para probar el *software*, así como un *README* con los pasos para su ejecución.

https://github.com/DavidCarneros/Evaluacion_Tinetti_IA

6.1. REQUISITOS

En el Listado 6.1 se muestran las bibliotecas que son necesarias para el funcionamiento del *software* evaluador. Como se puede observar, no es necesario el uso de bibliotecas de *machine learning* ya que los modelos han sido entrenados aparte y en el módulo predictivo solo se cargan y usan mediante *pickle*.

Listado 6.1: Bibliotecas requeridas para la ejecución del *software*

```
1 python_docx == 0.8.11
2 seaborn == 0.11.0
3 pandas == 1.2.4
4 docxtpl == 0.12.0
5 comtypes == 1.1.10
6 numpy == 1.19.2
7 matplotlib == 3.3.2
8 docx == 0.2.4
9 docx2pdf == 0.1.7
```

Para instalar las dependencias se hace uso del comando que se muestra en el Listado 6.2. Es importante tener en cuenta que para el correcto funcionamiento de la aplicación es necesario tener instalado en el equipo *Microsoft Word*, ya que es usado para la generación de informes.

Listado 6.2: Comando para instalar las dependencias de la aplicación

```
1 pip install -r requirements.txt
```

6.2. MANUAL DE USUARIO

Listado 6.3: Comando de ejecución del *software* con todos los parámetros que admite

```
1 python run.py [-h] -f FILE [-n NAME] [-s SURNAME] [-a AGE] [-r REPORT] [-o OUTPUT]
```

En el Listado 6.3 se observa el comando de ejecución del *software* con todas las opciones que admite. A continuación, se van a explicar los parámetros de entrada del *software*:

- *-h*, *-help*. Parámetro opcional que muestra la ayuda para la ejecución del *software*, explica los parámetros y acaba la ejecución.
- *-f FILE*, *-file FILE*. Parámetro obligatorio en el que se debe indicar la ruta donde se encuentra la grabación el formato *xlsx* del archivo exportado del *software xsens*.
- *-n NAME*, *-name NAME*. Parámetro opcional en el que se indica el nombre del paciente al que se le va a realizar la evaluación. Si no se le pasa nombre, el informe resultado aparecerá sin nombre.
- *-s SURNAME*, *-surname SURNAME*. Parámetro opcional en al que se le pasan los apellidos del paciente (entrecomillados si hay más de uno). Si no se le indica apellido, el informe resultado aparecerá sin apellido.
- *-a AGE*, *-AGE*: Parámetro opcional donde se indica la edad del paciente. Si no se indica edad, en el informe resultado aparecerá sin edad.
- *-r BOOL*, *-report BOOL*. Parámetro opcional booleano que indica si se quiere generar informe resultado o no (por defecto está a *true*). En la ejecución del programa se muestra por consola el resultado de la evaluación y se genera el informe. Al desactivar esta opción, no se generaría el informe, pero sí se mostraría la evaluación.
- *-o OUTPUT*, *-output OUTPUT*. Parámetro opcional en el que se puede indicar la ruta donde generar el informe resultado. Por defecto se genera en el directorio raíz del proyecto con el nombre “*report.pdf*”.

En el Listado 6.4 se muestra un ejemplo del comando de ejecución con una de las grabaciones de prueba que se puede encontrar en el *github* del proyecto. Las grabaciones de ejemplo que se observan en el repositorio han sido realizadas por el autor de este TFM y además, los datos han sido anonimizadas para que el participante no pueda ser relacionado a través de los datos.

Listado 6.4: Ejemplo de ejecución

```
1 python run.py -f examples/record_1.xlsx -n "David" -s "Carneros Prado" -a 23
```

6.3. RESULTADO DE LA EJECUCIÓN

Trás la ejecución se pueden observar los resultados de dos maneras diferentes. En primer lugar, el *feedback* que se obtiene en la consola. Cuando se realiza la ejecución se van mostrando las fases por las que el programa va pasando, y cuando termina, muestra el resultado de la evaluación de la marcha del paciente mediante la prueba *Tinetti*. En la Figura 6.1 se muestra el resultado de la ejecución del comando mostrado en el Listado 6.4. Se puede apreciar como el resultado de la evaluación ha sido favorable, obteniendo la máxima puntuación lo que indica que la marcha es normal.

```
Evaluación de la marcha
Este proceso puede durar varios minutos
Generando eventos de la marcha .... Hecho!
Obteniendo parámetros de la marcha .... Hecho!
Evaluando marcha ..... Hecho!
Generando informe evaluador ..... Hecho!
      result      prob
LAP1      1  [0.006154650074400338, 0.9938453499255995]
LAP2      1  [0.015044478467796227, 0.9849555215322037]
LAP3      1  [0.02510269135043876, 0.9748973086495611]
LAP4      1  [0.021788039942161583, 0.9782119600578385]
DC        1  [0.018550045698315365, 0.9814499543016845]
PM        1  [0.010717840926633563, 0.9892821590733664]
DT        2  [0.02, 0.0, 0.98]
```

Figura 6.1: Resultado de la ejecución del comando que se observa en el Listado 6.4 en la consola.

Por otro lado, la otra forma de ver los resultados es mediante el informe generado. En el Anexo D se muestra un informe generado completo. En las siguientes subsecciones se va a explicar cada parte del documento. Es recomendable primero mirar el informe completo del anexo.

6.3.1. Información del paciente

La información de identificación del paciente se muestra en el primer apartado del informe. Esta información se le suministra a la aplicación en la línea de comando de su ejecución (como se ha visto en el Listado 6.3). En la Figura 6.2 se puede observar como aparece la información del paciente en el primer apartado del informe. En caso de no introducir estos datos, los campos aparecerán vacío.

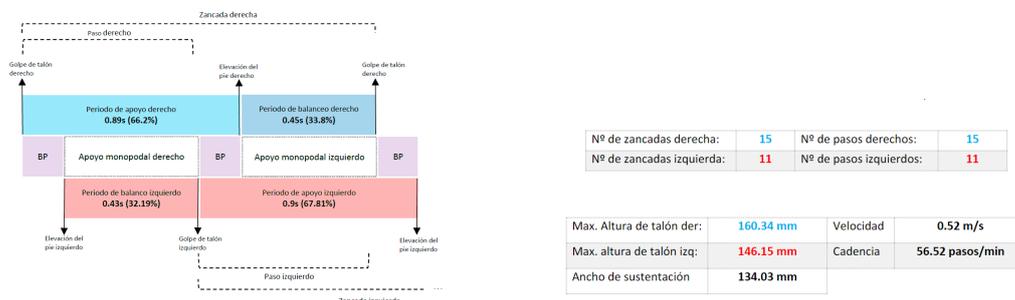
Nombre:	David		
Apellidos:	Carneros Prado		
Edad:	23	Fecha de evaluación	05/09/2021

Figura 6.2: Captura del informe resultado donde se muestra la información del paciente.

6.3.2. Parámetros espaciotemporales

La información de los parámetros espaciotemporales ocupa las dos primeras páginas. En la Figura 6.3 se muestra los parámetros espaciotemporales mostrados en la primera hoja del informe. Se puede observar como la Figura 6.3a es muy parecida a la Figura 3.2, donde se exponen las fases del ciclo de la marcha. En esa figura se aprecian los parámetros de duración y porcentaje medios de los periodos de la marcha para las dos zancadas (derecha e izquierda). Además, sirve para realizar una pequeña explicación de los eventos y periodos de la marcha. Por otro lado, en la Figura 6.3b se muestra la información espaciotemporal del número de zancadas y pasos totales, así como la altura de talón,

el ancho de sustentación, la velocidad y la cadencia. Es importante destacar que durante todo el documento se sigue el mismo código de colores, utilizando los tonos rojos para las zancadas izquierdas y los tonos azules para las derechas.

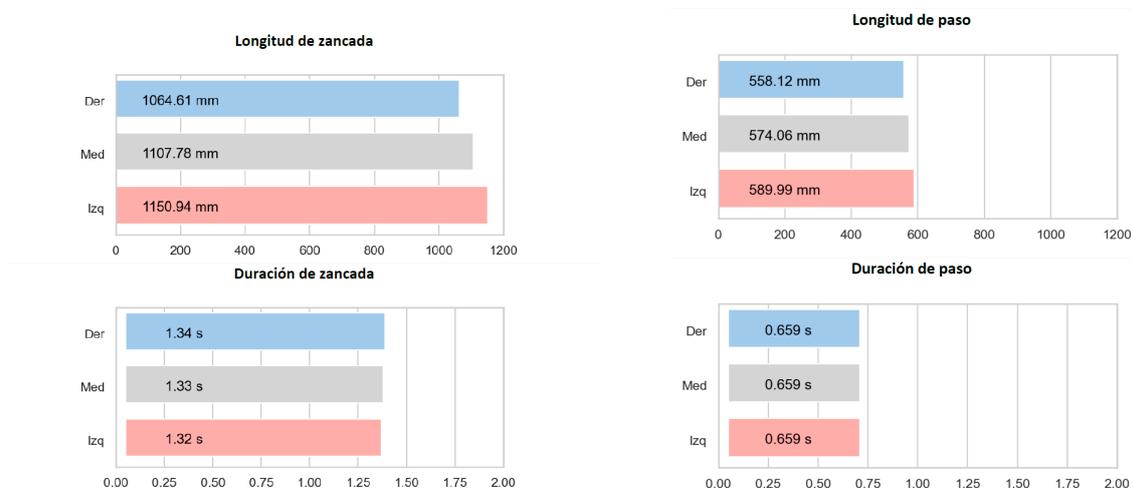


(a) Primera parte de la primera página donde se muestran los parámetros espaciotemporales de la marcha.

(b) Segunda parte de la primera página donde se muestran los parámetros espaciotemporales de la marcha.

Figura 6.3: Primera página del informe donde se muestran los parámetros espaciotemporales.

En la Figura 6.4 se observan los parámetros espaciotemporales mostrados en la segunda página del informe. En la Figura 6.4a se observan los parámetros espaciotemporales referentes a la longitud y duración de zancada. Por otro lado, en la Figura 6.4b se aprecian la misma información que la anterior (longitud y duración) pero para los pasos.



(a) Primera parte de la segunda página donde se muestran los parámetros espaciotemporales de la marcha.

(b) Segunda parte de la segunda página donde se muestran los parámetros espaciotemporales de la marcha.

Figura 6.4: Segunda página del informe donde se muestran los parámetros espaciotemporales.

Con esto se concluyen los parámetros espaciotemporales que se muestran en el informe. Si el paciente sufriera alguna alteración funcional de la marcha se vería reflejado en los parámetros. Por ejemplo, si el paciente no puede sobrepasar completamente el pie izquierdo durante la fase de balanceo, se vería afectado tanto la longitud como la duración de las zancadas y pasos, haciendo que las zancadas y pasos con una pierna sean de mayor longitud y duración que la otra. Al igual que con otros parámetros espaciotemporales como la duración y porcentaje de los periodos de la marcha, o la cadencia, velocidad, etc. En el Anexo E se muestra el informe generado con una grabación en la que se está simulando una patología.

6.3.3. Parámetros cinemáticos

Los parámetros cinemáticos son explicados en el informe en un total de nueve hojas. Aunque todas las hojas siguen un patrón común, ya que, se presenta una hoja por parámetro cinemático. En la Figura 6.5 se muestra una de las páginas que explica el parámetro cinemático de la Flexión/Extensión de la rodilla.

Al principio de cada hoja de los parámetros cinemáticos se muestra el nombre del parámetro cinemático que se esté mostrado. En el cuadro superior (1) se muestra un diagrama donde se explica el movimiento que se está analizando, y en (2), se observa una gráfica con los valores de los ángulos de la marcha normal tomados de las grabaciones de marcha normal con los sujetos sanos.

En (3) se muestra la gráfica del parámetro cinemático para la zancada derecha en color azul y en (4) se observa el valor mínimo, máximo y el rango articular para la zancada derecha para este parámetro cinemático. Se puede observar cómo se repite debajo para las zancadas izquierdas.

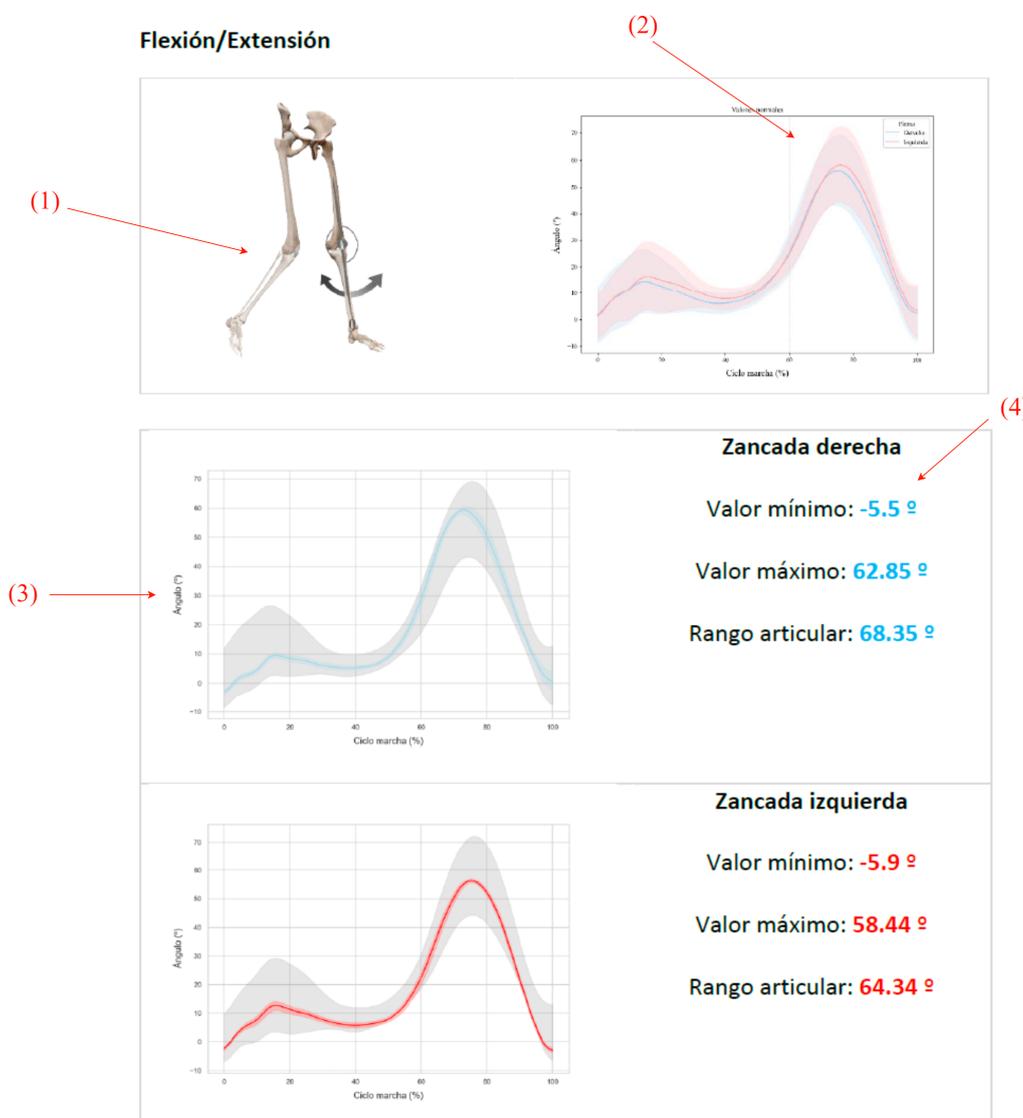


Figura 6.5: Hoja del informe donde se muestra la información cinemática de la flexión/extensión de la rodilla

6.3.4. Evaluación Tinetti

Por último, en el informe se incluye la información del resultado de la evaluación funcional mediante la escala *Tinetti*. En la Figura 6.6 se observa la tabla resultado de la evaluación, que como se puede apreciar, sigue la Tabla 3.3 que se ha visto en la Sección 3.1.4. El resultado de la evaluación se muestra en negrita donde, además, se muestra la probabilidad entre paréntesis que ha devuelto el clasificador. Este porcentaje muestra la probabilidad predicha por el modelo de que grabación pertenezca a cada clase. Por último, se calcula la puntuación total sumando el resultado de evaluación de todos los ítems, en este caso, se está realizando una marcha normal y por eso la puntuación ha sido 9/9. En el Anexo E se muestra un ejemplo con una marcha patológica.

Evaluación funcional Tinetti

Comienzo de la marcha	
Duda o vacila o múltiple intentos para comenzar	0 (1.86)%
No vacilante	1 (98.14)%
Longitud y altura del paso	
El pie derecho no sobrepasa al izquierdo con el paso en la fase de balanceo	0 (0.62)%
El pie derecho sobrepasa al izquierdo	1 (99.38)%
El pie derecho no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase de balanceo	0 (2.51)%
El pie derecho se levanta completamente	1 (97.49)%
El pie izquierdo no sobrepasa al derecho con el paso en la fase de balanceo	0 (1.5)%
El pie izquierdo sobrepasa al derecho	1 (98.5)%
El pie izquierdo no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase de balanceo	0 (2.18)%
El pie izquierdo se levanta completamente	1 (97.82)%
Continuidad de los pasos	
Para o hay discontinuidad entre pasos	0 (1.86)%
Los pasos son continuos	1 (98.14)%
Trayectoria	
Marcada desviación	0 (2.0)%
Desviación moderada o media, o utiliza ayuda	1 (0.0)%
Derecho sin utilizar ayudas	2 (98.0)%
Postura de la marcha	
Talones separados	0 (1.07)%
Talones casi se tocan mientras camina	1 (98.93)%

Puntuación total: **9/9**

Figura 6.6: Cuadro del resultado de la evaluación funcional de la marcha mediante *Tinetti* utilizando los clasificadores entrenados.

6.4. COSTES DE DESARROLLO

Se han dedicado 300 horas para el desarrollo del proyecto. Según la página *indeed*¹, el sueldo medio de un científico de datos en España está en torno a los 16.44 €/h bruto. Contando con que, para este proyecto, solo ha habido un científico de datos, el coste se sitúa en 4.932€. Para el desarrollo del proyecto se ha usado un ordenador para el desarrollo que cuenta en una *GPU Nvidia* y procesador *Intel*, valorado en 1.200 €. Además, para este proyecto se han necesitado dos dispositivos hardware: el sistema de sensorización inercial *Xsens MVN*, valorado en 10.000€; y la *WebCam* utilizada para grabar en vídeo las sesiones, valorada en 30 €.

Por tanto, de los datos anteriores resulta un coste total del proyecto de 16.162€. En la Tabla 6.1 se puede observar un resumen de los costes del proyecto.

	Recurso	Unidades	Precio/Unidad	Precio
Recursos para el desarrollo	Ordenador de desarrollo	1 u.	1.200 €/u	1.200 €
Recursos del proyecto	Webcam	1 u.	30 €/u	30 €
	Xsens MVN	1 u	X €/u	10.000 €
Recursos humanos	Desarrollador	300 h	16,44 €/h	4.932 €
Coste Total				16.162 €

Tabla 6.1: Coste total del proyecto.

¹https://es.indeed.com/career/data-scientist/salaries?from=top_sb

CONCLUSIONES

EN este capítulo se realizará un juicio crítico y discusión sobre los resultados obtenidos. En primer lugar, se realizará un pequeño resumen del contexto, cómo este trabajo pretende darle solución a la problemática y la opinión del autor. Después se revisarán los objetivos pactados del trabajo para discutir si han sido alcanzados tras el desarrollo del TFM. A continuación, se hará una justificación de las competencias adquiridas durante el desarrollo de este proyecto del máster *Ingeniería y Ciencia de Datos*, y para finalizar, se abrirán posibles líneas de trabajo futuro para continuar el desarrollo del proyecto.

En el momento actual, así como en los últimos años, se está produciendo una explosión demográfica, especialmente en los países subdesarrollados o también llamados del tercer mundo. A pesar de ese aumento de la población mundial, también se está produciendo un envejecimiento progresivo y constante de la misma. Según los datos de “*World Population Prospects*”[1], hacia el año 2050, una de cada seis personas que habiten el planeta Tierra tendrán más de 65 años. Ahora bien, no todas aquellas personas de edad avanzada o que hayan superado ese límite de edad, contarán con el grado de independencia a nivel personal, que les permita llevar a cabo las AVD de forma apropiada, sin tener que ser ayudadas por terceras personas para tal fin. La capacidad que estas personas tengan para la realización de dichas actividades permitirá determinar el riesgo de dependencia de las personas mayores, y por ende, su nivel de independencia.

El problema esencial se presenta en aquellas personas, dentro de este amplio límite de edad, para las que la realización de las AVD puede suponer un obstáculo, lo insalvable debido al deterioro de su condición funcional. Las personas mayores que presenten o cuenten con una capacidad funcional bastante reducida pueden sufrir distintos tipos de accidentes, como por ejemplo las caídas no intencionadas, durante la realización de estas actividades esenciales para su bienestar que pueden llegar a poner en riesgo su salud. Esta discapacidad funcional eleva el riesgo de sufrir distintos tipos de accidentes, llegando a poner en peligro y a la vez, ocasionar graves problemas para su integridad física y por tanto para la salud del adulto mayor, como lesiones, incapacidades, fracturas o incluso la propia muerte.

Con la intención de evitar estos percances en la realización de las AVD, es conveniente evaluar la capacidad funcional del adulto mayor, con el objetivo de poner fin y prevenir accidentes que puedan ocurrir en personas mayores con capacidad funcional reducida. A lo largo de los años, han

surgido distintas pruebas clinimétricas que evalúan diferentes capacidades funcionales de la persona, como por ejemplo la escala de *Berg* o el Test *Tinetti*. Estas pruebas obtienen una medida cuantitativa otorgada por el facultativo de la capacidad funcional del paciente, lo que permite anticiparse a los problemas que puedan ocurrir en un futuro durante la realización de las ABVD y AIVD. No se trata de curar, si no de prevenir y adelantarse antes de que surja el problema y resulte mucho más complicado la sanación del paciente, y con ello, poder evitar en la medida de lo posible, su deterioro funcional y la pérdida progresiva de su salud.

Ahora bien, a la hora de establecer este tipo de pruebas, nos encontramos con una serie de problemas de difícil solución, siendo el principal de ellos su carácter observacional y subjetivo, ya que, en la mayoría de los casos requiere que uno o varios profesionales de la salud observen al paciente bajo su punto de vista, lo que podría acarrear un sesgo de valoración de un profesional a otro.

Con la idea de poner solución a este problema se ha llevado a cabo este TFM, tratando de llegar al objetivo de eliminar el carácter observacional y subjetivo de las pruebas de evaluación funcional. Para lograr este fin, en este TFM se planteó la utilización de sensores inerciales y de algoritmos de *machine learning* para así automatizar el proceso de evaluación de la capacidad funcional mediante la prueba *Tinetti* de la marcha. Para ello, se han seguido todas las fases de la ciencia de datos. En primer lugar, se elaboró un protocolo para la realización de las grabaciones con los sujetos de prueba, sin dejar nada al azar o a la improvisación y conseguido este objetivo, con posterioridad se realizaron las distintas grabaciones con diez participantes sanos que han simulado diferentes patologías de la marcha. Una vez realizadas todas las grabaciones, se ha realizado un preprocesamiento, en el que se fueron obteniendo los eventos de la marcha, zancadas, parámetros espaciotemporales y cinemáticos de cada grabación, almacenándose el resultado obtenido en una base de datos *Mongo DB*.

Con el conjunto de datos preprocesado y almacenado en *Mongo DB* se han entrenado modelos clasificadores con diferentes algoritmos para los siete ítems del test *Tinetti* de la marcha. Se han evaluado todos los clasificadores para elegir los que mejores resultados han obtenido para cada ítem según su precisión para clasificar la patología (en total siete clasificadores, seis binarios y uno no-binario).

También se ha diseñado e implementado un *software* usable que reciba como entrada una grabación de longitud variable de la marcha de un paciente con los sensores inerciales *Xsens*, y mediante los modelos entrenados obtiene la evaluación de su capacidad funcional, junto con un informe de los parámetros de su marcha.

A lo largo de este proyecto he aplicado gran parte de los conocimientos adquiridos a lo largo del máster. Debido a que ha sido necesario seguir todas las fases de la ciencia de datos para el desarrollo del TFM, desde la adquisición de los datos, pasando por el preprocesamiento, procesamiento, análisis, elaboración de modelos y puesta en producción (aplicación final).

7.1. OBJETIVOS ALCANZADOS

En esta sección se van a revisar los objetivos explicados en el Capítulo 2 con la idea de comprobar si dichos objetivos han sido alcanzados tras el desarrollo de este TFM.

1. *Diseño y elaboración del conjunto de datos en bruto.* Antes de comenzar este proyecto se hizo una búsqueda de conjuntos de datos que pudieran ser usados para el entrenamiento de los modelos. Pero al no encontrarse ningún *dataset* que cumpliera todos los requisitos, se decidió que el proyecto debería abarcar también la creación de un conjunto de datos. Para ello, se desarrolló un protocolo y se realizaron las grabaciones utilizando el sistema inercial *Xsens* con diez sujetos de prueba. En total se obtuvieron 185 grabaciones que incluyen marcha normal y marcha patológica simulada. Los detalles del proceso de obtención de datos se encuentran en la Sección 5.1.
2. *Preprocesado y adecuación del conjunto de datos en bruto.* Los datos en bruto obtenidos de las grabaciones han tenido que ser procesados para obtener el conjunto de datos que ha sido usado en el entrenamiento de los modelos. Este objetivo ha quedado satisfecho con el preprocesamiento explicado en la Sección 5.2. El resultado de este preprocesamiento ha sido el *dataset* que se ha almacenado en una base de datos *mongoDB*.
3. *Diseño y evaluación de modelos predictivos.* Este objetivo se ha alcanzado con la elaboración de los modelos predictivos en la Sección 5.4. Estos modelos se han evaluado para elegir los mejores modelos de cada ítem de evaluación que han sido usados en el módulo predictivo de la aplicación final.
4. *Diseño e implementación de un módulo software que combine los modelos predictivos.* Este objetivo ha quedado satisfecho mediante la elaboración de un módulo *software* en *Python* que permite automatizar la marcha *Tinetti* al evaluar a un paciente haciendo uso de los modelos entrenados con el objetivo anterior.
5. *Diseño e implementación de un módulo software para visualizar los resultados.* En el Capítulo 6 y el Anexo D se muestra el informe generado que es el resultado de la ejecución del módulo de visualización. Por lo que este objetivo se puede dar por alcanzado.
6. *Integración de los módulos software en un único software usable.* Este objetivo se ha alcanzado con el diseño e implementación de la aplicación *software* que combina los tres módulos diseñados e implementados. El resultado de esta aplicación se puede observar en el *Github* del proyecto ¹, que cuenta con instrucciones de uso y ejemplos de grabaciones para poder ser ejecutadas.

