



UNIVERSIDAD DE VALLADOLID

FACULTAD DE MEDICINA
ESCUELA DE INGENIERÍAS INDUSTRIALES

TRABAJO DE FIN DE GRADO
GRADO EN INGENIERÍA BIOMÉDICA

**Registro de patrones de marcha mediante sensores
iniciales vestibles y su análisis cinemático**

Autor/a:

D.^a Alba Pérez Vidueira

Tutor/a:

D. Mario Martínez Zarzuela

D. Daniel Iordanov López

Valladolid, 17 de septiembre de 2025

TÍTULO:	Registro de patrones de marcha mediante sensores inerciales vestibles y su análisis cinemático
AUTOR/A:	D.^a Alba Pérez Vidueira
TUTOR/A:	D. Mario Martínez Zarzuela D. Daniel Iordanov López
DEPARTAMENTO:	Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones e Ingeniería Telemática (TSCIT)

TRIBUNAL

PRESIDENTE:	Alberto Mansilla Gallo
SECRETARIO:	Mario Martínez Zarzuela
VOCAL:	Daniel Álvarez González
SUPLENTE 1:	María García Gadañón
SUPLENTE 2:	Jesús Poza Crespo

FECHA: 17 de septiembre de 2025

CALIFICACIÓN:

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría agradecer a mis tutores Mario y Daniel la ayuda prestada en la realización de este proyecto y la guía y consejo proporcionados ante las dificultades encontradas en su desarrollo.

A los integrantes del Grupo de Telemática e Imagen de la Universidad de Valladolid por el apoyo y la acogida.

A mi familia y amigos por el ánimo que me han infundido durante todo el proceso y por estar ahí para mí cuando los necesitaba.

Y, por último, a todos los voluntarios que han participado en este estudio y lo han hecho posible.

ÍNDICE

ABREVIATURAS	10
RESUMEN	11
ABSTRACT	12
1. Introducción	13
1.1. Contexto y motivación	13
1.2. Trabajos previos	14
1.3. Hipótesis y objetivos	15
1.4. Recursos utilizados	16
1.5. Organización de la memoria	16
2. Características y obtención de señales de marcha	18
2.1. Proceso de marcha humana	18
2.2. Cinemática articular de la extremidad inferior	19
2.2.1. Cadera	19
2.2.2. Rodilla	20
2.2.3. Tobillo	21
2.3. Adquisición de señal de marcha	21
2.3.1. Xsens Awinda – MVN Analyze	23
2.3.2. Xsens DOT – App Movella DOT	26
2.3.3. Comparación de sensores empleados en el estudio	28
2.4. Procesado de señales de marcha	28
2.4.1. Xsens Motion Cloud	29
2.4.2. OpenSim	29
3. Materiales y métodos	31
3.1. Base de datos	31
3.1.1. Primera aproximación: trabajo con el SDK	31
3.1.2. Protocolo de adquisición	31
3.1.3. Características de los sujetos	34
3.2. Metodología experimental	34
3.2.1. Análisis del campo magnético	35
3.2.2. Experimento 1: Awinda-Xsens Motion Cloud vs DOT-OpenSim	35
3.2.3. Experimento 2: Awinda-Xsens Motion Cloud vs DOT modificados-OpenSim	38
3.2.4. Experimento 3: Awinda-Opensim vs DOT-OpenSim	40
3.2.5. Experimento 4: Awinda-Xsens Motion Cloud vs Awinda-OpenSim	40
3.2.6. Sincronización de las señales	40

3.3. Métricas de comparación de señales	41
3.3.1. Raíz del error cuadrático medio (RMSE)	41
3.3.2. Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)	42
3.3.3. Coeficiente de correlación intraclase (ICC)	43
3.3.4. Coeficiente de correlación múltiple (CMC)	43
3.3.5. Error del rango de movimiento	44
3.3.6. Error en pico máximo	44
3.3.7. Interpretación de las métricas de comparación	44
4. Resultados y discusión	47
4.1. Resultados	47
4.1.1. Análisis del campo magnético.....	47
4.1.2. Resultados de los experimentos.....	48
4.2. Discusión	54
4.2.1. Análisis del campo magnético.....	55
4.2.2. Valoración de los experimentos 1, 2 y 3	57
4.2.3. Valoración del experimento 4	58
5. Conclusiones y líneas futuras	60
5.1. Limitaciones	60
5.2. Consecución de objetivos del TFG y conclusiones	60
5.3. Líneas futuras.....	61
6. Bibliografía	63

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Secuencia del ciclo de la marcha (Tunca et al., 2017).....	19
Figura 2. Movimientos de extensión (a) y flexión (b) de la cadera.....	20
Figura 3. Movimientos de flexión (a) y extensión (b) de la rodilla.....	20
Figura 4. Movimientos de extensión (a) y flexión (b) del tobillo.	21
Figura 5. Representación de un laboratorio de marcha frente a un sistema de captura de movimiento basado en IMUs.....	22
Figura 6. Sensores Xsens Awinda.....	23
Figura 7. Sensor Xsens DOT y sistema de referencia.	26
Figura 8. Colocación de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT sobre el sujeto mediante camiseta y cintas de sujeción con velcro.	32
Figura 9. Encabezado del archivo .sto utilizado para el imu_placer.	36
Figura 10. Selección de características del imu_placer. Se observa la rotación de -90º en el eje X y la alineación respecto al sensor de la pelvis en el eje -Z.....	36
Figura 11. Colocación de los IMUs en OpenSim sobre el modelo Rajagopal2015.	37
Figura 12. Representación de la alineación del eje z con la vertical.....	39
Figura 13. Señales procedentes de las reconstrucciones de movimiento explicadas en el experimento 1 de la primera adquisición del sujeto 03. A la izquierda se representan las curvas directamente obtenidas de los archivos y a al derecha el resultado de aplicar correlación cruzada para alinearlas temporalmente.....	46
Figura 14. Representación gráfica de la norma del campo magnético, su media y desviación estándar para cada sensor Xsens DOT.....	47
Figura 15. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 1. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03.....	49

Figura 16. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 2. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03..... 51

Figura 17. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 3. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03..... 52

Figura 18. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 4. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03..... 53

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Comparación de características técnicas de los sensores Xsens Awinda frente a los sensores Xsens DOT	28
Tabla 2. Ubicación corporal de los conjuntos de sensores Xsens Awinda y Xsens DOT. Las abreviaturas de la tabla se refieren a: Stern-Esternón, Pelv-Pelvis, ULR-Upper leg right (región superior de la pierna derecha), ULL-Upper leg left (región superior de la pierna izquierda), LLR-Lower leg left (región inferior de la pierna derecha), LLL-Lower leg left (región inferior de la pierna izquierda), Fr-Foot right (pie derecho), Fl-Foot left (pie izquierdo).....	32
Tabla 3. Características de los sujetos de la base de datos.	34
Tabla 4. Correspondencia de etiquetas de los sensores Xsens DOT en OpenSim.....	36
Tabla 5. Columnas referentes a las señales de cinemática de la extremidad inferior en los sensores Awinda y los sensores DOT.	37
Tabla 6. Media y desviación estándar de la norma del campo magnético para cada sensor Xsens DOT. Para calcular los valores se tuvieron en cuenta las 28 pruebas incluidas en el estudio.....	48
Tabla 7. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 1. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.	50
Tabla 8. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 2. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.	51
Tabla 9. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 3. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.	52

Tabla 10. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 4. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica..... 53

Tabla 11. Variación de los resultados obtenidos del experimento 2 respecto al experimento 1. Incrementos negativos y color rojo indican empeoramiento de las métricas e incrementos positivos y color verde indican mejora. 58

Tabla 12. Variación de los resultados obtenidos del experimento 3 respecto al experimento 1. Incrementos negativos y color rojo indican empeoramiento de las métricas, incrementos positivos y color verde indican mejora y color amarillo indica mismo valor. 59

ABREVIATURAS

CEIM: Comité de Ética en Investigación Clínica con Medicamentos

CMC: Coeficiente de correlación múltiple

EMG: Electromiografía

Fl: Sensor del pie izquierdo

Fr: Sensor del pie derecho

ICC: Coeficiente de correlación intraclase

IC: Contacto inicial

IMU: Unidad de medida inercial

LLl: Sensor de la parte inferior de la pierna izquierda

LLr: Sensor de la parte inferior de la pierna derecha

MEMS: sistema microelectromecánico

PCC: Coeficiente de correlación de Pearson

RMSE: Raíz del error cuadrático medio

SDK: *Software Kit Development*

SDI: *Strap-Down Integration*

Stern: Sensor del esternón

STD: Desviación estándar

TFG: Trabajo de Fin de Grado

TO: *Toe off*

ULL: Sensor de la parte superior de la pierna izquierda

ULr: Sensor de la parte superior de la pierna derecha

Pelv: Sensor de la pelvis

RESUMEN

El análisis de la marcha es una prueba muy útil en la detección y tratamiento de patologías que llevan asociadas alteraciones del aparato locomotor. Para realizar este procedimiento se pueden utilizar distintas tecnologías, como los sistemas basados en cámaras ópticas y las unidades de medida inercial (IMUs).

Los IMUs son dispositivos portátiles y compactos que permiten realizar capturas de movimiento en diversos entornos. Presentan menor coste que otros sistemas, pero llevan asociadas limitaciones en cuanto a la precisión, que requieren la utilización de métodos de calibración y procesado adicionales. Destacan errores de deriva e interferencias del campo magnético.

En este proyecto se pretende evaluar la precisión de 2 modelos de IMUs de distinta gama para concluir el nivel de concordancia que pueden alcanzar unos sensores más económicos respecto a unos de gama profesional.

Para ello, se desarrolló un protocolo para la adquisición y tratamiento de señales cinemáticas mediante el empleo de ambos sensores. Se recopiló una base de datos, se procesaron los datos obtenidos a través de distintos programas y se calcularon una serie de métricas, como la raíz del error cuadrático medio o el coeficiente de correlación de Pearson, para comparar las curvas obtenidas y evaluar la similitud de las reconstrucciones de movimiento. Se desarrollaron distintos experimentos en base a los programas utilizados y los métodos de calibración empleados.

Los resultados mostraron similitud a nivel clínico para la articulación de la cadera y concordancia aceptable para la rodilla. Las curvas obtenidas del tobillo revelaron diferencias significativas entre las señales de ambos sensores atribuibles a interferencias del campo magnético. En base a lo anterior, se acentúa la importancia de incluir un preprocesado que tenga en cuenta el campo magnético como variable para obtener resultados aceptables en todas las articulaciones.

Palabras clave:

Análisis de la marcha, calibración, campo magnético, cinemática articular, procesado, sensor, unidad de medida inercial

ABSTRACT

Gait analysis is a very useful tool for detection and treatment of pathologies associated with locomotor system alterations. Different technologies can be used to perform this procedure, such as optical camera-based systems and inertial measurement units (IMUs).

IMUs are portable and compact devices that enable motion capture in diverse environments. They are less costly than other systems but present limitations in terms of accuracy, requiring additional calibration and processing methods. Among the most relevant issues are drift errors and magnetic field interferences.

This project aims to evaluate the accuracy of two IMU models from different ranges in order to determine the level of concordance that lower-cost sensors can achieve compared to professional-grade devices.

To this end, a protocol was developed for the acquisition and processing of kinematic signals using both sensors. A database was compiled, the recorded data was processed through different software tools, and several metrics, such as root mean square error and Pearson correlation coefficient, were calculated to compare the resulting curves and evaluate the similarity of the motion reconstructions. Different experiments were conducted based on the software used and the calibration methods applied.

The results showed clinical-level similarity for the hip joint and acceptable concordance for the knee. The ankle curves revealed significant differences between the signals of both sensors, attributable to magnetic field interferences. Based on these findings, the importance of including preprocessing steps that account for the magnetic field as a variable is emphasized, in order to obtain acceptable results for all joints.

Keywords:

Articular kinematics, calibration, gait analysis, inertial measurement unit, magnetic field, processing, sensor

1. Introducción

1.1. Contexto y motivación

Las características de la marcha de un sujeto conforman un indicador funcional muy útil en especialidades médicas como la neurología, la rehabilitación y la ortopedia. A través de su estudio se pueden detectar patologías, afectaciones y alteraciones, así como evaluar la severidad de enfermedades y la respuesta a tratamientos (Baker, 2006; Gao et al., 2022; Simon, 2004). Al cuantificar de manera objetiva el funcionamiento del aparato locomotor, el análisis de la marcha ha tenido impacto en enfermedades como la parálisis cerebral, el Parkinson o la esclerosis múltiple.

Para llevar a cabo un análisis de la marcha pueden emplearse diversas tecnologías. Por un lado se han desarrollado los laboratorios de marcha, compuestos por cámaras ópticas, plataformas de fuerza y sensores de electromiografía (EMG), que se presentan como un método robusto, preciso y repetible para realizar capturas de movimiento (Muro-de-la-Herran et al., 2014). Estos sistemas tienen un coste elevado y requieren una infraestructura específica, por lo que se ha impulsado el desarrollo de sistemas basados en unidades de medida iniciales (IMUs), una alternativa con menor coste que puede utilizarse en diversos entornos debido a su portabilidad y que ha llegado a obtener validación clínica frente a sistemas de cámaras ópticas (Al-Amri et al., 2018; Robert-Lachaine et al., 2017; Zhang et al., 2013). Estos dispositivos hacen más asequible el acceso a este tipo de pruebas y a los resultados e información que se puede obtener de ellas.

Dentro de los sistemas basados en IMUs hay distintas gamas de sensores. Los sistemas profesionales de captura como Xsens MVN Awinda o APMD Opal priorizan una elevada precisión y sincronización y métodos avanzados de tratamiento de señal, lo que se ve reflejado en su precio elevado. Tienen aplicaciones en investigación y disponen de softwares propios para el procesado de las señales obtenidas. Además, este tipo de soluciones emplean un mayor número de sensores, lo que puede resultar en medidas menos naturales al condicionar la libertad de movimiento del sujeto. Por otro lado, existen dispositivos más accesibles, que priorizan la portabilidad y la utilización en diversos entornos, como los sensores Xsens DOT o Notch. Estos dispositivos presentan limitaciones en su precisión y fiabilidad bajo ciertas condiciones, pudiendo requerir fases de procesado adicionales para obtener buenos resultados.

El coste elevado y los requerimientos de los laboratorios de marcha, así como de los IMUs profesionales limitan el acceso de ciertos entornos clínicos a este tipo de sistemas, por lo que la validación de un equipo con menores prestaciones permitiría a estos centros realizar análisis de la marcha.

Este proyecto pretende abordar el análisis de la marcha a través de 2 modelos de IMUs de distinta gama, Xsens Awinda y Xsens DOT, con el objetivo de comparar las reconstrucciones de movimiento resultantes de las señales obtenidas de estos dispositivos. De esta manera, se comprobará si la utilización de unos sensores más accesibles, junto

con un preprocesado adicional y el uso de programas de acceso libre permite obtener resultados comparables a los de unos sensores de gama profesional que cuentan con su propio algoritmo de fusión y programa de procesado.

1.2. Trabajos previos

El análisis de la marcha es una herramienta utilizada para la valoración clínica de pacientes cuyo despliegue comenzó hace unas décadas, con el uso de sistemas basados en vídeo. Sus inicios se basaron en la observación de los pacientes, avanzando hacia los primeros estudios cinemáticos y análisis tridimensionales en el siglo XIX (Baker, 2007; Whittle, 1996). La tecnología para realizar este tipo de pruebas ha ido evolucionando hasta las aproximaciones actuales, compuestas principalmente por los laboratorios de marcha y los sistemas basados en IMUs. Estos últimos dispositivos están siendo cada vez más empleados en la actualidad dada su portabilidad y precisión (Muro-de-la-Herran et al., 2014).

Los IMUs están compuestos por un acelerómetro, un giroscopio y un magnetómetro, por lo que es necesario realizar procesos de integración matemática para obtener señales de orientación, velocidad y posición a partir de ellos. Estos sistemas presentan cierta deriva tras un tiempo de utilización, por lo que los procesos de integración pueden acentuar errores derivados de esta circunstancia. También se ven afectados por irregularidades en el campo magnético del entorno de grabación (Hulleck et al., 2022; Muro-de-la-Herran et al., 2014). Además, es necesario tener en cuenta que estos dispositivos requieren un método de calibración para obtener una reconstrucción de movimiento precisa. Hay diversos tipos de calibración que pueden utilizarse: manual (consiste en que el usuario alinee un eje del sensor con el segmento corporal, dependiente del operador), estática (se utiliza la postura erguida del sujeto, es el más utilizado pero asume posturas neutras), funcional (emplea movimientos para determinar la colocación de los sensores) y anatómica (utiliza marcadores óseos, por lo que requiere material adicional). Muchos estudios combinan métodos de calibración distintos y no hay un consenso sobre qué método es más eficaz (Pacher et al., 2020). Además, no hay acuerdo en cuanto a configuración de sensores, protocolos de adquisición de datos y métodos de procesado (Prisco et al., 2024).

La mayoría de los estudios actuales se centran en la comparación de capturas de movimiento realizadas en laboratorios de marcha frente a capturas obtenidas mediante IMUs. La finalidad de estos proyectos es la validación de los IMUs frente a los laboratorios de marcha, que son los sistemas más precisos y se consideran los sistemas de referencia. La obtención de resultados clínicamente aceptables en estos estudios ha posicionado a los IMUs como una alternativa para la realización de análisis clínicos de la marcha (Al-Amri et al., 2018; Robert-Lachaine et al., 2017; Zhang et al., 2013). Es importante tener en cuenta que la precisión de los IMUs respecto a los sistemas ópticos es mayor en la reconstrucción de curvas de cinemática articular que en el cálculo de parámetros espaciotemporales (Prisco et al., 2024). De esta manera se pueden utilizar herramientas que no requieren una infraestructura específica para la realización de capturas de movimiento, permitiendo el acceso de más personas a ellas.

El análisis de la cinemática articular se puede realizar en los tres planos de movimiento: sagital, coronal y transversal. El plano sagital es el que proporciona una mayor contribución al movimiento y el que indica el sentido de la marcha. Además, presenta un mayor rango articular y mejores resultados en el análisis de precisión respecto a sistemas ópticos (Pacher et al., 2020; Prisco et al., 2024; Tadano et al., 2013).

En línea con el aumento de la portabilidad y la reducción de costes de los dispositivos de captura de movimiento surgen IMUs de gamas inferiores, como los sensores Xsens DOT. Estos dispositivos se rigen por los mismos principios físicos que los profesionales, pero presentan mayores dificultades para la reconstrucción adecuada de las señales: pueden ser más inestables bajo ciertas condiciones, pueden carecer de software avanzado de procesado y pueden requerir métodos adicionales de calibración y preprocesado. Su ventaja principal es la accesibilidad a diversos entornos y su menor coste económico. Dado su potencial, podría resultar útil la comparación de las señales que se obtienen en capturas de movimiento con estos dispositivos frente a las derivadas de IMUs de gama profesional. Cudejko et al. hicieron un estudio para comparar los sensores Xsens DOT y Xsens Awinda en 2022 en la realización de varios movimientos valorando aceleración y orientación, pero sin realizar reconstrucción de movimiento (Cudejko et al., 2022). La reducida cantidad de estudios centrados en la comparación de distintas gamas de IMUs revela un vacío en la literatura. Se produce entonces una limitación en el uso de sensores de bajo coste a nivel clínico.

Una vez analizada la información recabada, parece relevante la realización de un estudio que analice la concordancia en curvas de posición articular obtenidas mediante sensores de distintas gamas para determinar a qué nivel pueden representar una alternativa los dispositivos de menor coste.

1.3. Hipótesis y objetivos

En base a lo anterior se planteó la siguiente hipótesis: *“La estimación de los ángulos articulares en el plano sagital (flexo-extensión de cadera, rodilla y tobillo) mediante sensores Xsens DOT y su procesamiento en OpenSim presenta una diferencia no significativa respecto a las mediciones obtenidas con el sistema Xsens MVN Awinda, cumpliendo con los criterios de precisión clínica establecidos en la literatura.”*

Por lo tanto, el principal objetivo de este trabajo es evaluar la concordancia entre las reconstrucciones de movimiento obtenidas a partir de ambos sensores en base a una serie de métricas que se introducirán más adelante.

