



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA

**ESTIMACIÓN DEL LARGO DEL PASO CON UN SENSOR  
INERCIAL LUMBAR CONSIDERANDO UN MODELO  
BIOMECÁNICO INSPIRADO EN UN DOBLE PÉNDULO  
INVERTIDO, INCLINACIONES DE LA PELVIS Y  
ASIMETRÍA EN LA MARCHA**

Tesis presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de  
Concepción para optar al grado académico de Doctor en Ciencias de la  
Ingeniería con mención en Ingeniería Eléctrica

**POR: DANIELA CONSTANZA PINTO DELGADO**  
Profesor Guía: Pablo Esteban Aqueveque Navarro

2026  
Concepción, Chile

Ninguna parte de esta tesis puede reproducirse o transmitirse bajo ninguna forma o por ningún medio o procedimiento, sin permiso por escrito del autor.

## AGRADECIMIENTOS

Al finalizar esta tesis quiero agradecer primeramente a Dios, por ser mi sustento, por darme la sabiduría e inteligencia en todo este proceso, por su amor incondicional y por hacerme entender que Él siempre es primero.

A mis padres, hermanos y mi Bombi, por apoyarme desde el principio y motivarme a ser una gran profesional, a no tener miedos y a atreverme a cumplir mis sueños, por las risas y por entender que no siempre pude estar ahí con ellos por estar estudiando.

A mi esposo Franciso, mi compañero y mejor amigo, le quiero agradecer por todo su amor, apoyo incondicional, por su ayuda cada vez que la necesité y por todos esos consejos que me hicieron crecer como profesional y persona. Por la paciencia cada día, por esas risas y conversaciones interminables que hicieron este proceso más fácil desde el primer momento.

A mi equipo de IDSLAB, por todo el apoyo, por las risas, por la motivación hasta el último momento, por todos los proyectos en los que trabajamos juntos y que sumaron un granito de arena en mi desarrollo. A Paulina Ortega, por apoyarme y enseñarme todo lo necesario clínicamente para llevar a cabo esta tesis, por muchas veces dejar de lado sus cosas por explicarme una y otra vez las fases de la marcha y los movimientos de la pelvis baja, por esas risas y amistad incondicional.

A Anibal, por sus consejos profesionales y personales, por su apoyo y ayuda, por esa preocupación constante y esas risas que nunca faltaron.

A mi profesor guía Pablo Aqueveque, por creer en mi desde el magíster, por darme las oportunidades de crecer como mujer, profesional y docente. Por el apoyo, cariño, cervezas, asados y consejos de amigo y profesor.

## **AGRADECIMIENTOS A ANID**

Esta tesis fue apoyada por:

- ANID-PCHA/Doctorado Nacional/2021 – 21211303.
- FONDEF IDEA ID24i10422

*Dios siempre fue, es y será el Primero*

***Proverbios 3:5-6***

## TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE TABLAS .....	11
ÍNDICE DE FIGURAS.....	14
RESUMEN.....	18
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....	20
1.1    Introducción General.....	20
1.1.1    Parámetros para definir la marcha.....	25
1.2    Factores que afectan la marcha .....	30
1.2.1    Lesiones Neurológicas .....	31
1.2.2    Envejecimiento .....	41
1.2.3    Propios de la persona.....	43
1.2.4    Discusión .....	45
1.3    Largo del paso .....	47
1.3.1    Estado del arte de estimación del largo del paso con sensores inerciales .....	52

1.3.2	Discusión .....	67
CAPÍTULO 2. FORMULACIÓN DE LA TESIS .....		72
2.1	Hipótesis .....	72
2.2	Objetivo general .....	72
2.3	Objetivos específicos.....	73
2.4	Alcances y limitaciones.....	74
2.4.1	Metodología.....	74
2.5	Publicaciones.....	76
2.5.1	Conferencias .....	76
2.5.2	Artículos WOS .....	77
2.5.3	Otras colaboraciones en Artículos WOS y Conferencias .....	78
CAPÍTULO 3. ADQUISICIÓN DE DATOS .....		80
3.1	Participantes .....	80
3.2	Instrumentalización y Protocolo Experimental.....	82
3.3	Identificación de eventos considerando el Sistema OptiTrack .....	85