7.2. JUSTIFICACIÓN DE COMPETENCIAS

El desarrollo de este TFM ha servido para llevar a cabo gran parte de las competencias adquiridas durante el *Máster en Ingeniería y Ciencia de Datos*. A continuación, se va a realizar un listado de algunas de las competencias más importantes puestas en práctica durante el desarrollo de este proyecto.

CB6: *Poseer y comprender conocimientos que aporten una base u oportunidad de ser originales en el desarrollo y/o aplicación de ideas, a menudo en un contexto de investigación.* Este TFM se empezó sin que el autor tuviera conocimientos sobre la evaluación funcional y la marcha humana.

¹https://github.com/DavidCarneros/Evaluacion_Tinetti_IA

Por ello, fue necesario dedicar las primeras iteraciones del proyecto en investigar, estudiar y aprender los conceptos básicos y medios de estos temas.

- CG2:** *Ser capaz de aplicar diferentes técnicas de aprendizaje máquina, seleccionando el algoritmo óptimo que genere modelos precisos y permita el desarrollo de soluciones predictivas en diferentes ámbitos de uso.* Se han utilizado diferentes algoritmos de *machine learning*, desde arboles de decisión, KNN, SVM, hasta redes neuronales. También se han realizado búsquedas para encontrar los mejores hiperparámetros de los modelos. Además, se han evaluado los modelos creados para seleccionar los clasificadores que mejores métricas han obtenido.
- CG4:** *Aplicar las técnicas de visualización sobre grandes volúmenes de datos para comunicar/presentar los resultados más relevantes del análisis de dicha información a diferentes roles de la organización.* En el informe resultado se hacen uso de diferentes técnicas de visualización para permitir que personal no experto en el tema entienda los resultados de la evaluación. Además, en esta memoria también se ha hecho uso de técnicas de visualización para explicar las decisiones tomadas durante el desarrollo.
- CE5:** *Desarrollar modelos de aprendizaje máquina (Machine Learning) basados en las diferentes categorías de clasificación: supervisada, no supervisada y semi-supervisada.* Para el desarrollo de este TFM se han desarrollado clasificadores binarios y no-binarios (con tres clases posibles) utilizando diferentes técnicas de aprendizaje automático supervisado, donde además, se ha elaborado y etiquetado el propio *dataset*.
- CE11:** *Conocer y comprender los fundamentos de las redes neuronales y sus variaciones, así como las técnicas de implementación y desarrollo de este tipo de algoritmos de aprendizaje supervisado.* Para este proyecto se han desarrollado clasificadores haciendo uso de arquitecturas basadas en redes neuronales: perceptrón multicapa y redes neuronales convolucionales. Además, se han utilizado autoencoders como reductor de la dimensionalidad del conjunto de datos para algoritmos de visualización.

7.3. DISCUSIÓN

Considero que este trabajo ha dado buenos resultados. El sistema de obtención de eventos, tras compararlo de forma manual viendo los vídeos grabados es bastante preciso, aunque presenta algunos fallos cuando el sujeto de pruebas se prepara para realizar el giro. Por otro lado, los resultados de los modelos son bastante buenos, alcanzando todos más del 98 % de precisión con los datos de pruebas (que no han sido usados para el entrenamiento), pero, debido a la situación sanitaria actual y a que el laboratorio donde se han realizado las pruebas ha tardado más de lo previsto en estar operativo, solo se han podido realizar pruebas con 10 sujetos. Además, estos sujetos son todos sanos, sin patologías en la marcha.

En conclusión, el trabajo realizado cumple con los objetivos pactados al inicio del proyecto, además, su desarrollo ha servido para poner en práctica gran parte de los conocimientos adquiridos durante el curso y a adquirir nuevos conocimientos y competencias.

7.4. TRABAJO FUTURO

Para finalizar con este TFM se van a explicar posibles líneas de trabajo futuro más destacable para este proyecto:

- Como se ha comentado, uno de los puntos flacos de este proyecto es el pequeño tamaño del conjunto de datos, que en parte hace que modelos basados en redes neuronales, no ofrezcan todo su potencial. Como trabajo futuro se propone aumentar el tamaño del *dataset* con más participantes y incluir pacientes con patologías reales para reducir la simulación.
- Añadir una interfaz gráfica que facilite la utilización de aplicación al personal no especializado.
- Para este TFM solo se ha evaluado la capacidad funcional en la marcha. Una ampliación de este trabajo sería añadir para realizar la evaluación del equilibrio para automatizar la prueba *Tinetti* completamente.
- Este sistema se ha entrado y evaluado con grabaciones con patologías simuladas. Para probar su eficacia en la clasificación se debería contar con adultos mayores con patologías reales y la ayuda de un profesional sanitario para etiquetar y evaluar si las predicciones del sistema son correctas.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] D. of Economic y U. N. Social Affairs, «Word Population Prospects», 2019. dirección: https://population.un.org/wpp/Publications/Files/WPP2019_Highlights.pdf (visitado 15-07-2021).
- [2] Instituto Nacional de Estadística, *Instituto Nacional de Estadística*. dirección: https://www.ine.es/prensa/pp_2020_2070.pdf (visitado 15-07-2021).
- [3] —, *Instituto Nacional Estadística*. dirección: <https://www.ine.es/jaxiT3/Datos.htm?t=36643#!tabs-tabla> (visitado 15-07-2021).
- [4] Sociedad Española de Neurología. dirección: <https://www.sen.es/saladeprensa/pdf/Link223.pdf> (visitado 15-07-2021).
- [5] JLS, *Physical Demands of Daily Life*, 1945.
- [6] D. Romero y M. Martorell, «Actividades básicas de la vida diaria o cuidado personal», *Terapia Ocupacional. Teoría y técnicas*. Barcelona: Masson, 2003.
- [7] K. L. Reed y S. N. Sanderson, *Concepts of occupational therapy*. Lippincott Williams & Wilkins, 1999.
- [8] L. W. Pedretti y M. B. Early, *Occupational therapy: Practice skills for physical dysfunction*. Mosby St. Louis, MO, 2001.
- [9] A. C. Mosey, *Psychosocial components of occupational therapy*. Lippincott Williams & Wilkins, 1986.
- [10] J. L. Ayuso-Mateos y col., «Clasificación Internacional del Funcionamiento, la Discapacidad y la Salud (CIF): aplicabilidad y utilidad en la práctica clínica», *Med Clin (Barc)*, vol. 126, n.º 12, págs. 461-6, 2006.
- [11] S. Lord y col., *Falls in older people: Risk factors and strategies for prevention* Cambridge University Press, 2001.
- [12] M. R. Perracini y L. R. Ramos, «Factores asociados a caídas en una cohorte de idosos residentes na comunidade», *Revista de saúde pública*, vol. 36, págs. 709-716, 2002.
- [13] S. C. C. Fabricio, R. A. P. Rodrigues y M. L. d. Costa Junior, «Causas e conseqüências de caídas de idosos atendidos em hospital público», *Revista de saúde Pública*, vol. 38, págs. 93-99, 2004.
- [14] J. A. Stevens y col., «The costs of fatal and non-fatal falls among older adults», *Injury prevention*, vol. 12, n.º 5, págs. 290-295, 2006.
- [15] C. Graf, «The Lawton instrumental activities of daily living scale», *AJN The American Journal of Nursing*, vol. 108, n.º 4, págs. 52-62, 2008.

- [16] P. E. Jiménez Caballero y col., «Valoración de las actividades instrumentales de la vida diaria tras un ictus mediante la escala de Lawton y Brody», *Rev. neurol.(Ed. impr.)*, págs. 337-342, 2012.
- [17] G. Sulter, C. Steen y J. De Keyser, «Use of the Barthel index and modified Rankin scale in acute stroke trials», *Stroke*, vol. 30, n.º 8, págs. 1538-1541, 1999.
- [18] M. Wallace, M. Shelkey y col., «Katz index of independence in activities of daily living (ADL)», *Urol Nurs*, vol. 27, n.º 1, págs. 93-94, 2007.
- [19] S. Köpke y G. Meyer, «The Tinetti test», *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*, vol. 39, n.º 4, págs. 288-291, 2006.
- [20] M. Knobe y col., «The Aachen Mobility and Balance Index to measure physiological falls risk: a comparison with the Tinetti POMA Scale», *European Journal of Trauma and Emergency Surgery*, vol. 42, n.º 5, págs. 537-545, 2016.
- [21] L. P. Nieto y A. P. Fuster, «Concepto de funcionalidad, historia clínica geriátrica y evaluación funcional», pág. 32, 2009.
- [22] A. R. Feinstein, «T. Duckett Jones Memorial Lecture. The Jones criteria and the challenges of clinimetrics.», *Circulation*, vol. 66, n.º 1, págs. 1-5, 1982.
- [23] K. Berg y col., «Measuring balance in the elderly: preliminary development of an instrument», *Physiotherapy Canada*, vol. 41, n.º 6, págs. 304-311, 1989.
- [24] S. W. Muir y col., «Use of the Berg Balance Scale for predicting multiple falls in community-dwelling elderly people: a prospective study», *Physical therapy*, vol. 88, n.º 4, págs. 449-459, 2008.
- [25] B. A. Wilson B Cockburn J, «The Rivermead Behavioural Memory Test», *Reading, Thames Valley Test Co*, 1985.
- [26] M. Ángeles Alonso y P. Prieto, «Validación de la versión en español del Test Conductual de Memoria de Rivermead (RBMT) para población mayor de 70 años», *Psicothema*, págs. 325-328, 2004.
- [27] C. d. Wall, B. A. Wilson y A. D. Baddeley, «The Extended Rivermead Behavioural Memory Test: A measure of everyday memory performance in normal adults», *Memory*, vol. 2, n.º 2, págs. 149-166, 1994.
- [28] E. Nordin y col., «Prognostic validity of the Timed Up-and-Go test, a modified Get-Up-and-Go test, staff's global judgement and fall history in evaluating fall risk in residential care facilities», *Age and ageing*, vol. 37, n.º 4, págs. 442-448, 2008.
- [29] M. E. Tinetti, «Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients», *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 34, n.º 2, págs. 119-126, 1986.
- [30] M. Domingo, «Escala de Tinetti», *Cuidados 2.0*, págs. 1-3, 2014. dirección: <https://www.elsevier.es/es-revista-revista-medica-clinica-las-condes-202-articulo-manejo-del-trastorno-marcha-del-S0716864014700379> (visitado 19-07-2021).
- [31] J. Cámara, «Análisis de la marcha: sus fases y variables espacio-temporales», *Entramado*, vol. 7, págs. 160-173, ene. de 2011, ISSN: 1900-3803. dirección: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1900-38032011000100011&nrm=iso (visitado 19-07-2021).
- [32] J. D. Lesmes, *Evaluación clínico-funcional del movimiento corporal humano*. Ed. Médica Panamericana, 2007.

- [33] M. P. Murray, A. B. Drought y R. C. Kory, «Walking patterns of normal men», *JBJS*, vol. 46, n.º 2, págs. 335-360, 1964.
- [34] W. Pirker y R. Katzenschlager, «Gait disorders in adults and the elderly», *Wiener Klinische Wochenschrift*, vol. 129, n.º 3, págs. 81-95, 2017.
- [35] A. Villa Moreno, E. Gutiérrez Gutiérrez y J. C. Pérez Moreno, «Consideraciones para el análisis de la marcha humana. Técnicas de videogrametría, electromiografía y dinamometría», *Revista ingeniería biomédica*, vol. 2, n.º 3, págs. 16-26, 2008.
- [36] M. W. Whittle, «Three-dimensional motion of the center of gravity of the body during walking», *Human Movement Science*, vol. 16, n.º 2-3, págs. 347-355, 1997.
- [37] E. B. Titianova y col., «Gait characteristics and functional ambulation profile in patients with chronic unilateral stroke», *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, vol. 82, n.º 10, págs. 778-786, 2003.
- [38] M. P. Murray, «Gait as a total pattern of movement: Including a bibliography on gait», *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, vol. 46, n.º 1, págs. 290-333, 1967.
- [39] H. Gill y J. O'Connor, «Heelstrike and the pathomechanics of osteoarthritis: a pilot gait study», *Journal of biomechanics*, vol. 36, n.º 11, págs. 1625-1631, 2003.
- [40] M. Riveros, «Biomecánica aplicada a la actividad física y el deporte», *Bogotá, Editorial*, 2009.
- [41] K. L. Moore y A. F. Dalley, *Anatomía con orientación clínica*. Ed. Médica Panamericana, 2009.
- [42] C. A. Fukuchi, R. K. Fukuchi y M. Duarte, «A public dataset of overground and treadmill walking kinematics and kinetics in healthy individuals», *PeerJ*, vol. 6, e4640, 2018.
- [43] E. Sanchis-Sales y col., «Análisis cinético y cinemático de las articulaciones del mediopié durante la marcha en sujetos sanos: consideraciones clínicas», *Revista Española de Podología*, vol. 27, n.º 2, págs. 59-65, 2016.
- [44] A. Caniuqueo y col., «Cinética de marcha, balance postural e índice de masa corporal durante el primer, segundo y tercer trimestre de embarazo», *Revista peruana de Ginecología y Obstetricia*, vol. 60, n.º 2, págs. 109-116, 2014.
- [45] O. Dehzangi, M. Taherisadr y R. ChangaVala, «IMU-based gait recognition using convolutional neural networks and multi-sensor fusion», *Sensors*, vol. 17, n.º 12, pág. 2735, 2017.
- [46] J. Yang y col., «Machine learning based adaptive gait phase estimation using inertial measurement sensors», en *Frontiers in Biomedical Devices*, American Society of Mechanical Engineers, vol. 41037, 2019, V001T09A010.
- [47] C. Caramia y col., «IMU-based classification of Parkinson's disease from gait: A sensitivity analysis on sensor location and feature selection», *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 22, n.º 6, págs. 1765-1774, 2018.
- [48] R. W. Schafer, «What is a Savitzky-Golay filter?[lecture notes]», *IEEE Signal processing magazine*, vol. 28, n.º 4, págs. 111-117, 2011.
- [49] Y. Wang, H. Yao y S. Zhao, «Auto-encoder based dimensionality reduction», *Neurocomputing*, vol. 184, págs. 232-242, 2016.
- [50] A. Géron, *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. O'Reilly Media, 2019.
- [51] L. Breiman, «Bagging predictors», *Machine learning*, vol. 24, n.º 2, págs. 123-140, 1996.
- [52] —, «Random forests», *Machine learning*, vol. 45, n.º 1, págs. 5-32, 2001.

-
- [53] W. S. McCulloch y W. Pitts, «A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity», *The bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5, n.º 4, págs. 115-133, 1943.
- [54] A. Bäuerle, C. Van Onzenoodt y T. Ropinski, «Net2Vis—A Visual Grammar for Automatically Generating Publication-Tailored CNN Architecture Visualizations», *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, vol. 27, n.º 6, págs. 2980-2991, 2021.
- [55] A. V. Voegeli, *Lecciones básicas de biomecánica del aparato locomotor*. Springer Science & Business Media, 2000.
- [56] J. M. Mahoney y M. B. Rhudy, «Methodology and validation for identifying gait type using machine learning on IMU data», *Journal of medical engineering & technology*, vol. 43, n.º 1, págs. 25-32, 2019.
- [57] F. Salvador, «Toward a product system modularity construct: literature review and reconceptualization», *IEEE Transactions on engineering management*, vol. 54, n.º 2, págs. 219-240, 2007.

ANEXOS

ESCALA DE BERG

En este anexo se va a mostrar la escala de Berg [23] completa. Esta escala ha sido obtenida de: <http://www.aulakinesica.com.ar/clinicaquirurgica/files/Escala%20de%20equilibrio%20de%20Berg.pdf>.

A.1. EN SEDENTACIÓN, LEVÁNTESE

Instrucciones: «Por favor, póngase de pie. No use las manos para apoyarse.»

- 0. Necesita ayuda moderada o máxima para levantarse.
- 1. Necesita ayuda mínima para levantarse o estabilizarse.
- 2. Capaz de levantarse usando las manos tras varios intentos.
- 3. Capaz de levantarse con independencia usando las manos.
- 4. Capaz de levantarse sin usar las manos y de estabilizarse sin ayuda.

A.2. BIPEDESTACIÓN SIN APOYO

Instrucciones: «Por favor, permanezca de pie 2 minutos sin cogerse a nada»

- 0. Incapaz de permanecer de pie 30 segundos sin ayuda.
- 1. Necesita varios intentos para mantenerse 30 segundos sin apoyarse.
- 2. Capaz de mantenerse 30 segundos sin apoyarse.
- 3. Capaz de mantenerse de pie 2 minutos con supervisión.
- 4. Capaz de mantenerse de pie con seguridad durante 2 minutos.

Si la persona puede estar de pie 2 minutos con seguridad, anota todos los puntos por sentarse sin apoyo (ítem 3). Pase al ítem 4.

A.3. SENTARSE SIN APOYAR LA ESPALDA CON LOS PIES EN EL SUELO O EN UN ESCABEL

Instrucciones: «Siéntese con los brazos cruzados sobre el pecho durante 2 minutos.»

- 0. Incapaz de sentarse sin apoyo durante 10 segundos.
- 1. Capaz de sentarse 10 segundos.
- 2. Capaz de sentarse 30 segundos.
- 3. Capaz de sentarse 2 minutos con supervisión.
- 4. Capaz de sentarse con seguridad durante 2 minutos.

A.4. EN BIPEDESTACIÓN, SENTARSE

Instrucciones: «Por favor, siéntese»

- 0. Necesita ayuda para sentarse.
- 1. Se sienta sin ayuda pero el descenso es incontrolado.
- 2. Usa el dorso de las piernas contra la silla para controlar el descenso.
- 3. Controla el descenso usando las manos.
- 4. Se sienta con seguridad y un uso mínimo de las manos.

A.5. TRANSFERENCIAS

Instrucciones: «Por favor, pase de una a otra silla y vuelta a la primera»

- 0. Necesita dos personas para ayudar o supervisar.
- 1. Necesita una persona para ayudar.
- 2. Capaz de practicar la transferencia con claves verbales y/o supervisión.
- 3. Capaz de practicar la transferencia con seguridad usando las manos.
- 4. Capaz de practicar la transferencia con seguridad usando mínimamente las manos.

A.6. BIPEDESTACIÓN SIN APOYO Y CON LOS OJOS CERRADOS

Instrucciones: «Cierre los ojos y permanezca de pie parado durante 10 segundos»

- 0. Necesita ayuda para no caerse.
- 1. Incapaz de cerrar los ojos 3 segundos pero se mantiene estable.
- 2. Capaz de permanecer de pie 3 segundos.

- 3. Capaz de permanecer de pie 10 segundos con supervisión.
- 4. Capaz de permanecer de pie 10 segundos con seguridad.

A.7. BIPEDESTACIÓN SIN APOYO CON LOS PIES JUNTOS

Instrucciones: «Junte los pies y permanezca de pie sin apoyarse en nada»

- 0. Necesita ayuda para mantener el equilibrio y no aguanta 15 segundos.
- 1. Necesita ayuda para mantener el equilibrio, pero aguanta 15 segundos con los pies juntos.
- 2. Capaz de juntar los pies sin ayuda, pero incapaz de aguantar 30 segundos.
- 3. Capaz de juntar los pies sin ayuda y permanece de pie 1 minuto con supervisión.
- 4. Capaz de juntar los pies sin ayuda y permanecer de pie 1 minuto con seguridad.

A.8. ESTIRARSE HACIA DELANTE CON EL BRAZO EXTENDIDO

Instrucciones: «Levante el brazo hasta 90 grados. Extienda los dedos y estírese hacia delante todo lo posible»

- 0. Necesita ayuda para no caerse.
- 1. Se estira hacia delante pero necesita supervisión.
- 2. Puede estirarse hacia delante más de 5cm con seguridad.
- 3. Puede estirarse hacia delante más de 12.7 cm con seguridad.
- 4. Puede estirarse hacia delante con confianza más de 25cm.

A.9. COGER UN OBJETO DEL SUELO EN BIPEDESTACIÓN

Instrucciones: «Por favor, recoja el zapato/zapatilla situada delante de sus pies»

- 0. Incapaz de intentarlo/necesita ayuda para no perder el equilibrio o caerse.
- 1. Incapaz de recoger la zapatilla y necesita supervisión mientras lo intenta.
- 2. Incapaz de recoger la zapatilla, pero se acerca a 2.5-5cm y mantiene el equilibrio sin ayuda.
- 3. Capaz de recoger la zapatilla pero con supervisión.
- 4. Capaz de recoger la zapatilla con seguridad y facilidad.

A.10. EN BIPEDESTACIÓN, GIRAR LA CABEZA HACIA ATRÁS SOBRE LOS HOMBROS DERECHO E IZQUIERDO

Instrucciones: «Gire el tronco para mirar directamente sobre el hombro izquierdo. Ahora pruebe a mirar por encima del hombro derecho»

- 0. Necesita ayuda para no caerse.
- 1. Necesita supervisión en los giros.
- 2. Gira sólo de lado, pero mantiene el equilibrio.
- 3. Mira sólo hacia atrás por un lado; el otro lado muestra un desplazamiento menor del peso.
- 4. mira hacia atrás por ambos lados y practica un buen desplazamiento del peso.

A.11. GIRO DE 360 GRADOS

Instrucciones: «Dé una vuelta completa en círculo. Haga una pausa, y luego trace el círculo de vuelta en la otra dirección»

- 0. Necesita ayuda mientras gira.
- 1. Necesita estrecha supervisión y órdenes verbales.
- 2. Capaz de girar 360 grados con seguridad pero con lentitud.
- 3. Capaz de girar 360 grados con seguridad sólo por un lado en menos de 4 segundos.
- 4. Capaz de girar 360 grados con seguridad en menos de 4 segundos por ambos lados.

A.12. SUBIR ALTERNATIVAMENTE UN PIE SOBRE UN ESCALÓN O ESCABEL EN BIPEDESTACIÓN SIN APOYO

Instrucciones: «Coloque primero un pie y luego el otro sobre un escalón. Continúe hasta haber subido ambos pies cuatro veces»

- 0. Necesita ayuda para no caer/incapaz de intentarlo.
- 1. Capaz de completar menos de dos pasos; necesita ayuda mínima.
- 2. Capaz de estar de pie sin ayuda pero con supervisión.
- 3. Capaz de estar de pie sin ayuda y completar los ocho pasos en más de 20 segundos.
- 4. Capaz de estar de pie sin ayuda y con seguridad, y completar los ocho pasos en menos de 20 segundos.

A.13. BIPEDESTACIÓN SIN APOYO CON UN PIE ADELANTADO

Instrucciones: «Ponga un pie justo delante del otro. Si le parece que no puede ponerlo justo delante, trate de avanzar lo suficiente el pie para que el talón quede por delante de los dedos del pie atrasado»

- 0. Pierde el equilibrio mientras da el paso o está de pie.
- 1. Necesita ayuda para dar el paso, pero aguanta 15 segundos.
- 2. Capaz de dar un pasito sin ayuda y aguantar 30 segundos.
- 3. Capaz de poner un pie delante del otro sin ayuda y aguantar 30 segundos.
- 4. Capaz de colocar los pies en tándem sin ayuda y aguantar 30 segundos.

A.14. MONOPEDESTACIÓN

Instrucciones: «Permanezca de pie sobre una sola pierna todo lo que pueda sin apoyarse en nada»

- 0. Incapaz de intentarlo o necesita ayuda para no caerse.
- 1. Intenta levantar la pierna; es incapaz de aguantar 3 segundos, pero se mantiene en pie sin ayuda.
- 2. Capaz de levantar la pierna sin ayuda y aguantar 3 segundos.
- 3. Capaz de levantar la pierna sin ayuda y aguantar 5 o 10 segundos.
- 4. Capaz de levantar la pierna sin ayuda y aguantar más de 10 segundos.

CONSENTIMIENTO INFORMADO

En este Anexo se muestra la hoja de Consentimiento informado que han tenido que firmar las personas que han participado como sujetos para la grabación del conjunto de datos. En ella se explica el objetivo del estudio, la descripción de las pruebas que se van a realizar y la colocación de los sensores en el cuerpo. Además, se le indica la información que se va a recopilar durante el experimento y cómo se va a asegurar el anonimato de los participantes.

En las siguientes dos hojas se muestra el documento de Consentimiento Informado:

CONSENTIMIENTO INFORMADO

1. Nombre del estudio.

Evaluación del deterioro funcional en la marcha del adulto mayor mediante un sistema de sensorización inercial y técnicas de aprendizaje automático.

2. Objetivo del estudio

El propósito del estudio es obtener datos inerciales de la marcha humana en diferentes condiciones para elaborar un conjunto de datos que permita entrenar modelos predictivos para la evaluación del deterioro funcional en la marcha del adulto mayor.

3. Tu participación en este estudio es voluntaria

Su participación en este estudio es totalmente voluntaria y puedes decidir no participar. Puedes tomarte un descanso en cualquier momento, solo dile al investigador que lo necesitas.

Puedes en cualquier momento retirar el consentimiento y abandonar el experimento sin dar ninguna razón.

4. Descripción del estudio.

Para la realización de este experimento se le citará a una determinada hora en el laboratorio *WeCareLab*, localizado en el ITSI (Instituto de tecnologías y sistemas de la información). Durante la realización de la prueba se seguirán los protocolos sanitarios contra la pandemia del COVID-19, por lo que será obligatorio el uso de mascarilla durante la realización del experimento.

Se prevé realizar este experimento con 10-20 sujetos. La realización del experimento será individual, estando solo usted y los investigadores en la sala durante la realización de este.

Para la realización de este experimento se le colocarán ocho sensores inerciales en el cuerpo mediante cintas o pegas. La localización de los sensores será la siguiente:

- Dos sensores, uno en el pie izquierdo y otro en el derecho, ubicado a la altura del primer metatarsiano.
- Dos sensores, uno en la parte inferior de la pierna izquierdo y otro en la derecha, ubicado a la altura del músculo sóleo.
- Dos sensores, uno en la parte superior de la pierna izquierda y otro en la derecha, ubicado a la altura del bíceps femoral.
- Un sensor ubicado en la vertebra L5, encima de la región sacra.
- Un sensor ubicado en el esternón.