A partir de esta premisa se establecieron una serie de objetivos específicos para lograr el fin último, que se detallan a continuación:

- I. Investigar acerca de estimación de ángulos articulares mediante sensores inerciales y criterios de precisión clínica para considerarlos adecuados establecidos en la literatura.
- II. Desarrollar una base de datos de señales de marcha en sujetos sanos mediante 2 modelos de sensores de Movella (Awinda y DOT).

- III. Procesar los datos de ambos sensores para obtener reconstrucciones de movimiento comparables.
- IV. Analizar los resultados obtenidos mediante una serie de métricas de comparación y evaluar posibles errores.
- V. Extraer conclusiones en base al análisis y evaluar la precisión de los sensores DOT respecto a las medidas de los sensores Awinda.

1.4. Recursos utilizados

Para la realización de este trabajo se han empleado una serie de recursos tanto físicos como digitales:

Recursos hardware

- Xsens DOT: utilización de 2 kits (cada kit contiene 5 sensores y sus correspondientes cintas de sujeción).
- Xsens MVN Awinda: compuesto por 17 sensores, correas de sujeción y antena receptora.
- Ordenador portátil Huawei MateBook D14, Intel Core i5, Windows 11.
- Teléfono móvil Android.

Recursos software

- Aplicación móvil Movella DOT
- Xsens Software MVN Awinda 2024.2
- Jupyter Lab
- Aplicación OpenSim versión 4.5

1.5. Organización de la memoria

Este documento está compuesto por cinco capítulos. En este primer capítulo se ha contextualizado el trabajo de fin de grado (TFG) y se han introducido conceptos básicos para la adecuada comprensión del proyecto, se ha desarrollado la hipótesis y los objetivos a alcanzar y se han indicado los recursos empleados en su desarrollo.

El **Capítulo 2, “Características y obtención de señales de marcha”**, explica en qué consiste el ciclo de la marcha, sus fases y el movimiento que realiza cada articulación de la extremidad inferior a lo largo del mismo, define el concepto de IMU, desarrolla las características de los sensores empleados en el TFG y describe las distintas herramientas empleadas durante el proceso de captura de movimiento y los programas utilizados para la reconstrucción cinemática.

En el **Capítulo 3, “Materiales y métodos”**, se describe la base de datos desarrollada para este proyecto, el protocolo de adquisición de señales y el procesado utilizado en los distintos experimentos llevados a cabo. También se detallan las métricas extraídas de las reconstrucciones.

El **Capítulo 4, “Resultados y discusión”**, presenta los resultados obtenidos en los distintos experimentos, analiza los valores obtenidos en base a estudios previos y comenta las observaciones pertinentes.

Por último, el **Capítulo 5, “Conclusiones y líneas futuras”**, se centra en los desafíos y dificultades que se han encontrado en el transcurso del TFG, en la extracción de conclusiones de este proyecto y en el establecimiento de posibles líneas futuras para dar continuidad al estudio.

2. Características y obtención de señales de marcha

Para abordar el análisis en el que se basa este proyecto es necesario tener unos fundamentos respecto a la secuencia de la marcha humana y los rangos de movimiento de cada articulación de la extremidad inferior a lo largo del ciclo de la marcha. En este estudio se evaluarán cadera, rodilla y tobillo en el eje sagital. Se ha seleccionado este eje por ser el que representa el sentido de la marcha y realizar una mayor contribución al movimiento del sujeto (Tadano et al., 2013). Además, es el que presenta el mayor rango de movimiento, así como el que presenta mayor precisión respecto a los sistemas basados en cámaras ópticas (Pacher et al., 2020; Prisco et al., 2024).

2.1. Proceso de marcha humana

Se define como marcha humana el proceso consistente en el movimiento del cuerpo en posición erguida mediante el empleo de las extremidades inferiores, que tiene como resultado un desplazamiento del individuo. Este movimiento se divide en ciclos, comprendiendo cada uno de ellos el intervalo entre dos apoyos sucesivos del talón del mismo pie (Gao et al., 2022; Tunca et al., 2017). Cada ciclo de la marcha o paso se compone de dos fases: apoyo y balanceo. La fase de apoyo comprende el tiempo en el que el pie está en contacto con el suelo y representa aproximadamente un 60% del ciclo, mientras que la fase de balanceo se refiere al tiempo en el que el pie de referencia no hace contacto con el suelo, comprendiendo el 40% restante. A su vez, estas fases se pueden dividir, estableciéndose finalmente 8 subfases de la marcha (Gao et al., 2022). Se proporciona una representación del ciclo de la marcha en la Figura 1 y a continuación se describen las subfases que lo conforman:

- **Contacto inicial (IC):** indica el momento en el que el talón del pie de referencia hace contacto con el suelo, se produce una rotación del pie sobre el talón y se apoya la planta. Marca el comienzo del ciclo de la marcha.
- **Respuesta a la carga:** una vez realizado el apoyo del pie de referencia, se produce una flexión en la rodilla para absorber parte del impacto del IC y permitir que el sujeto mantenga el equilibrio. El otro pie se prepara para la fase de balanceo.
- **Apoyo medio:** en esta fase todo el peso del cuerpo es soportado por el pie de referencia (en contacto con el suelo). Se produce el balanceo de la otra extremidad, con el consiguiente avance del cuerpo.
- **Apoyo final:** se produce una elevación del talón, que se separa del suelo, mientras que la parte anterior del pie continúa apoyada. El centro de presión plantar del pie se desplaza hacia delante.
- ***Toe off (TO):*** sigue con el movimiento descrito en la fase anterior. Se produce el despegue de la parte anterior del pie, dando comienzo a la fase de balanceo.

- **Balanceo inicial:** comprende el movimiento desde la elevación del pie hasta que la rodilla alcanza su máximo grado de flexión. Para llevarlo a cabo se requiere la coordinación de los músculos de pierna y cadera.
- **Balanceo medio:** en esta subfase se alcanza la máxima distancia entre el pie y el suelo.
- **Balanceo final:** se realiza el avance final de la pierna de referencia. Los isquiotibiales controlan la velocidad y posición del tobillo, produciendo una desaceleración. El ciclo termina con el contacto del talón en el suelo.

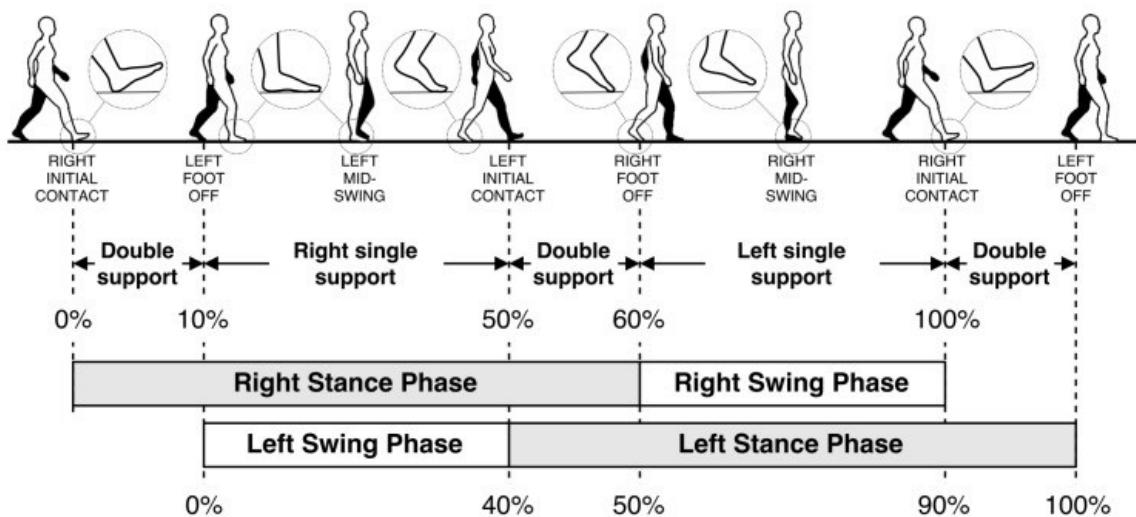


Figura 1. Secuencia del ciclo de la marcha (Tunca et al., 2017).

2.2. Cinemática articular de la extremidad inferior

La extremidad inferior se compone de 3 articulaciones: cadera, rodilla y tobillo. En el eje sagital, estas articulaciones realizan movimientos de flexión y extensión que contribuyen cuantiosamente al adecuado desarrollo del proceso de marcha. En esta sección detallaremos las características cinemáticas de cada una de ellas.

2.2.1. Cadera

La cadera es la articulación que da comienzo a la extremidad inferior y está formada por el acetábulo de la pelvis y la cabeza femoral. Es una articulación estable con un amplio rango de movimiento en los tres ejes. En el eje sagital, en el que está centrado este trabajo, se produce el movimiento de flexoextensión, representado en la Figura 2. La flexión de esta articulación consiste en el acercamiento del muslo al tronco, por delante del plano coronal. La máxima amplitud varía en función de la posición de la rodilla: con la rodilla extendida se pueden alcanzar 90°, aumentando este valor hasta los 120° o superior con la rodilla flexionada. La flexión pasiva presenta valores superiores. Por otro lado, la extensión se produce cuando la pierna se sitúa por detrás del plano coronal. Debido a la disposición de los ligamentos (iliofemoral), este movimiento tiene una menor amplitud.

La extensión de la cadera también se ve afectada por la posición de la rodilla, siendo de aproximadamente 20° con la rodilla extendida y de 10° con la rodilla flexionada (Kapandji, 2010).

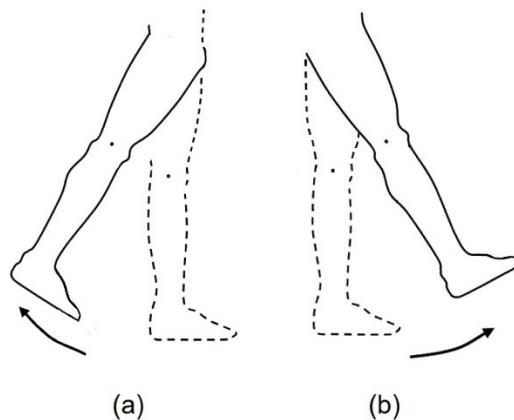


Figura 2. Movimientos de extensión (a) y flexión (b) de la cadera.

2.2.2. Rodilla

La rodilla es una de las articulaciones más complejas del cuerpo y está compuesta por 2 estructuras: la tibiofemoral y la patelofemoral. Se trata de una articulación fundamental en el ciclo de la marcha y describe el movimiento del conjunto tibioperoneo respecto al fémur. Su movimiento principal es la flexoextensión, cuyo esquema se puede consultar en la Figura 3. Para analizarlo, se establece como 0° la posición de alineación longitudinal entre fémur y pierna. Este es considerado el límite de máxima extensión (pudiéndose alcanzar $5-10^\circ$ más de forma pasiva). El rango de flexión varía en función de la posición de la cadera: con la cadera flexionada se pueden alcanzar hasta 140° , que se reducen a 120° en caso de extensión de esta articulación (la flexión pasiva puede llegar a 160° , limitada por la anatomía de la pierna del individuo). Este movimiento de la rodilla lleva asociado una rotación en la tibia (externa durante la extensión e interna en flexión) (Kapandji, 2010).

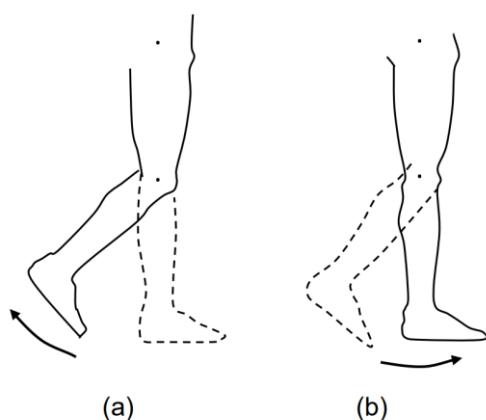


Figura 3. Movimientos de flexión (a) y extensión (b) de la rodilla (Bernal-Torres, 2018).

2.2.3. Tobillo

El tobillo es la articulación más distal de la extremidad inferior y está compuesta por la tróclea astragalina y la mortaja tibioperonea. Se trata de una articulación estable que realiza los movimientos de dorsiflexión (flexión) y plantarflexión (extensión), presentados en la Figura 4. El rango de movimiento aproximado de esta articulación es de 15-20° de flexión y de 40-50° de extensión. Durante la fase de apoyo el arco de movimiento es de ~25°. La rotación está centrada respecto al astrágalo y se guía por los maléolos y los ligamentos laterales. En el límite de flexión de la articulación se produce el bloqueo articular, que se descomprime para iniciar el deslizamiento durante el proceso de extensión. Estos movimientos no son puros, sino que llevan asociadas rotaciones en otros ejes: durante la dorsiflexión se produce una leve rotación externa del pie mientras que, durante la plantarflexión, con el pie fijo, la pierna se desvía lateralmente hacia el interior (Voegeli, 2003).

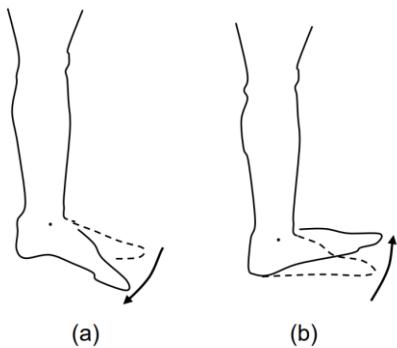


Figura 4. Movimientos de extensión (a) y flexión (b) del tobillo (Bernal-Torres, 2018).

2.3. Adquisición de señal de marcha

El análisis instrumentado de la marcha es una herramienta relevante en el campo clínico. Resulta de utilidad en la evaluación de patologías y condiciones en campos como la neurología, la rehabilitación o la ortopedia y proporciona una vía para cuantificar el estado en el que se encuentran los pacientes, su progresión y la eficacia funcional de ciertos tratamientos (Baker, 2006; Gao et al., 2022; Simon, 2004). También permite eliminar la variabilidad asociada al componente subjetivo dependiente del observador.

Este procedimiento consiste en la obtención de información y parámetros relacionados con las características de la marcha del sujeto y existen diversas tecnologías desarrolladas para llevarlo a cabo. Se pueden dividir en laboratorios de análisis de marcha 3D y sistemas portátiles. Los laboratorios están compuestos por sistemas de captura óptica de movimiento, que mediante una serie de marcadores y cámaras infrarrojas detectan la posición anatómica del sujeto y permiten reconstruir su movimiento, plataformas de fuerza, que se colocan en el suelo para registrar fuerzas de reacción y calcular parámetros como momentos o presiones y sensores de EMG para detectar actividad eléctrica muscular. La combinación de estos elementos resulta en un análisis muy completo y preciso del movimiento con elevada repetibilidad, pero que presenta un alto coste

económico y requerimiento de una infraestructura en la que instalarlo. Esto se traduce en imposibilidad para transportarlo de forma sencilla. En contraposición a estas limitaciones se encuentran los sistemas portátiles. Este tipo de sistemas está compuesto por sensores vestibles que miden distintas características de la marcha humana: IMUs para orientación, velocidad y aceleración, sensores de presión y fuerza y sistemas de sensores multimodales. Destacan por su portabilidad, menor coste y posibilidad de aplicación a la vida diaria, pero tienen como limitaciones la deriva de la señal, la necesidad de establecer protocolos de adquisición y algoritmos de reconstrucción de señal y la autonomía limitada. La comparación entre ambos sistemas se puede consultar en la Figura 5. Debido a la naturaleza del proyecto desarrollado, la explicación se centrará en los IMUs (Baker, 2006; Hulleck et al., 2022).



Figura 5. Representación de un laboratorio de marcha frente a un sistema de captura de movimiento basado en IMUs.

Los IMUs son sensores iniciales, lo que significa que son dispositivos electrónicos que miden orientación, velocidad, aceleración y magnetización del entorno. Para obtener estas medidas, un IMU combina 3 componentes principales: un acelerómetro, un giroscopio y un magnetómetro. Los acelerómetros son dispositivos que calculan la aceleración lineal. Para ello utilizan la segunda ley de Newton ($F = m \cdot a$), midiendo la fuerza que se ejerce sobre una masa conocida. Habitualmente son triaxiales, lo que significa que obtienen la aceleración en los 3 ejes de coordenadas (x, y, z). Gracias a ellos se pueden detectar parámetros como el inicio o fin del paso a partir de la forma de la señal de aceleración. Aplicando integración se pueden obtener señales de velocidad y posición. Son útiles en aplicaciones que buscan evaluar la estabilidad y el riesgo de caídas. Los giroscopios miden la velocidad angular. Para ello emplean la conservación del momento angular y el efecto Coriolis. Para dispositivos vestibles son empleados sistemas microelectromecánicos (MEMS) dado su reducido tamaño. Son útiles para detectar eventos concretos del ciclo de la marcha, como el TO o el IC y permiten el cálculo de orientación de segmentos corporales mediante integración. Por último, los magnetómetros miden la dirección e intensidad del campo magnético. Se basan en el efecto Hall: la desviación de los electrones en un conductor que está sometido a un campo magnético provoca un voltaje proporcional a la intensidad de ese campo. Se utilizan para

reducir el error del giroscopio, corrigiendo su deriva. Además, aportan una referencia absoluta, indicando dirección respecto al norte magnético. Estos dispositivos presentan limitaciones asociadas a su elevada sensibilidad a interferencias electromagnéticas y ferromagnéticas. En lugares con muchos dispositivos emisores de señal o muchos componentes elaborados con metales ferromagnéticos su fiabilidad puede verse reducida (Hulleck et al., 2022; Muro-de-la-Herran et al., 2014).

Es importante tener en cuenta la importancia de la colocación en el cuerpo de los sensores, ya que variaciones de posición u orientación pueden introducir fuentes de error. Además, como la estimación de velocidad, posición y orientación requiere realizar integración en tiempo, se producirá una deriva acumulada y progresiva del error y sesgo inherente al sensor con cada proceso de integración. Para paliar este inconveniente se puede emplear una referencia externa, como la gravedad (derivada de la señal de aceleración del eje z) o el campo magnético terrestre (obtenido a partir del magnetómetro).

A continuación, se proporcionará información sobre los sensores concretos empleados en este estudio y sobre sus procedimientos de adquisición de señal.

2.3.1. Xsens Awinda – MVN Analyze

Los sensores Xsens Awinda son un modelo de IMUs que ha sido desarrollado por la empresa Movella para utilizarse como sistema de captura de movimiento. Se comercializa en formato de maletín (Figura 6), compuesto por 17 (+1) sensores, correas de tela y velcro y camisetas específicas para su colocación en el cuerpo, cargador (ya que se trata de unidades inalámbricas) y una estación receptora para la transmisión de datos. Cada IMU está compuesta por un acelerómetro triaxial, un giroscopio y un magnetómetro, por lo que permiten estimar la orientación y posición relativa de los segmentos corporales.



Figura 6. Sensores Xsens Awinda.

El sistema Awinda emplea un software específico llamado MVN Analyze para realizar la captura de movimiento. La transmisión de datos desde los sensores al ordenador se produce siguiendo un esquema de red inalámbrica centralizada. En primer lugar, la información en crudo que capta cada sensor se preprocesa en la propia unidad, buscando corrección y sincronización para evitar errores de latencia. El envío de los datos se realiza mediante el protocolo Awinda (desarrollado por Movella). Los datos se transmiten por radiofrecuencia en la banda de 2.4 GHz. Gracias al empleo de canales dedicados y algoritmos de *time-division multiple access* (métodos que permiten acceso múltiple a un

canal de comunicación de manera que cada dispositivo transmite información de forma exclusiva en un pequeño intervalo de tiempo denominado ranura) todos los sensores pueden transmitir datos simultáneamente (*Xsens MVN User Manual*, 2023). La información se transfiere a la *Awinda Station*, una antena receptora que actúa como puente entre los sensores y el ordenador. Este dispositivo se puede conectar mediante USB 2.0 o 3.0, habitual en entornos de laboratorio, o a través de Ethernet (1Gbps) para aplicaciones que requieren muy baja latencia y transmisión en tiempo real estable. La *Awinda Station* puede gestionar hasta 32 unidades de forma simultánea, aunque para realizar una adquisición de cuerpo completo solo se requieren 17. Para este proyecto, centrado en extremidad inferior, se utilizarán únicamente 8 IMUs.