CAPÍTULO 4. MODELO BIOMECÁNICO BASADO EN EL DOBLE  
PÉNDULO INVERTIDO PARA ESTIMACIÓN DEL LARGO DEL PASO

87

4.1	Componente pendular .....	99
4.2	Componente pélvico.....	103
4.3	Índice de Asimetría Pélvica Funcional .....	106

CAPÍTULO 5. PREPROCESAMIENTO DE SEÑALES Y DATA  
ANÁLISIS 110

5.1	Identificación de eventos.....	111
5.2	Rotación pélvica .....	114
5.3	Integración de la señal de aceleración.....	115
5.4	Obtención de Índice de Asimetría Pélvica Funcional.....	119
5.5	Análisis de datos.....	122

CAPÍTULO 6. RESULTADOS ..... 123

6.1	Detección de eventos.....	123
6.2	Detección de contactos iniciales .....	127
6.3	Duración del paso.....	128

6.4	Estimación del largo del paso.....	134
6.5	Índice de Asimetría Pélvica Funcional .....	151
CAPÍTULO 7. DISCUSIÓN.....		161
7.1	Trabajos Futuros.....	181
ACRÓNIMOS.....		188
REFERENCIAS.....		189

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Resumen de los cambios de asimetría en parámetros de la marcha .....	47
Tabla 3.1. Descripción de los grupos con y sin patología .....	81
Tabla 3.2. Características de los sensores inerciales y magnéticos del IMU a utilizar.....	85
Tabla 4.1. Caracterización de umbrales del Ratio de Asimetría.....	109
Tabla 5.1. Criterio de clasificación según Ratio de Asimetría (AR).....	121
Tabla 6.1. Error de duración del paso Grupo A .....	129
Tabla 6.2. Error de duración del paso Grupo B .....	130
Tabla 6.3. Error de duración del paso Grupo C .....	131
Tabla 6.4. Error de duración del paso Grupo D.....	132
Tabla 6.5. MdAE de la sincronización temporal del Contacto Inicial frente a OptiTrack®. ....	134
Tabla 6.6. Error Estimación largo del paso para el grupo A .....	136
Tabla 6.7. Error Estimación Largo del paso para el Grupo B .....	137
Tabla 6.8. Error Estimación Largo del paso para el Grupo C .....	138
Tabla 6.9. Error Estimación Largo del paso para el Grupo D .....	139

Tabla 6.10. Coeficiente de Correlación Intraclase (ICC) e intervalos de confianza para la validación del largo del paso por grupo de estudio. ....	144
Tabla 6.11. Análisis de concordancia de Bland-Altman: sesgo, intervalos de confianza y límites de concordancia para la estimación del largo del paso. ....	144
Tabla 6.12. Métricas de correlación lineal y parámetros de la recta de regresión para la validación del largo del paso frente al sistema de referencia OptiTrack® .....	145
Tabla 6.13. Evaluación del rendimiento: Modelo propuesto frente a métodos predictivos y péndulo invertido simple para la estimación del largo del paso .....	149
Tabla 6.14. Comparación del rendimiento de la estimación de la longitud del paso utilizando IMU lumbares individuales en cohortes patológicas y no patológicas.....	150
Tabla 6.15. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo A.....	153
Tabla 6.16. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo B .....	154

Tabla 6.17. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo C .....	155
Tabla 6.18.Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo D .....	156

## ÍNDICE DE FIGURAS

Fig. 1.1. Fases del ciclo de la marcha y sus respectivas sus fases (modificada de [1].).....	25
Fig. 1.2. Planos y ejes en el cuerpo humano [4] .....	27
Fig. 1.3. Incidencia, Muertes y Años Vividos con Discapacidad asociados al ACV .....	36
Fig. 1.4. Prevalencia del Alzheimer en la población [11].....	38
Fig. 1.5. Ruta de caminata de los participantes en [49].....	53
Fig. 1.6. Modelo de péndulo invertido de Allseits [54].....	60
Fig. 1.7. Método para cálculo de largo del paso utilizando EMD [55] .....	63
Fig. 2.1. Diagrama de la Metodología utilizada en esta tesis .....	75
Fig. 3.1. Instrumentalización del participante. (a) ubicación del sensor inercial (b) Ubicación de marcadores según modelo biomecánico "Conventional Lower" de OptiTrack .....	84
Fig. 4.1. Esquema biomecánico inspirado en el doble péndulo invertido, donde ambas piernas actúan como péndulos invertidos independientes conectados a través de la pelvis. La pelvis funciona como el cuerpo de acoplamiento común, transmitiendo movimiento y energía entre las	