El experimento consistirá en la realización de 21 pruebas de 30 segundos cada una. Estas pruebas consisten en andar simulando una marcha patológica. Estas pruebas son: andar normal; andar sin que el pie derecho sobrepase al izquierdo; andar sin que el pie izquierdo sobrepase al derecho; andar arrastrando el pie derecho; andar arrastrando el pie izquierdo; andar interrumpiendo la marcha; andar con los talones separados; y andar produciendo desviaciones.

Durante la realización de las pruebas el personal investigador le guiará y le explicará cómo realizar el experimento.

La duración prevista del experimento es de una hora. Durante este tiempo se le explicará el procedimiento, se le colocarán los sensores y se le guiará en la realización de las pruebas.

5. La información que queremos recopilar

Además de la información obtenida de los sensores inerciales colocados en el cuerpo durante las distintas pruebas, se le preguntará antes de empezar por su edad y peso. Además, el equipo investigador le tomará medidas antropométricas mediante una cinta métrica: altura, altura del tren inferior, ancho de rodilla, altura de rodilla, ancho de tobillo, altura de tobillo y longitud del pie.

Las pruebas realizadas serán grabadas en video con el fin de permitir al equipo investigador etiquetar y/o consultar el video en caso de problemas en el tratamiento de datos.

6. Confidencialidad de los datos

Los datos obtenidos por los sensores y las medidas antropométricas serán anonimizados de forma de que usted no pueda ser reconocido/a por esos datos.

La grabación de la sesión en video podrá ser usada por el equipo investigador, pero no será incluida en el estudio. Cuando finalice el estudio, las grabaciones en video serán eliminadas.

La parte investigadora utilizará la información confidencial para obtener datos y conclusiones para su investigación, y no utilizará dicha información confidencial sin el consentimiento previo y por escrito del participante para ninguna otra finalidad.

Se le dará una copia de este documento firmado por usted y por el responsable investigador.

7. Persona responsable del estudio y persona de contacto.

Investigador: David Carneros Prado

Email: David.Carneros@uclm.es

teléfono: (+34) 69 [REDACTED] 6

En cualquier momento puede consultar dudas con el responsable del estudio a través del correo electrónico o por teléfono.

8. Acta de consentimiento

He leído el documento, entiendo las declaraciones contenidas en él y la necesidad de hacer constar mi consentimiento, para lo cual lo firmo libre y voluntariamente, recibiendo en el acto copia de este documento ya firmado.

Yo,, con DNI, mayor de edad o autorizado por mi representante legal, consiento en participar en esta investigación científica.

Firma del participante:

Firma del responsable:

En, a de de 2021

RESUMEN DE LAS GRABACIONES OBTENIDAS

Participante	Edad	Sexo	Grabación	Patología	Fotogramas
			1	Normal	3057
			2	Normal	3066
			3	Normal	3095
			4	Normal	3088
			5	Normal	3128
			6	LAP1	3145
			7	LAP1	3213
			8	LAP2	3441
			9	LAP2	3117
			10	LAP3	3244
1	22	Masculino	11	LAP3	3131
			12	LAP4	3242
			13	LAP4	3138
			14	DC	3018
			15	DC	3114
			16	PM	3129
			17	PM	3128
			18	DT1	3097
			19	DT1	3128
			20	DT2	3066
			21	DT2	3063
			1	Normal	3167
			2	Normal	3096
			3	Normal	3192
			4	Normal	3184
			5	Normal	3151

Sigue en la página siguiente.

Participante	Edad	Sexo	Grabación	Patología	Fotogramas
2	38	Masculino	6	LAP1	3141
			7	LAP1	3238
			8	LAP2	3157
			9	LAP2	3076
			10	LAP3	3108
			11	LAP3	3144
			12	LAP4	3097
			13	LAP4	3151
			14	DC	3137
			15	DC	3169
			16	PM	3158
			17	PM	3072
			18	DT1	MISS DATA
			19	DT1	MISS DATA
			20	DT2	MISS DATA
21	DT2	MISS DATA			
3	28	Masculino	1	Normal	3043
			2	Normal	3040
			3	Normal	3054
			4	Normal	3031
			5	Normal	3032
			6	LAP1	3131
			7	LAP1	3051
			8	LAP2	3110
			9	LAP2	3038
			10	LAP3	3143
			11	LAP3	3034
			12	LAP4	3034
			13	LAP4	3031
			14	DC	2953
			15	DC	3010
			16	PM	3040
			17	PM	3028
			18	DT1	3012
			19	DT1	3017
			20	DT2	3182
			21	DT2	3017
			1	Normal	3024
			2	Normal	3030
			3	Normal	-

Sigue en la página siguiente.

Participante	Edad	Sexo	Grabación	Patología	Fotogramas
			4	Normal	3092
			5	Normal	3219
			6	LAP1	3123
			7	LAP1	3182
			8	LAP2	3078
			9	LAP2	3051
			10	LAP3	3057
			11	LAP3	3045
			12	LAP4	3095
4	22	Masculino	13	LAP4	3002
			14	DC	3051
			15	DC	3061
			16	PM	3047
			17	PM	3145
			18	DT1	3183
			19	DT1	3044
			20	DT2	3030
			21	DT2	2981
			1	Normal	3043
			2	Normal	3040
			3	Normal	3054
			4	Normal	3031
			5	Normal	3032
			6	LAP1	3131
			7	LAP1	3051
			8	LAP2	3110
			9	LAP2	3038
			10	LAP3	3143
5	66	Masculino	11	LAP3	3034
			12	LAP4	2951
			13	LAP4	3031
			14	DC	2953
			15	DC	3031
			16	PM	3040
			17	PM	3028
			18	DT1	MISS DATA
			19	DT1	MISS DATA
			20	DT2	MISS DATA
			21	DT2	MISS DATA
			1	Normal	3051

Sigue en la página siguiente.

Participante	Edad	Sexo	Grabación	Patología	Fotogramas
			2	Normal	3041
			3	Normal	3042
			4	Normal	3060
			5	Normal	3036
			6	LAP1	3128
			7	LAP1	3054
			8	LAP2	3044
			9	LAP2	3044
			10	LAP3	3037
			11	LAP3	3043
6	28	Masculino	12	LAP4	3094
			13	LAP4	3067
			14	DC	3049
			15	DC	3016
			16	PM	3051
			17	PM	3042
			18	DT1	MISS DATA
			19	DT1	MISS DATA
			20	DT2	MISS DATA
			21	DT2	MISS DATA
			1	Normal	3067
			2	Normal	3043
			3	Normal	3090
			4	Normal	3068
			5	Normal	3043
			6	LAP1	3034
			7	LAP1	3055
			8	LAP2	3073
			9	LAP2	3024
			10	LAP3	3053
7	25	Masculino	11	LAP3	3054
			12	LAP4	3030
			13	LAP4	3066
			14	DC	3075
			15	DC	3064
			16	PM	3043
			17	PM	3124
			18	DT1	MISS DATA
			19	DT1	MISS DATA
			20	DT2	MISS DATA

Sigue en la página siguiente.

Participante	Edad	Sexo	Grabación	Patología	Fotogramas
			21	DT2	MISS DATA
			1	Normal	3057
			2	Normal	3041
			3	Normal	3125
			4	Normal	3051
			5	Normal	3015
			6	LAP1	3061
			7	LAP1	3043
			8	LAP2	3018
			9	LAP2	3053
			10	LAP3	3032
8	25	Femenino	11	LAP3	3074
			12	LAP4	3051
			13	LAP4	2978
			14	DC	3133
			15	DC	3048
			16	PM	3048
			17	PM	3070
			18	DT1	MISS DATA
			19	DT1	MISS DATA
			20	DT2	MISS DATA
			21	DT2	MISS DATA
			1	Normal	-
			2	Normal	3077
			3	Normal	3095
			4	Normal	3123
			5	Normal	3080
			6	LAP1	3063
			7	LAP1	3060
			8	LAP2	3149
			9	LAP2	3070
			10	LAP3	3134
9	23	Femenino	11	LAP3	3111
			12	LAP4	3089
			13	LAP4	3094
			14	DC	3122
			15	DC	3079
			16	PM	3127
			17	PM	3098
			18	DT1	3070

Sigue en la página siguiente.

Participante	Edad	Sexo	Grabación	Patología	Fotogramas
			19	DT1	3078
			20	DT2	3098
			21	DT2	3082
			1	Normal	3063
			2	Normal	3068
			3	Normal	3081
			4	Normal	3075
			5	Normal	3012
			6	LAP1	3067
			7	LAP1	3112
			8	LAP2	3112
			9	LAP2	3071
			10	LAP3	3131
10	20	Femenino	11	LAP3	3137
			12	LAP4	3114
			13	LAP4	3095
			14	DC	3150
			15	DC	3136
			16	PM	3083
			17	PM	3094
			18	DT1	3119
			19	DT1	3123
			20	DT2	3079
			21	DT2	3065

Tabla C.1: Resumen de las grabaciones obtenidas.

INFORME RESULTADO

En este Anexo se muestra el informe resultado de la evaluación de una marcha normal de ejemplo. En el Listado [E.1](#) se muestra el comando utilizado para la ejecución de la aplicación.

Listado D.1: Comando utilizado para general el informe que se muestra en este anexo

```
1 python run.py -f examples/record_1.xlsx -n David -s Carneros -a 23
```

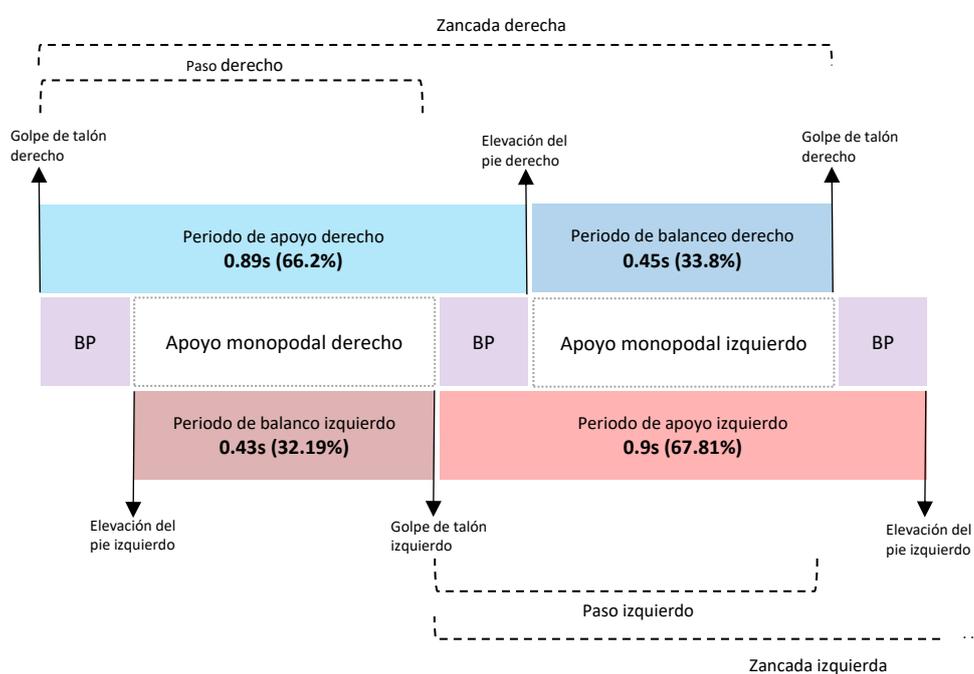
En las siguientes páginas se mostrará el informe:

Evaluación funcional de la marcha

1. Datos del paciente

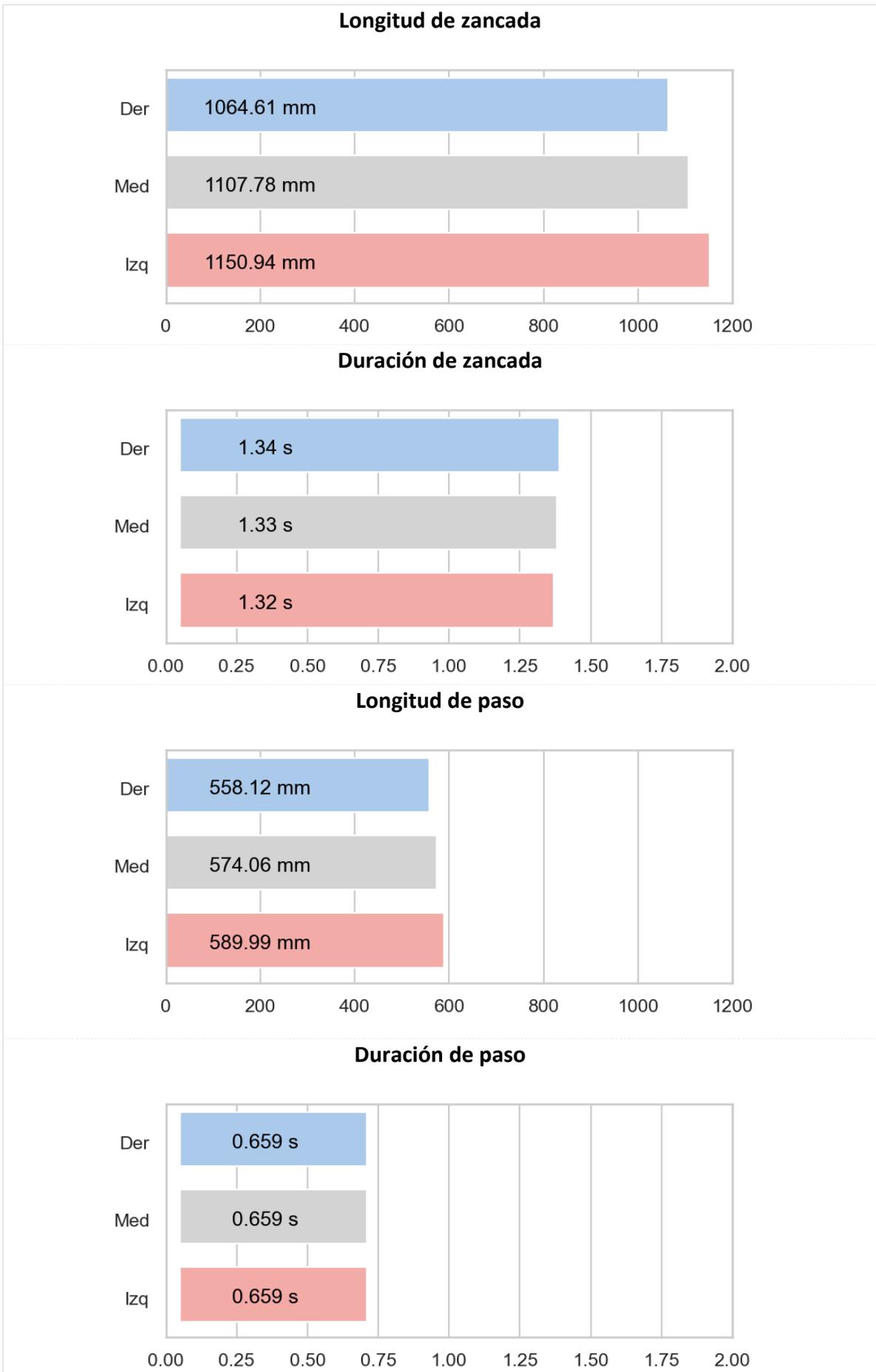
Nombre:	David		
Apellidos:	Carneros		
Edad:	23	Fecha de evaluación	27/09/2021

2. Parámetros espaciotemporales



Nº de zancadas derecha:	15	Nº de pasos derechos:	15
Nº de zancadas izquierda:	11	Nº de pasos izquierdos:	11

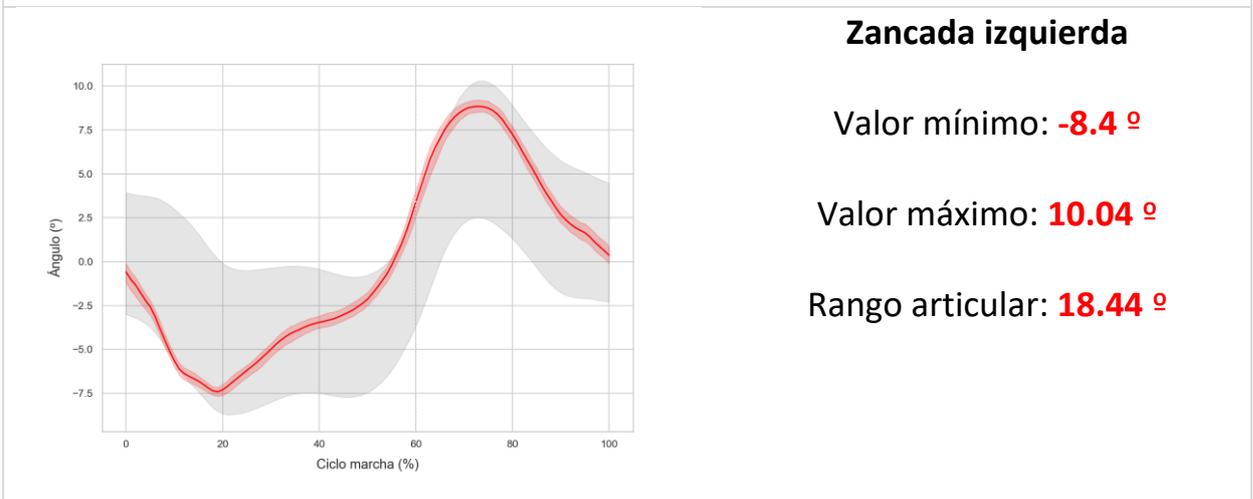
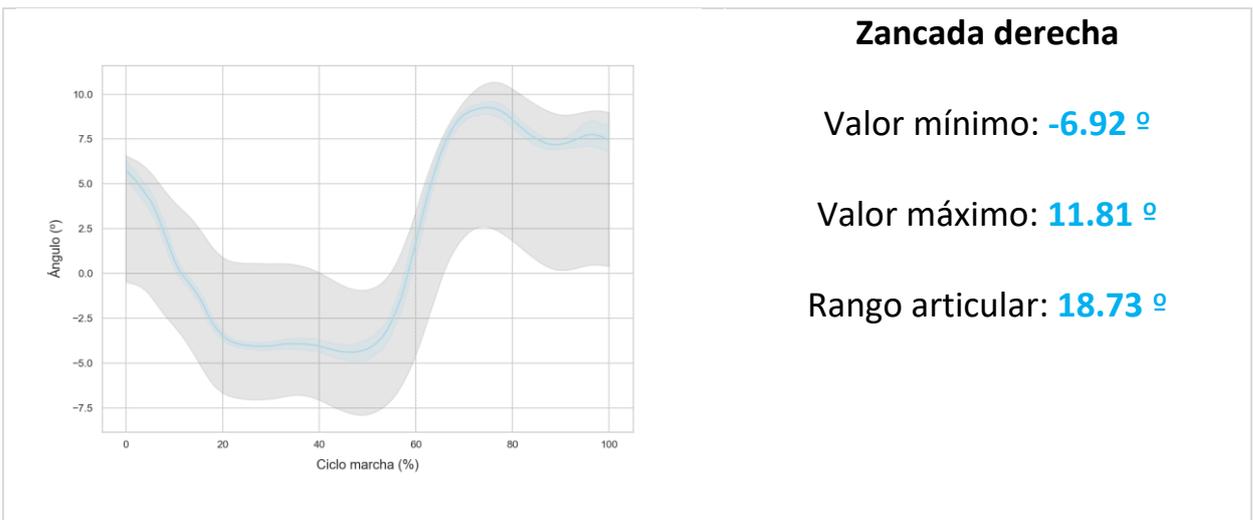
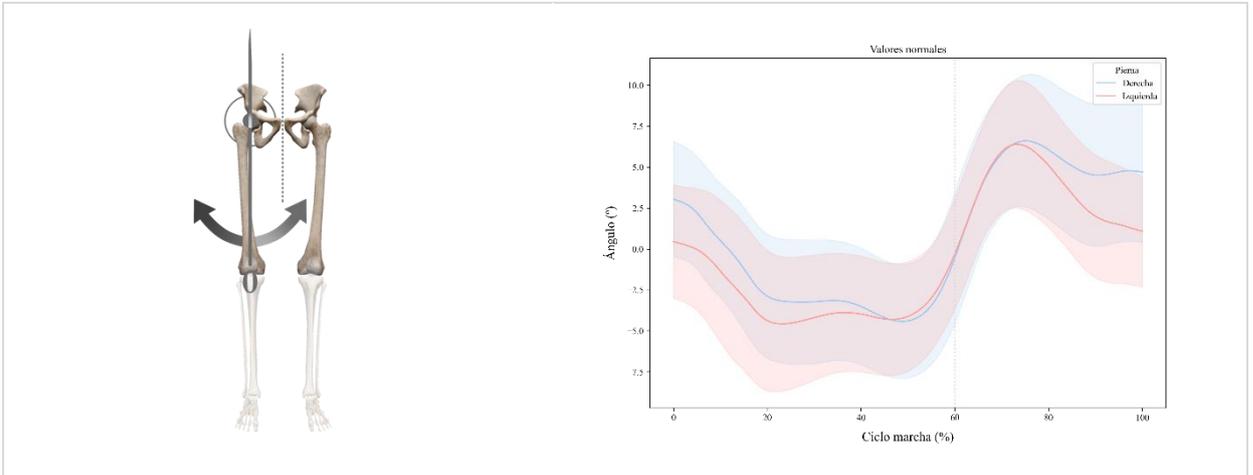
Max. Altura de talón der:	160.34 mm	Velocidad	0.52 m/s
Max. altura de talón izq:	146.15 mm	Cadencia	56.52 pasos/min
Ancho de sustentación	134.03 mm		



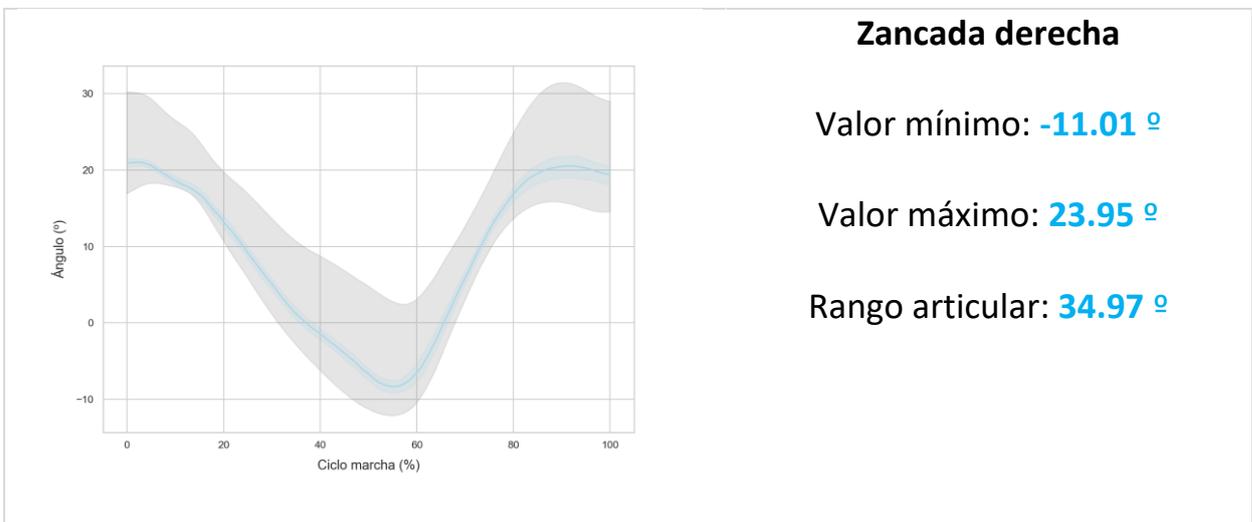
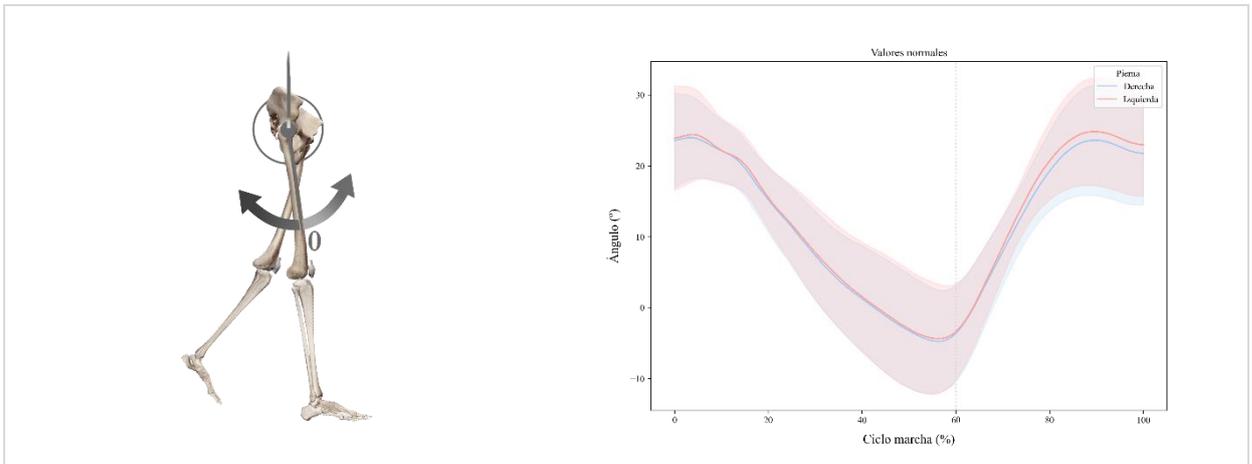
3. Parámetros Cinemáticos