Los sensores Awinda presentan la ventaja de ser portátiles: no requieren una infraestructura determinada para poder utilizarse y proporcionan la posibilidad de realizar adquisiciones de señal en diversos entornos con características diferentes. Esto puede resultar útil si se busca que el sujeto de estudio camine de forma natural, ya que un entorno menos estricto contribuirá a que se sienta cómodo. Además, el hecho de que no necesiten cables facilita la movilidad del sujeto y hace más sencillo el proceso de adquisición.

La forma en la que se colocan los sensores, mediante la camiseta y las correas, proporciona un sistema rápido de preparación de la prueba, lo que en caso de que el sujeto presente alguna patología puede resultar ventajoso, ya que reduce el tiempo de colocación. Tanto el protocolo Awinda como el software MVN Analyze proporcionan una adquisición precisa y robusta de las señales de movimiento, destacando la sincronización y coordinación, la minimización del error y la posibilidad de exportación de datos en varios formatos, dependiendo de cómo se quieran procesar. No obstante, a pesar de estas ventajas, también es necesario tener en cuenta una serie de limitaciones. La batería tiene una duración limitada, por lo que es necesario tenerlo en cuenta y revisar su estado periódicamente. Además, la única forma de transmitir los datos es a través de la *Awinda Station*, por lo que en el caso de que sufra algún daño o no se disponga de ella no será posible utilizar los sensores. El alcance de 50 metros indicado en las especificaciones técnicas supone una limitación, más acuciante si tenemos en cuenta la posibilidad de que se produzcan interferencias (como se explicó anteriormente, los magnetómetros se ven afectados por interferencias electromagnéticas y ferromagnéticas, lo que produce aparición de errores en la señal de orientación). Pese a que los sistemas basados en IMUs son económicamente más accesibles que las cámaras ópticas, los sensores Awinda son un set de gama profesional, por lo que tienen un precio alto. Por último, las interferencias comentadas anteriormente provocan que estos dispositivos no sean aptos usarse en lugares con mucho metal ferromagnético o maquinaria eléctrica, ya que pueden verse afectados y no registrar los datos correctamente (*Xsens MVN User Manual*, 2023).

Para contextualizar la utilización de los sensores Awinda dentro del proyecto, es importante recalcar que los sistemas más precisos, repetibles y aceptados como *gold standard* a la hora de realizar las validaciones de este tipo de sistemas son los basados en cámaras ópticas, como Vicon. Por otra parte, los sistemas basados en IMUs como Awinda presentan ventajas, anteriormente mencionadas, que los hacen más adecuados para este proyecto: mayor portabilidad y posibilidad de capturar movimiento en diversos entornos sin necesidad de una infraestructura específica y menor coste económico, siendose consciente de la degradación que puede suponer en la señal reconstruida. En base a lo

anterior, y dada la existencia de evidencias en la validación de los sensores Xsens Awinda respecto a sistemas ópticos (errores medios de 2-5° en el plano sagital y elevada correlación en movimientos de flexo-extensión en base a correlación cruzada o coeficiente de correlación múltiple) se considera aceptable emplear la reconstrucción de movimiento derivada de estos sensores como *pseudo-standard* para evaluar la concordancia con los sensores Xsens DOT (Al-Amri et al., 2018; Robert-Lachaine et al., 2017; Zhang et al., 2013). Si bien estos errores se ven amplificados en los planos transversal y frontal, y en base a que no se tendrán en cuenta para este estudio, se ha dado relevancia a los datos derivados únicamente del plano sagital. Los errores observados en este plano son clínicamente aceptables, por lo que, de este momento en adelante, teniendo en consideración lo expuesto con anterioridad, se tomará como referencia la señal extraída de los sensores Xsens Awinda.

Para realizar capturas de movimiento con los sensores Xsens Awinda se puede utilizar el software Xsens MVN Analyze, desarrollado por la empresa Movella. Este programa está disponible en la página web oficial de Movella. Para realizar una adquisición deben encenderse los sensores y conectarse la *Awinda Station* al ordenador mediante un puerto USB. Una vez detectados los sensores se pueden comprobar una serie de características, como el estado de la batería y la intensidad de señal que se recibe de cada sensor. A continuación, se crea un nuevo archivo y se proporcionan una serie de datos para definir la adquisición: se selecciona el modo de captura, se establece la frecuencia de muestreo deseada, se elige la carpeta en la que se guardarán los archivos y se introducen una serie de medidas corporales del sujeto para contribuir al adecuado escalado del modelo. El sistema proporciona un maniquí para indicar la ubicación aproximada de los sensores en función del modo de captura y si están o no conectados. Una vez detallados estos parámetros se pueden colocar los sensores sobre el sujeto empleando la camiseta y las cintas de tela. A continuación es necesario realizar un proceso de calibración. El sistema Xsens MVN Analyze dispone de un método de calibración dinámica “*N-pose + Walk*”, que consiste en los siguientes pasos:

- El sujeto se coloca en posición neutra (erguido, con los pies ligeramente separados y los brazos colocados en los costados del cuerpo) y se mantiene quieto durante un pequeño lapso de tiempo (2-3 segundos).
- A continuación, el sujeto debe desplazarse de forma natural, e idealmente debe regresar a su posición original. Este proceso dura 12 segundos y debe realizarse un número mínimo de pasos para que la calibración se considere buena.
- El sujeto vuelve a mantener la postura inicial hasta que el programa termina el proceso de calibración.

La calibración puede ser buena, aceptable o deficiente, siendo necesario repetirla en función del resultado y el tipo de estudio. Desde este momento, los movimientos del sujeto serán replicados por el modelo en la pantalla del ordenador. Una vez terminado este proceso se puede proceder a la captura de movimiento mediante la función de grabación. Los archivos resultantes se guardarán en el ordenador desde el que se realiza la captura, en la carpeta indicada durante la creación del archivo. El programa también permite visualizar capturas de movimiento, siguiendo el desplazamiento del sujeto a través del modelo.

Este programa se presenta como una herramienta de empleo sencillo para realizar capturas de movimiento con distintas configuraciones de sensores, de manera que permite obtener los datos utilizados en reconstrucciones de movimiento de diversas articulaciones del cuerpo, así como adquirir la información necesaria para extraer parámetros de interés tras una fase de procesado de señal.

2.3.2. Xsens DOT – App Movella DOT

Una vez presentado el sistema Xsens Awinda y su proceso de adquisición de señal, se describirán a continuación los sensores Xsens DOT (Figura 7), una alternativa más económica y reciente desarrollada también por la empresa Movella. Este sistema surge como una aproximación más compacta y portátil, orientada a una mayor usabilidad y compatible con dispositivos móviles. Se comercializa como un kit compuesto por 5 sensores, estación de carga y cargador. También dispone de un paquete de correas de tela y velcro para su colocación sobre el cuerpo del sujeto. Al igual que en el caso de los sensores Awinda, cada IMU está compuesto por un acelerómetro, un giroscopio y un magnetómetro triaxiales (*Xsens DOT User Manual*, 2022).



Figura 7. Sensor Xsens DOT y sistema de referencia.

Para obtener las señales se puede utilizar el SDK o la aplicación móvil Movella DOT. Esta aplicación está disponible para Android y iOS, permitiendo conectar de forma simultánea 7 y 11 sensores respectivamente. Una vez descargada, es necesario vincular los sensores al dispositivo móvil mediante Bluetooth. A continuación, se abre la aplicación y se seleccionan los sensores que se quieren conectar para realizar la adquisición. Una vez realizado este proceso, se puede seleccionar la frecuencia de muestreo deseada y verificar la versión de firmware y el nivel de batería de los dispositivos. Tras la comprobación del estado de estas variables es necesario realizar un proceso de sincronización. Los sensores DOT poseen un modo de sincronización respecto a un nodo raíz, lo que proporciona un alineamiento temporal de múltiples IMUs con un error de 20 μ s (se degrada con el tiempo hasta alcanzar 1.8 ms después de 30 minutos de adquisición continua). El nodo raíz emite periódicamente mensajes de referencia sobre su información temporal de manera que el resto de los sensores, que actúan como receptores, pueden conocer su desfase y desviación (*Xsens DOT User Manual*, 2022). A continuación, es necesario realizar un procedimiento muy importante para poder reconstruir correctamente el movimiento: el *Heading Reset*. El *Heading Reset* es un proceso de calibración de la orientación que funciona estableciendo una dirección de referencia común para todos los sensores. Al activarlo se modifica la dirección de cada

sensor a la referencia del norte magnético. La importancia de este proceso reside en que los sensores, debido a perturbaciones e interferencias, pueden estar desalineados entre sí. Si estas diferencias no se tienen en cuenta, la reconstrucción de movimiento puede verse afectada por errores en el cálculo de ángulos relativos entre segmentos corporales. Además, la utilización periódica del *Heading Reset* permite reducir la deriva acumulada, útil si se van a realizar capturas de movimiento durante un intervalo de tiempo extenso.

Una vez finalizado este proceso se puede proceder con la adquisición, que se puede realizar mediante 2 modos: adquisición en línea y grabación. La adquisición en línea permite visualizar en el dispositivo móvil la orientación y la magnetización de todos los sensores en los 3 ejes de Euler durante la captura de movimiento. Antes de comenzar la adquisición es necesario indicar las variables que se quieren extraer y las unidades de las mismas, que se almacenaran en archivos (uno por cada sensor) en el dispositivo móvil. El modo de adquisición en línea solo permite tomar medidas con 5 sensores de forma simultánea. Por otra parte, el modo de grabación permite realizar adquisiciones con todos los sensores que puedan conectarse (limitado por el sistema operativo del dispositivo móvil que se utilice) pero no tiene opción de *Heading Reset*. En este caso no se visualizan las señales en tiempo real, pero se puede conocer el avance del tiempo. Se pueden seleccionar las variables que se quieren obtener, que se almacenan en formato .csv en el propio sensor (cada unidad indica en la aplicación la cantidad de espacio de almacenamiento restante). La aplicación tiene una función para transferir al dispositivo móvil las grabaciones de cada sensor que se seleccionen.

Los sensores Xsens DOT presentan una serie de ventajas. En primer lugar, su tamaño y peso, así como su resistencia a polvo y agua, los hacen ideales para su transporte y utilización en múltiples entornos. La compatibilidad de este sistema con múltiples sistemas operativos, junto con la posibilidad de desarrollar aplicaciones personalizadas mediante el SDK, amplían significativamente sus posibilidades de uso, permitiendo su integración en distintas plataformas y su adaptación a las necesidades específicas de cada proyecto. Además, funcionalidades como la sincronización y el *Heading Reset* reducen errores y proporcionan mayor robustez en la estimación de la orientación. Por último, estos dispositivos tienen menor coste que sistemas profesionales como los sensores Awinda o cámaras ópticas, siendo más accesibles. En cuanto a limitaciones, la presencia de objetos metálicos ferromagnéticos y campos eléctricos afecta al magnetómetro, lo que se traduce en errores de orientación. Por ello necesitan realizarse calibraciones periódicas a través del *Heading Reset*. Además, el número de sensores que se pueden conectar simultáneamente es limitado, insuficiente para ciertas reconstrucciones de movimiento, como las de cuerpo completo. El proceso de calibración, basado en *Heading Reset* y en pose estática, es más básico que los métodos empleados para los sensores Awinda, lo que puede influir en la precisión de las reconstrucciones. Para finalizar, la conexión de múltiples sensores puede afectar a la estabilidad de la transmisión, incrementando el riesgo de que se produzcan pérdidas de datos (D'Alcalá' et al., s. f.; *Xsens DOT User Manual*, 2022).

2.3.3. Comparación de sensores empleados en el estudio

Para finalizar la sección dedicada a la adquisición de señales de marcha, se realiza una comparación en cuanto a características técnicas de ambos modelos de IMUs, que se pueden consultar en la Tabla 1. En primer lugar, ambos sensores han sido desarrollados por el mismo fabricante (Movella), aunque difieren en aspectos de diseño y funcionamiento. Los sensores DOT son más ligeros y compactos, y presentan certificación IP68 (resistencia al polvo y al agua). Tienen una batería de menor duración, pero permiten almacenar en el propio sensor hasta 64 MBs de datos. Respecto a la conexión, los sensores DOT solo permiten capturar simultáneamente con 7 u 11 sensores (en función del entorno y dispositivo con el que se trabaje) frente a los 32 que permite sincronizar el sistema Awinda. Este número se ve reducido a 5 en caso de utilizar la función de la aplicación Movella DOT para adquisición en línea, pero permiten la integración con múltiples plataformas (Android (≥ 8.0), iOS (≥ 11), Windows, Linux, Mac y Raspberry Pi mediante *Software Development Kit (SDK)*). La transmisión de datos de los sensores Awinda mediante la *Awinda Station* proporciona mayor robustez y menor probabilidad de pérdida de datos respecto a la transmisión Bluetooth de los sensores DOT. El sistema Awinda presenta una mayor tasa de muestreo máxima (240 Hz) y algoritmos de sincronización y calibración más elaborados. Por último, este sistema ha sido validado frente a reconstrucciones mediante cámaras ópticas, alcanzando niveles de precisión aceptables (*Movella DOTTM Data Sheet*, 2023; *Xsens DOT User Manual*, 2022; *Xsens MVN User Manual*, 2023).

	Xsens Awinda	Xsens DOT
Dimensiones	47 × 30 × 13 mm	36.3 × 30.4 × 10.8 mm
Peso	27 g	11.2 g
Frecuencia de muestreo	Hasta 240 Hz	Hasta 120 Hz
Acelerómetro	Rango dinámico de ± 16 g, resolución de 14 bits	Rango dinámico de ± 16 g, resolución de 16 bits
Giroscopio	Rango dinámico de ± 2000 °/s, resolución de 16 bits	Rango dinámico de ± 2000 °/s, resolución de 16 bits
Magnetómetro	Rango dinámico de ± 1.9 Gauss, resolución de 12 bits	Rango dinámico de ± 8 Gauss, resolución de 16 bits
Transmisión de datos	<i>Awinda Station</i>	Bluetooth Low Energy (BLE) 5.0
Duración de la batería	Aproximadamente 12 horas	Aproximadamente 8 horas

Tabla 1. Comparación de características técnicas de los sensores Xsens Awinda frente a los sensores Xsens DOT.

2.4. Procesado de señales de marcha

Los archivos que se obtienen de ambos modelos de sensores no son comparables ni directamente interpretables. Para poder evaluar la precisión de los sensores DOT respecto de la referencia es necesario aplicar una fase previa de procesado. Es fundamental emplear un algoritmo de cinemática inversa para fusionar la información proveniente de

cada sensor y obtener con precisión la posición de las distintas articulaciones de la extremidad inferior a lo largo del tiempo. Además, como se ha introducido en la sección 2.3, las señales de cinemáticas obtenidas mediante IMUs se pueden ver afectadas por interferencias como el campo magnético o eléctrico presente en la sala de adquisición. Este paso de procesado puede contribuir a la identificación y reducción de errores derivados de la captura de movimiento.

2.4.1. Xsens Motion Cloud

Xsens Motion Cloud es una herramienta diseñada por la empresa Movella, desarrolladora de los sensores, para procesar, entre otros, los archivos obtenidos mediante MVN Analyze. Este programa funciona mediante licencia, siendo necesaria una suscripción.

En primer lugar, el usuario debe acceder con sus credenciales. Una vez identificado, los archivos se suben a Motion Cloud, el entorno seguro en el que se desarrollará el procesado, y como resultado se generará un informe de forma automática. Para ello, es necesario que los registros cuenten con un mínimo de 10 pasos válidos. Este sistema emplea un filtro de Kalman extendido combinado con un modelo biomecánico. Además, utiliza la detección de contactos del pie para mejorar el cálculo de parámetros espaciotemporales. Dado que el usuario no conoce de forma exacta cómo se fusiona la información de los sensores ni cómo se calculan las señales de cinemática, se considera que el sistema está basado en un algoritmo de “caja negra”, lo que limita la transparencia y explicabilidad del método, si bien no compromete los resultados obtenidos.

El informe obtenido tras el procesado contiene gran cantidad de datos relevantes respecto al movimiento y características de la marcha del sujeto. Proporciona parámetros espaciotemporales como longitud y anchura del paso, longitud de zancada, tiempo de paso y de zancada, duración de fase de apoyo y balanceo, velocidad y cadencia de la marcha. Respecto a la cinemática articular, incluye la información para graficar la posición de las articulaciones incluidas en el proceso de captura en los tres planos de movimiento (sagital, coronal y transversal). También proporciona información sobre posición, velocidad y aceleración del centro de masas y sobre eventos de contacto, como el número de apoyos de cada pie o la detección de IC y TO.

Un estudio realizado por Konrath et al. en 2021 evaluó los resultados de este programa en el cálculo de diversos parámetros espaciotemporales del ciclo de la marcha respecto a Vicon, obteniendo valores pequeños de RMSE y validando la herramienta (Konrath et al., 2021).

En conclusión, Xsens Motion Cloud se presenta como una herramienta de utilización muy simple que permite el acceso remoto desde cualquier dispositivo y que proporciona información completa y precisa sobre la marcha del sujeto de estudio.

2.4.2. OpenSim

OpenSim es una plataforma de libre acceso dedicada al modelado y simulación del movimiento humano desarrollada en la Universidad de Stanford. Este programa permite

la integración de datos obtenidos de capturas de movimiento con modelos biomecánicos para obtener reconstrucciones de movimiento. Permite crear modelos propios o utilizar una serie de modelos preestablecidos para realizar análisis cinemáticos y dinámicos de movimiento. Mediante su interfaz gráfica, se pueden visualizar modelos y movimientos, así como emplear herramientas de cinemática inversa para calcular ángulos articulares a partir de datos experimentales. También es posible hacer cálculos de fuerza y de control muscular, importar datos de captura de movimiento (proporcionados por sistemas como Vicon o Xsens), aplicar filtros y simular tareas motoras reales. Debido a estas funcionalidades, tiene utilidad tanto para investigaciones relacionadas con análisis de marcha o aplicaciones deportivas, como para investigaciones clínicas de enfermedades en las que se reporte afectación neurológica de la marcha, planificación de cirugías y prevención de lesiones (Delp et al., 2007).

Dentro de esta plataforma se ha desarrollado un *toolbox* denominado OpenSense, centrado en el cálculo de cinemática articular a partir de información recogida mediante IMUs. Está compuesto por 2 herramientas principales, para colocación de IMUs sobre el modelo y para reconstrucción del movimiento aplicando cinemática inversa (Al Borno et al., 2022).

3. Materiales y métodos

3.1. Base de datos

Para desarrollar este proyecto fue necesaria la creación de una base de datos de marcha humana. Se obtuvieron señales de cinemática de la extremidad inferior en sujetos sanos mediante la utilización simultánea de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT.

3.1.1. Primera aproximación: trabajo con el SDK

La primera idea respecto a la adquisición de datos a través de los sensores Xsens DOT fue emplear el SDK y desarrollar un código en Jupyter Lab para realizar las capturas de movimiento mediante el ordenador. La utilización del SDK y el ordenador presenta ventajas como la personalización del algoritmo de *Heading Reset* y la posibilidad de realizar este proceso en todos los sensores de forma simultánea.

En primer lugar, se creó un entorno para satisfacer los requerimientos del SDK. Una vez analizados los scripts de ejemplo y las funciones disponibles se desarrolló un código que realizaba los siguientes pasos: conexión e identificación de todos los sensores, establecimiento de la frecuencia de muestreo, sincronización de los sensores utilizando el de la pelvis como nodo raíz, realización del *Heading Reset*, inicio de la captura de movimiento, finalización de la captura de movimiento y almacenamiento de los datos en la carpeta seleccionada por el usuario.