extremidades y contribuyendo a la generación general del paso. Se muestran la pelvis (verde), la pierna derecha (azul) y la pierna izquierda (rosada); la rotación pélvica con respecto al plano horizontal se cuantifica mediante el ángulo $\theta$ (rojo) y las líneas punteadas indican el desplazamiento vertical de cada péndulo invertido (azul y rosado).	88
Fig. 4.2. Movimientos de la pelvis en sus tres planos	89
Fig. 4.3. Rotación de la pelvis durante un ciclo de marcha	91
Fig. 4.4. Largo del paso de la pierna derecha mediante el modelo de péndulo invertido.	92
Fig. 4.5. Representación del desplazamiento de la pierna	94
Fig. 4.6. Definición de Distancias antropométrica: (a) $L_p$ definido como la distancia entre el trocante mayor a la planta del pie. (B) $r_p$ definido como la distancia desde el punto medio del sacro a la cresta iliaca.	103
Fig. 6.1. Señales utilizadas para la detección de eventos usando un sensor inercial ubicado en la espalda baja. (a) Señal de aceleración en el eje z. (b) señal de roll, (c) señal de velocidad angular vertical.	124
Fig. 6.2. Escalograma de la señal de aceleración en el eje z para la detección de pasos, donde el cuadrado naranja representa las frecuencias de interés.	126

Fig. 6.3. Pasos detectados desde la señal de aceleración anteroposterior donde cada peaks corresponde a un paso.....	126
Fig. 6.4. Detección de evento de Contacto Inicial, (a) Detección de contacto inicial mediante la señal de aceleración anteroposterior. (b) Diferenciación de extremidad derecha e izquierda por medio de la señal de velocidad angular vertical.....	127
Fig. 6.5. Error absoluto mediano entre modelo propuesto y sistema OptiTrack .....	141
Fig. 6.6 Análisis de concordancia de Bland-Altman para la totalidad de los Grupos.....	145
Fig. 6.7. Correlación de Pearson entre el largo del paso estimado por el modelo propuesto y los valores medidos por el sistema OptiTrack+Ojo clínico para todos los grupos.....	146
Fig. 6.8. Distribución del %error relativo en la estimación del largo del paso vs. a la velocidad de marcha. Las líneas verticales delimitan los límites de marcha lenta (<0,8m/s), normal (0,8-1,5 m/s) y rápida (>1,5m/s). .....	146
Fig. 6.9. Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional de todos los sujetos, destacando la asimetría perfecta y la estimada. ....	157

Fig. 6.10.Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo A.....	158
Fig. 6.11.Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo B.....	159
Fig. 6.12.Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo C.....	159
Fig. 6.13.Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo D.....	160

## RESUMEN

La medición precisa de la marcha fuera de laboratorios enfrenta limitaciones críticas, ya que los modelos inerciales actuales suelen fallar al asumir simetría en poblaciones patológicas. Esta tesis propone y valida un nuevo modelo biomecánico basado en el doble péndulo invertido que, mediante un único sensor lumbar, integra explícitamente la rotación pélvica para estimar el largo del paso en condiciones de asimetría.

La validación experimental, realizada en adultos sanos y pacientes con Enfermedad de Parkinson comparada con sistemas optoelectrónicos, demostró una alta precisión global con un sesgo sistemático (*bias*) de apenas -0,016 m. El modelo alcanzó una Mediana del Error Absoluto (MdaE) de 0,049 m en sujetos sanos y demostró una robustez superior en el grupo con Parkinson, manteniendo el error en 0,050 m, superando la estabilidad de modelos basados en aprendizaje automático. Adicionalmente, se desarrolló el Índice de Asimetría Pélvica Funcional (IAPF) para cuantificar la calidad

del control motor. Este indicador logró diferenciar numéricamente la dinámica saludable (mediana IAPF  $> 3,6$ ) de la restricción de movimiento patológico (mediana IAPF  $< 2,8$ ), detectando deterioros funcionales de forma numérica.