3.1. Cadera

Abducción/Aducción



Flexión/Extensión

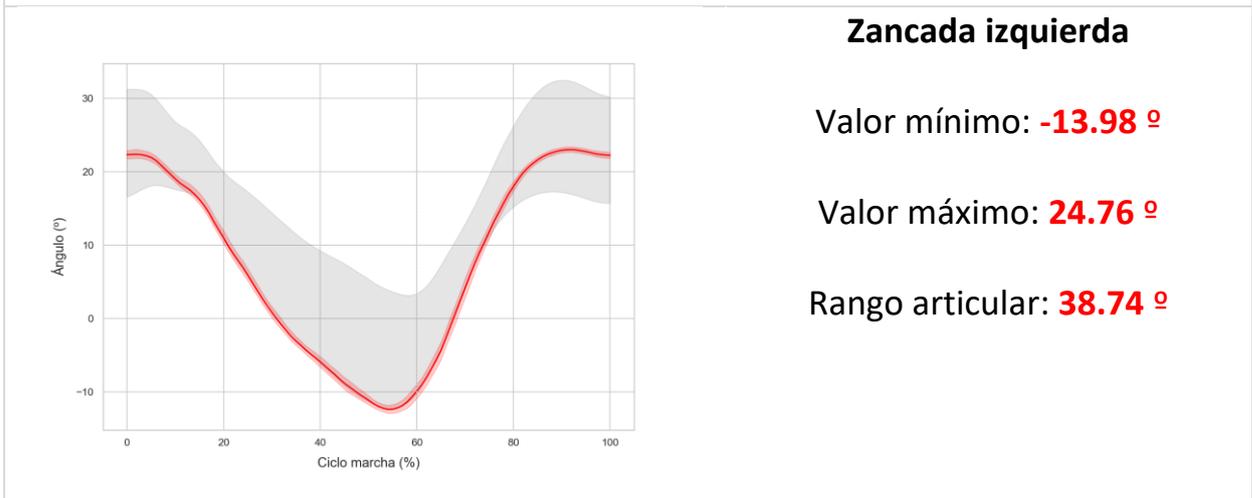


Zancada derecha

Valor mínimo: -11.01 °

Valor máximo: 23.95 °

Rango articular: 34.97 °



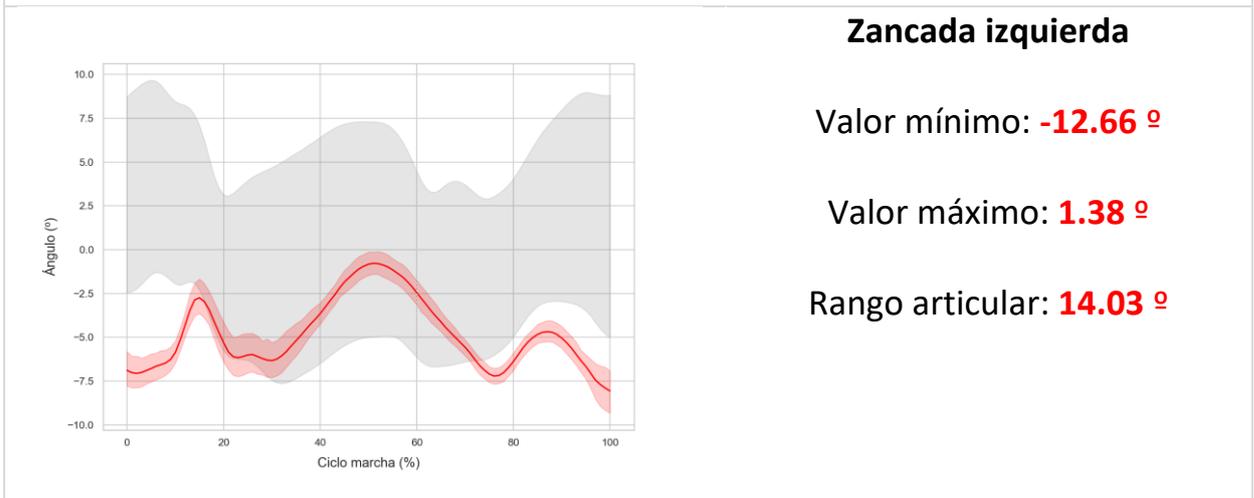
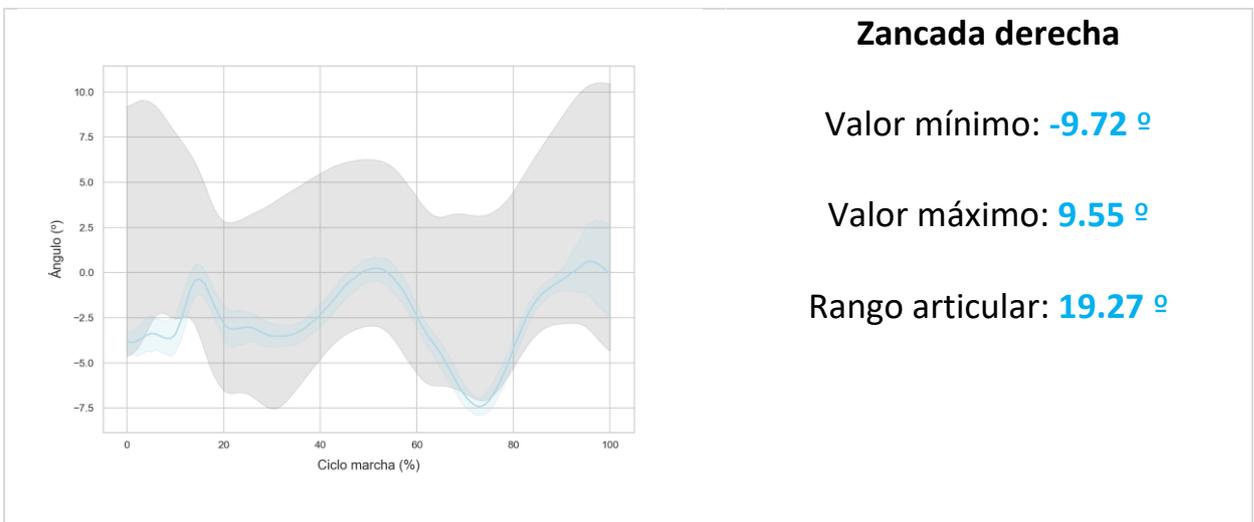
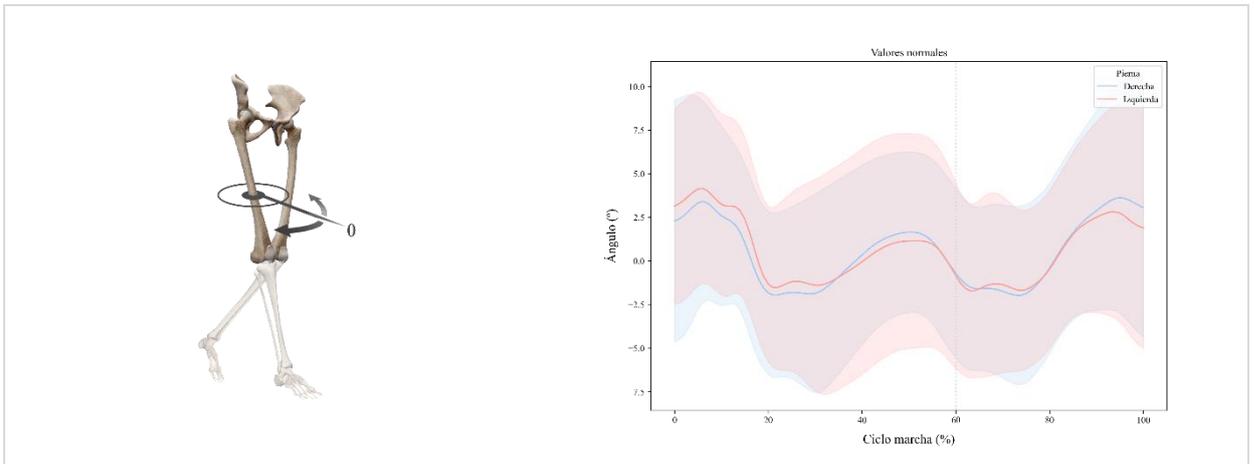
Zancada izquierda

Valor mínimo: -13.98 °

Valor máximo: 24.76 °

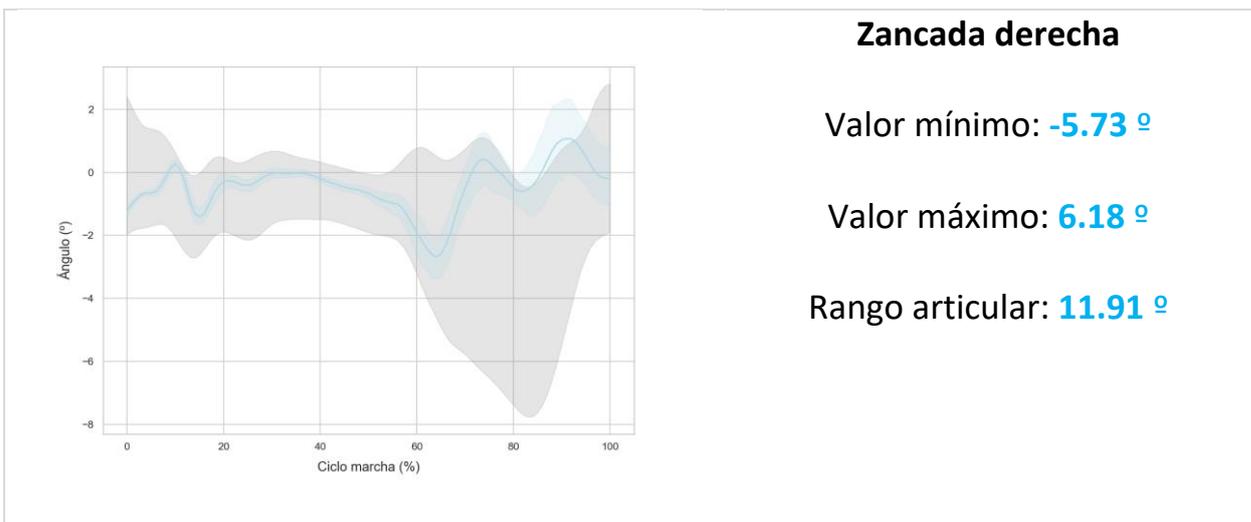
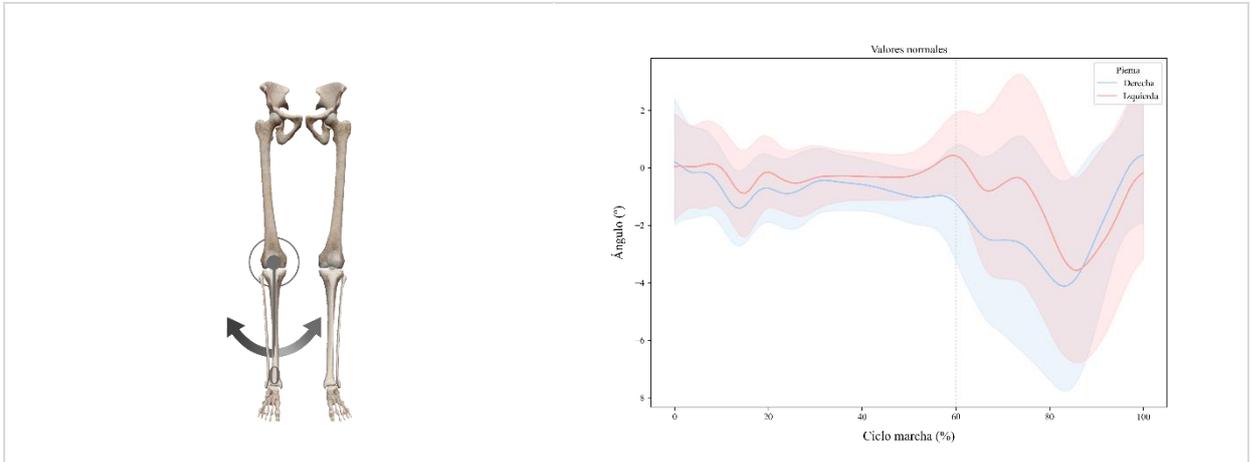
Rango articular: 38.74 °

Rotación Interna/Externa



3.2. Rodilla

Abducción/Aducción

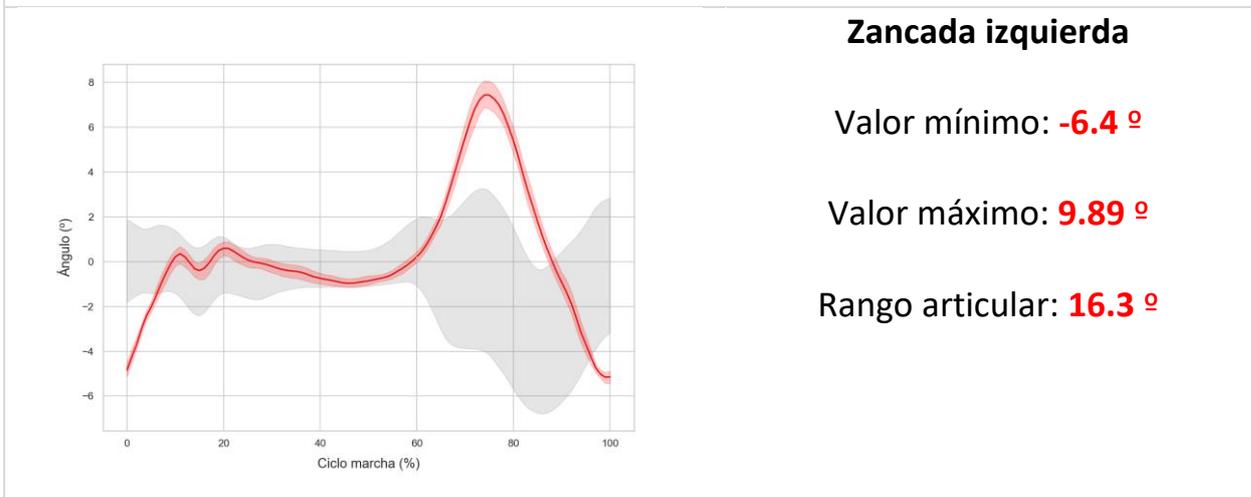


Zancada derecha

Valor mínimo: **-5.73 °**

Valor máximo: **6.18 °**

Rango articular: **11.91 °**



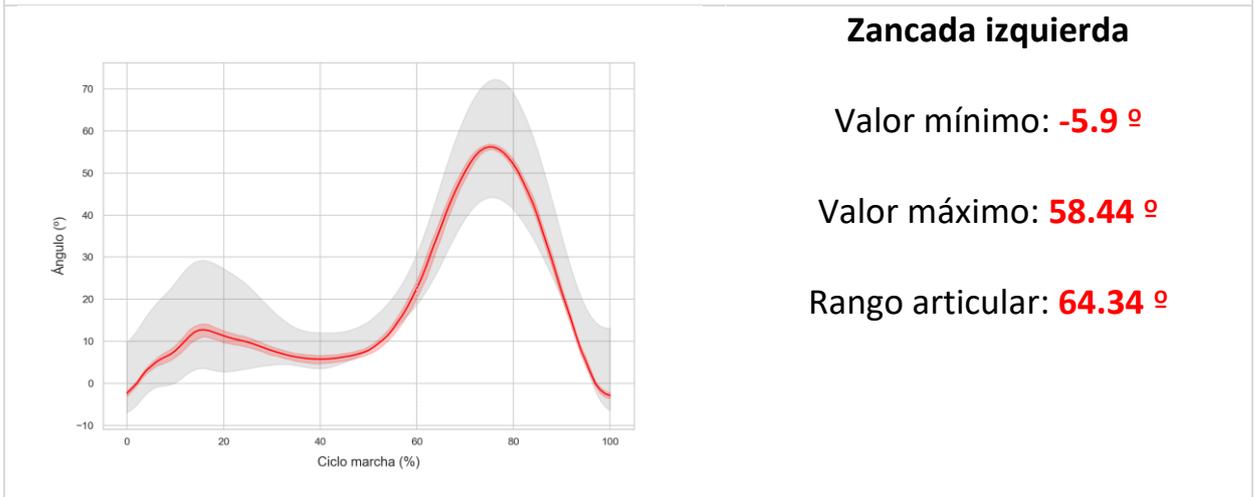
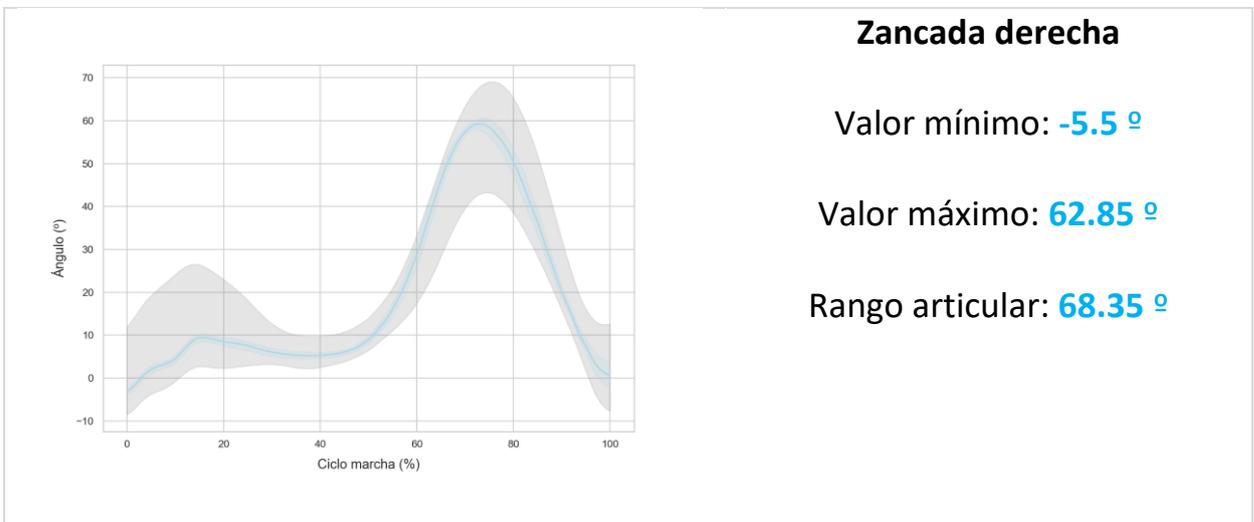
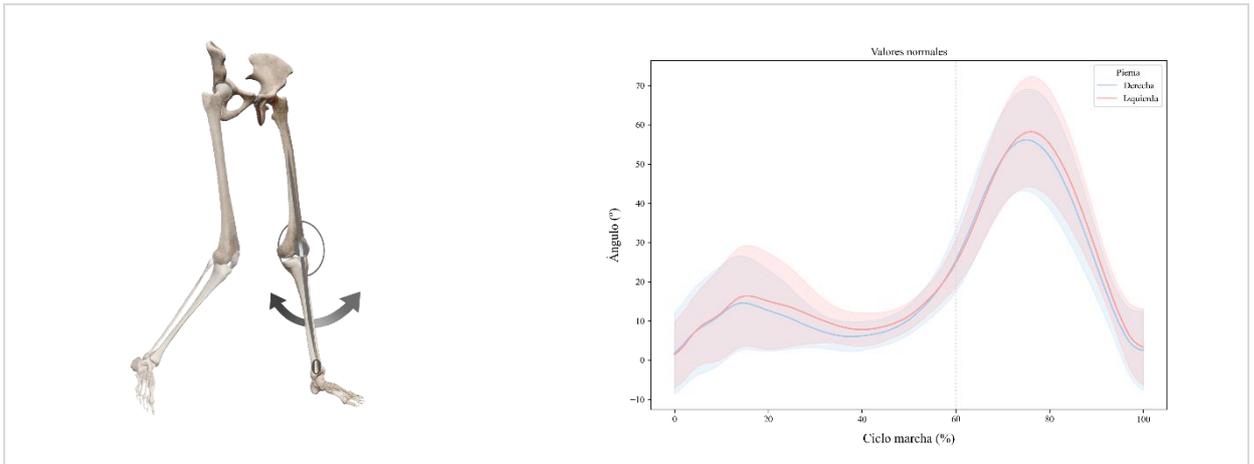
Zancada izquierda

Valor mínimo: **-6.4 °**

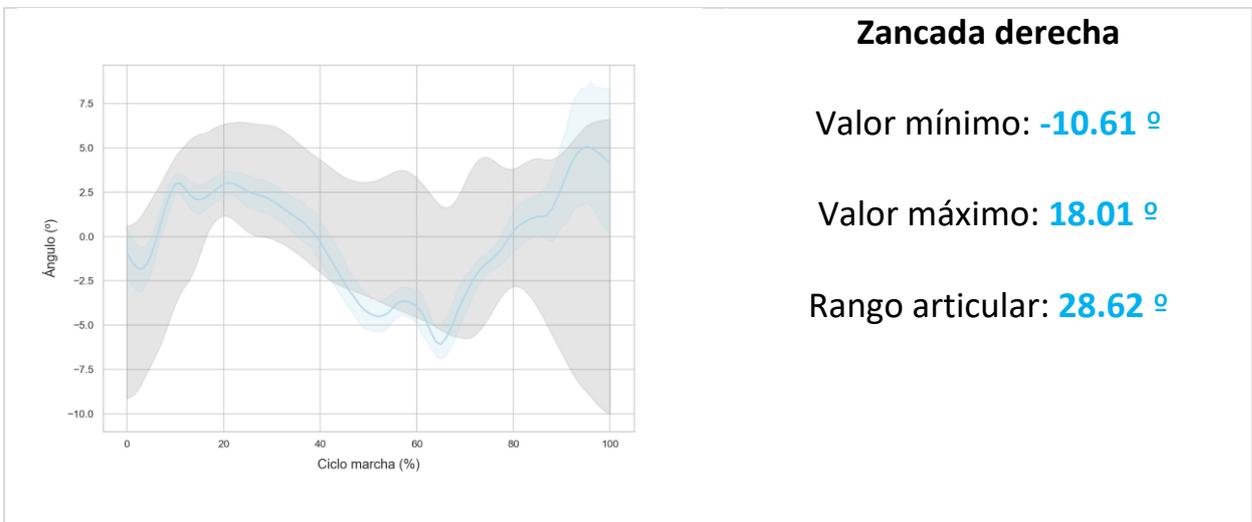
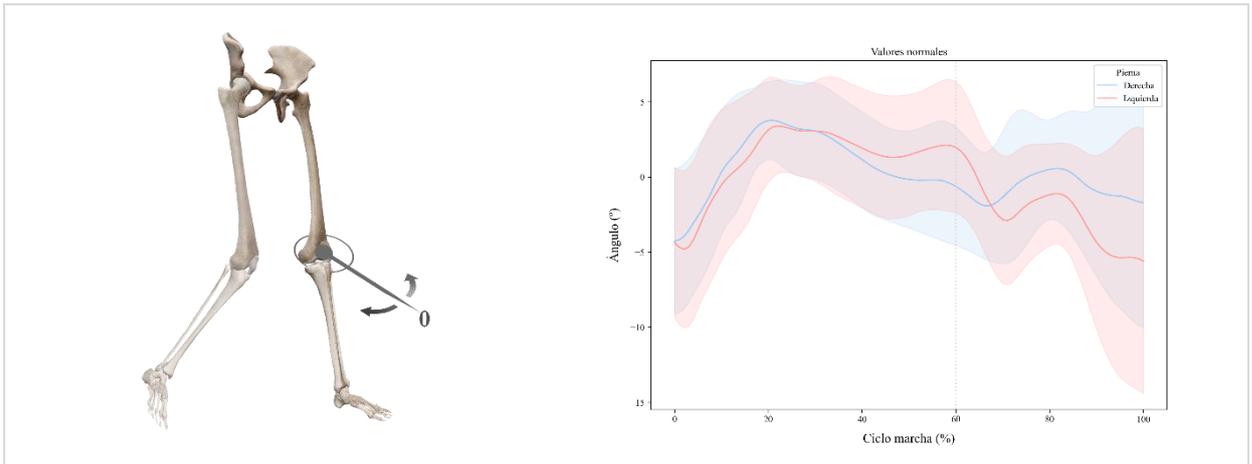
Valor máximo: **9.89 °**