Durante la realización de pruebas previas a la obtención de la base de datos se observaron en primer lugar problemas en la transmisión de datos mediante Bluetooth. Para solucionarlos se utilizó una antena amplificadora de Bluetooth. Además, hubo errores graves en las reconstrucciones de movimiento. Tras evaluar posibles causas se encontró que, a pesar de que de manera teórica se realizaba el proceso de sincronización, entre los sensores había desfases temporales significativos que impedían realizar correctamente los cálculos de cinemática inversa mediante OpenSim. Debido a estos problemas se optó por utilizar la aplicación Movella DOT para el proceso de adquisición de señales con los sensores DOT.

3.1.2. Protocolo de adquisición

Las adquisiciones se llevaron a cabo en la sala “Leonardo Torres Quevedo” de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Telecomunicaciones de la Universidad de Valladolid. Para la obtención de las señales cinemáticas se emplearon 8 sensores Xsens Awinda y 7 Xsens DOT. Su colocación ideal se describe en la Tabla 2 y en la Figura 8:

Xsens Awinda	Stern	Sobre el esternón, en la línea media anterior del tórax.
	Pelv	Sobre la región sacrolumbar, centrado en la línea media dorsal.
	ULr	En la cara lateral del tercio medio del fémur derecho, alineado con el eje longitudinal del muslo.
	ULl	En la cara lateral del tercio medio del fémur izquierdo, alineado con el eje longitudinal del muslo.
	LLr	En la cara anterior del tercio superior de la tibia derecha.
	LLl	En la cara anterior del tercio superior de la tibia izquierda.
	Fr	En el dorso del pie derecho, alineado con el eje longitudinal del pie.
	Fl	En el dorso del pie izquierdo, alineado con el eje longitudinal del pie.
Xsens DOT	Pelv	Sobre la región sacrolumbar, centrado en la línea media dorsal.
	ULr	En la cara lateral del tercio medio del fémur derecho, alineado con el eje longitudinal del muslo.
	ULl	En la cara lateral del tercio medio del fémur izquierdo, alineado con el eje longitudinal del muslo.
	LLr	En la cara anterior del tercio superior de la tibia derecha.
	LLl	En la cara anterior del tercio superior de la tibia izquierda.
	Fr	En el dorso del pie derecho, alineado con el eje longitudinal del pie.
	Fl	En el dorso del pie izquierdo, alineado con el eje longitudinal del pie.

Tabla 2. Ubicación corporal de los conjuntos de sensores Xsens Awinda y Xsens DOT. Las abreviaturas de la tabla se refieren a: Stern-Esternón, Pelv-Pelvis, ULr-Upper leg right (región superior de la pierna derecha), ULl-Upper leg left (región superior de la pierna izquierda), LLr-Lower leg left (región inferior de la pierna derecha), LLl-Lower leg left (región inferior de la pierna izquierda), Fr-Foot right (pie derecho), Fl-Foot left (pie izquierdo).

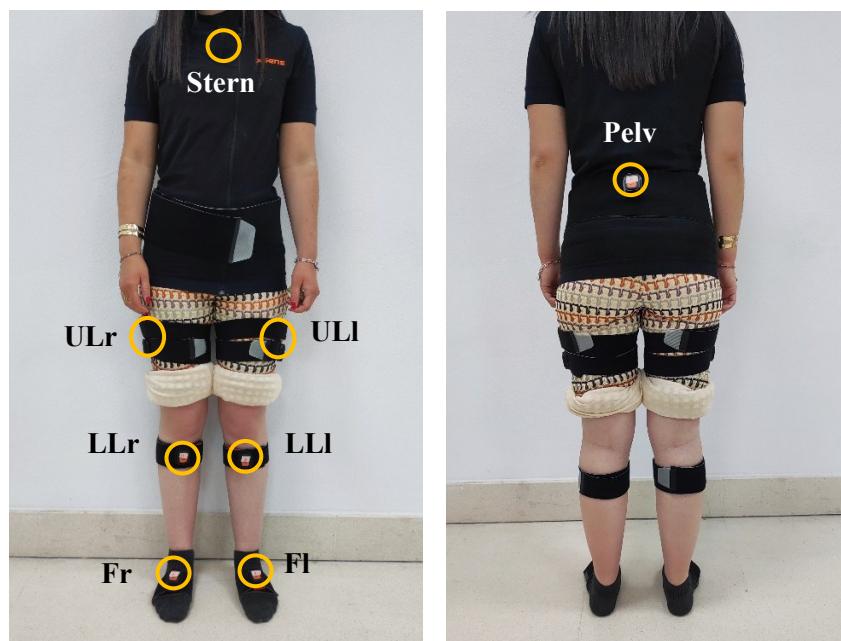


Figura 8. Colocación de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT sobre el sujeto mediante camiseta y cintas de sujeción con velcro.

Dado el carácter de los datos empleados en este proyecto, fue necesaria la aprobación de un comité ético. El estudio se desarrolló bajo el protocolo de referencia 22-PI125, aprobado en marzo de 2023 por el Comité de Ética en Investigación Clínica con Medicamentos (CEIM) del Área Sanitaria de Valladolid Oeste. Las señales biomédicas registradas constituyen datos sensibles, por lo que se garantizó en todo momento la confidencialidad de los participantes mediante la utilización de códigos de identificación.

La adquisición de las señales se llevó a cabo empleando un ordenador con el programa MVN Analyze (para Xsens Awinda) y un teléfono móvil Android con la aplicación Movella DOT (para Xsens DOT). Los datos de los sensores Awinda se muestran a 100 Hz y los datos de los DOT a 60 Hz. La prueba a realizar consistía en un desplazamiento unidireccional en línea recta de más de 10 pasos (mínimo que necesita Xsens Motion Cloud para poder generar el informe). Para llevarlo a cabo el sujeto se coloca en una esquina de la sala. Al comenzar la grabación en ambos dispositivos, mantiene la posición estática durante 2-3 segundos y comienza el desplazamiento mencionado caminando de forma natural, a velocidad normal. El sujeto se detiene al alcanzar la esquina opuesta de la sala, manteniéndose quieto hasta que finaliza la grabación. El protocolo de adquisición se detalla a continuación:

1. Antes de comenzar la adquisición se verifica el nivel de batería de ambos tipos de sensores, así como la correcta conexión de ambos con sus correspondientes dispositivos.
2. Se realiza un estudio del campo magnético de la sala para evaluar las posibles interferencias con los sensores.
3. A la llegada de cada sujeto, se explica en qué consiste el experimento de forma verbal y escrita y se proporciona el consentimiento informado para su lectura y firma.
4. Se pide al sujeto que se descalce y se toman las medidas necesarias para el correcto escalado del sujeto con MVN Analyze: altura total, tamaño del pie, altura y anchura de hombros, distancia entre codos, muñecas y largo de brazos, altura y anchura de cadera, altura de rodilla y altura de tobillo.
5. Se le colocan al sujeto los sensores Xsens Awinda mediante camiseta y bandas de sujeción en las ubicaciones detalladas en la Tabla 2 y se realiza la sincronización y el *Heading Reset* de los sensores Xsens DOT alineando los sensores sobre una superficie plana. Este proceso se realiza en 2 grupos, dado que es necesario realizarlo mediante grabación en línea (solo permite el uso simultáneo de 5 sensores). Se alinean los sensores de los tobillos por separado.
6. Se realiza la calibración dinámica “*N-pose + Walk*” de los sensores Xsens Awinda.
7. Se colocan los sensores Xsens DOT en las ubicaciones detalladas en la Tabla 2, por encima de los sensores Xsens Awinda.
8. Tras la colocación de los sensores comienza la adquisición. Cada sujeto realiza la prueba previamente descrita 3 veces.

- Una vez finalizado el procedimiento, se retiran todos los sensores. Las adquisiciones de los sensores Awinda se almacenan en el ordenador en carpetas con el código de cada sujeto, mientras que las de los sensores DOT quedan almacenadas en los sensores y se transfieren a esas mismas carpetas posteriormente.

El proceso completo tiene una duración aproximada de 20 minutos.

3.1.3. Características de los sujetos

La base de datos está compuesta por 13 adultos sanos con edad de 22.3 ± 1.2 años, de los cuales 5 son hombres y 8 mujeres. Todos los sujetos fueron voluntarios capaces de caminar sin ningún tipo de asistencia y sin afectaciones de la marcha conocidas. Sus características se recogen en la Tabla 3:

Código	Edad	Sexo	Altura	Tamaño Pie (cm)
S01	22	F	162	23.5
S02	22	M	168	25
S03	22	F	162.5	25
S04	21	M	168	25
S05	23	F	156	23.5
S06	25	M	178.5	28
S07	24	M	195	29
S08	22	F	164	25
S09	21	F	158	22.5
S10	22	M	190	27.5
S11	23	F	164	24.5
S12	21	F	159	23
S13	22	F	172	25.5

Tabla 3. Características de los sujetos de la base de datos.

3.2. Metodología experimental

De las capturas de movimiento explicadas anteriormente se obtienen 2 tipos de archivos por adquisición: un archivo en formato .mvn correspondiente a los sensores Awinda y 7 archivos en formato .csv (uno por cada sensor) correspondientes a los sensores DOT.

Para procesar los archivos .mvn se emplea Xsens Motion Cloud. Una vez subidos los datos, se obtienen los informes y se emplean distintos datos del Excel obtenido, en función del experimento de estudio.

Los archivos .csv correspondientes a los sensores DOT contienen información sobre la frecuencia de muestreo, el eje de tiempos, la posición del sensor en cada instante en cuaternios y la aceleración, velocidad angular y estado del campo magnético en los tres ejes de Euler. Para procesarlos se emplea el software OpenSim. Para todos los experimentos se utilizará el modelo biomecánico Rajagopal2015. Es un modelo de cuerpo completo, compuesto por 22 segmentos óseos, 37 grados de libertad (3 en cadera, 1 en

rodilla y 1 en tobillo) y 80 unidades musculares en la extremidad inferior (Rajagopal et al., 2016). Forma parte de la librería de modelos de OpenSim.

Para el procesado de las señales cinemáticas fue necesario excluir a los sujetos S01, S02, y S04 por problemas en la transmisión de los archivos de Xsens DOT y la prueba 3 de los sujetos S05 y S08 por pérdida de datos. El número total de capturas de movimiento obtenidas fue de 39 para los sensores Xsens Awinda y de 28 para los sensores Xsens DOT. Para este proyecto se emplearon las 28 capturas comunes a ambos sensores.

3.2.1. Análisis del campo magnético

La variación del campo magnético puede afectar a la precisión en la medición de orientación de los IMUs. Este error se refleja en los sensores DOT, pero no en los sensores Awinda, ya que Xsens Motion Cloud tiene en cuenta esta variable cuando procesa los archivos .mvn, reduciendo el error asociado.

Como paso inicial antes de realizar las adquisiciones, y para tener una visión más completa de cara a analizar los resultados obtenidos de este proyecto, es necesario analizar el campo magnético derivado de la sala en general, así como el que afecta directamente a cada sensor DOT durante la realización de la prueba. Para ello, se utiliza Jupyter Lab para calcular la norma del campo magnético empleando los datos referentes a la magnetización obtenidos de los sensores DOT. La empresa Movella proporciona unas recomendaciones para tratar de reducir la contribución del campo magnético a las medidas: mantener los sensores en posición estática durante los primeros 2 o 3 segundos de la grabación para evitar la deriva, procurar evitar zonas cercanas a objetos metálicos o que puedan provocar interferencias en el inicio de la adquisición y realizar un mapeo del campo magnético si los sensores se van a colocar sobre un objeto metálico, como una prótesis (*Xsens DOT User Manual*, 2022).

3.2.2. Experimento 1: Awinda-Xsens Motion Cloud vs DOT-OpenSim

Esta primera aproximación consiste en comparar los datos de los sensores Awinda obtenidos directamente de Xsens Motion Cloud con los datos de orientación en cuaternios que se extraen de los sensores DOT.

Para obtener las curvas de cinemática de los sensores DOT es posible utilizar el software OpenSim. Este programa tiene una herramienta para calcular cinemática inversa que requiere la utilización de 2 archivos con una estructura concreta: el *imu_placer* y el *imu_inverse_kinematics*. Deben ser archivos en formato .sto con los campos descritos en la Figura 9. Para obtener los ficheros es necesario fusionar los datos de posición en cuaternios de cada sensor. La primera columna del archivo es el eje de tiempos, seguida de una columna para cada sensor con los 4 cuaternios en orden w-x-y-z separados por comas. Cada una de las columnas está separada por tabulación. Las equivalencias con los nombres de los sensores están descritas en la Tabla 4. Se desarrolló un código en Python mediante Jupyter Lab para crear estos archivos.

Xsens DOT	OpenSim <i>imu_placer</i>
Pelv	pelvis_imu
ULr	femur_r_imu
ULl	femur_l_imu
LLr	tibia_r_imu
LLl	tibia_l_imu
Fr	calcen_r_imu
Fl	calcen_l_imu

Tabla 4. Correspondencia de etiquetas de los sensores Xsens DOT en OpenSim.

```
time    pelvis_imu  femur_r_imu tibia_r_imu femur_l_imu tibia_l_imu calcn_r_imu calcn_l_imu
0.000000  0.04874666,0.6499565,-0.05831799,0.7561655  0.4984124,-0.47938,-0.60887474,-0.38864
0.017000  0.04851927,0.6498829,-0.058122903,0.75625855  0.4986594,-0.47911394,-0.6091038,-0
```

Figura 9. Encabezado del archivo .sto utilizado para el *imu_placer*.

El *imu_placer* (Figura 10) tiene como función situar los IMUs sobre el modelo cinemático que se utiliza. El fichero debe contener al menos una muestra de cada sensor. Para este experimento se empleó el primer segundo (60 muestras) de cada IMU, ya que durante este tiempo los sujetos estaban en posición estática. Una vez seleccionado el archivo, se pueden añadir transformaciones en los ejes de coordenadas (X, Y, Z) en caso de que el sistema de referencia del sensor no coincida con el de OpenSim. Para este primer experimento es necesaria una transformación de -90° en el eje X. El *imu_placer* también permite alinear el movimiento respecto a un sensor en un eje concreto, siendo elegido el eje Z en sentido negativo del sensor Pelv (representa la dirección contraria al movimiento y, por tanto, la dirección en la que se coloca el sensor elegido). Aplicando esta utilidad la pelvis se mantiene estable, evitando inclinaciones erróneas.

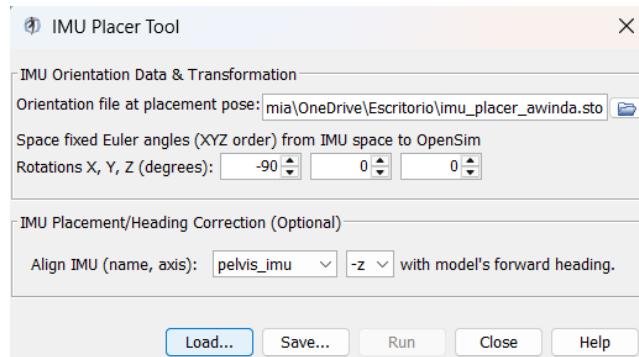


Figura 10. Selección de características del *imu_placer*. Se observa la rotación de -90° en el eje x y la alineación respecto al sensor de la pelvis en el eje -z.

Una vez colocados los IMUs en el modelo (Figura 11), se utiliza la herramienta *imu_inverse_kinematics*. Para este paso también es necesario crear un archivo .sto con los campos anteriormente descritos, pero en este caso se utilizan todas las muestras de cada uno de los sensores (si el número de muestras difiere, se tomará como referencia el sensor que tenga el menor valor, a partir del cual se eliminarán muestras en los demás). De OpenSim se obtiene un archivo de errores de orientación estimados y la reconstrucción cinemática en formato .mot, que se transforma en libro de Excel para un manejo más

sencillo. El fichero contiene columnas con los ángulos de Euler estimados para cada articulación del cuerpo a lo largo del tiempo.

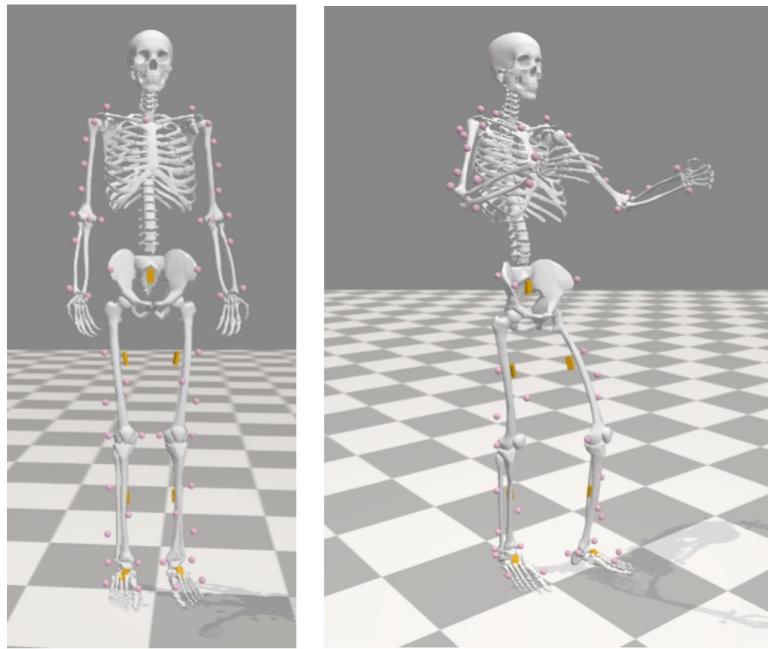


Figura 11. Colocación de los IMUs en OpenSim sobre el modelo Rajagopal2015.

El proceso de obtención de las curvas de los sensores Awinda es más sencillo. Una vez procesadas en Xsens Motion Cloud, se obtiene un informe en formato libro de Excel con los datos relativos a la adquisición. Se selecciona la hoja “XYZ Joint Angles” y se extraen los datos de las columnas necesarias.

Para este proyecto se utilizan las columnas correspondientes a los movimientos en el plano sagital de cadera, rodilla y tobillo, según lo descrito en la Tabla 5.

	Columnas Awinda	Columnas DOT
Ángulo de flexoextensión de la cadera derecha	Right Hip Flexion/Extension	hip flexion_r
Ángulo de flexoextensión de la cadera izquierda	Left Hip Flexion/Extension	hip flexion_l
Ángulo de flexoextensión de la rodilla derecha	Right Knee Flexion/Extension	knee_angle_r
Ángulo de flexoextensión de la rodilla izquierda	Left Knee Flexion/Extension	knee_angle_l
Ángulo de flexoextensión del tobillo derecho	Right Ankle Dorsiflexion/Plantarflexion	ankle_angle_r
Ángulo de flexoextensión del tobillo izquierdo	Left Ankle Dorsiflexion/Plantarflexion	ankle_angle_l

Tabla 5. Columnas referentes a las señales de cinemática de la extremidad inferior en los sensores Awinda y los sensores DOT.

En las secciones 3.2.6 y 3.3 se explicará cómo se utiliza esta información para evaluar la concordancia entre las curvas de ambos sensores, ya que este proceso es común a todos los experimentos.

3.2.3. Experimento 2: Awinda-Xsens Motion Cloud vs DOT modificados-OpenSim

Una vez comparadas las señales de los sensores Awinda con las de los sensores DOT extraídas a partir de los datos en crudos, se decidió probar otro método de calibración para estos últimos IMUs. La calibración básica con la que se estaba trabajando en el experimento 1 se basa en el *Heading Reset* realizado previamente a la captura de movimiento y en la utilización de 60 muestras estáticas para colocar los sensores sobre el modelo mediante el *imu_placer*. Esta técnica presenta ciertas limitaciones, ya que a pesar de que los sensores comparten sistema de referencia antes de colocarlos sobre el cuerpo, la estructura anatómica del sujeto y la deriva de la señal de posición a lo largo del tiempo introducen una fuente de error en las medidas. Una alternativa para definir un marco de referencia común durante la adquisición y solventar problemas relacionados con la colocación exacta de los sensores consiste en alinear el eje Z de los sensores con el eje vertical utilizando el vector gravedad. Para realizar esta modificación se han seguido una serie de pasos basados en el enfoque de Laura Vargas-Valencia (Vargas-Valencia et al., 2016), con ciertas simplificaciones.