Rango articular: **16.3 °**

Flexión/Extensión



Rotación Interna/Externa

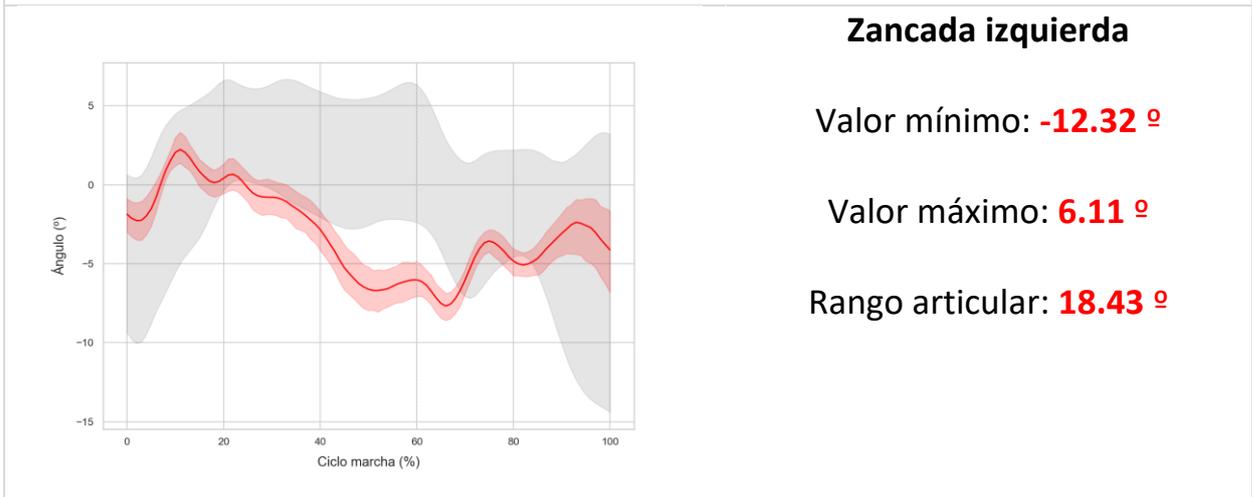


Zancada derecha

Valor mínimo: **-10.61 °**

Valor máximo: **18.01 °**

Rango articular: **28.62 °**



Zancada izquierda

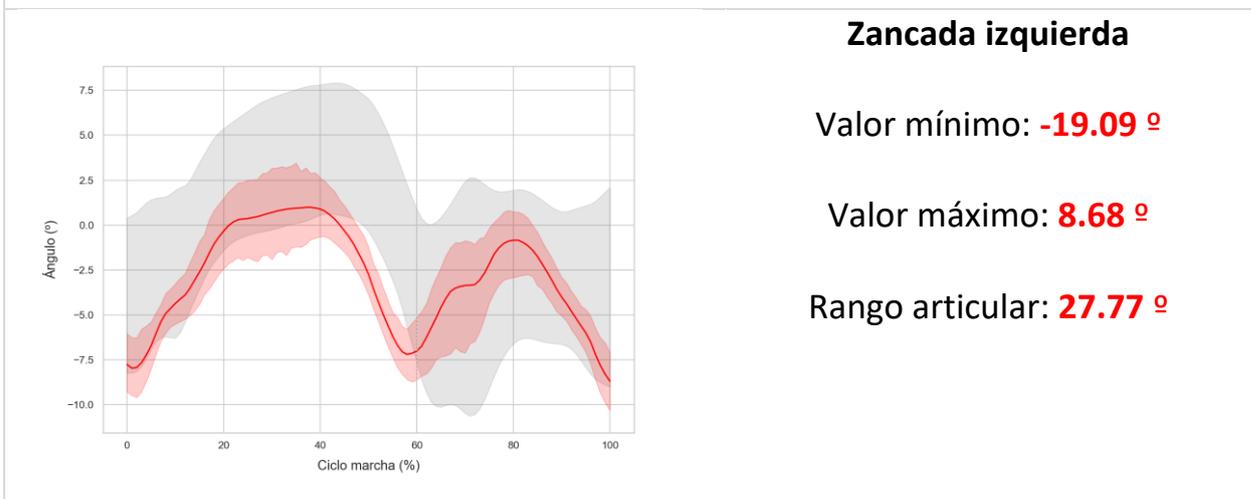
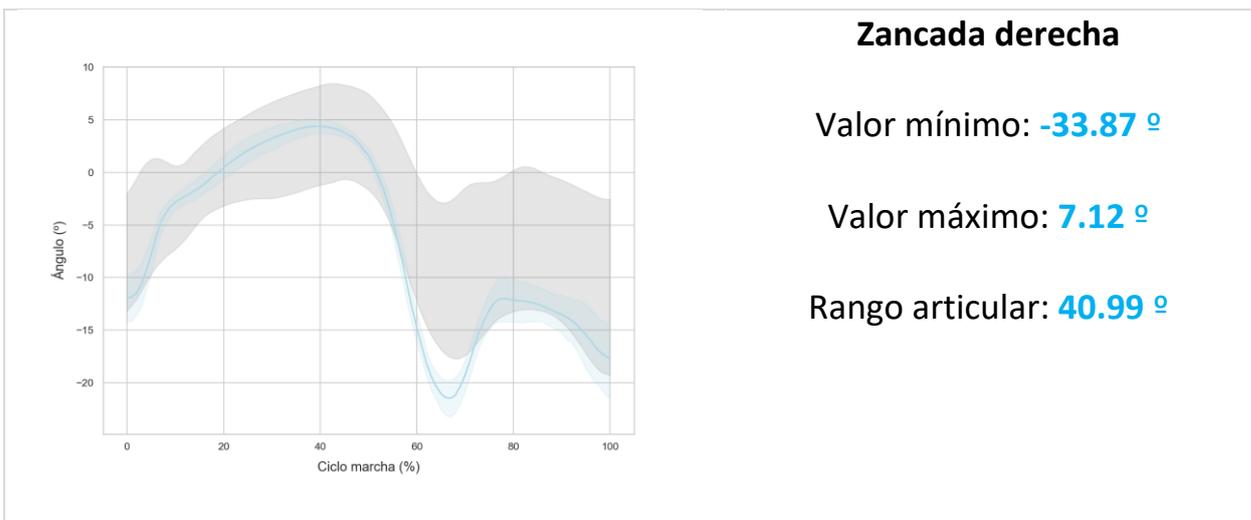
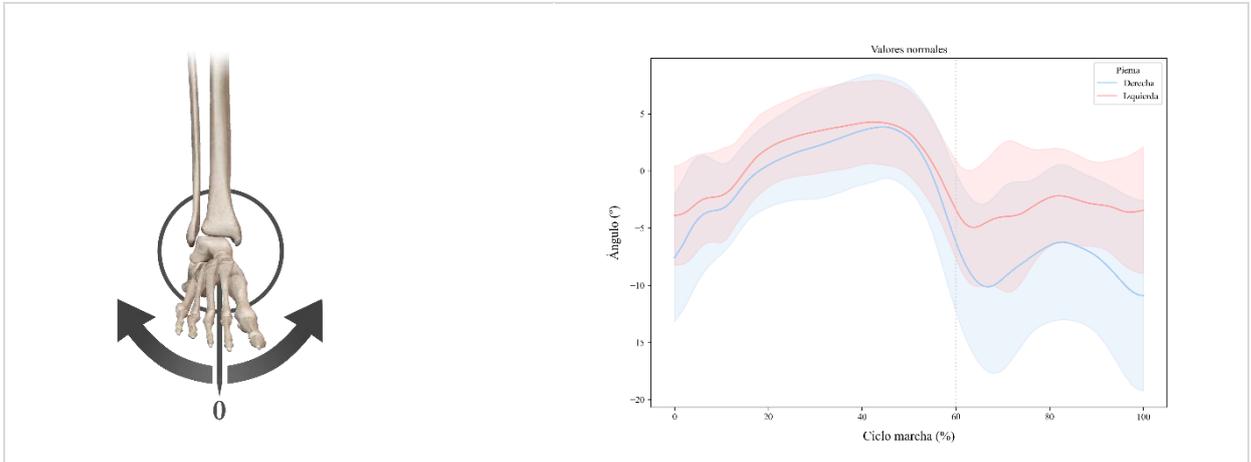
Valor mínimo: **-12.32 °**

Valor máximo: **6.11 °**

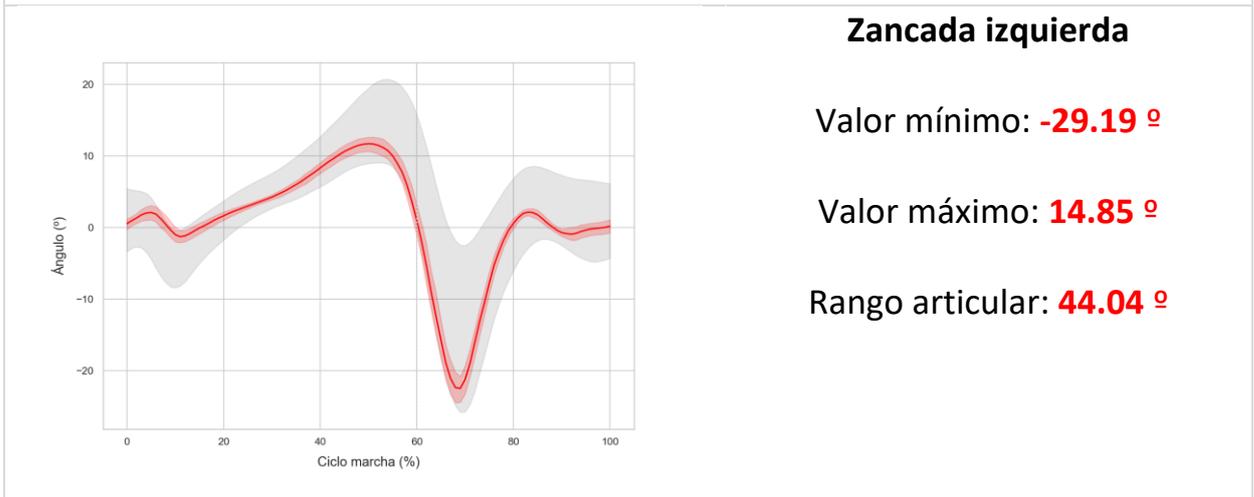
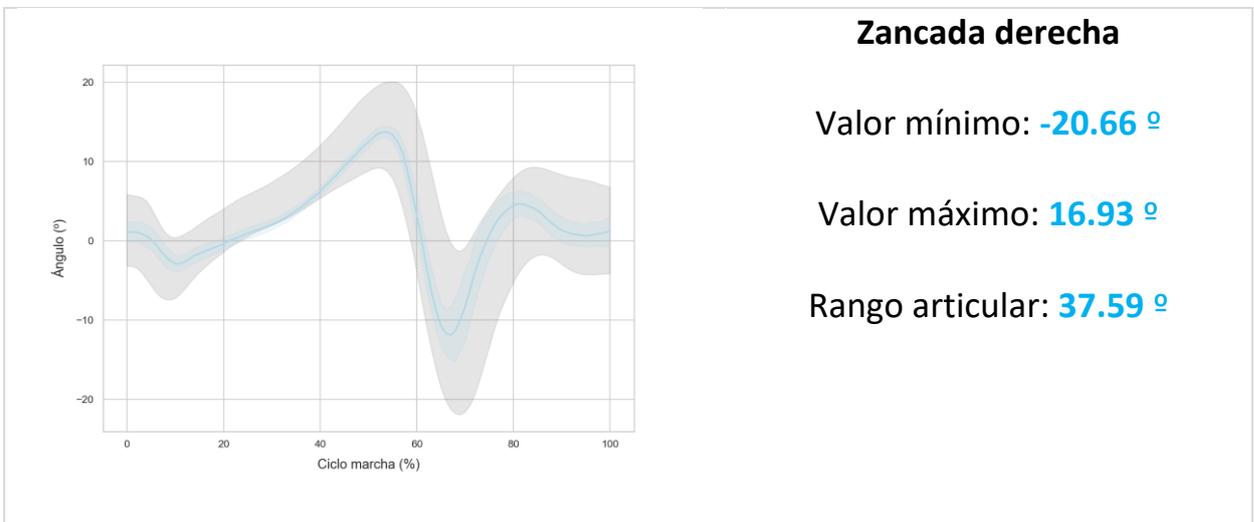
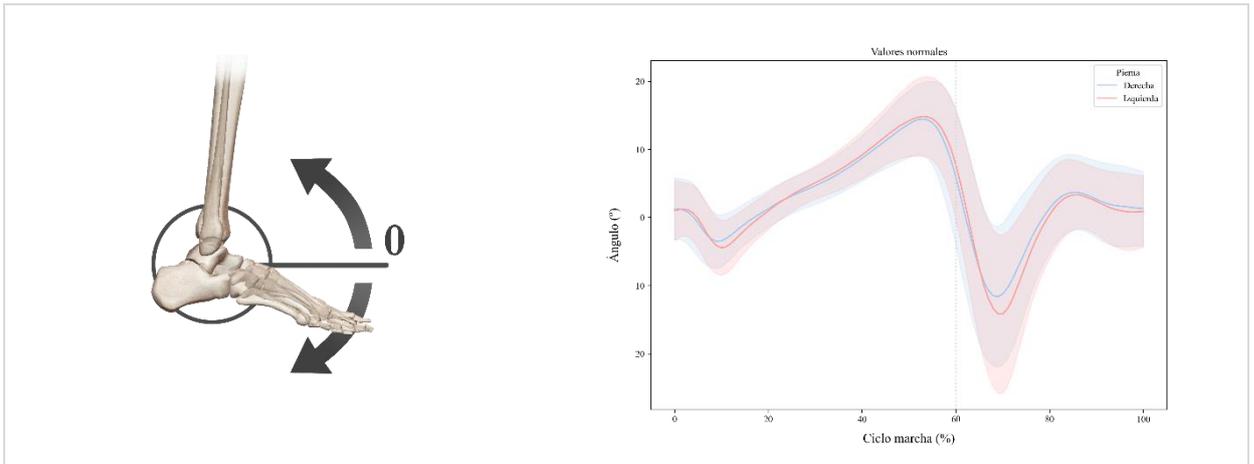
Rango articular: **18.43 °**

3.3. Tobillo

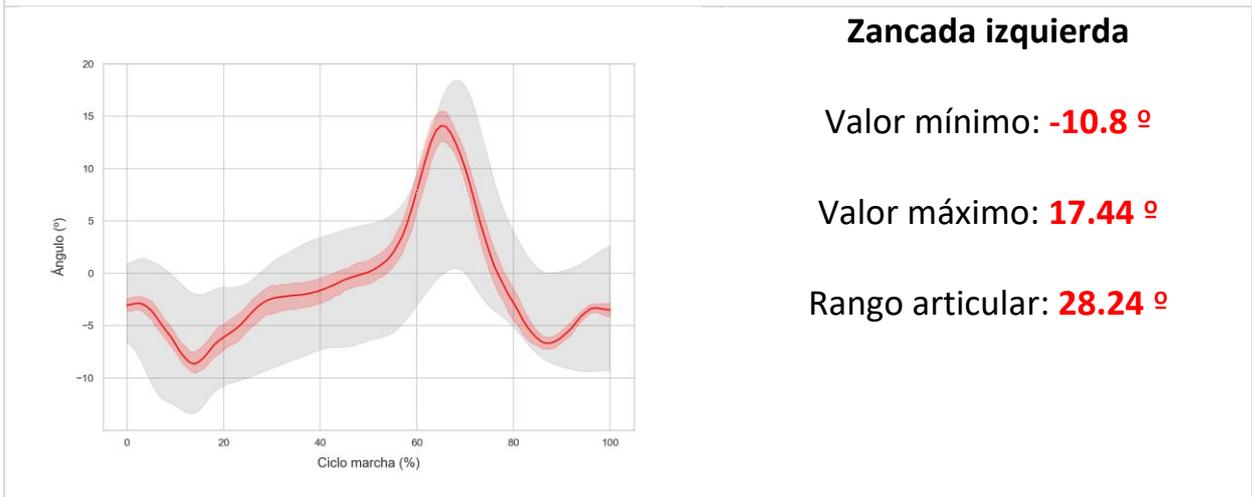
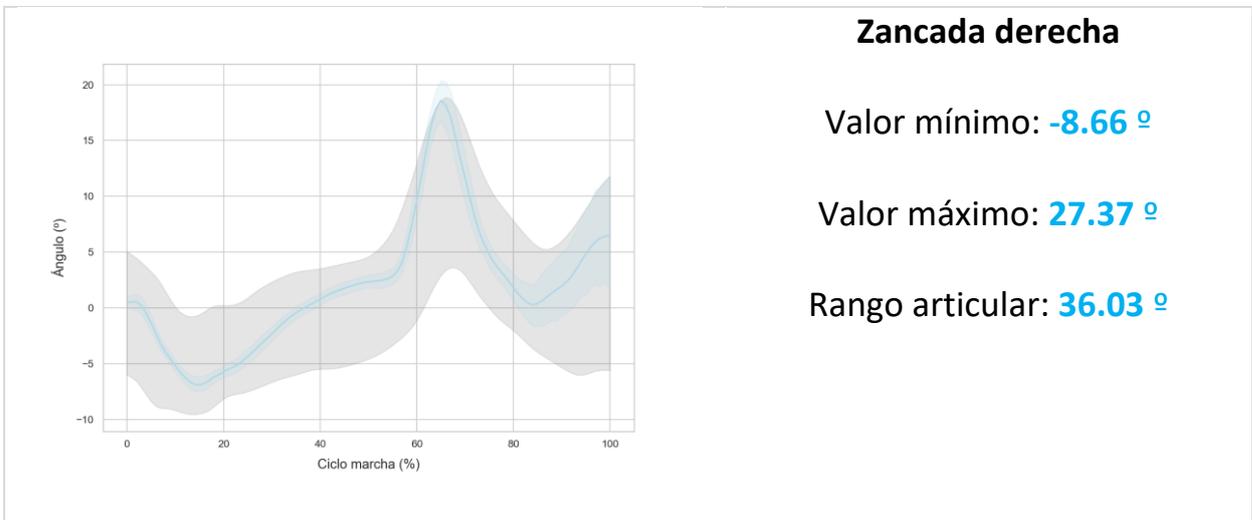
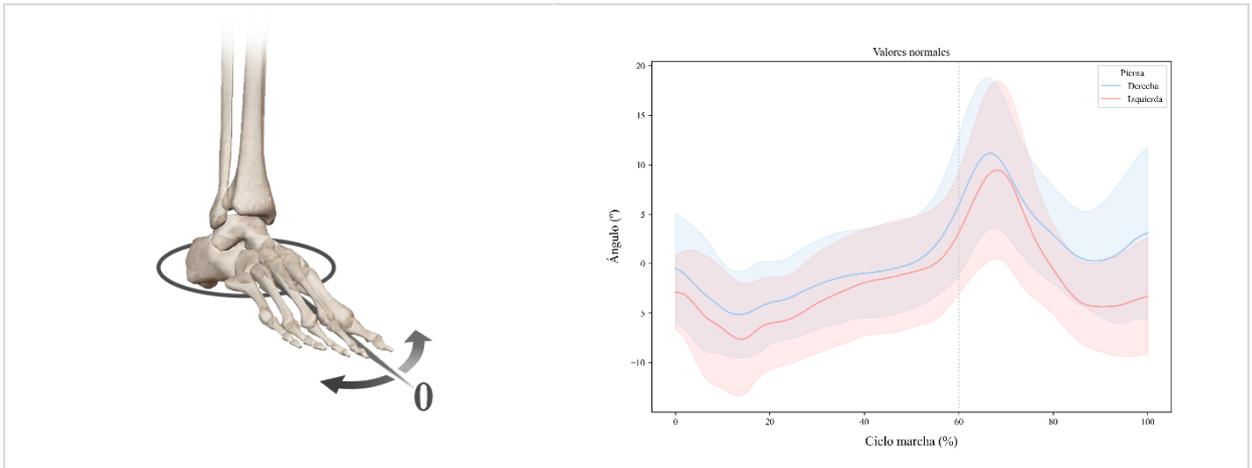
Abducción/Aducción



Dorsiflexión/plantarflexión



Rotación Interna/Externa



Evaluación funcional Tinetti

Comienzo de la marcha	
Duda o vacila o múltiple intentos para comenzar	0 (1.86)%
No vacilante	1 (98.14)%
Longitud y altura del paso	
El pie derecho no sobrepasa al izquierdo con el paso en la fase de balanceo	0 (0.62)%
El pie derecho sobrepasa al izquierdo	1 (99.38)%
El pie derecho no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase de balanceo	0 (2.51)%
El pie derecho se levanta completamente	1 (97.49)%
El pie izquierdo no sobrepasa al derecho con el paso en la fase de balanceo	0 (1.5)%
El pie izquierdo sobrepasa al derecho	1 (98.5)%
El pie izquierdo no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase de balanceo	0 (2.18)%
El pie izquierdo se levanta completamente	1 (97.82)%
Continuidad de los pasos	
Para o hay discontinuidad entre pasos	0 (1.86)%
Los pasos son continuos	1 (98.14)%
Trayectoria	
Marcada desviación	0 (2.0)%
Desviación moderada o media, o utiliza ayuda	1 (0.0)%
Derecho sin utilizar ayudas	2 (98.0)%
Postura de la marcha	
Talones separados	0 (1.07)%
Talones casi se tocan mientras camina	1 (98.93)%

Puntuación total: **9/9**

* Los valores normales de los parámetros cinemáticos han sido obtenidos de 10 sujetos sanos.

INFORME CON PATOLÓGICA

En este Anexo se muestra el informe resultado de la evaluación de una marcha patológica de ejemplo. En el Listado [E.1](#) se muestra el comando utilizado para la ejecución de la aplicación.

Listado E.1: Comando utilizado para general el informe que se muestra en este anexo

```
1 python run.py -f examples/record_2.xlsx -n David -s Carneros -a 23
```

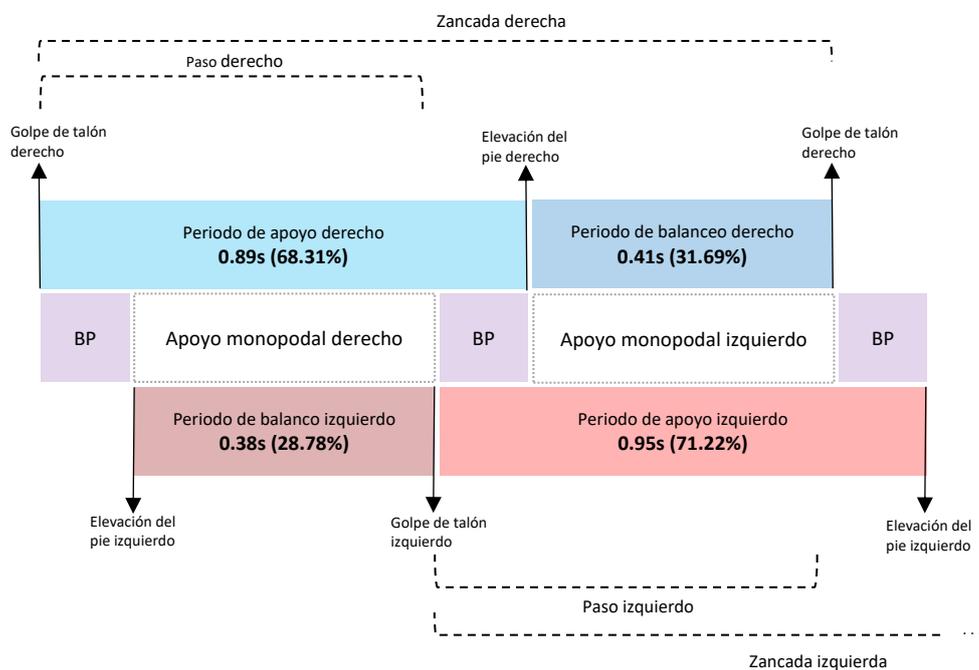
En las siguientes páginas se mostrará el informe:

Evaluación funcional de la marcha

1. Datos del paciente

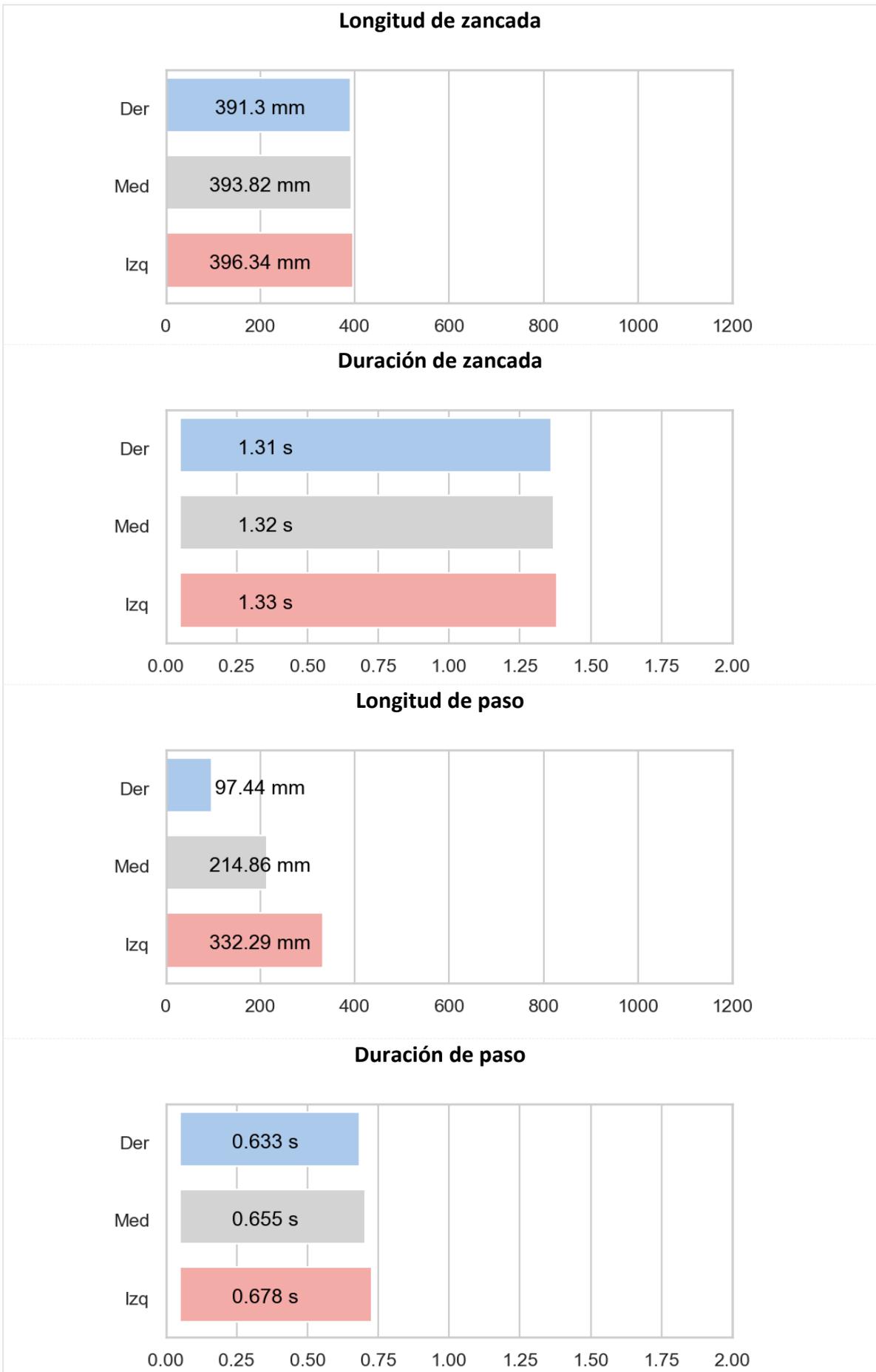
Nombre:	David		
Apellidos:	Carneros		
Edad:	23	Fecha de evaluación	27/09/2021

2. Parámetros espaciotemporales



Nº de zancadas derecha:	20	Nº de pasos derechos:	20
Nº de zancadas izquierda:	17	Nº de pasos izquierdos:	17

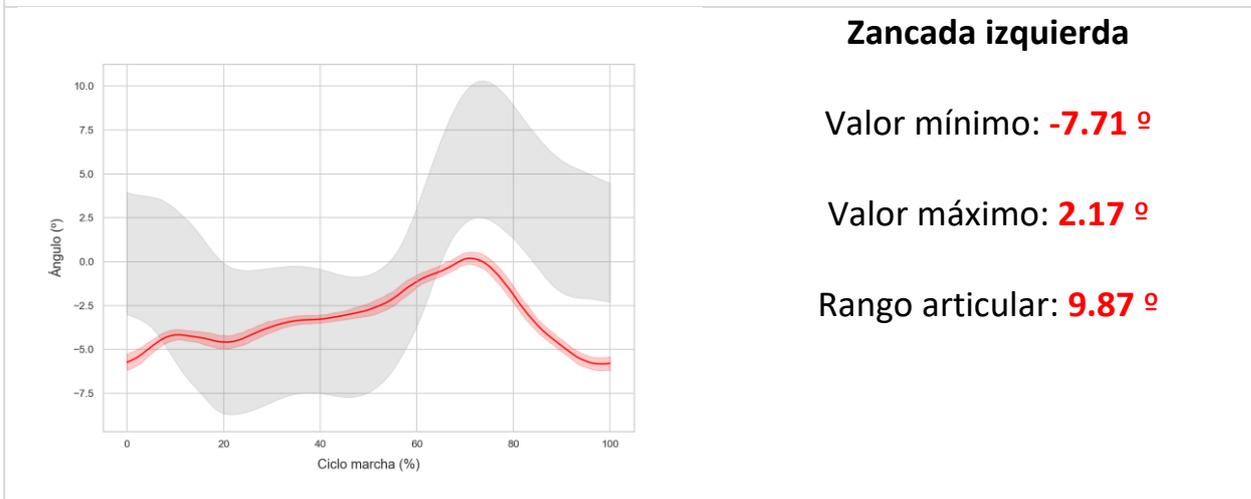
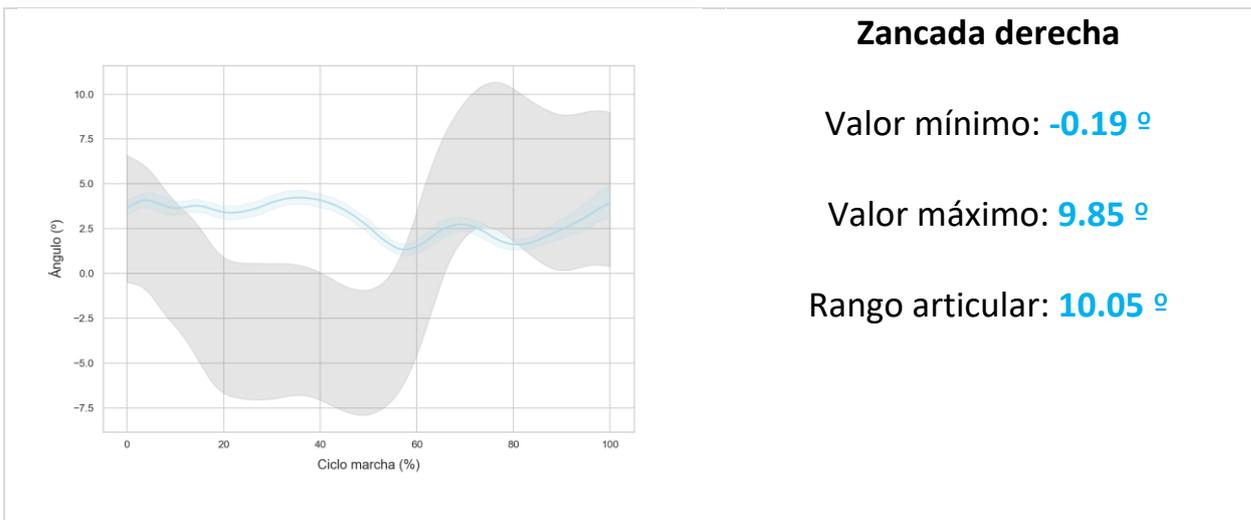
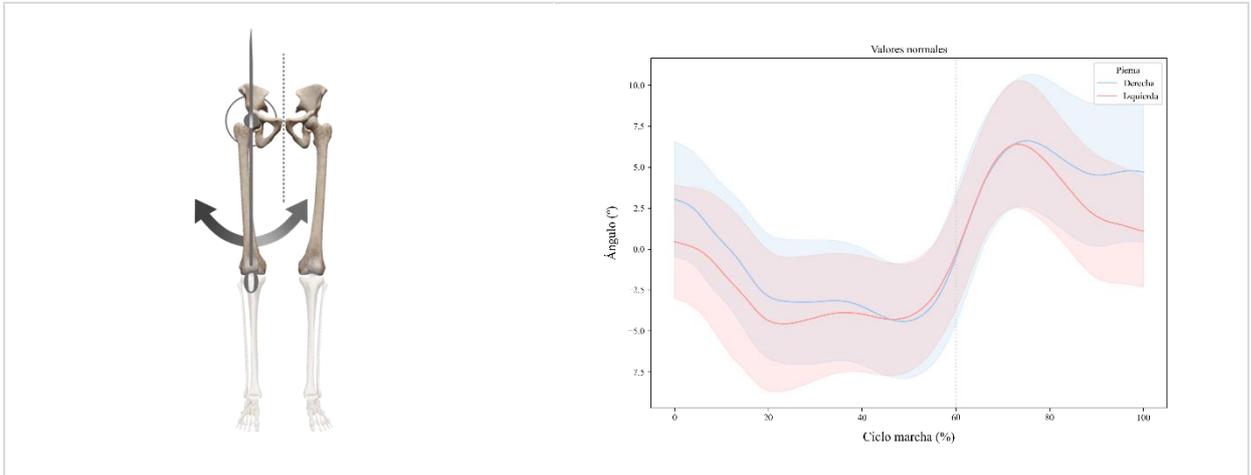
Max. Altura de talón der:	41.15 mm	Velocidad	0.25 m/s
Max. altura de talón izq:	121.12 mm	Cadencia	75.08 pasos/min
Ancho de sustentación	211.2 mm		



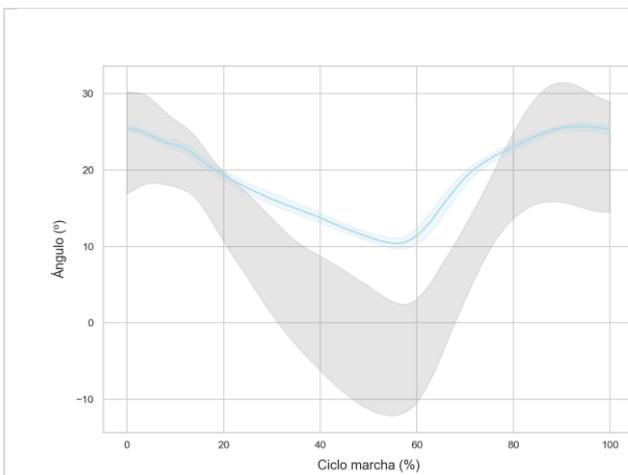
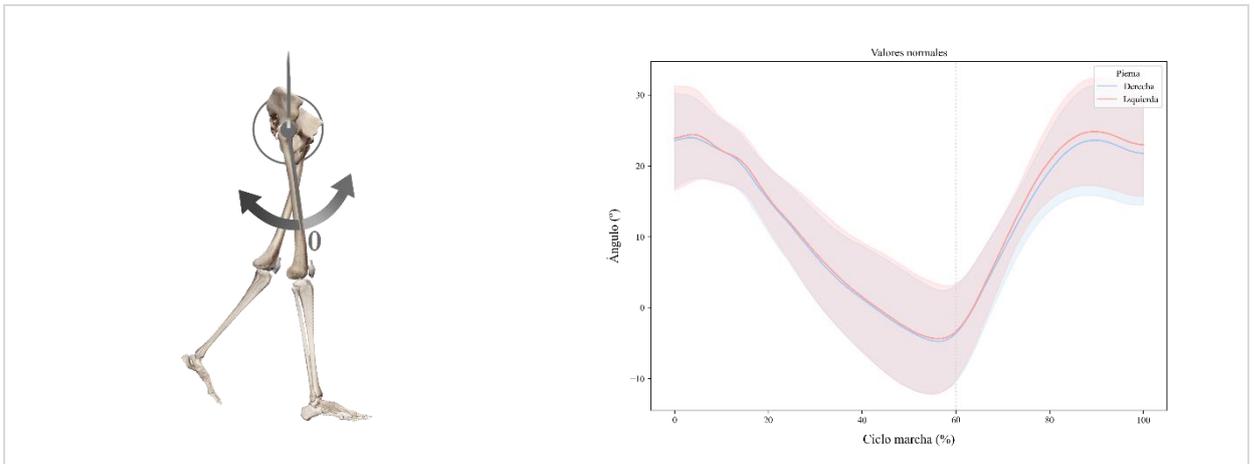
3. Parámetros Cinemáticos

3.1. Cadera

Abducción/Aducción



Flexión/Extensión

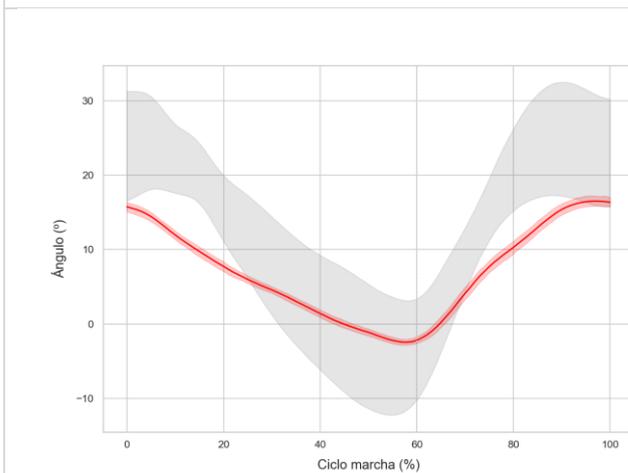


Zancada derecha

Valor mínimo: **6.01 °**

Valor máximo: **27.58 °**

Rango articular: **21.57 °**



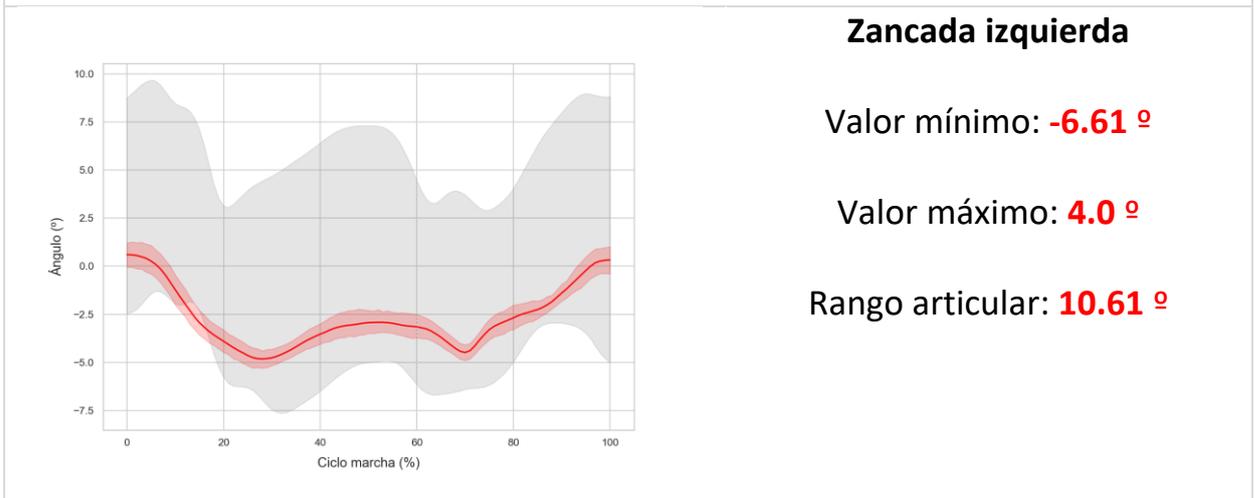
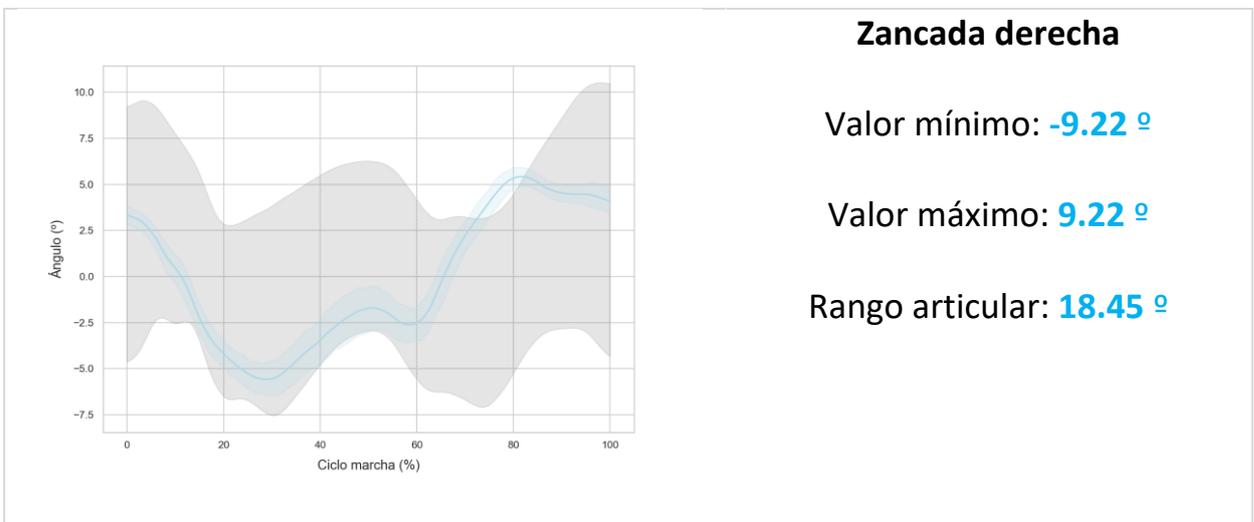
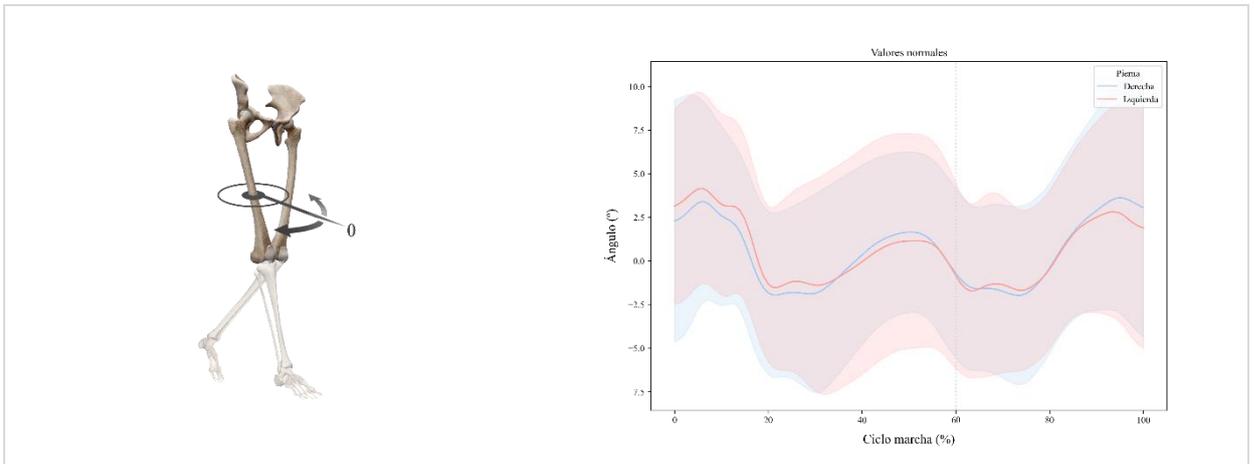
Zancada izquierda

Valor mínimo: **-3.88 °**

Valor máximo: **20.15 °**

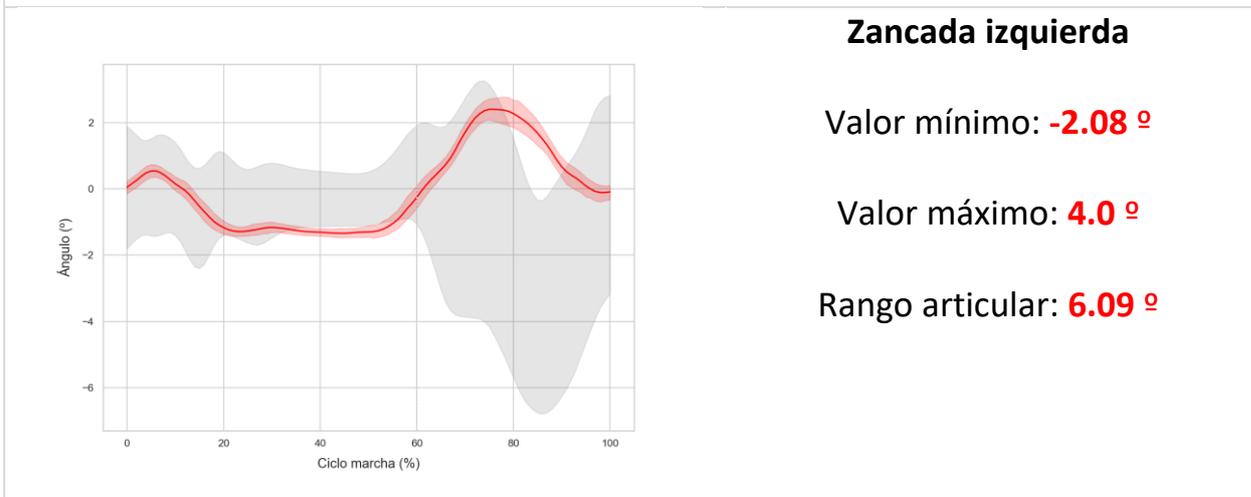
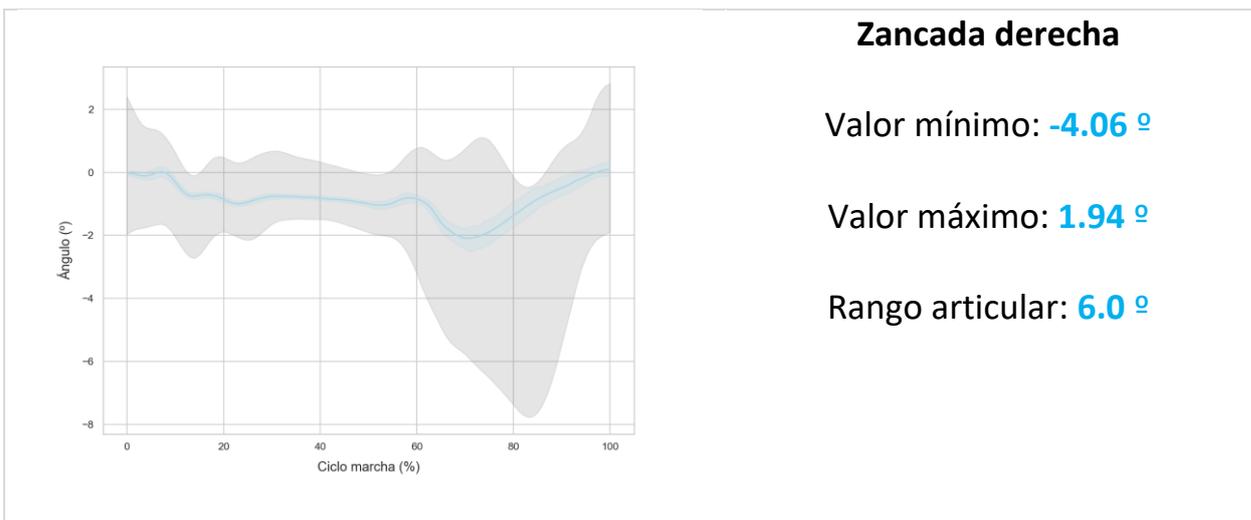
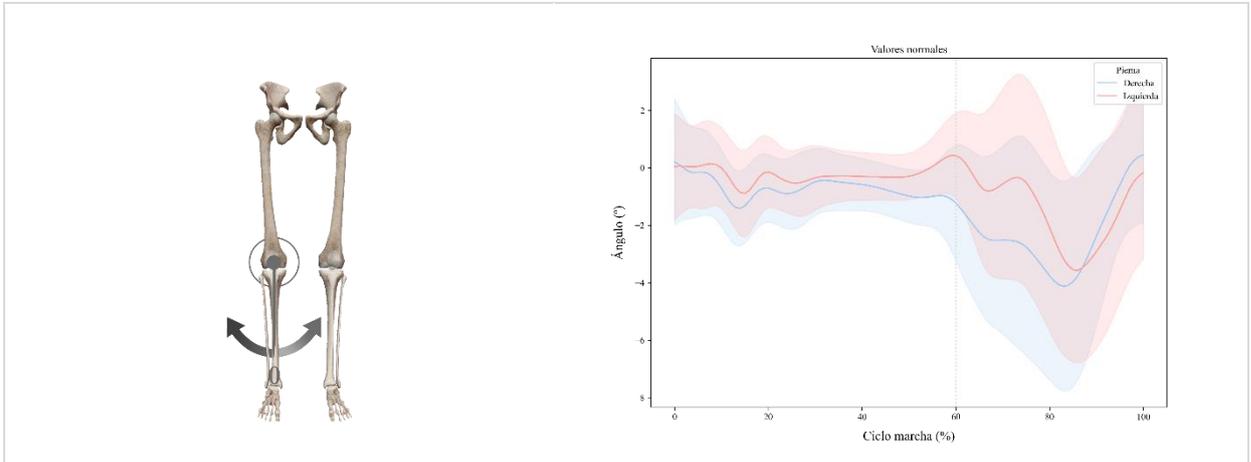
Rango articular: **24.03 °**

Rotación Interna/Externa

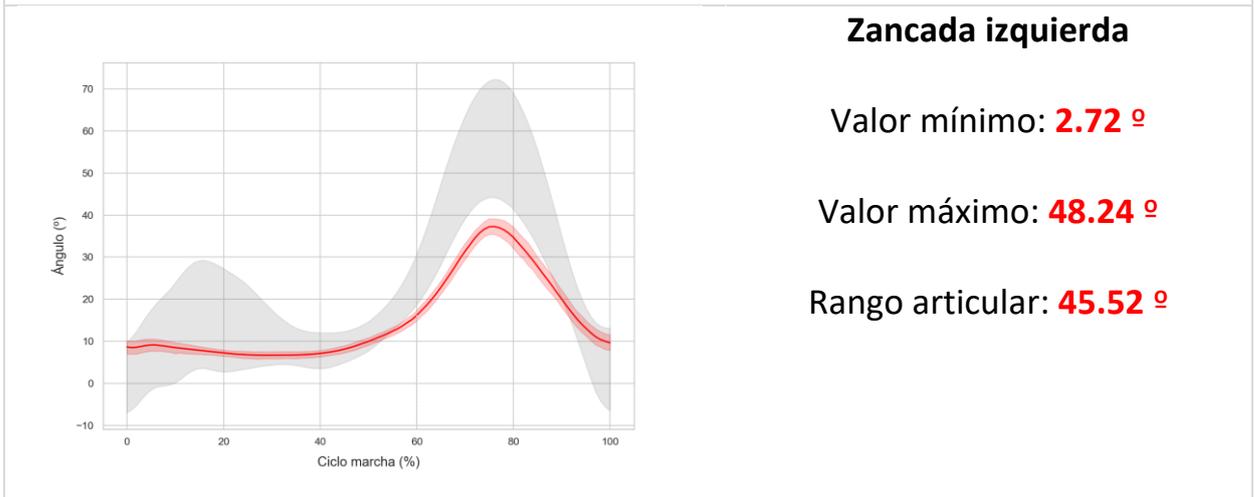
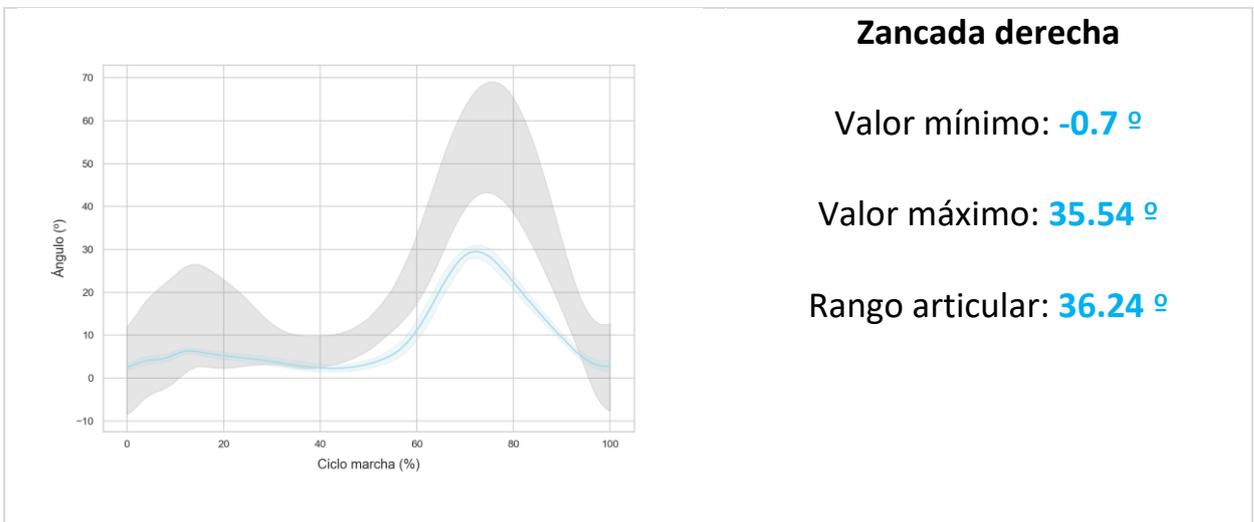
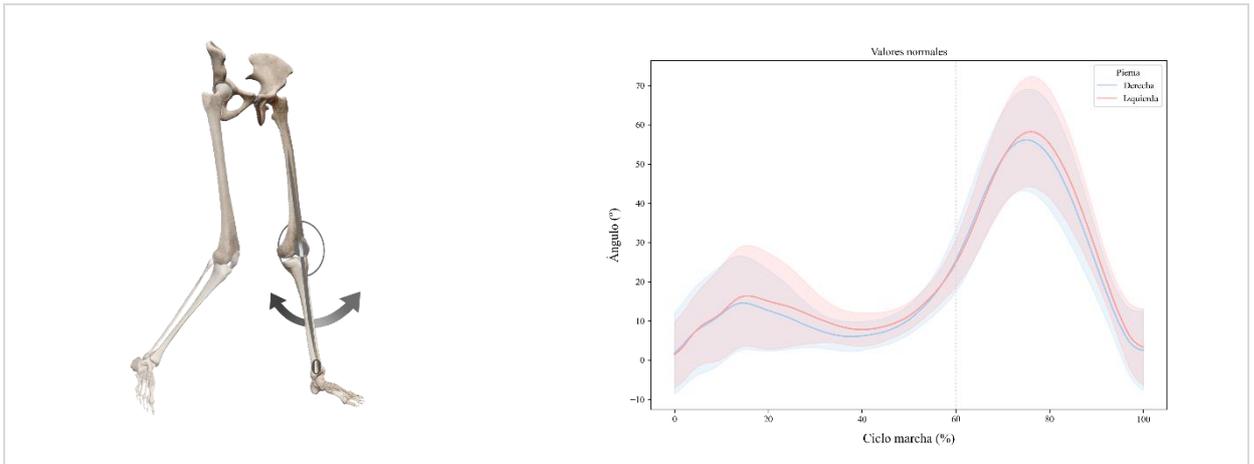