En primer lugar, es necesario establecer la posición del eje Z del sensor respecto de la vertical. Para ello se toma un intervalo de la captura de movimiento (en este experimento se tomaron 30 muestras) en el que el sujeto se mantenga estático y se extraen los valores de aceleración. Mientras el sujeto no se mueve el único valor de aceleración que afecta a los sensores es la gravedad (únicamente tiene componente en el eje vertical), por lo que haciendo la media de las 30 muestras y calculando el vector normalizado se establecerá la desviación respecto del eje vertical que presenta el sensor. Matemáticamente:

$$\hat{g} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N a(k), \quad g = \frac{\hat{g}}{\|\hat{g}\|} \quad (1),(2)$$

Donde:

- a hace referencia al vector de aceleración.
- N indica el número total de muestras y k se refiere a cada una de ellas.
- g hace referencia al vector normalizado de aceleración media.

Se define la dirección esperada del eje Z como $e_z = (0, 0, 1)^T$ y se calcula el eje de rotación u de la siguiente manera:

$$\hat{u} = e_z \times g, \quad u = \frac{\hat{u}}{\|\hat{u}\|} \quad (3),(4)$$

Para obtener el ángulo θ necesario para alinear la gravedad se calcula el arcocoseno del producto escalar entre la gravedad esperada y real:

$$\theta = \cos^{-1}(e_z \cdot g) \quad (5)$$

El cuaternion de corrección que se utilizará para el cálculo de los cuaternios modificados se obtiene a partir de los cálculos anteriores y matemáticamente tiene la siguiente definición:

$$q_{rot} = \left(\cos \frac{\theta}{2}, u \sin \frac{\theta}{2} \right) \quad (6)$$

A partir de este cuaternion, aplicándolo a todas las muestras de la señal en crudo del sensor, se obtiene la señal modificada, en la que el eje Z del sistema de referencia de los sensores esta alineado con la gravedad.

$$q_{corr}(t) = q_{rot}^* \otimes q(t) \otimes q_{rot} \quad (7)$$

Donde:

- q_{rot} hace referencia al cuaternion de rotación.
- q_{rot}^* hace referencia al conjugado del cuaternion de rotación.
- $q(t)$ indica el cuaternion de posición del sensor para el instante de tiempo t.

El resultado de este proceso se representa en la Figura 12. Este proceso se realiza para cada uno de los sensores y posteriormente se fusiona la información de todos ellos en un archivo .sto para utilizar en el *imu_inverse_kinematics* de forma equivalente a la explicada para el experimento 1. En este caso hay cambios sustanciales respecto al *imu_placer*, ya que se utiliza únicamente un instante de tiempo (de entre las primeras 60 muestras para asegurar que son coordenadas en estático) y se aplican transformaciones del marco de referencia de -90° en el eje X y 180° en el eje Y. Para los sensores Awinda se emplean los informes generados por Xsens Motion Cloud en el experimento 1.

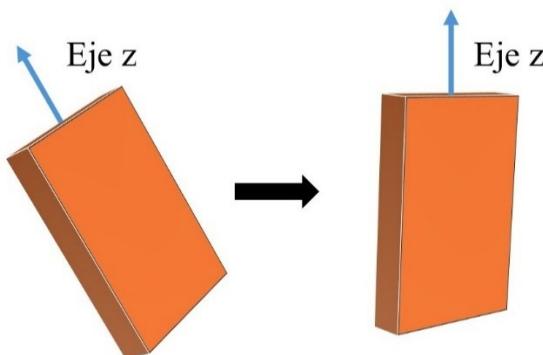


Figura 12. Representación de la alineación del eje z con la vertical.

3.2.4. Experimento 3: Awinda-Opensim vs DOT-OpenSim

Los experimentos 1 y 2 comparan señales obtenidas a partir de distintos programas y modelos cinemáticos. Para tener una visión más completa respecto a las posibles causas de diferencias entre las curvas, se quiere evaluar el impacto del modelo biomecánico empleado en la reconstrucción. Para ello se procesan todas las señales mediante OpenSim.

Los datos en crudo que toman los sensores durante la captura de movimiento en MVN Analyze no son directamente accesibles. Sin embargo, dentro de la información que proporciona el informe obtenido de Xsens Motion Cloud se proporcionan los datos en cuaternios relativos a la orientación de cada segmento corporal. Los datos referentes a los IMUs de la extremidad inferior deben fusionarse de forma equivalente a los sensores DOT en el experimento 1 para crear el archivo utilizado en el *imu_inverse_kinematics*. A pesar de tener los datos de los sensores Awinda en cuaternios, Xsens Motion Cloud aplica un procesado para eliminar la deriva y alinear los sensores, por lo que los datos utilizados ya están preprocesados. Debido a la calibración previa realizada sobre los datos, el archivo para el *imu_placer* tendrá una única muestra para cada sensor, siendo ésta el cuaternion (1, 0, 0, 0). La transformación del marco de referencia para este experimento es de -90° en el eje X. El resultado de OpenSim de estas señales se compara con las curvas de los sensores DOT calculadas en el experimento 1.

3.2.5. Experimento 4: Awinda-Xsens Motion Cloud vs Awinda-OpenSim

Por último, y para tener una visión completa de la influencia del modelo biomecánico en la reconstrucción de movimiento, se han comparado las señales extraídas de los sensores Xsens Awinda tanto a partir de Xsens Motion Cloud como mediante OpenSim. El proceso de obtención de las curvas cinemáticas empleadas en este experimento se detalla en los experimentos 1 y 3.

Este experimento tiene una naturaleza distinta a los demás, ya que se comparan las señales obtenidas de un solo tipo de sensores a través de los 2 programas empleados para el procesado de capturas de movimiento en este estudio. De esta forma se analiza la información de los mismos sensores a través de ambos programas y se evalúan las diferencias observadas entre los métodos de reconstrucción.

3.2.6. Sincronización de las señales

Tras una primera inspección visual, se observó una falta de alineación temporal de las señales debida al inicio de la grabación de forma manual. Para solventar esta situación se ha utilizado la correlación cruzada. Esta técnica calcula el retraso temporal óptimo de una de las señales para alinearse con la otra: se remuestrean las señales a la misma frecuencia, se calcula la correlación y se desplaza una señal sobre la otra para maximizar la similitud. Finalmente se aplica ese desplazamiento, mejorando sustancialmente la sincronización de las señales (Hiti, 2025). La fórmula matemática de esta métrica es:

$$R_{xy}[k] = \sum_{n=k}^{N-1} x[n] \cdot y[n-k] \quad (8)$$

Donde:

- $R_{xy}[k]$ es la función de correlación cruzada para un desplazamiento k .
- $x[n]$ e $y[n]$ hacen referencia a las señales que se quieren alinear.
- N es el número total de muestras.
- k es el número de muestras que se desplaza una señal sobre otra para buscar la máxima similitud entre las señales.

La sincronización de las señales tras este proceso se visualiza en la Figura 13. Una vez alineadas se pueden calcular las métricas de comparación.

3.3. Métricas de comparación de señales

Para evaluar la similitud entre las reconstrucciones de movimiento articular obtenidas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT más allá de la inspección visual es necesaria la utilización de métricas objetivas. A través de estos parámetros se podrá valorar la semejanza en la forma de onda, diferencias de amplitud y desplazamientos de la línea base de la señal. El análisis de las métricas descritas a continuación proporcionará una base a partir de la cual extraer conclusiones sobre el acuerdo entre las medidas resultantes de los 2 sistemas de captura de movimiento. Se calculan las 6 métricas explicadas a continuación para cada una de las 28 pruebas de cada experimento y se almacenan en tablas para cada articulación empleando Jupyter Lab. Posteriormente se calculan la media (\bar{x}) y la desviación típica (STD) por sujeto y totales para cada experimento:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (9),(10)$$

Donde:

- x_i se refiere a los valores obtenidos para cada métrica.
- n hace referencia al tamaño muestral.

3.3.1. Raíz del error cuadrático medio (RMSE)

La raíz del error cuadrático medio (RMSE) es una medida estadística que cuantifica el promedio del error entre valores de una señal de referencia frente a una señal que se quiere comparar. Matemáticamente tiene la siguiente definición:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (11)$$

Donde:

- x_i representa el valor de la señal de referencia en el instante i
- y_i representa el valor de la señal que se quiere comparar en el instante i
- n hace referencia al número total de muestras

El RMSE tiene las mismas unidades que las variables que se emplean en el cálculo. Cuanto más se aproxime el valor obtenido a 0, mayor será la precisión de la señal comparada para estimar la de referencia. El uso esta métrica junto con otras medidas complementarias proporcionará una visión completa a la hora de comparar las reconstrucciones de movimiento obtenidas de ambos IMUs.

3.3.2. Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)

El coeficiente de correlación de Pearson (PCC) es una métrica desarrollada por Karl Pearson en 1895, que tiene como función evaluar de forma cuantitativa la fuerza y dirección de la relación lineal entre 2 variables. Tiene utilidad para medir la dependencia lineal entre 2 señales dependientes del tiempo, como son las señales de cinemática articular (Dagnino S., 2014; Lalinde & Tarazona, 2018). Matemáticamente se puede definir de la siguiente manera:

$$PCC = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

Donde:

- x_i e y_i representan las variables a comparar
- \bar{x} e \bar{y} representan la media de cada variable
- n hace referencia al número de muestras

Esta métrica es adimensional y toma valores entre 1 y -1, indicando valores cercanos a los extremos correlaciones positivas y negativas elevadas respectivamente, y valores cercanos a 0 ausencia de correlación lineal.

PCC será útil para este estudio ya que permitirá comparar la similitud entre curvas cinemáticas de la misma articulación. Es importante tener en cuenta que el cálculo presenta ciertas limitaciones, ya que no tiene en cuenta variaciones en el rango de movimiento o desplazamientos temporales (Blanco-Coloma et al., 2024).

3.3.3 Coeficiente de correlación intraclass (ICC)

El coeficiente de correlación intraclass (ICC) es un parámetro diseñado para evaluar de forma cuantitativa el nivel de acuerdo entre mediciones de la misma variable en condiciones diferentes, ya sea el sistema de toma de datos, el observador o el momento. Extiende la idea del PCC, ya que no solo mide la relación lineal, sino que busca la similitud absoluta (Koo & Li, 2016). Matemáticamente se define de la siguiente forma:

$$ICC = \frac{\sigma_{\alpha}^2}{\sigma_{\alpha}^2 + \sigma_{\varepsilon}^2} \quad (13)$$

Donde:

- σ_{α}^2 hace referencia a la varianza derivada de las diferencias entre sujetos
- σ_{ε}^2 hace referencia a errores ocurridos en la medición o a diferencias entre sistemas

Los valores del ICC varían entre 0 y 1. Valores inferiores a 0.5 indican poca fiabilidad, mientras que valores cercanos a 1 reflejan un alto grado de similitud. Debido a que el objetivo de este proyecto es comparar la reconstrucción cinemática que se obtiene a partir de 2 sistemas de captura de movimiento diferentes, este parámetro resultará muy útil (Blanco-Coloma et al., 2024).

3.3.4. Coeficiente de correlación múltiple (CMC)

El coeficiente de correlación múltiple (CMC) es una métrica estadística que se utiliza para medir la similitud global entre formas de ondas realizadas mediante diferentes sistemas de captura de datos.

$$CMC(s) = \sqrt{1 - \frac{\sum_{g,t} (Y_{gst} - \bar{Y}_{st})^2 / [T(G-1)]}{\sum_{g,t} (Y_{gst} - \bar{Y}_s)^2 / (TG-1)}} \quad (14)$$

Donde:

- Y_{gst} se refiere al valor de Y en el instante de tiempo t para el sujeto s en la situación g
- T hace referencia al tiempo total
- G es el número de situaciones de estudio
- $\bar{Y}_{st} = \frac{1}{G} \sum_g Y_{gst}$ se refiere a la media de todas las situaciones para el instante t
- $\bar{Y}_s = \frac{1}{G} \sum_{g,t} Y_{gst}$ es la media de todas las situaciones e instantes de tiempo

Este indicador toma valores entre 0 y 1, indicando resultados menores a 0.65 similitud pobre y resultados cercanos al 1 muy buena correlación (Ferrari et al., 2010). El CMC permite calcular la comparación punto a punto de todo el ciclo de la marcha, pero su valor puede verse influido por variables como el rango de movimiento.

3.3.5. Error del rango de movimiento

El rango de movimiento es la amplitud entre los valores angulares mínimos y máximos que presenta una articulación durante su movimiento y se calcula mediante la diferencia de estas medidas. Aplicado al análisis de la marcha, mide la variación entre el ángulo mínimo y máximo de cadera, rodilla y tobillo a lo largo del ciclo de la marcha.

El error del rango de movimiento se calcula como la resta de los rangos de movimiento obtenidos de las señales a comparar. En este estudio permitirá valorar si los sensores Awinda y DOT operan en el mismo rango de valores y proporcionará información complementaria a medidas como el RMSE o los distintos coeficientes de correlación (Blanco-Coloma et al., 2024).

3.3.6. Error en pico máximo

El pico máximo es el valor más alto alcanzado por una articulación durante su movimiento. Para obtener su error asociado se mide el máximo valor de las señales que se quieren comparar y se calcula su diferencia.

La utilidad de este parámetro reside en su interpretación clínica directa, permitiendo conocer el rango de movimiento máximo del sujeto. Esta métrica complementa a otras medidas como el RMSE y los coeficientes de correlación. Su utilización conjunta con el error del rango de movimiento permite estimar si las diferencias entre las señales se basan en variaciones de amplitud o derivas de la línea base en caso de obtener resultados satisfactorios en métricas para cuantificar la forma de onda.

3.3.7. Interpretación de las métricas de comparación

Para extraer conclusiones y evaluar la concordancia entre las señales de ambos sensores se emplean las métricas descritas en esta sección. El RMSE mide la media del error entre las curvas y, por lo tanto, cuantifica el promedio de la diferencia entre las señales en grados, lo que hace su interpretación clínica sencilla. Sin embargo, no distingue si las diferencias se deben a un desplazamiento de la señal o a variaciones en su forma. El PCC cuantifica la correlación lineal punto a punto, midiendo la tendencia de las curvas (si crecen o decrecen simultáneamente). No tienen en cuenta desplazamientos de la línea base de la señal. El ICC mide el grado de consistencia entre señales, cuantificando la fiabilidad de parámetros discretos (mínimos, máximos), pero es sensible al rango de valores. El CMC mide la similitud en la forma de onda de las señales completas por lo que, de forma contraria al ICC, tienen en cuenta todo el ciclo. Comparte limitación con el PCC, ya que no tiene en cuenta el desplazamiento de la señal. El error en el rango de

movimiento cuantifica la diferencia de amplitud entre las señales, pero sin tener en cuenta la forma de las curvas. Finalmente, el error en pico máximo mide la diferencia entre los valores máximos de las curvas. Es útil por la importancia clínica de los picos de flexión o extensión, pero no tiene en cuenta el resto de la señal. Estas métricas, de forma independiente, no proporcionan una visión completa de la similitud entre las señales, pero su combinación permite hacer un análisis más robusto. Así, parámetros como el ICC, PCC y CMC complementan al RMSE permitiendo distinguir entre diferencias debidas a deriva de la línea base y cambios en la forma de onda. La utilización del error en el rango de movimiento y el error en pico máximo, junto con la representación visual de las gráficas permiten identificar discrepancias asociadas a desplazamientos de la señal (Ahmed et al., 2024; Blanco-Coloma et al., 2024; Cho et al., 2018; Shuai et al., 2022; Smith et al., 2024).

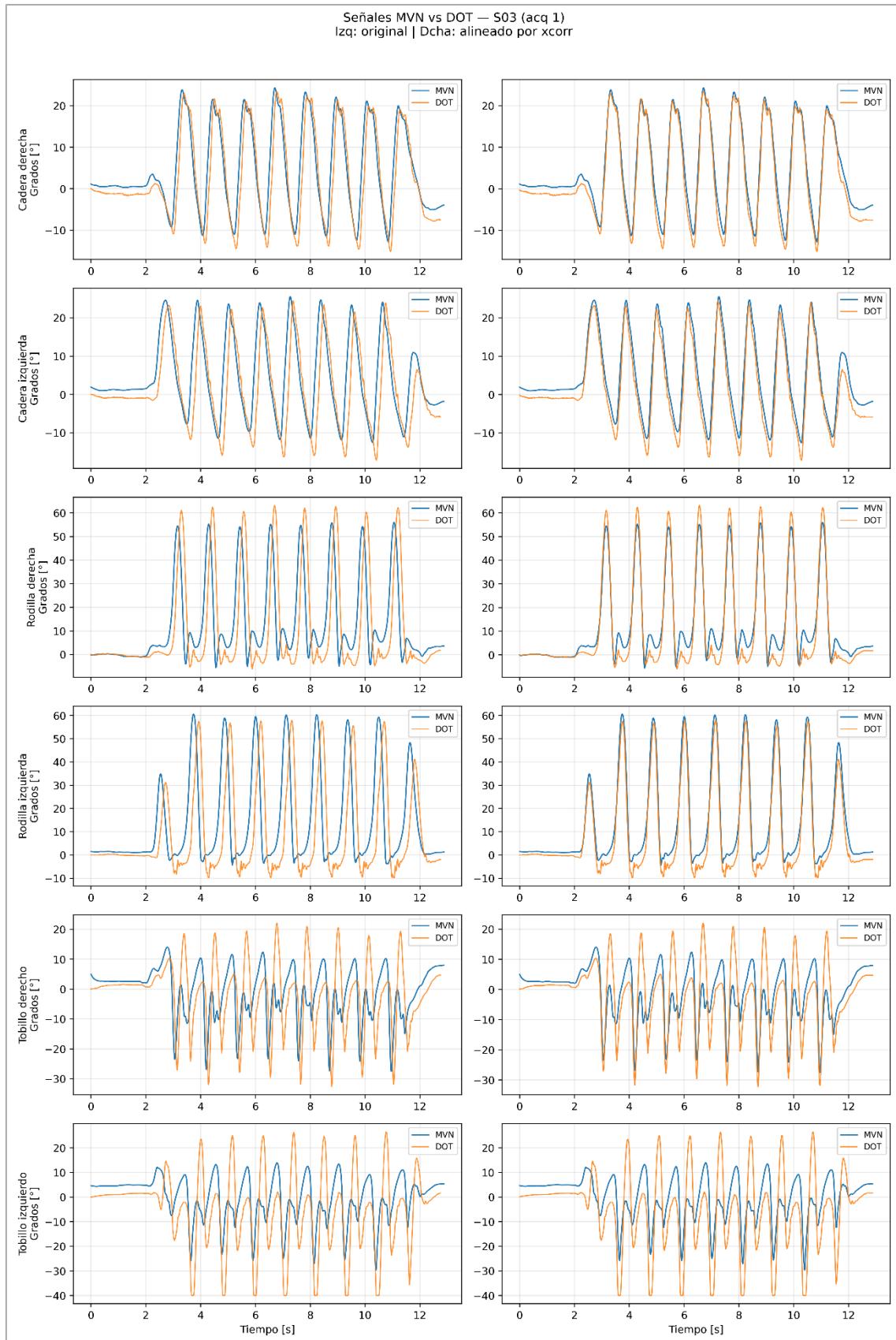


Figura 13. Señales procedentes de las reconstrucciones de movimiento explicadas en el experimento 1 de la primera adquisición del sujeto 03. A la izquierda se representan las curvas directamente obtenidas de los archivos y a al derecho el resultado de aplicar correlación cruzada para alinearlas temporalmente.

4. Resultados y discusión

4.1. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos del análisis del campo magnético y de cada uno de los experimentos llevados a cabo como parte de este proyecto. Para tener una visión lo más completa posible y extraer conclusiones fundamentadas se han incluido las representaciones gráficas de las señales, así como tablas que recogen, para cada experimento, la media y desviación estándar de las métricas de comparación para las articulaciones de la extremidad inferior.

4.1.1. Análisis del campo magnético

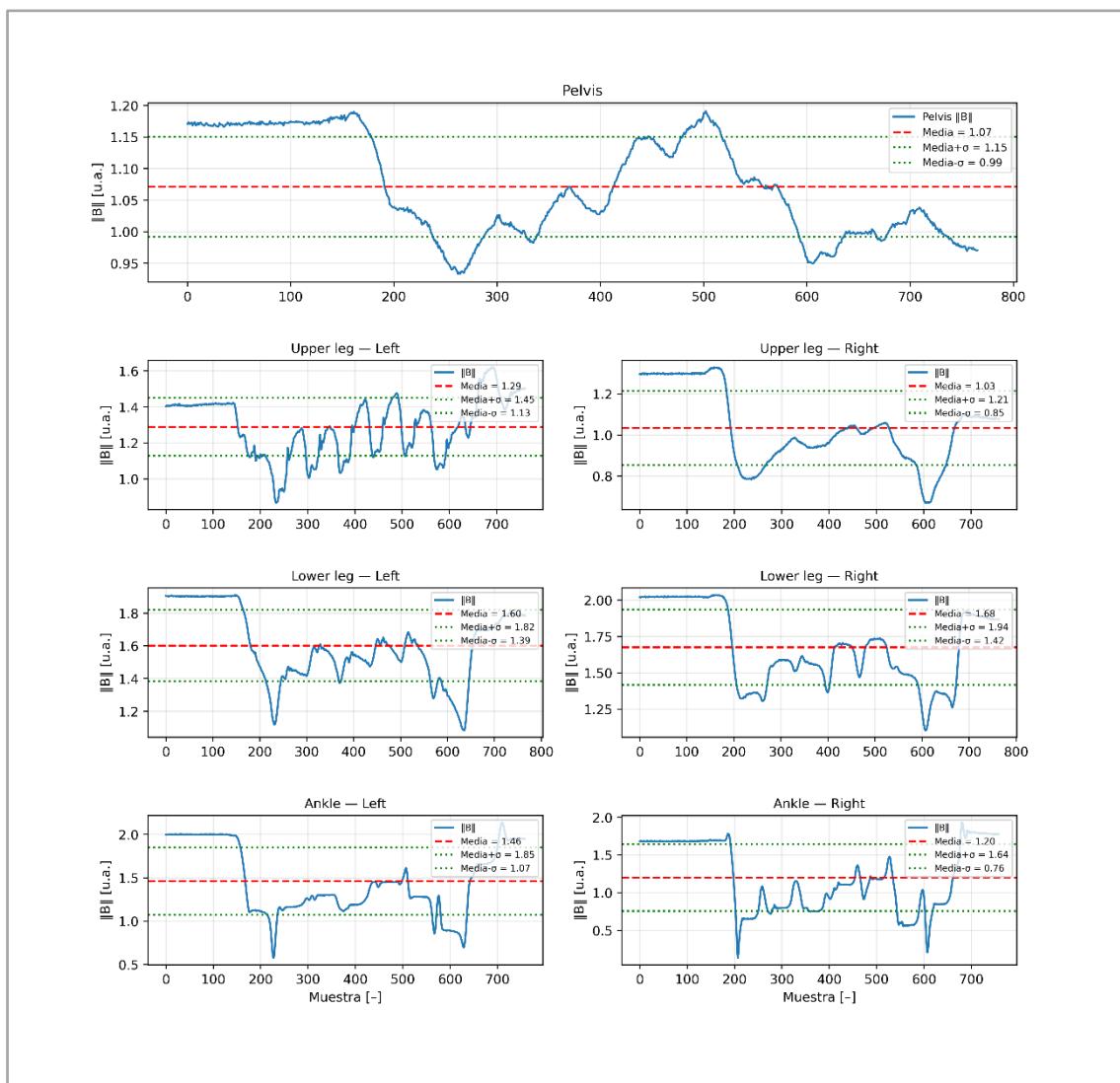


Figura 14. Representación gráfica de la norma del campo magnético, su media y desviación estándar para cada sensor Xsens DOT.

	Media	STD
Global sala	0,895700	0,143900
Pelv	1,082004	0,079626
ULl	1,247791	0,195474
ULr	1,027234	0,167361
LLl	1,62071	0,216169
LLr	1,683301	0,253698
Fl	1,508386	0,403655
Fr	1,182233	0,418162

Tabla 6. Media y desviación estándar de la norma del campo magnético para cada sensor Xsens DOT. Para calcular los valores se tuvieron en cuenta las 28 pruebas incluidas en el estudio.

4.1.2. Resultados de los experimentos

Para evaluar el resultado de los experimentos llevados a cabo durante el proyecto, en esta sección se presentan, para cada experimento, la representación gráfica de las curvas obtenidas a partir de las reconstrucciones de movimiento alineadas temporalmente por medio de correlación cruzada y una tabla que recoge la media y desviación estándar de cada métrica de comparación calculada a partir de las 28 pruebas finalmente incluidas en el estudio. Las métricas marcadas en verde indican valores excelentes, mientras que las marcadas en rojo se refieren a valores no aceptables. Antes de comenzar a tratar los casos concretos, se definen los criterios para considerar adecuado el valor de las distintas medidas obtenidas:

- Un valor de RMSE $< 5^\circ$ se considera aceptable y $< 2^\circ$ excelente. Valores $> 5^\circ$ deben ser tenidos en cuenta con precaución a nivel clínico (Ahmed et al., 2024).
- Para el PCC, valores superiores a 0.90 se consideran excelentes, de 0.75 a 0.90 muy buenos, de 0.50 a 0.75 aceptables e inferiores a 0.50 insuficientes (Blanco-Coloma et al., 2024).
- Valores de ICC > 0.90 reflejan una similitud excelente, de 0.75 a 0.90 buena, de 0.40 a 0.75 moderada y < 0.40 no se considera aceptable (Cho et al., 2018; Shuai et al., 2022; Smith et al., 2024).
- El CMC se considera excelente para valores mayores que 0.95 y muy bueno de 0.85 a 0.95. Resultados inferiores a 0.40 se consideran pobres (Ahmed et al., 2024; Shuai et al., 2022; Smith et al., 2024).

En el primer experimento se comparaban las señales de los sensores Awinda procesadas mediante Xsens Motion Cloud y las señales de los sensores DOT procesadas mediante OpenSim. En primer lugar, se realizó una inspección visual de las señales, representadas en la Figura 15. En las curvas de la cadera, obtenidas a partir de los sensores Pelv, ULr y ULl, se observa una similitud elevada, con ligera diferencia en la posición de la línea base y mayor amplitud de la señal de los sensores DOT. Las señales de la rodilla, obtenidas de los sensores ULr, ULl, LLr y LLl, presentan un parecido notable, con una línea de base muy similar, observándose también mayor amplitud en las señales derivadas de los sensores DOT. Por último, las señales de los tobillos, obtenidas a partir de los sensores

LLr, LLI, Fr y Fl, presentan diferencias muy significativas a lo largo de toda la adquisición, con variaciones de amplitud y forma de señal elevadas.

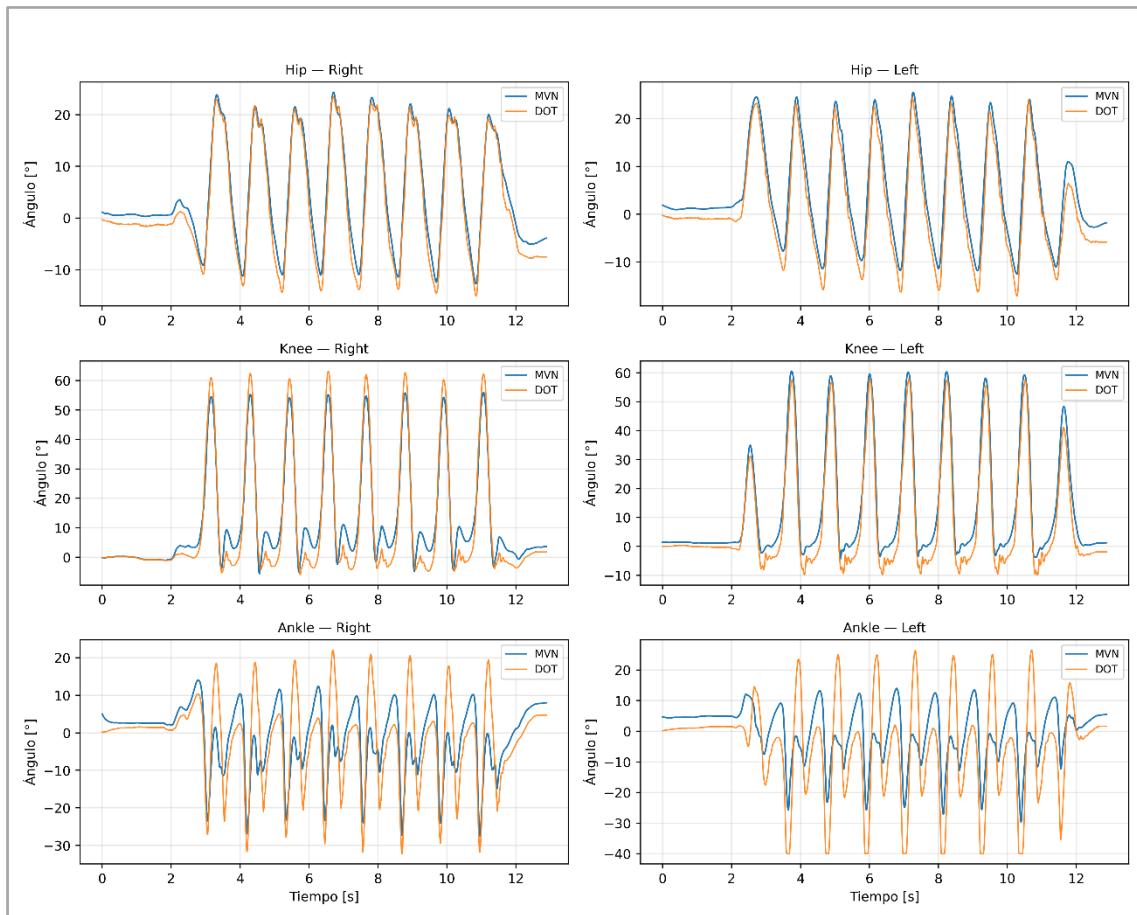


Figura 15. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 1. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03.

Las ideas extraídas de la visualización de las gráficas se ven reflejadas en el análisis comparativo realizado, presentado en la Tabla 7. Las señales de la cadera presentan resultados muy buenos, con valores de RMSE inferiores a 5° , PCC y CMC por encima de 0.95, ICC superior a 0.90 y diferencias de rango de movimiento en torno a 3° , que se elevan a valores cercanos a 3.5 en los picos. Por su parte, las señales de rodilla presentan peores valores de RMSE, siendo de 6.3° en la rodilla derecha (superior al criterio de aceptabilidad) y cercano a 5° en la izquierda. Los valores de PCC y CMC son superiores a 0.95 y los de ICC están por encima de 0.90. El error del rango de movimiento es de 10° y 5° en rodillas derecha e izquierda respectivamente, y cercano a 9° y 6° en pico. Por último, el tobillo presenta peores valores en todas las métricas. El RMSE se sitúa en valores cercanos a 9° y 12.5° para lados derecho e izquierdo respectivamente, el PCC es de 0.76 y 0.60 y el ICC es de 0.65 y 0.50 (moderado). El CMC presenta buenos valores, de 0.90 y 0.87, pero el error en el rango de movimiento es el mayor de todas las articulaciones siendo de aproximadamente 10° y 17° .

	Cadera derecha	Cadera izquierda	Rodilla derecha	Rodilla izquierda	Tobillo derecho	Tobillo izquierdo
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)						
Media	3,4092	3,3896	6,3077	4,7639	9,1243	12,444
STD	2,1696	2,4349	1,8566	2,2537	2,8394	1,7693
Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)						
Media	0,9884	0,9894	0,9786	0,9877	0,7656	0,5999
STD	0,006	0,0056	0,0087	0,0161	0,1094	0,0804
Coeficiente de correlación intraclase (ICC)						
Media	0,9392	0,9313	0,9491	0,9658	0,6511	0,5126
STD	0,0646	0,0932	0,024	0,031	0,108	0,0687
Coeficiente de correlación múltiple (CMC)						
Media	0,9835	0,9803	0,987	0,9912	0,9001	0,8663
STD	0,019	0,031	0,0064	0,0082	0,0401	0,0207
Error del rango de movimiento						
Media	2,9257	2,5176	10,0613	5,1147	10,2168	17,6059
STD	2,8878	2,4157	5,3856	3,5906	6,7316	7,8898
Error en pico máximo						
Media	3,4294	2,9124	8,9604	5,701	6,1327	9,5697
STD	3,6675	3,2969	4,6771	3,6032	3,9147	4,0355

Tabla 7. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 1. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.

El experimento 2 consistía en la comparación de las señales de los sensores Xsens DOT tras la aplicación de un método de calibración alternativo con las señales de Xsens Awinda obtenidas en el experimento 1. En la Figura 16 se visualizan las representaciones gráficas de las señales extraídas de ambos sensores tras la aplicación de correlación cruzada. Las conclusiones extraídas son equivalentes a las obtenidas para el experimento anterior.

En cuanto al análisis de comparación, presentado en Tabla 8, se han obtenido resultados menos favorables que los del experimento 1 para prácticamente todas las métricas, destacando negativamente las de tobillos y rodilla derecha. Se observan valores de RMSE clínicamente adecuados únicamente en caderas y rodilla izquierda y buenas métricas de correlación para todas las articulaciones salvo los tobillos. Los errores del rango de movimiento y en pico máximo son mayores en rodillas y tobillos. Es importante destacar que la magnitud de las variaciones en los parámetros es de orden bajo.

Por otro lado, el experimento 3 comparaba las curvas obtenidas a partir del procesado de las señales de ambos sensores en OpenSim. La representación gráfica de las señales, alineadas temporalmente, se puede consultar en la Figura 17 y no presenta diferencias significativas respecto a la Figura 15 (obtenida del experimento 1). Por lo tanto, las conclusiones obtenidas en el primer experimento respecto a la interpretación visual de las señales son extrapolables a este.

El análisis comparativo puede consultarse en la Tabla 9. Los resultados son similares a los obtenidos en la Tabla 7 (relativa al experimento 1), presentando valores mejores en algunas métricas y peores en otras, pero manteniéndose en el mismo nivel en líneas generales.

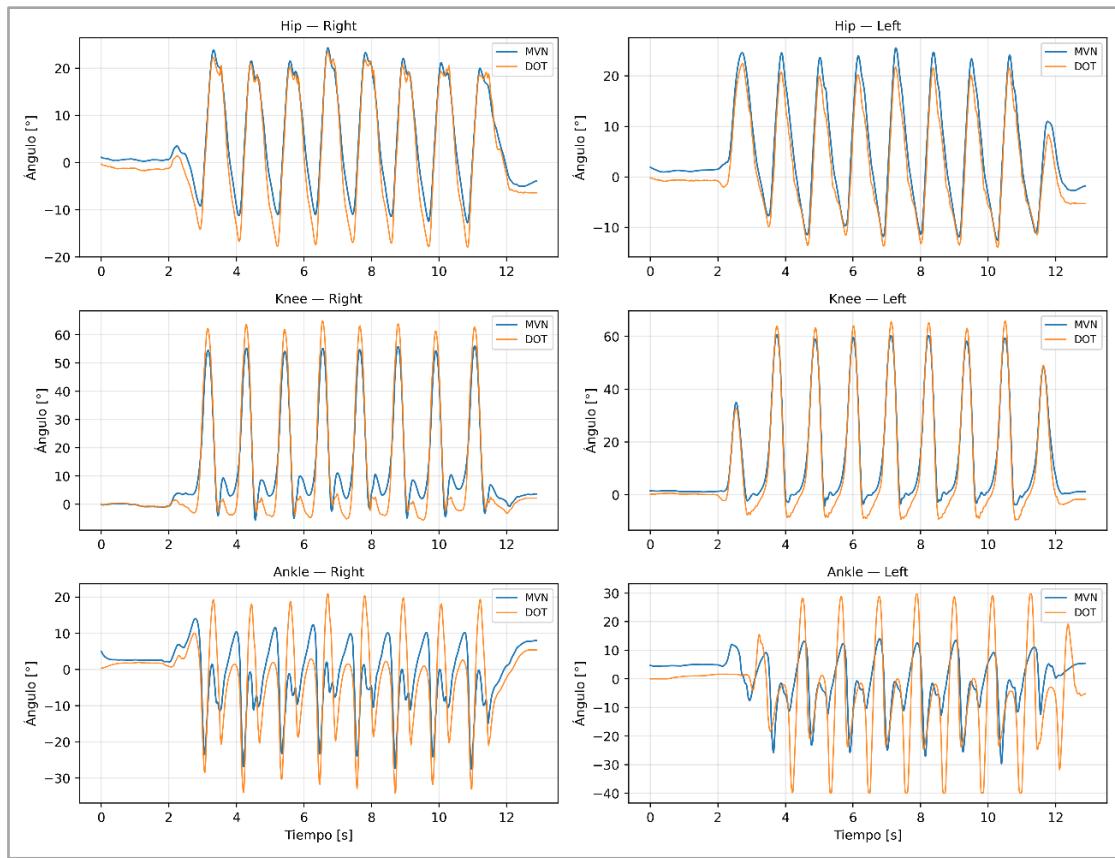


Figura 16. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 2. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03.

	Cadera derecha	Cadera izquierda	Rodilla derecha	Rodilla izquierda	Tobillo derecho	Tobillo izquierdo
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)						
Media	4,1358	3,5635	7,0429	4,4564	9,5638	12,932
STD	2,6862	2,457	2,0179	2,3712	3,2444	2,0372
Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)						
Media	0,9796	0,9838	0,9745	0,9873	0,7327	0,5932
STD	0,0423	0,0243	0,0145	0,0171	0,0958	0,0759
Coeficiente de correlación intraclass (ICC)						
Media	0,9167	0,9289	0,9402	0,9705	0,6137	0,4976
STD	0,093	0,0893	0,0279	0,0294	0,142	0,0702
Coeficiente de correlación múltiple (CMC)						
Media	0,977	0,98	0,9848	0,9925	0,8854	0,8609
STD	0,0274	0,0289	0,0074	0,0076	0,055	0,0232
Error del rango de movimiento						
Media	5,5064	4,2802	13,3285	5,992	9,3743	18,5615
STD	5,864	4,0559	4,963	3,7685	6,8187	7,8445
Error en pico máximo						
Media	6,036	3,5807	11,9308	5,2186	4,6182	9,625
STD	6,925	5,0659	5,348	3,3834	3,3908	4,2458

Tabla 8. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 2. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.