3.2. Rodilla

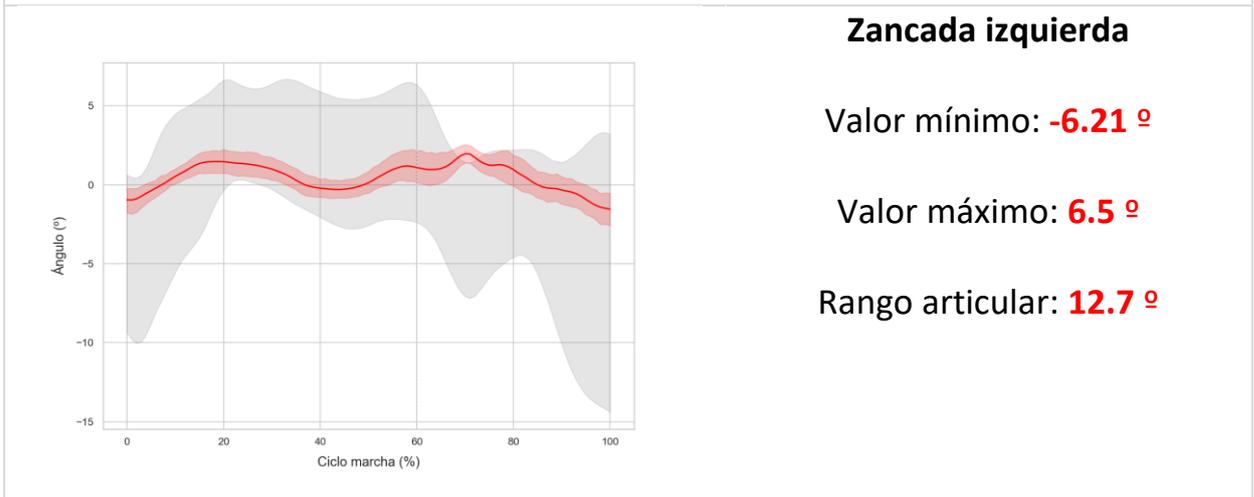
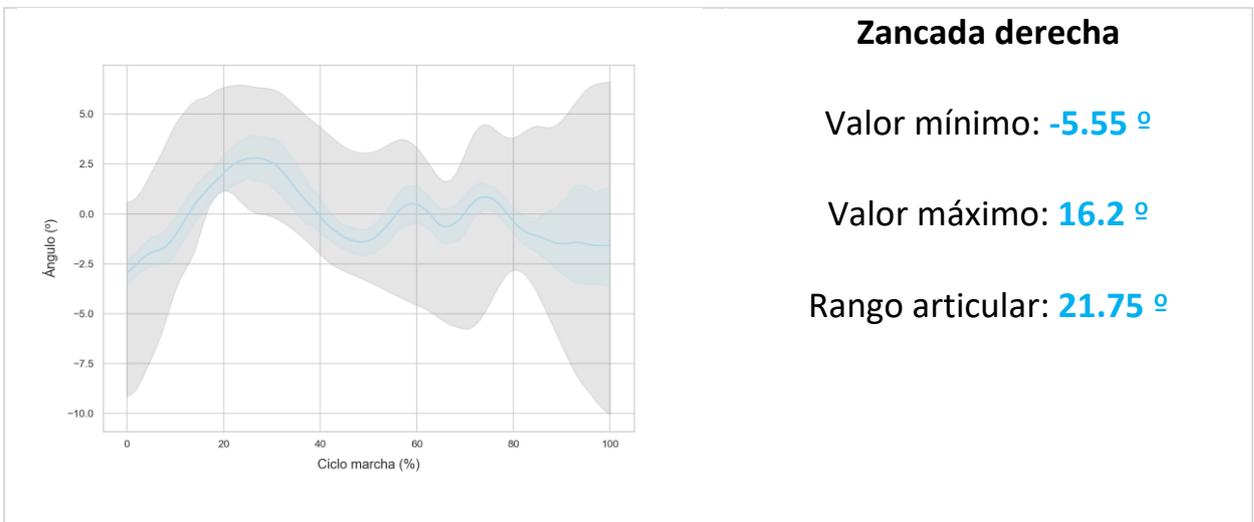
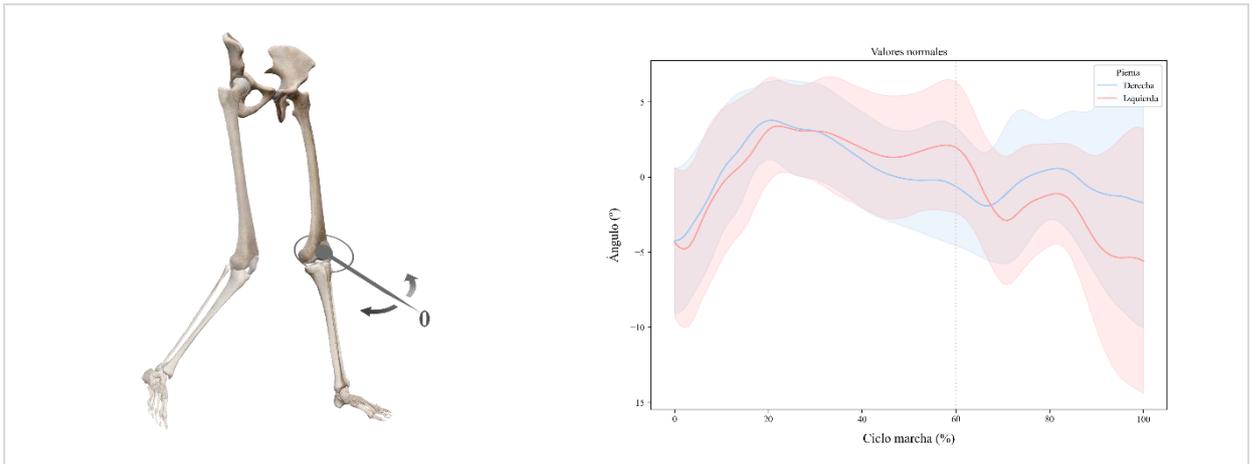
Abducción/Aducción



Flexión/Extensión

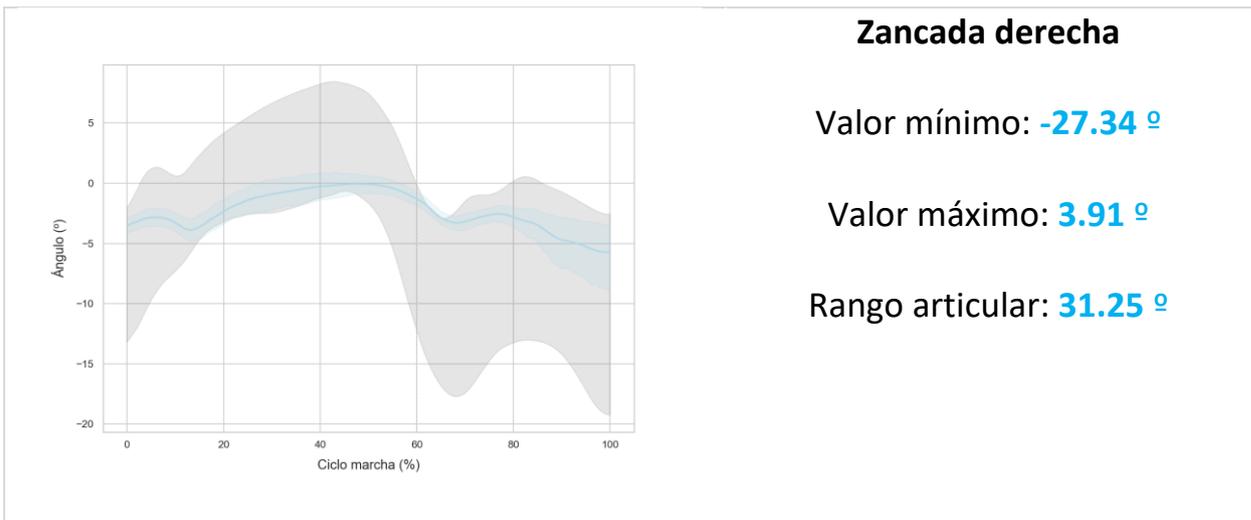
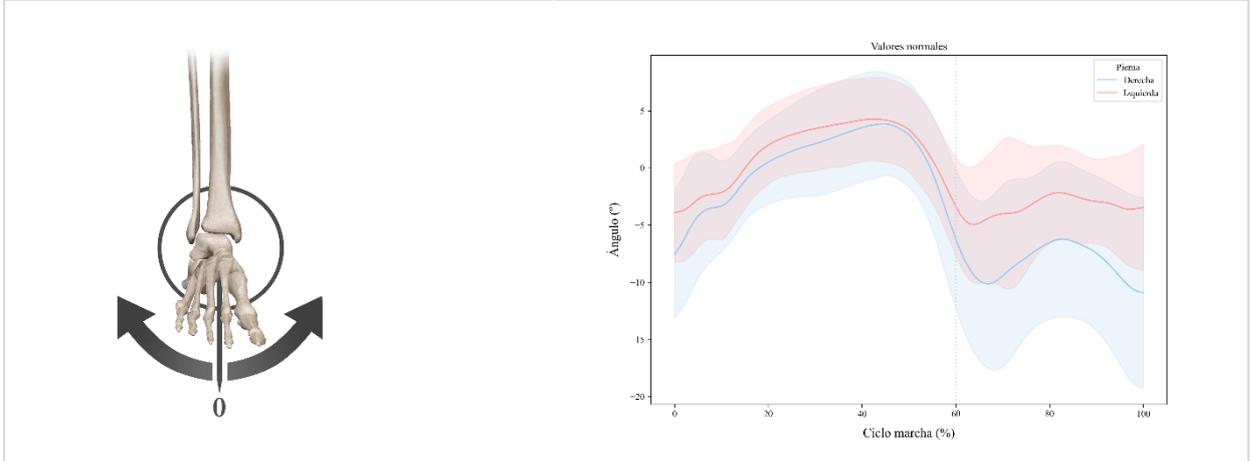


Rotación Interna/Externa



3.3. Tobillo

Abducción/Aducción

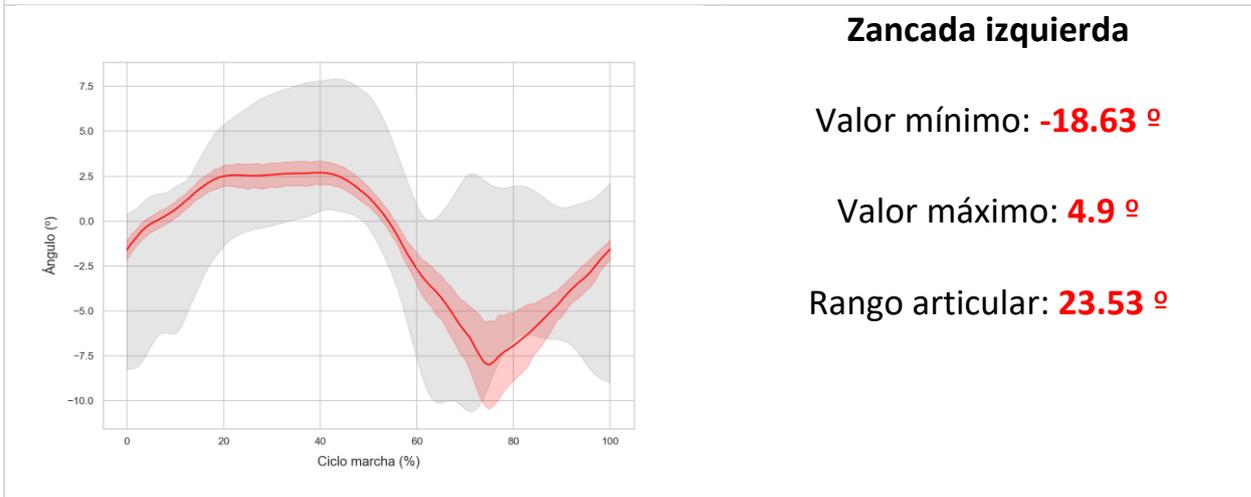


Zancada derecha

Valor mínimo: **-27.34 °**

Valor máximo: **3.91 °**

Rango articular: **31.25 °**



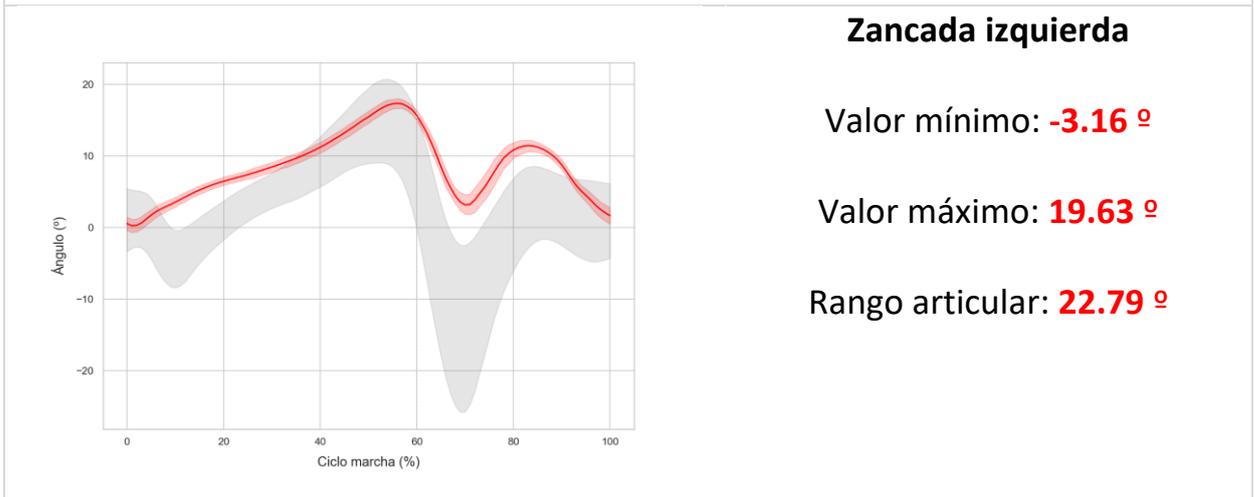
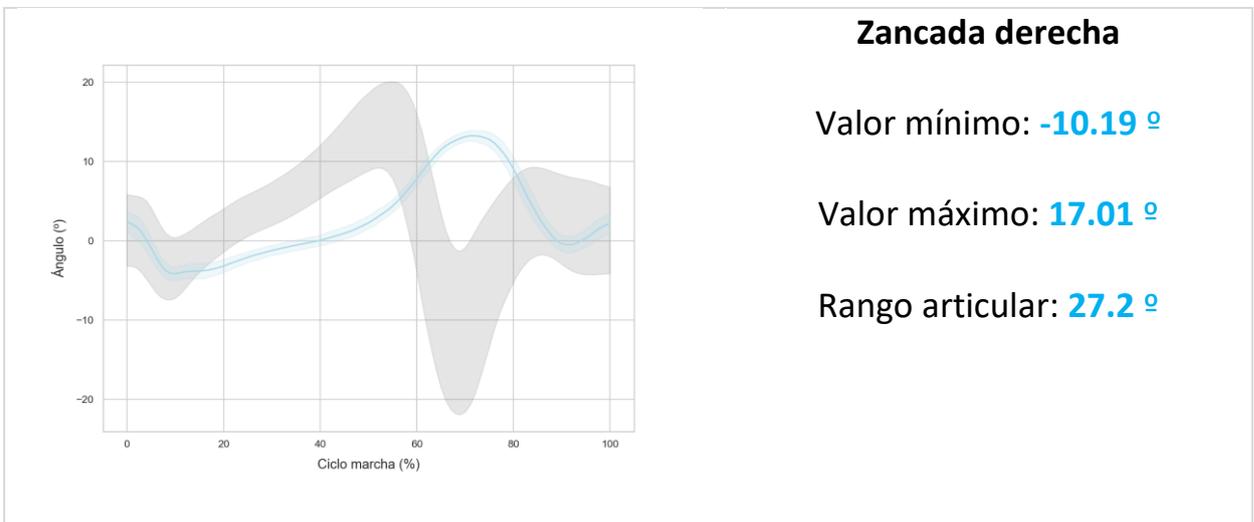
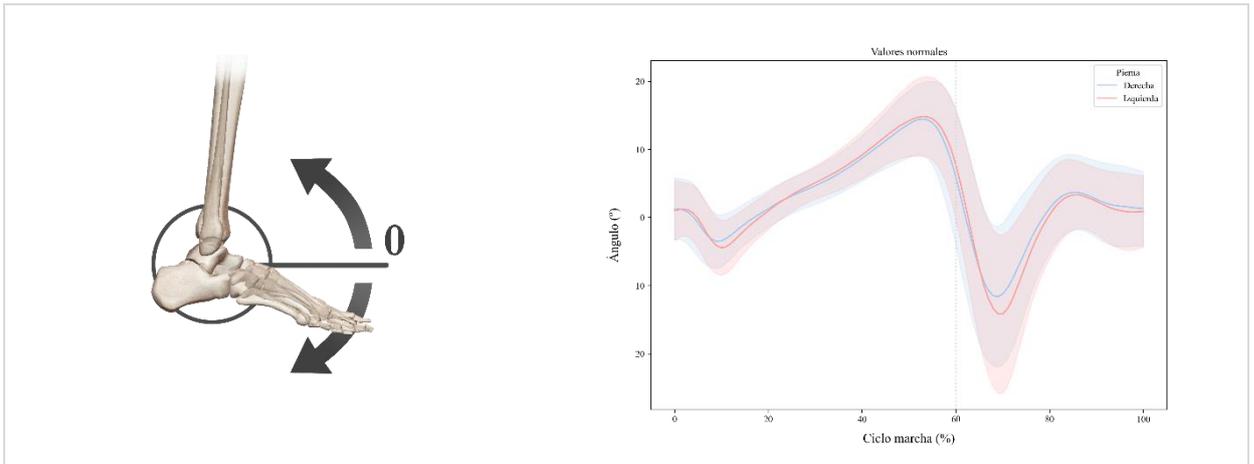
Zancada izquierda

Valor mínimo: **-18.63 °**

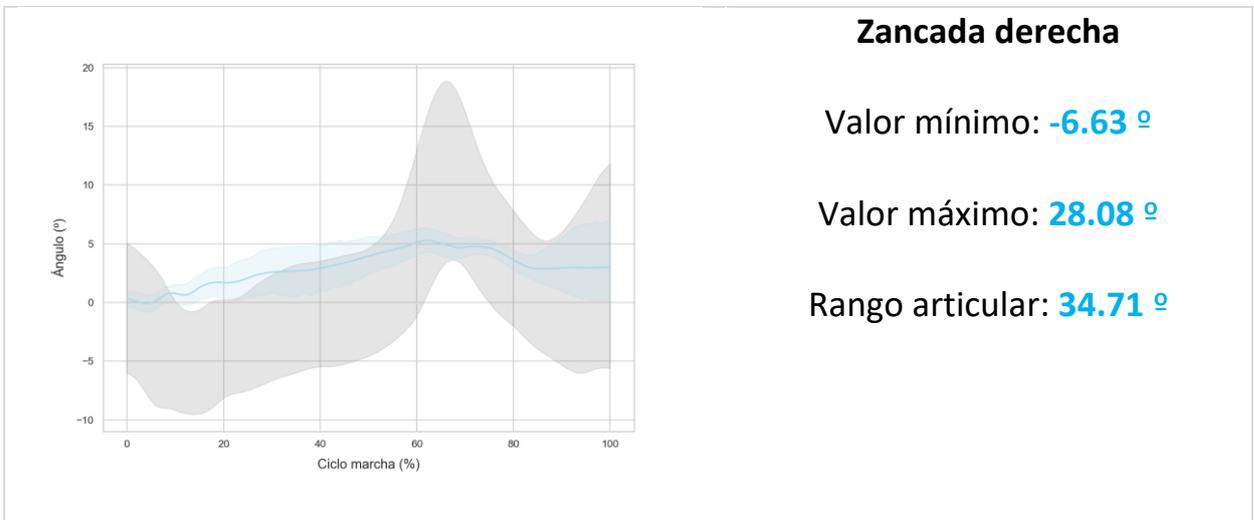
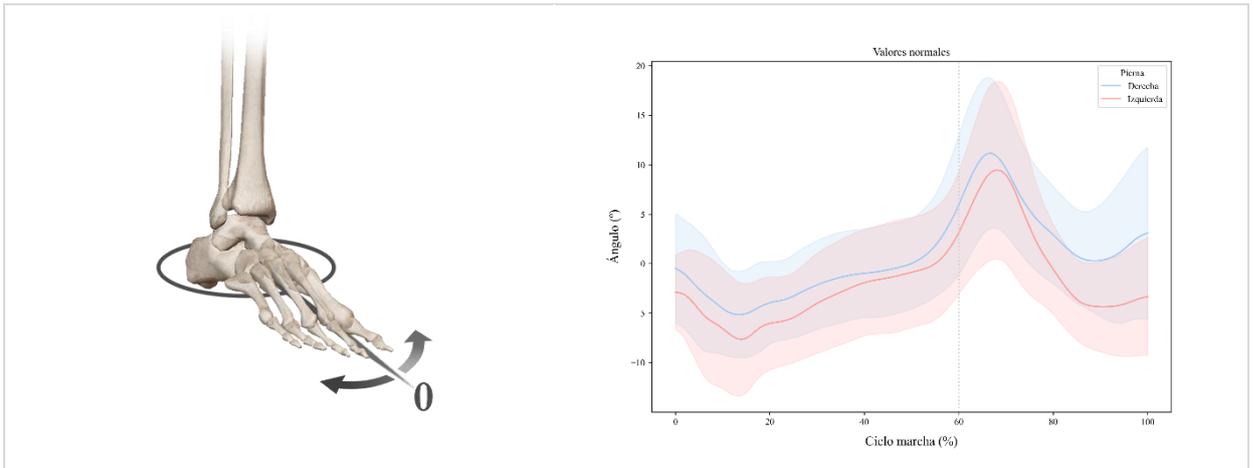
Valor máximo: **4.9 °**

Rango articular: **23.53 °**

Dorsiflexión/plantarflexión



Rotación Interna/Externa

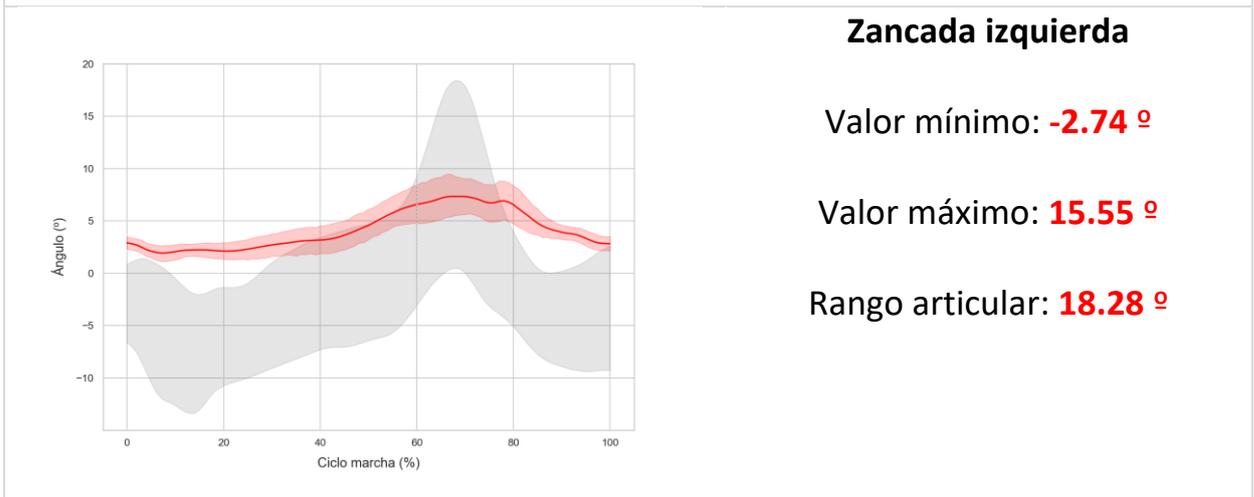


Zancada derecha

Valor mínimo: **-6.63 °**

Valor máximo: **28.08 °**

Rango articular: **34.71 °**



Zancada izquierda

Valor mínimo: **-2.74 °**

Valor máximo: **15.55 °**

Rango articular: **18.28 °**

Evaluación funcional Tinetti

Comienzo de la marcha	
Duda o vacila o múltiple intentos para comenzar	0 (99.68)%
No vacilante	1 (0.32)%
Longitud y altura del paso	
El pie derecho no sobrepasa al izquierdo con el paso en la fase de balanceo	0 (7.4)%
El pie derecho sobrepasa al izquierdo	1 (92.6)%
El pie derecho no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase de balanceo	0 (2.02)%
El pie derecho se levanta completamente	1 (97.98)%
El pie izquierdo no sobrepasa al derecho con el paso en la fase de balanceo	0 (92.44)%
El pie izquierdo sobrepasa al derecho	1 (7.56)%
El pie izquierdo no se levanta completamente del suelo con el paso en la fase de balanceo	0 (93.75)%
El pie izquierdo se levanta completamente	1 (6.25)%
Continuidad de los pasos	
Para o hay discontinuidad entre pasos	0 (99.68)%
Los pasos son continuos	1 (0.32)%
Trayectoria	
Marcada desviación	0 (32.0)%
Desviación moderada o media, o utiliza ayuda	1 (41.0)%
Derecho sin utilizar ayudas	2 (27.0)%
Postura de la marcha	
Talones separados	0 (34.83)%
Talones casi se tocan mientras camina	1 (65.17)%

Puntuación total: **4/9**

* Los valores normales de los parámetros cinemáticos han sido obtenidos de 10 sujetos sanos.

GRÁFICOS DEL DATASET

En este anexo se muestran los histogramas y gráficos de distribución para todas las variables espacio-temporales y cinemáticas.