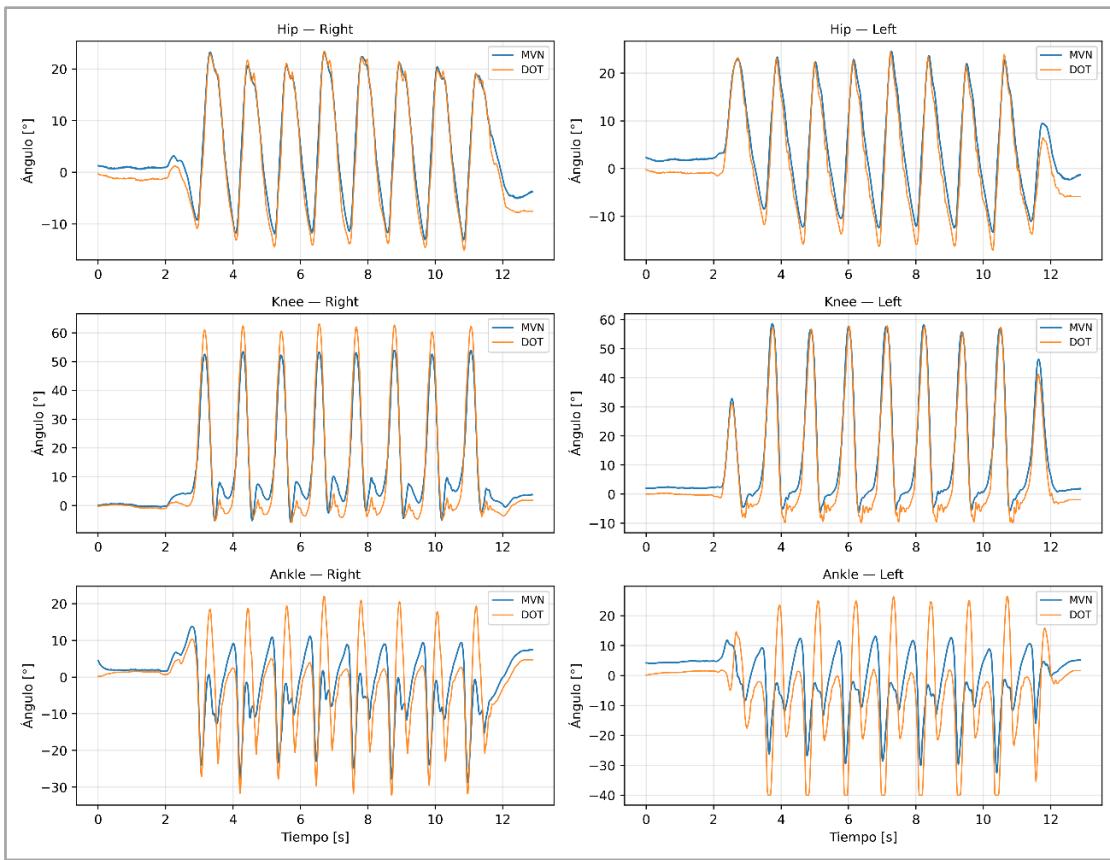


Figura 17. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 3. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03.

	Cadera derecha	Cadera izquierda	Rodilla derecha	Rodilla izquierda	Tobillo derecho	Tobillo izquierdo
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)						
Media	3,6116	3,17	6,193	4,5903	9,0065	12,2841
STD	2,4468	2,44	1,684	2,198	2,4601	1,7498
Coeficiente de correlación de Pearson						
Media	0,9878	0,9899	0,9793	0,9882	0,7661	0,6102
STD	0,0074	0,0061	0,0079	0,0159	0,1121	0,0755
Coeficiente de correlación intraclass						
Media	0,9282	0,9359	0,9506	0,9675	0,6489	0,5256
STD	0,0772	0,0936	0,0203	0,0301	0,094	0,0658
Coeficiente de correlación múltiple						
Media	0,9802	0,9816	0,9874	0,9917	0,9005	0,8702
STD	0,0231	0,031	0,0054	0,0079	0,034	0,02
Error del rango de movimiento						
Media	3,2947	2,6876	9,6058	5,0571	10,209	17,3193
STD	2,5794	2,5556	5,1205	3,8056	6,1512	6,2563
Error en pico máximo						
Media	4,5749	2,9312	9,9081	5,7175	6,1905	9,6331
STD	3,9266	3,225	4,6826	4,1351	3,8044	4,0913

Tabla 9. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 3. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.

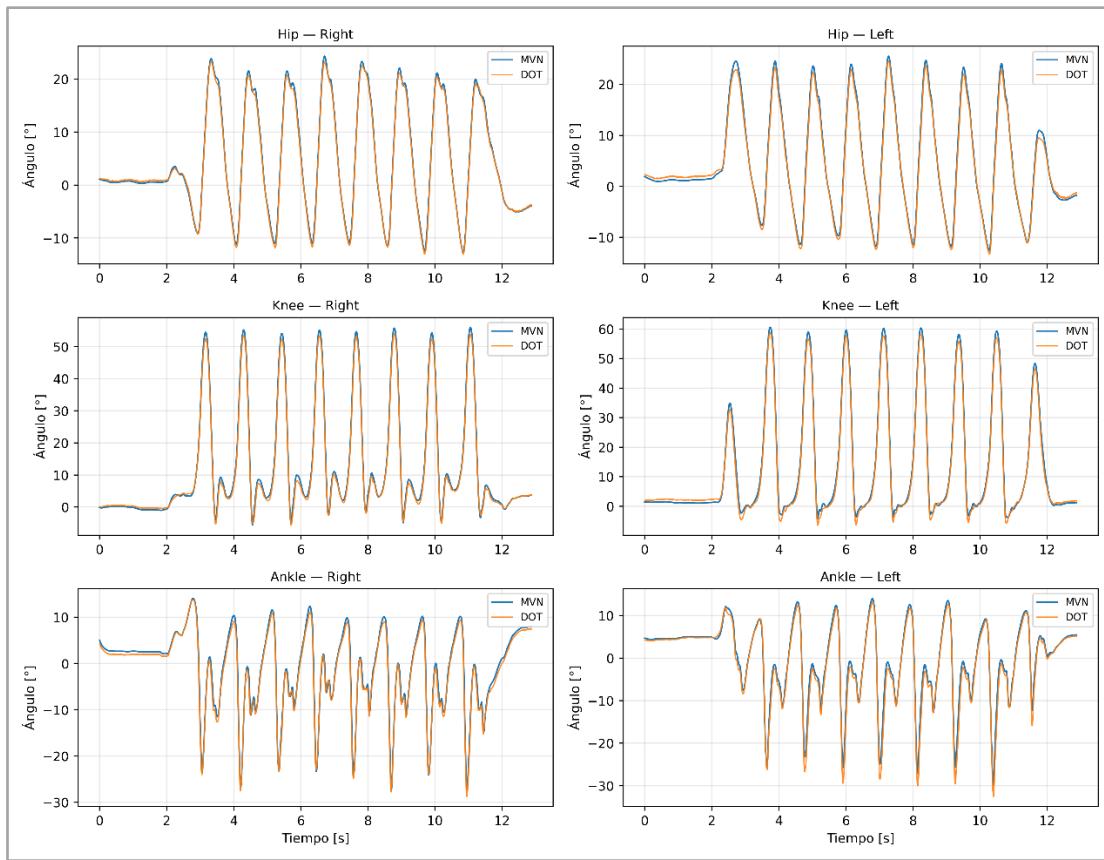


Figura 18. Curvas de posición articular generadas según el procedimiento del experimento 4. Se muestra el resultado tras aplicar correlación cruzada de la primera prueba del sujeto S03.

	Cadera derecha	Cadera izquierda	Rodilla derecha	Rodilla izquierda	Tobillo derecho	Tobillo izquierdo
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)						
Media	0,9985	0,8585	1,5189	1,1752	1,3546	1,1685
STD	0,2455	0,6466	0,3497	0,2189	1,7986	0,5982
Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)						
Media	0,9981	0,9983	0,9979	0,999	0,9953	0,9968
STD	0,0012	0,0008	0,0018	0,0004	0,0026	0,0014
Coeficiente de correlación intraclass (ICC)						
Media	0,9949	0,9944	0,9961	0,9979	0,9795	0,9913
STD	0,0028	0,0136	0,0023	0,0008	0,0706	0,0096
Coeficiente de correlación múltiple (CMC)						
Media	0,9987	0,9986	0,999	0,9995	0,9938	0,9978
STD	0,0007	0,0036	0,0006	0,0002	0,0233	0,0025
Error del rango de movimiento						
Media	1,0048	0,8532	1,3565	0,719	2,7616	3,1712
STD	0,5853	0,4817	0,7801	0,5967	2,3482	2,9352
Error en pico máximo						
Media	1,5869	1,1458	1,0357	1,3869	0,6715	0,5437
STD	0,6323	0,8723	0,6755	0,5902	1,9976	0,5748

Tabla 10. Resultados del análisis de comparación entre las curvas de los sensores Xsens Awinda calculado a partir de las señales generadas siguiendo el procedimiento del experimento 4. Se presentan la media y la desviación estándar de cada métrica.

Por último, los resultados del experimento 4 se visualizan en la Figura 18 y en la Tabla 10. A nivel visual se observa una similitud muy alta entre las curvas cinemáticas de los sensores Awinda procesadas mediante los 2 programas, que se refleja en unas métricas de comparación excelentes para todas las articulaciones, con valores de RMSE inferiores a 2º y valores superiores a 0.99 para todos los coeficientes de correlación.

4.2. Discusión

Los resultados de este estudio han mostrado distintos niveles de similitud en función de la articulación de estudio. En esta sección se tratarán de explicar los posibles motivos por los que se han obtenido estos resultados y su relevancia. Los razonamientos proporcionados y las conclusiones extraídas se refieren a la comparación de señales de los sensores Xsens Awinda frente a los sensores Xsens DOT, a excepción de la sección 4.2.3, en la que se discute respecto a la comparación de las señales de Xsens Awinda procesadas mediante los 2 programas empleados en el estudio

Como se ha observado en las tablas 7, 8 y 9 y en las figuras 15, 16 y 17 de la sección de resultados, la similitud en la reconstrucción de movimiento de las articulaciones se va degradando a medida que se desciende en la extremidad inferior.

La articulación superior y la que presenta mejores resultados es la cadera, con valores clínicamente adecuados para todas las métricas. Se destaca un RMSE menor a 5º, superior al obtenido por Cho et al. (1.43º - 2.24º) en inferior al reportado por Shuai et al. (2.97 - 9.99), y excelentes resultados para los distintos coeficientes de correlación, alineados con estos estudios (Cho et al., 2018; Shuai et al., 2022). Valores tan altos de PCC, ICC y CMC indican un grado de similitud elevado en la forma de onda. Por lo tanto, la principal contribución al RMSE se debe a desplazamiento de la línea base de la señal o diferencias de amplitud. Esto se ve reflejado en la representación gráfica de la señal y en la presencia de errores de rango de movimiento y de pico máximo de 3º aproximadamente, que se corresponden con los valores obtenidos por Di Raimondo et al. (Di Raimondo et al., 2022). En conjunto, los resultados obtenidos de esta articulación se pueden considerar excelentes.

En el caso de la rodilla, se observan buenos resultados para los coeficientes de correlación, pero valores elevados de error en el rango de movimiento y error en pico máximo, superiores a los reportados por Di Raimondo et al. Estos valores sugieren parecido entre las formas de onda, y atribuyen las principales diferencias entre las señales a variaciones de amplitud. Además, el RMSE de la rodilla izquierda cumple el criterio para considerarlo adecuado clínicamente, pero la rodilla derecha presenta valores ligeramente superiores, variando entre 6º y 7º en función del experimento que se consulte. Al igual que en el caso de la rodilla, los valores de RMSE son superiores a los de Cho et al. e inferiores a los de Shuai et al.

Por último, los tobillos no presentan valores aceptables de RMSE (siendo estos cercanos y mayores a 10º en tobillos derecho e izquierdo respectivamente). Estos valores son superiores a los que obtuvieron Cho et al., pero están alineados con los de Shuai et al. También son elevados el error del rango de movimiento y el error en pico, superiores a los de Di Raimondo et al. En cuanto a los distintos coeficientes de correlación, los

resultados varían entre aceptables y buenos. En este caso las diferencias entre las señales se deben tanto a diferencias de amplitud como a diferencias en la forma de la señal, siendo la articulación con los resultados más desfavorables.

4.2.1. Análisis del campo magnético

Como se introdujo en capítulos anteriores, irregularidades en el campo magnético que perciben los sensores pueden provocar distorsiones que afectan a la determinación del norte magnético, influyendo en la calibración de los sensores. El programa Xsens Motion Cloud tiene en cuenta la variación del campo magnético en la reconstrucción de las capturas de movimiento, por lo que este error solo afecta a los sensores Xsens DOT. Estos IMUs poseen un algoritmo de fusión interno XKF Core (Xsens Kalman Filter). Este sistema puede filtrar distorsiones rápidas y de pequeña amplitud, pero no puede compensar alteraciones lentas o prolongadas. Los criterios para definir el estado del entorno en función de la norma del campo magnético se presentan a continuación (*Xsens DOT User Manual*, 2022):

- Valor estable en torno a 1 con una desviación de ± 0.2 unidades: se considera que el entorno está limpio y que el campo no interfiere.
- Valor desplazado (en torno a 2 o 3 por ejemplo) con una desviación de ± 0.2 unidades: a pesar del desplazamiento del valor absoluto, la orientación puede considerarse válida.
- Valores con fluctuaciones que se desvían de la media más de ± 0.2 unidades: Se considera que el campo magnético afecta de manera significativa a las medidas de orientación, introduciendo una fuente de error.

En primer lugar, se analizó de forma general el campo magnético de la sala obteniéndose un valor de 0.8957 ± 0.1439 . Dado este resultado, se considera que el entorno está limpio. A continuación, se realizó una inspección visual de la norma del campo magnético para cada sensor a lo largo de la adquisición. Como se observa en la Figura 14, todos los sensores presentan oscilaciones. Las medidas de los sensores Pelv, ULr y ULl están centrados en valores cercanos a 1 y contemplan un rango de valores menor. Por otro lado, los sensores LLr, LLl, Fr y Fl obtuvieron un valor de base más alejado de 1 y desviaciones respecto de la media de mayor valor respecto a los anteriores. No se observaron cambios significativos de esta variable tras la utilización de los sensores durante un tiempo prolongado.

Después del análisis visual de las señales en distintas pruebas, se calculó la media y la desviación estándar de la norma del campo magnético para cada sensor, que se presentan en la Tabla 6. A partir de estos datos se puede obtener una visión sobre la fiabilidad de las medidas en cada uno de los sensores.

El sensor Pelv presenta un valor medio muy cercano a 1 con una desviación pequeña, por lo que sus medidas no se ven influidas por el campo magnético. A continuación, se muestran los sensores ULl y ULr, con medias entre 1 y 1,25 y desviaciones cercanas a 0,2, pero inferiores. Teniendo en cuenta los criterios anteriormente mencionados, los datos de estos sensores también se consideran fiables. Siguiendo con los sensores LLl y LLr, en este caso se observa un desplazamiento significativo del valor medio,

estableciéndose en valores cercanos a 1,65. La desviación respecto de la media es ligeramente superior a las 0.2 unidades, por lo que en este caso se espera una pequeña interferencia del campo magnético en las medidas de estos sensores. Por último, los sensores F1 y Fr son los que presentan mayores distorsiones. La media se encuentra desplazada, presentando un valor más elevado en F1, y la desviación en ambos sensores es de 0.4 unidades, duplicando el valor de referencia. Como consecuencia de esta situación se espera interferencia significativa del campo magnético en los datos extraídos de estos sensores.

La hipótesis barajada actualmente para la degradación en la reconstrucción de movimiento de ciertas articulaciones es la interferencia del campo magnético. En base a los resultados presentados en la Tabla 6, podemos concluir que:

- Los sensores Pelv, ULr y ULl tienen valores medios de la norma del campo magnético centrados aproximadamente en torno a 1, con variaciones inferiores a ± 0.2 unidades.
- La media para los sensores LLr y LLl se centra en torno a 1.65 y su variación es ligeramente superior a ± 0.2 unidades, por lo que en base a los criterios se espera una ligera contribución del campo magnético en las medidas de estos sensores.
- Los sensores Fr y F1 tampoco presentan valores medios centrados en 1 y la variación de la norma del campo magnético es de ± 0.4 unidades, por lo que se espera una interferencia significativa del campo magnético en los datos obtenidos de estos sensores.

La señal de posición de cada articulación se calcula fundamentalmente a partir de las señales de los sensores situados en los segmentos que la conforman (Rajagopal et al., 2016; Roetenberg et al., 2009). De esta manera, las reconstrucciones de las curvas de la cadera se obtienen a partir de los sensores Pelv, ULr y ULl, las de las rodillas a partir de ULr, ULl, LLr y LLl y las de los tobillos utilizando LLr, LLl, Fr y F1.

Como se ha mencionado anteriormente, los sensores de los que se deriva la señal de la cadera no se ven influidos por el campo magnético, por lo que sus medidas son precisas. Esto se traduce en unos resultados clínicamente adecuados respecto a los obtenidos con los sensores Awinda.

En el caso de los IMUs de los segmentos corporales que conforman la articulación de la rodilla, se observan 2 situaciones distintas. Los sensores de la parte superior de la pierna no presentan interferencias magnéticas. Por otra parte, los sensores de la parte inferior de la pierna experimentan ligeras interferencias. La combinación de estos sensores obtiene una reconstrucción de movimiento con métricas de correlación muy buenas, pero valores superiores para RMSE, error en rango de movimiento y error en pico máximo. Tiene sentido que, dado que la calidad de los datos para la reconstrucción es ligeramente inferior a la de los utilizados para la cadera, los resultados de esta articulación sean desfavorables respecto a la anterior.

Por último, se analizan los sensores destinados a la reconstrucción de la curva cinemática del tobillo. Como se ha comentado respecto a la reconstrucción de la rodilla, los sensores de la parte inferior de las piernas presentan ligeras interferencias magnéticas, Sin

embargo, los sensores de los pies se ven afectados por el campo magnético de forma significativa. Dado que las curvas de posición de los tobillos se obtienen a partir de datos cuya precisión está comprometida, no es de extrañar que las señales derivadas de ellos presenten diferencias sustanciales respecto a la referencia. Otra posible causa de la degradación de calidad de estas señales respecto a las demás es la forma de realizar el *Heading Reset* en la aplicación Movella DOT. Este proceso debe realizarse a través del modo de grabación en línea y se mantiene mientras los sensores estén encendidos (conviene repetirlo periódicamente debido a la deriva acumulada de la señal de orientación). Dado que el este modo solo permite la grabación con 5 sensores al mismo tiempo, el *Heading Reset* se realizó en 2 tandas distintas, dejando los sensores de los tobillos por separado. Teóricamente esto no debería afectar a las señales ya que el norte magnético no se desplaza y todos los sensores se encontraban alineados en la misma posición.

4.2.2. Valoración de los experimentos 1, 2 y 3

En este estudio se han realizado 3 experimentos para comparar las señales obtenidas de distintos sensores en base a distintos métodos de procesamiento de datos. Para valorar los resultados obtenidos de cada uno de ellos se tomará el experimento 1 como base, ya que fue el primero que se planteó.

El experimento 2 planteaba una calibración basada en la modificación del sistema de referencia de los sensores para alinear el eje Z con el eje vertical. Previamente a la obtención de los resultados, se esperaba que estos fueran mejores que los del experimento 1. Como se observa en la Tabla 11, se produjo un empeoramiento generalizado de las métricas. Se valoran posibles razones para justificar la no consecución de este objetivo. En primer lugar, se encuentra la interferencia del campo magnético mencionada anteriormente. Para obtener los datos modificados se realizan transformaciones matemáticas sobre los datos originales. El error presente en estas medidas puede haberse visto amplificado a medida que los datos se iban transformando. Otra posible causa es la simplificación realizada respecto al método original empleado por Laura Vargas-Valencia (Vargas-Valencia et al., 2016). En su proyecto realizaban alineaciones respecto a los 3 ejes de coordenadas. Calculaban la posición ideal para el sensor de la pelvis y aplicaban rotaciones en base a la posición relativa del resto de sensores respecto a la pelvis para transformarlos. A pesar de la idea original de que la transformación del eje Z únicamente pudiera obtener medidas adecuadas, se evidencia la necesidad de transformar los 3 ejes para lograr los resultados esperados.

El experimento 3 pretendía valorar la influencia del modelo biomecánico utilizado en la reconstrucción de movimiento de las distintas articulaciones. La Tabla 12 recoge la variación de los resultados observada respecto al experimento de base. En este caso, contrariamente a lo sucedido en el experimento 2, se evidencia una mejoría en la mayor parte de las medidas. Destaca negativamente la reconstrucción del lado derecho de la cadera y el error en pico máximo. A pesar de la optimización de los parámetros, el orden de magnitud en el que estos se ven incrementados es pequeño. Por lo tanto, se puede concluir que el modelo utilizado no afecta significativamente a la reconstrucción de movimiento. Una posible causa es la obtención de las medidas de posición de los sensores

Awinda a partir del informe de Xsens Motion Cloud, que realiza un preprocesado sobre estos datos. Debido a ello, la utilización de un modelo adicional no supondría una diferencia determinante.

4.2.3. Valoración del experimento 4

El experimento 4 también tenía como objetivo evaluar la influencia del modelo biomecánico utilizado en la reconstrucción de movimiento. En base a los buenos resultados obtenidos, presentados en la Tabla 10, se puede concluir que el modelo biomecánico utilizado no afecta significativamente a la reconstrucción. Las diferencias observadas entre las señales de cinemática articular se deberán principalmente a las interferencias del campo magnético presentes en los sensores DOT (ya que Xsens Motion Cloud realiza un preprocesado para eliminarlas).

	Cadera derecha	Cadera izquierda	Rodilla derecha	Rodilla izquierda	Tobillo derecho	Tobillo izquierdo
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)						
ΔMedia	-0,7266	-0,1739	-0,7352	0,3075	-0,4395	-0,488
ΔSTD	-0,5166	-0,0221	-0,1613	-0,1175	-0,405	-0,2679
Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)						
ΔMedia	-0,0088	-0,0056	-0,0041	-0,0004	-0,0329	-0,0067
ΔSTD	-0,0363	-0,0187	-0,0058	-0,001	0,0136	0,0045
Coeficiente de correlación intraclass (ICC)						
ΔMedia	-0,0225	-0,0024	-0,0089	0,0047	-0,0374	-0,015
ΔSTD	-0,0284	0,0039	-0,0039	0,0016	-0,034	-0,0015
Coeficiente de correlación múltiple (CMC)						
ΔMedia	-0,0065	-0,0003	-0,0022	0,0013	-0,0147	-0,0054
ΔSTD	-0,0084	0,0021	-0,001	0,0006	-0,0149	-0,0025
Error del rango de movimiento						
ΔMedia	-2,5807	-1,7626	-3,2672	-0,8773	0,8425	-0,9556
ΔSTD	-2,9762	-1,6402	0,4226	-0,1779	-0,0871	0,0453
Error en pico máximo						
ΔMedia	-2,6066	-0,6683	-2,9704	0,4824	1,5145	-0,0553
ΔSTD	-3,2575	-1,769	-0,6709	0,2198	0,5239	-0,2103

Tabla 11. Variación de los resultados obtenidos del experimento 2 respecto al experimento 1. Incrementos negativos y color rojo indican empeoramiento de las métricas e incrementos positivos y color verde indican mejora.

	Cadera derecha	Cadera izquierda	Rodilla derecha	Rodilla izquierda	Tobillo derecho	Tobillo izquierdo
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)						
ΔMedia	-0,2024	0,2196	0,1147	0,1736	0,1178	0,1599
ΔSTD	-0,2772	-0,0051	0,1726	0,0557	0,3793	0,0195
Coeficiente de correlación de Pearson (PCC)						
ΔMedia	-0,0006	0,0005	0,0007	0,0005	0,0005	0,0103
ΔSTD	-0,0363	-0,0187	-0,0058	-0,001	0,0136	0,0045
Coeficiente de correlación intraclass (ICC)						
ΔMedia	-0,011	0,0046	0,0015	0,0017	-0,0022	0,013
ΔSTD	-0,0126	-0,0004	0,0037	0,0009	0,014	0,0029
Coeficiente de correlación múltiple (CMC)						
ΔMedia	-0,0033	0,0013	0,0004	0,0005	0,0004	0,0039
ΔSTD	-0,0041	0	0,001	0,0003	0,0061	0,0007
Error del rango de movimiento						
ΔMedia	-0,369	-0,17	0,4555	0,0576	0,0078	0,2866
ΔSTD	0,3084	-0,1399	0,2651	-0,215	0,5804	1,6335
Error en pico máximo						
ΔMedia	-1,1455	-0,0188	-0,9477	-0,0165	-0,0578	-0,0634
ΔSTD	-0,2591	0,0719	-0,0055	-0,5319	0,1103	-0,0558

Tabla 12. Variación de los resultados obtenidos del experimento 3 respecto al experimento 1. Incrementos negativos y color rojo indican empeoramiento de las métricas, incrementos positivos y color verde indican mejora y color amarillo indica mismo valor.

5. Conclusiones y líneas futuras

5.1. Limitaciones

Durante el desarrollo de este proyecto se han encontrado una serie de limitaciones que han influido en el desarrollo y los resultados del estudio.

En primer lugar, dada la configuración del modelo biomecánico empleado en OpenSim, compuesto por un único grado de libertad en las articulaciones de rodilla y tobillo (movimiento de flexión y extensión), solo se ha realizado el análisis de concordancia entre señales en el plano sagital. A pesar de ser el plano principal en el que se produce el movimiento, los planos transversal y coronal también contribuyen a las características del ciclo.

El número reducido de sujetos participantes en el estudio dificulta la obtención de resultados estadísticamente robustos. Además, la limitada franja de edad introduce un sesgo, disminuyendo la capacidad de generalización de las conclusiones. En estudios futuros sería conveniente la inclusión de más sujetos que representen una muestra heterogénea de la población.

La última limitación está relacionada con el método de adquisición de señal con los sensores Xsens DOT. La primera opción para este proceso era el empleo del SDK para desarrollar un código en Python con el que obtener los archivos. Esta opción proporciona la posibilidad de personalizar distintos aspectos de la adquisición. Durante el desarrollo de este programa surgieron problemas fundamentales con la transmisión de los datos a través de Bluetooth y con la sincronización temporal de los sensores, de manera que las reconstrucciones de movimiento obtenidas no eran interpretables. Debido a este problema se decidió utilizar la aplicación móvil de los sensores, que no presenta los problemas anteriormente mencionados, pero no permite realizar el *Heading Reset* de los 7 sensores simultáneamente (es necesario separarlos en 5 y 2). Además, el mantenimiento y el correcto funcionamiento de la aplicación depende de una entidad externa.

5.2. Consecución de objetivos del TFG y conclusiones

Durante la elaboración de este proyecto, se ha recopilado una base de datos de señales de marcha humana en sujetos sanos utilizando los sensores Xsens Awinda y Xsens DOT. De esta forma, a través de un análisis de comparación, se ha demostrado el potencial de los sensores Xsens DOT para obtener señales precisas, si bien no se ha alcanzado el umbral clínico necesario para algunas articulaciones. A continuación, se va a valorar la consecución de los objetivos planteados en el primer capítulo del TFG:

- I. Se ha recabado información relevante sobre métodos de estimación de ángulos para las distintas articulaciones en reconstrucciones cinemáticas y se han planteado umbrales clínicos aceptables en base a lo establecido por la literatura.

- II. Se ha recogido una base de datos de marcha en sujetos sanos formada por 39 capturas de movimiento obtenidas a partir de sensores Xsens Awinda y 28 capturas de movimiento a partir de Xsens DOT.
- III. Se ha realizado un preprocesado de fusión de información procedente de distintos sensores (para los sensores Xsens DOT). En el procesado de las señales se han empleado distintos programas: Xsens Motion Cloud y OpenSim. Se han obtenido reconstrucciones cinemáticas y se han establecido 4 experimentos, consistentes en la comparación de las señales obtenidas mediante sus respectivos programas en primer lugar, aplicando un cambio del método de calibración a los sensores DOT para el segundo, procesando los datos de los 2 tipos de sensores mediante OpenSim en el tercero y, finalmente, comparando las señales de los sensores Xsens Awinda obtenidas a partir de los 2 programas.
- IV. Se ha realizado una inspección visual de las representaciones gráficas de las señales de cinemática articular y un análisis estadístico comparativo basado en RMSE, PCC, ICC, CMC, error del rango de movimiento y error en pico máximo. Se han razonado los resultados obtenidos y las posibles causas de error en las medidas menos favorables.
- V. A partir de la discusión establecida y los criterios que se plantearon como umbral clínico, se han observado buenos resultados en los lados derecho e izquierdo de la cadera y en la rodilla izquierda. Los resultados de la rodilla derecha se pueden considerar aceptables (teniendo en cuenta un valor ligeramente elevado de RMSE). Por último, las señales de los tobillos no cumplen los criterios de calidad.

En conclusión, este proyecto ha puesto de manifiesto diversas consideraciones importantes para la obtención de buenos resultados con sensores de gama no profesional, como pueden ser los sensores Xsens DOT. En primer lugar, es fundamental tener en cuenta el estado del campo magnético de la sala en la que se trabaja, dada la sensibilidad de los sensores a esta variable especialmente en ubicaciones cercanas al suelo. Esta situación podría mejorarse realizando las capturas de movimiento en espacios exteriores o sobre madera. También es importante la sincronización temporal y el alineamiento de los sensores para que comparten un sistema de referencia común y la reconstrucción de movimiento obtenida sea precisa.

Los resultados obtenidos evidencian que es necesario aplicar un método de calibración o de preprocesado más complejo que el utilizado en este proyecto, idealmente teniendo en cuenta la variable del campo magnético para eliminar las interferencias que provoca. Para finalizar, se quiere destacar que, a pesar de no haber alcanzado el nivel de precisión esperado en el análisis de los tobillos, los sensores Xsens DOT se presentan como una herramienta prometedora que puede proporcionar información útil en análisis de cadera y rodilla.

5.3. Líneas futuras

En base a las limitaciones identificadas en este estudio y las conclusiones extraídas, se plantean una serie de ideas para continuar la investigación y obtener mejores resultados:

- Desarrollo de código para adquisición con sensores DOT mediante el SDK: dados los problemas derivados de las capturas de movimiento mediante la aplicación Movella DOT, se sugiere retomar esta vía de desarrollo. Las dificultades relacionadas con este proceso se debían a limitaciones en la conexión Bluetooth propias del ordenador que se empleó y a la utilización de Windows como sistema operativo, por lo que se recomienda realizar el desarrollo en Linux.
- Ampliación de la base de datos: el número actual de sujetos es reducido, por lo que sería conveniente aumentar el tamaño muestral para que los resultados obtenidos fueran representativos y generalizables. También sería recomendable diversificarla, incluyendo sujetos con variedad de edades y morfología corporal.
- Análisis de planos coronal y transversal: se recomienda, en caso de continuar el estudio, valorar el análisis de cinemática articular en los 3 planos de movimientos para obtener resultados más completos.
- Aplicación de método de calibración: se propone la aplicación de un método de calibración alternativo al desarrollado en el experimento 2, alineando no solo el eje Z, sino los 3 ejes de coordenadas. De esta forma todos los sensores presentarán un sistema de referencia común durante la adquisición.
- Reducción de interferencias provocadas por el campo magnético: es importante limitar el efecto del campo magnético sobre los IMUs, por lo que se recomienda la adición de una etapa de preprocesado que tenga en cuenta la variable del magnetómetro en lugar de omitirla.
- Inclusión en la base de datos de sujetos patológicos: se recomienda, en caso de que aplicando las ideas anteriores se obtengan resultados clínicamente aceptables, introducir en la base de datos pacientes con afectación de la marcha para comprobar el desempeño de la reconstrucción de movimiento en sujetos con curvas articulares distintas.

6. Bibliografía

- Ahmed, K., Taheri, S., Weygers, I., & Ortiz-Catalan, M. (2024). Validation of IMU against optical reference and development of open-source pipeline: Proof of concept case report in a participant with transfemoral amputation fitted with a Percutaneous Osseointegrated Implant. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 21(1), 128. <https://doi.org/10.1186/s12984-024-01426-6>
- Al Borno, M., O'Day, J., Ibarra, V., Dunne, J., Seth, A., Habib, A., Ong, C., Hicks, J., Uhlrich, S., & Delp, S. (2022). OpenSense: An open-source toolbox for inertial-measurement-unit-based measurement of lower extremity kinematics over long durations. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 19(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s12984-022-01001-x>
- Al-Amri, M., Nicholas, K., Button, K., Sparkes, V., Sheeran, L., & Davies, J. (2018). Inertial Measurement Units for Clinical Movement Analysis: Reliability and Concurrent Validity. *Sensors*, 18(3), 719. <https://doi.org/10.3390/s18030719>
- Baker, R. (2006). Gait analysis methods in rehabilitation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 3(1), 4. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-3-4>
- Baker, R. (2007). The history of gait analysis before the advent of modern computers. *Gait & Posture*, 26(3), 331-342. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2006.10.014>
- Bernal-Torres, M. G. (2018). *Desarrollo de un sistema de pruebas para el análisis biomecánico del caminado humano utilizando técnicas de visión por computadora*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28894.31047>
- Blanco-Coloma, L., García-González, L., Sinovas-Alonso, I., Torio-Álvarez, S., Martos-Hernández, P., González-Expósito, S., Gil-Agudo, Á., & Herrera-Valenzuela, D. (2024). Validation of inertial measurement units based on waveform similarity

- assessment against a photogrammetry system for gait kinematic analysis. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 12, 1449698. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2024.1449698>
- Cho, Y.-S., Jang, S.-H., Cho, J.-S., Kim, M.-J., Lee, H. D., Lee, S. Y., & Moon, S.-B. (2018). Evaluation of Validity and Reliability of Inertial Measurement Unit-Based Gait Analysis Systems. *Annals of Rehabilitation Medicine*, 42(6), 872-883. <https://doi.org/10.5535/arm.2018.42.6.872>
- Cudejko, T., Button, K., & Al-Amri, M. (2022). Validity and reliability of accelerations and orientations measured using wearable sensors during functional activities. *Scientific Reports*, 12(1), 14619. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18845-x>
- Dagnino S., J. (2014). Correlación. *Revista Chilena de Anestesia*, 43(2). <https://doi.org/10.25237/revchilanestv43n02.15>
- D'Alcalá', E. R., Voerman, J. A., Konrath, J. M., & Vydhyananthan, A. (s. f.). *Xsens DOT Wearable Sensor Platform White Paper*.
- Delp, S. L., Anderson, F. C., Arnold, A. S., Loan, P., Habib, A., John, C. T., Guendelman, E., & Thelen, D. G. (2007). OpenSim: Open-Source Software to Create and Analyze Dynamic Simulations of Movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(11), 1940-1950. <https://doi.org/10.1109/TBME.2007.901024>
- Di Raimondo, G., Vanwanseele, B., Van Der Have, A., Emmerzaal, J., Willems, M., Killen, B. A., & Jonkers, I. (2022). Inertial Sensor-to-Segment Calibration for Accurate 3D Joint Angle Calculation for Use in OpenSim. *Sensors*, 22(9), 3259. <https://doi.org/10.3390/s22093259>
- Ferrari, A., Cutti, A. G., & Cappello, A. (2010). A new formulation of the coefficient of multiple correlation to assess the similarity of waveforms measured

- synchronously by different motion analysis protocols. *Gait & Posture*, 31(4), 540-542. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2010.02.009>
- Gao, S., Chen, J., Dai, Y., & Hu, B. (2022). *Wearable Systems Based Gait Monitoring and Analysis*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-97332-2>
- Hiti, M. (2025). Force signals time alignment using cross-correlation. *Measurement: Sensors*, 38, 101375. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2024.101375>
- Hulleck, A. A., Menoth Mohan, D., Abdallah, N., El Rich, M., & Khalaf, K. (2022). Present and future of gait assessment in clinical practice: Towards the application of novel trends and technologies. *Frontiers in Medical Technology*, 4, 901331. <https://doi.org/10.3389/fmedt.2022.901331>
- Kapandji, I. A. (with Honore, L.). (2010). *Physiology of the Joints: Volume 2 Lower Limb* (6th ed). Elsevier Health Sciences.
- Konrath, J., Hartman, P., & Engels, C. (2021). *Xsens MVN Gait Report: The use of inertial motion capture for Cloud-based reporting of gait parameters*. Xsens Technologies B.V. <https://www.movella.com/resources/white-papers/white-papers/mvn-gait>
- Koo, T. K., & Li, M. Y. (2016). A Guideline of Selecting and Reporting Intraclass Correlation Coefficients for Reliability Research. *Journal of Chiropractic Medicine*, 15(2), 155-163. <https://doi.org/10.1016/j.jcm.2016.02.012>
- Lalinde, J. D. H., & Tarazona, E. P. (2018). Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: Definición, propiedades y suposiciones. *Activos Venezolanos de Farmacología y Terapeútica*, 37(5), 587-595.
- Movella *DOTTM Data Sheet*. (2023). Movella. <https://www.movella.com/products/wearables/movella-dot>

Muro-de-la-Herran, A., Garcia-Zapirain, B., & Mendez-Zorrilla, A. (2014). Gait Analysis Methods: An Overview of Wearable and Non-Wearable Systems, Highlighting Clinical Applications. *Sensors*, 14(2), 3362-3394.

<https://doi.org/10.3390/s140203362>

Pacher, L., Chatellier, C., Vauzelle, R., & Fradet, L. (2020). Sensor-to-Segment Calibration Methodologies for Lower-Body Kinematic Analysis with Inertial Sensors: A Systematic Review. *Sensors*, 20(11), 3322.

<https://doi.org/10.3390/s20113322>

Prisco, G., Pirozzi, M. A., Santone, A., Esposito, F., Cesarelli, M., Amato, F., & Donisi, L. (2024). Validity of Wearable Inertial Sensors for Gait Analysis: A Systematic Review. *Diagnostics*, 15(1), 36. <https://doi.org/10.3390/diagnostics15010036>

Rajagopal, A., Dembia, C. L., DeMers, M. S., Delp, D. D., Hicks, J. L., & Delp, S. L. (2016). Full-Body Musculoskeletal Model for Muscle-Driven Simulation of Human Gait. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(10), 2068-2079.

<https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2586891>

Robert-Lachaine, X., Mecheri, H., Larue, C., & Plamondon, A. (2017). Validation of inertial measurement units with an optoelectronic system for whole-body motion analysis. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 55(4), 609-619.

<https://doi.org/10.1007/s11517-016-1537-2>

Roetenberg, D., Luinge, H., & Slycke, P. (2009). Xsens MVN: Full 6DOF human motion tracking using miniature inertial sensors. *Xsens Motion Technol. BV Tech. Rep.*, 3.

Shuai, Z., Dong, A., Liu, H., & Cui, Y. (2022). Reliability and Validity of an Inertial Measurement System to Quantify Lower Extremity Joint Angle in Functional Movements. *Sensors*, 22(3), 863. <https://doi.org/10.3390/s22030863>

- Simon, S. R. (2004). Quantification of human motion: Gait analysis—benefits and limitations to its application to clinical problems. *Journal of Biomechanics*, 37(12), 1869-1880. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.02.047>
- Smith, J., Parikh, D., Tate, V., Siddicky, S. F., & Hsiao, H.-Y. (2024). Validity of Valor Inertial Measurement Unit for Upper and Lower Extremity Joint Angles. *Sensors*, 24(17), 5833. <https://doi.org/10.3390/s24175833>
- Tadano, S., Takeda, R., & Miyagawa, H. (2013). Three Dimensional Gait Analysis Using Wearable Acceleration and Gyro Sensors Based on Quaternion Calculations. *Sensors*, 13(7), 9321-9343. <https://doi.org/10.3390/s130709321>
- Tunca, C., Pehlivan, N., Ak, N., Arnrich, B., Salur, G., & Ersoy, C. (2017). Inertial Sensor-Based Robust Gait Analysis in Non-Hospital Settings for Neurological Disorders. *Sensors*, 17(4), 825. <https://doi.org/10.3390/s17040825>
- Vargas-Valencia, L., Elias, A., Rocon, E., Bastos-Filho, T., & Frizera, A. (2016). An IMU-to-Body Alignment Method Applied to Human Gait Analysis. *Sensors*, 16(12), 2090. <https://doi.org/10.3390/s16122090>
- Voegeli, A. V. (2003). Anatomía funcional y biomecánica del tobillo y el pie. *Revista Española de Reumatología*, 30(9), 469-477.
- Whittle, M. W. (1996). Clinical gait analysis: A review. *Human Movement Science*, 15(3), 369-387. [https://doi.org/10.1016/0167-9457\(96\)00006-1](https://doi.org/10.1016/0167-9457(96)00006-1)
- Xsens DOT User Manual*. (2022). Xsens Technologies B.V. <https://www.xsens.com>
- Xsens MVN User Manual*. (2023). Xsens Technologies B.V.
- Zhang, J.-T., Novak, A. C., Brouwer, B., & Li, Q. (2013). Concurrent validation of Xsens MVN measurement of lower limb joint angular kinematics. *Physiological Measurement*, 34(8), N63-N69. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/34/8/N63>