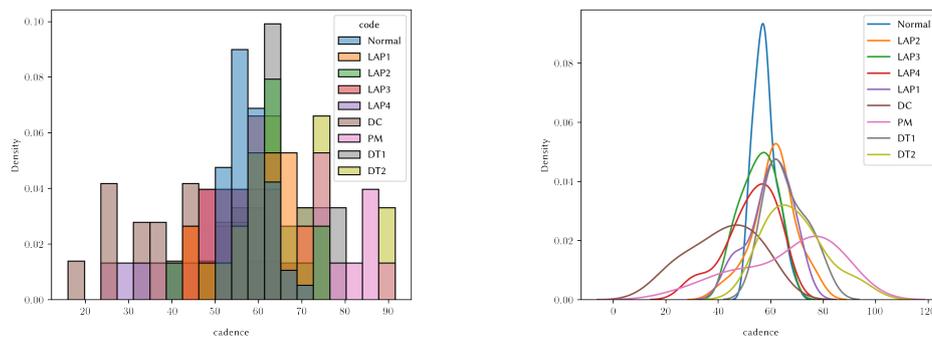


Figura F.1: Histograma y distribución de la cadencia

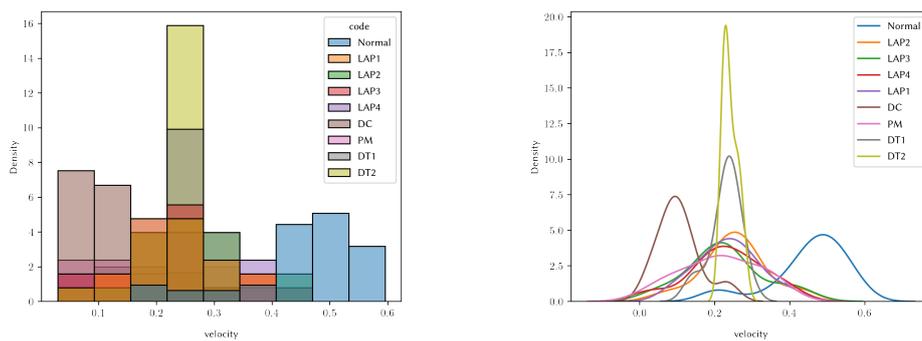


Figura F.2: Histograma y distribución de la velocidad

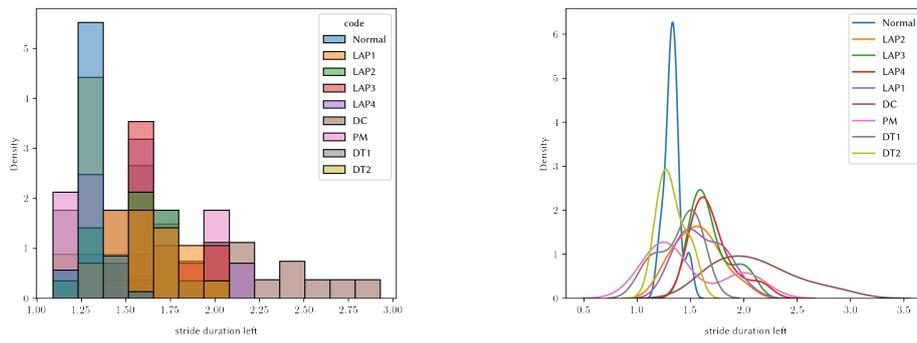


Figura F.3: Histograma y distribución de la duración de la zancada izquierda

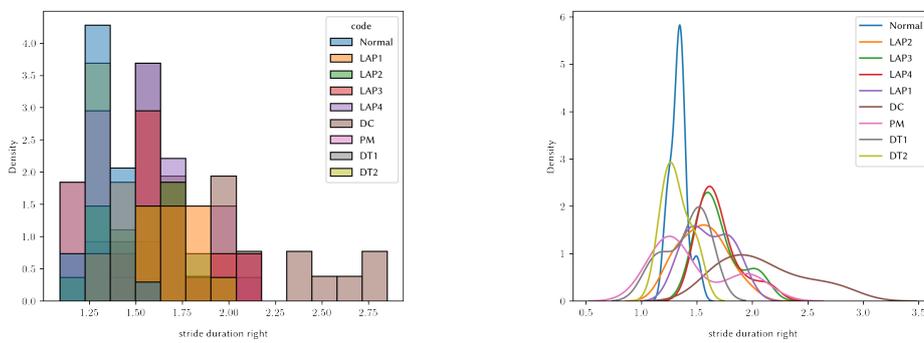


Figura F.4: Histograma y distribución de la duración de la zancada derecha

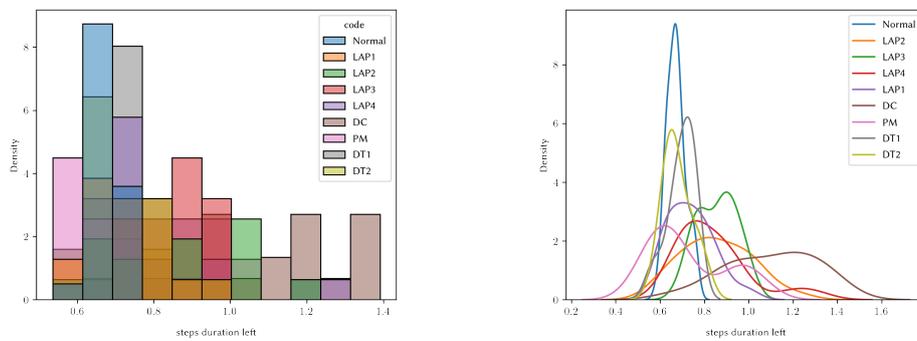


Figura F.5: Histograma y distribución de la duración del paso izquierdo

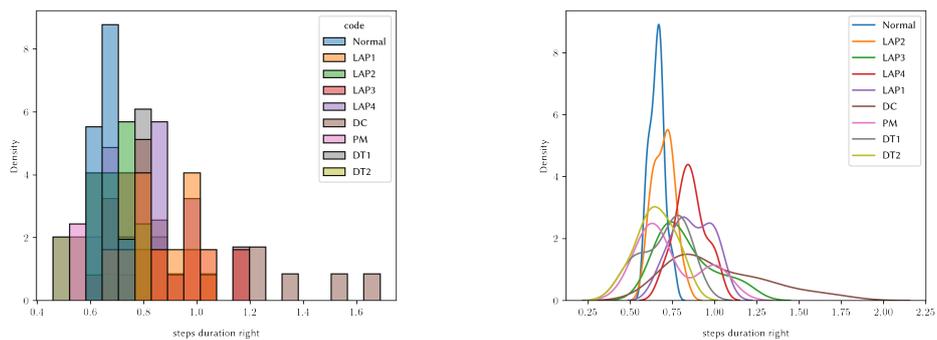


Figura F.6: Histograma y distribución de la duración del paso derecho

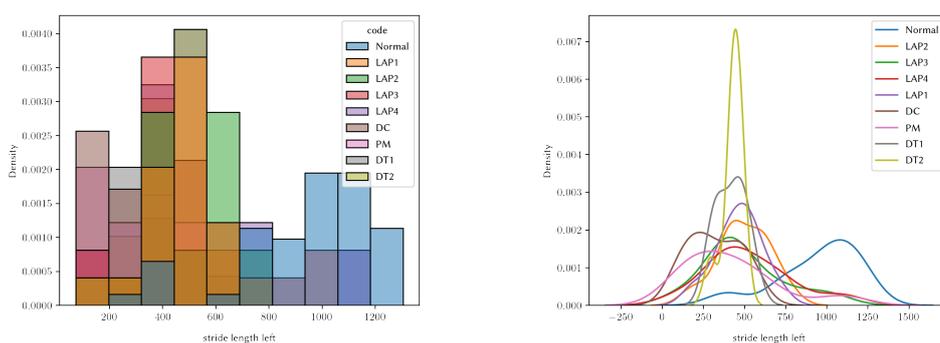


Figura F.7: Histograma y distribución de la longitud de la zancada izquierda

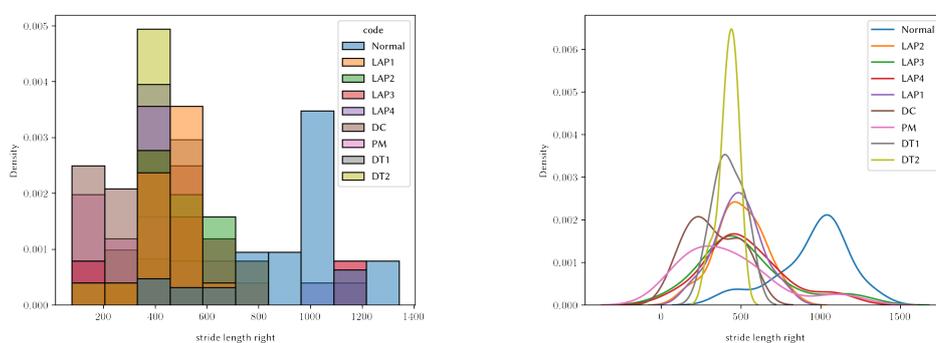


Figura F.8: Histograma y distribución de la longitud de la zancada derecha

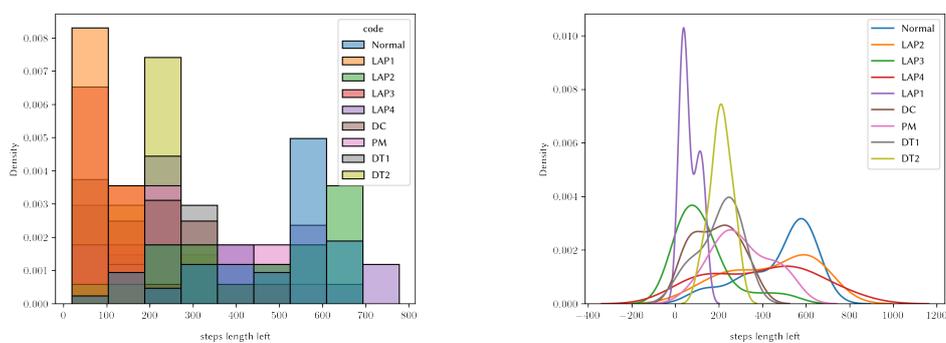


Figura F.9: Histograma y distribución de la longitud del paso izquierdo

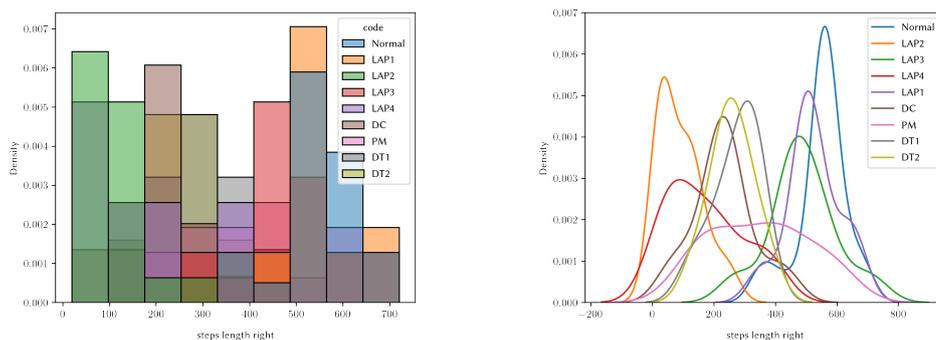


Figura F.10: Histograma y distribución de la longitud del paso derecho

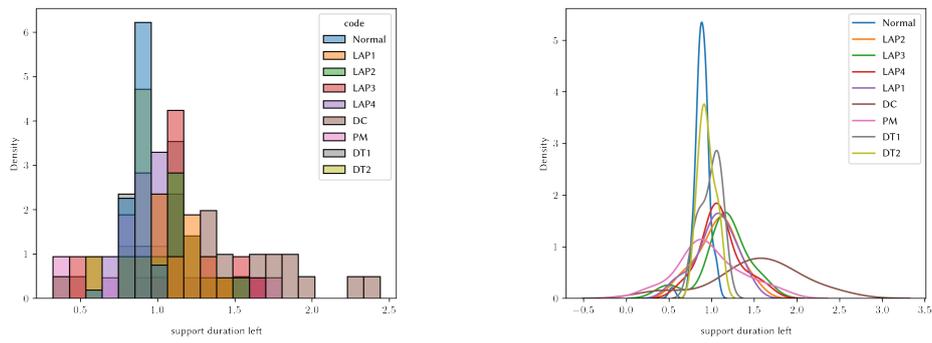


Figura F.11: Histograma y distribución de la duración de la fase de soporte izquierda

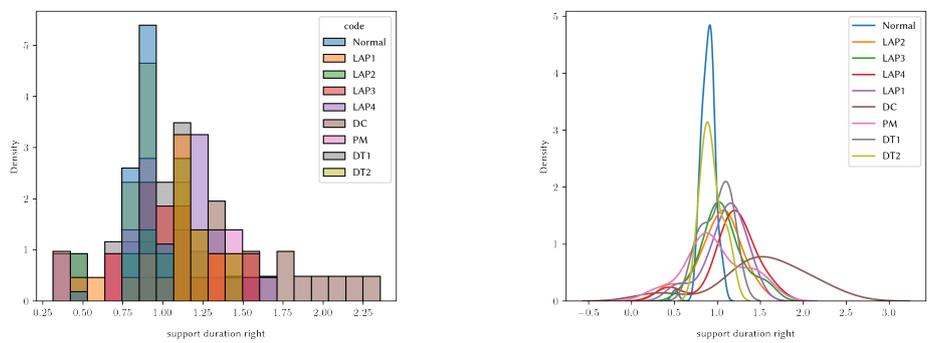


Figura F.12: Histograma y distribución de la duración de la fase de soporte derecha

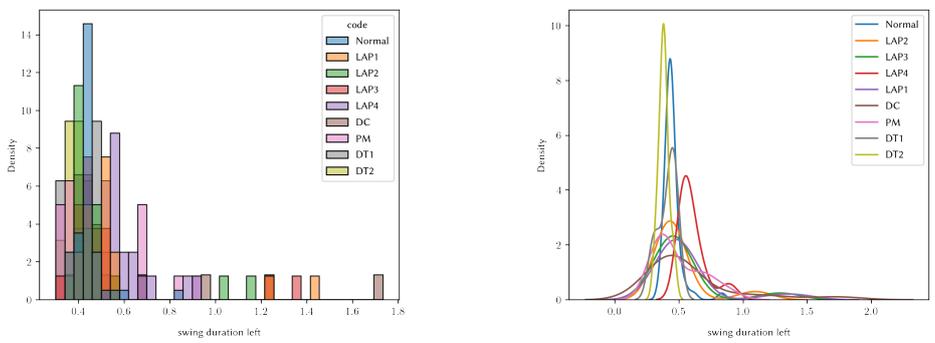


Figura F.13: Histograma y distribución de la duración de la fase de apoyo izquierda

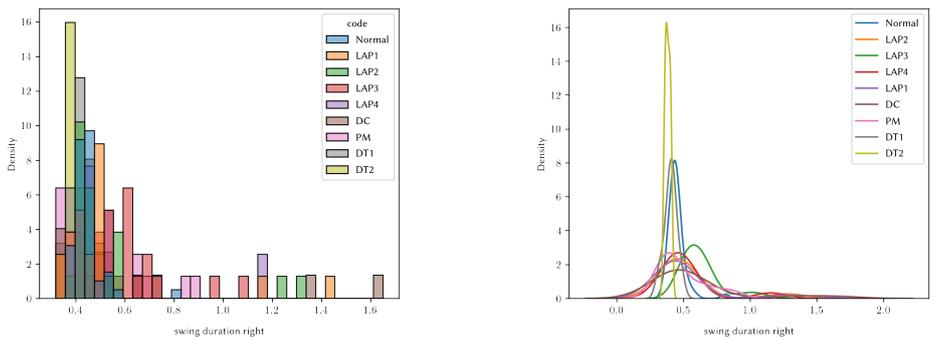


Figura F.14: Histograma y distribución de la duración de la fase de apoyo derecha

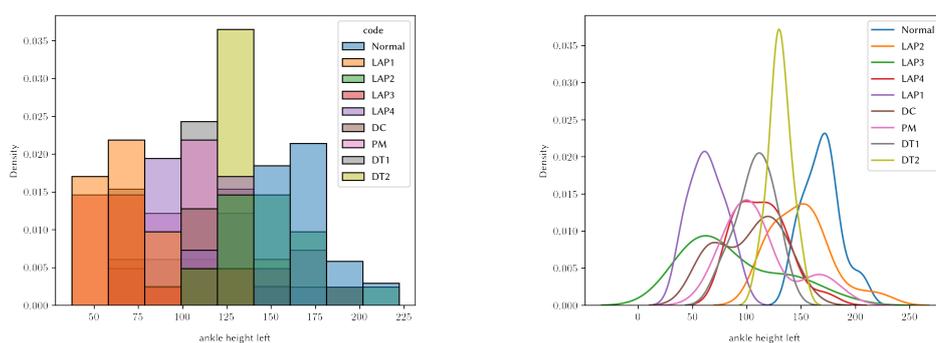


Figura F.15: Histograma y distribución de la altura de tobillo izquierdo

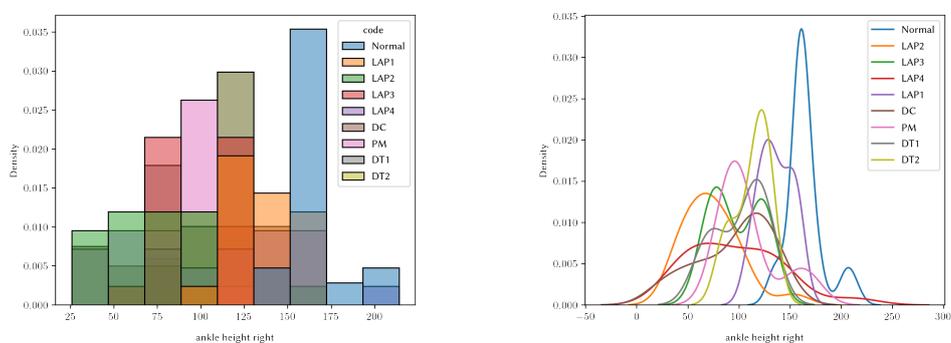


Figura F.16: Histograma y distribución de la altura de tobillo derecho

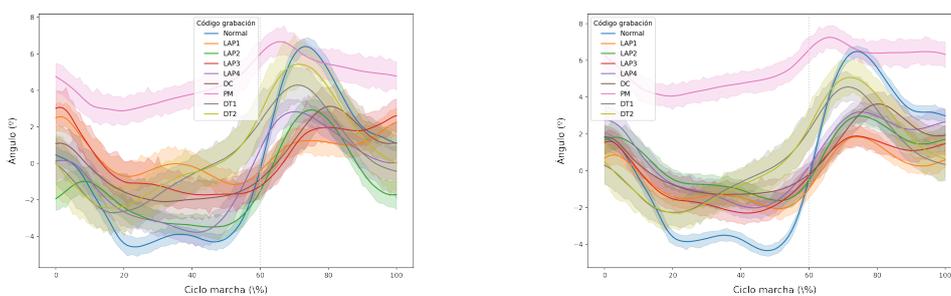


Figura F.17: Abducción/Aducción de la cadera en las zancadas izquierdas y derechas

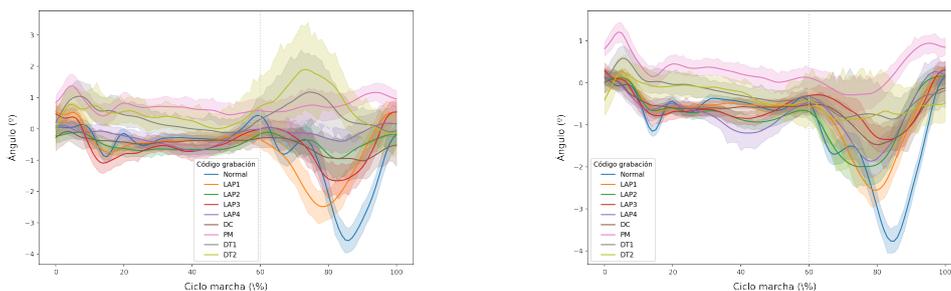


Figura F.18: Abducción/Aducción de la rodilla en las zancadas izquierdas y derechas

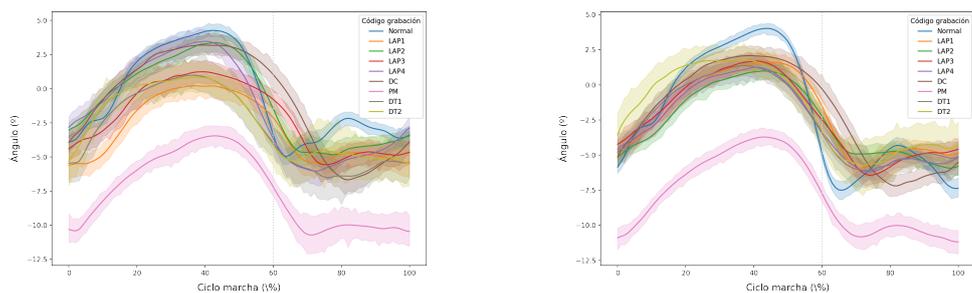


Figura F.19: Abducción/Aducción del tobillo en las zancadas izquierdas y derechas

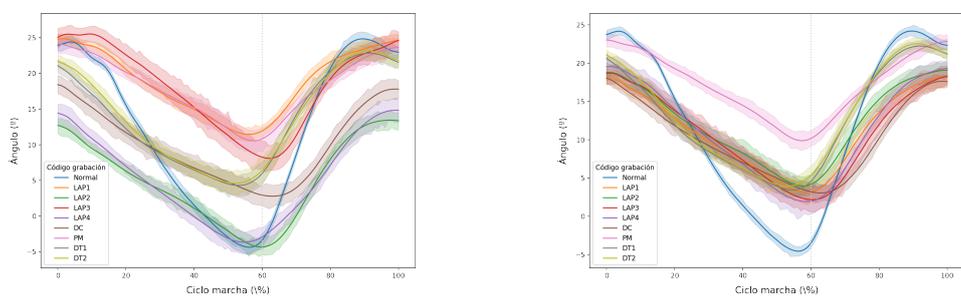


Figura F.20: Flexión/ extensión de la cadera en las zancadas izquierdas y derechas

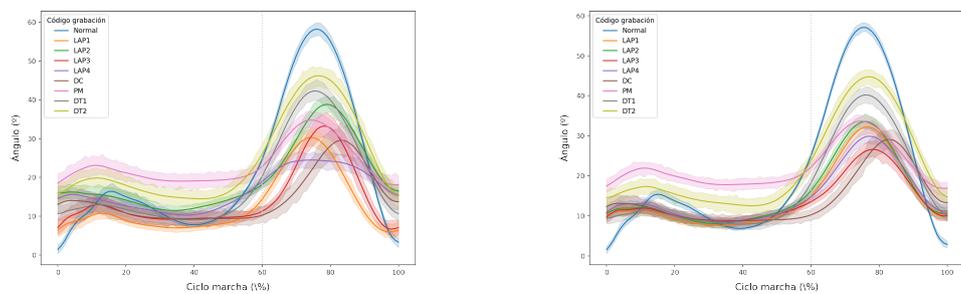


Figura F.21: Flexión/ extensión de la rodilla en las zancadas izquierdas y derechas

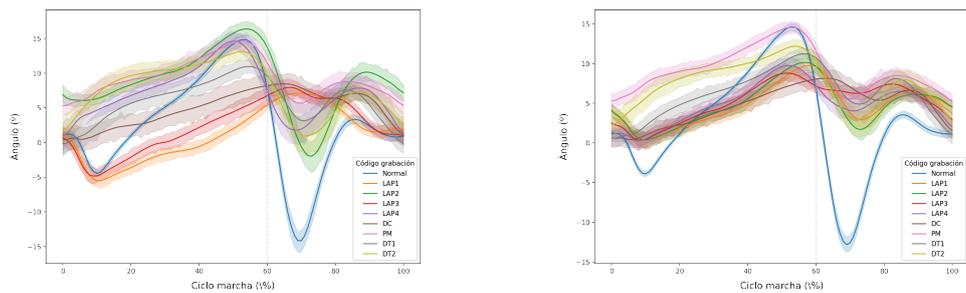


Figura F.22: Dorsiflexión/plantarflexión del tobillo en las zancadas izquierdas y derechas

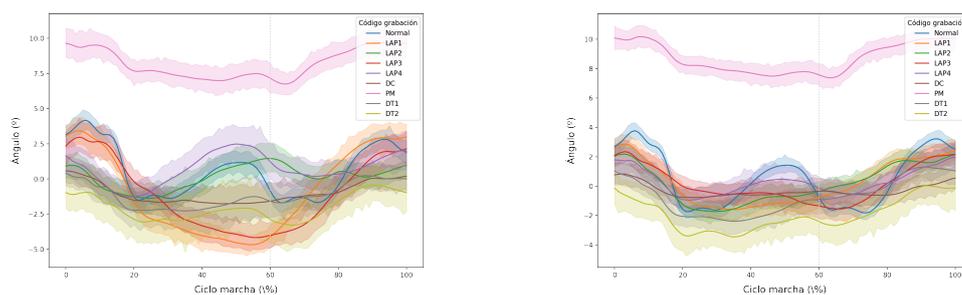


Figura F.23: Rotación interna/externa de la cadera en las zancadas izquierdas y derechas

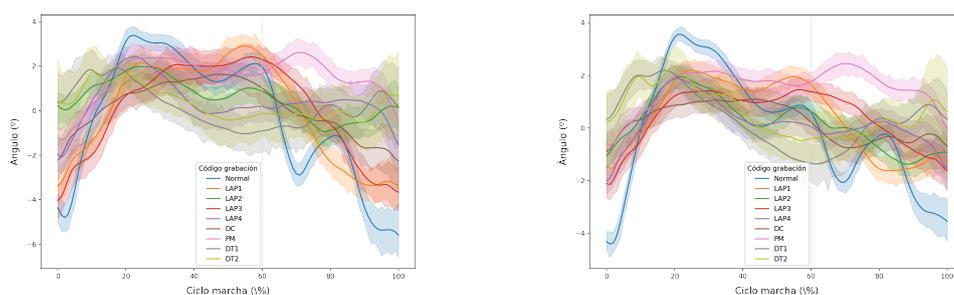


Figura F.24: Rotación interna/externa de la rodilla en las zancadas izquierdas y derechas

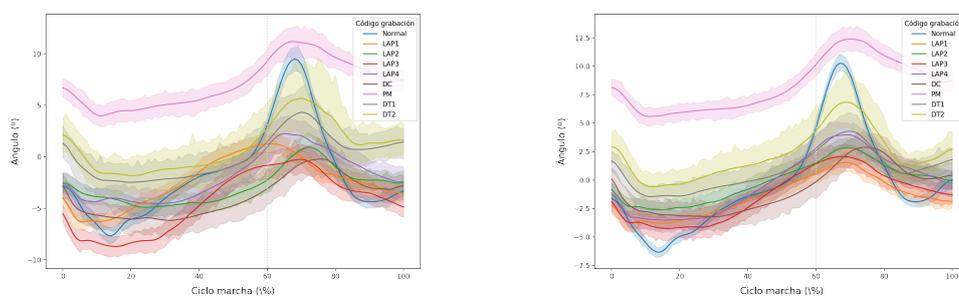


Figura F.25: Rotación interna/externa del tobillo en las zancadas izquierdas y derechas