Finalmente, esta tesis presenta una solución portátil y robusta para el análisis de la marcha mediante un sensor inercial, considerando que la integración de la asimetría pélvica es un factor crítico a evaluar para lograr estimaciones confiables en marchas patológicas y típicas. Por lo tanto, el modelo propuesto no solo garantiza precisión métrica en presencia de restricción biomecánica, sino que establece un nuevo análisis funcional, demostrando que, al respetar la complejidad anatómica de la marcha, se logran resultados más consistentes y clínicamente viables en la realidad.

## **CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN**

### **1.1 Introducción General**

La marcha normal según Whitle es “un método de locomoción que involucra el uso de las dos piernas, alternadamente, que proporcionan tanto apoyo como propulsión”. Cabe destacar que si se habla de marcha normal siempre hay al menos un pie en contacto con el suelo, sino se habla de correr [1]. El ciclo de la marcha es definido como el intervalo de tiempo entre dos ocurrencias sucesivas de algún evento repetitivo en la marcha, por ejemplo, desde que el talón derecho toca el suelo hasta que el mismo talón vuelve a tener contacto con este. Por la definición de la marcha, cualquier evento puede usarse para marcar el comienzo del ciclo, pero en estudios lo más usado es el contacto inicial de un pie con el suelo. La marcha posee dos fases, la de apoyo que corresponde al 60% del total y la de balanceo que abarca el restante, es decir, el 40%. Esto varía con la velocidad, ya que la fase de balanceo se hace más larga al aumentar la velocidad de la caminata [2].

El fin de la marcha se considera cuando el mismo pie vuelve a tocar el piso [1]. En la fase de apoyo, la extremidad correspondiente al pie que tiene contacto con el suelo soporta el peso del cuerpo. Luego, en la fase de balanceo, esta misma extremidad oscila para propulsar al cuerpo y generar el movimiento. En este ciclo hay un periodo de tiempo en que ambos pies tocan la tierra. Este periodo es conocido como doble soporte y tiene lugar entre que un pie logra el contacto inicial y ocurre el despegue el pie contrario. Así, durante la fase de balanceo del lado izquierdo, solo el pie derecho toca el suelo, hasta que ocurre el contacto inicial del pie izquierdo, dando lugar al doble soporte hasta que se produce el despegue del pie derecho y se repite el proceso, pero con el otro pie. La fase de doble apoyo se vuelve más corta al aumentar la velocidad de la marcha, y se considera que su desaparición marca la diferencia entre caminar y correr.

Para estudiar las fases de la marcha en profundidad se dividieron las fases de la marcha en dos sub-fases, fases de apoyo y fase de balanceo.

A. Fase de apoyo:

- 1. Contacto con el talón o contacto inicial (0-2% del ciclo de la marcha)**

Es también llamado golpe de talón. Ocurre cuando el talón toca el suelo por primera vez. La rodilla se encuentra completamente extendida. El tobillo se encuentra perpendicular al suelo gracias a los músculos dorsiflexores.

## **2. Respuesta a la carga (2-10% del ciclo de la marcha)**

Corresponde al periodo de doble soporte. El pie de apoyo toca por completo el suelo, debido a la flexión plantar del tobillo lograda por la contracción del músculo tibial anterior. Los músculos dorsiflexores desaceleran la caída del pie de apoyo, afirman el tobillo y absorben parte del impacto. También actúa el cuádriceps para extender la rodilla y lograr soportar el peso [1]. Esta finaliza cuando el otro pie empieza a levantarse para la oscilación, marcando el fin del periodo de doble soporte y comienzo del apoyo medio.

## **3. Apoyo medio (10-30% del ciclo de la marcha)**

En esta subfase, al igual que en la anterior, una única extremidad soporta la totalidad del cuerpo. Logrando de esta forma la primera mitad de la fase de apoyo monopodal. Esta inicializa desde el despegue del pie contralateral hasta su avance y

alineación con el pie apoyado. De esta forma, se inicia la pronación del pie permitiendo al arco plantar absorber el peso corporal y la rodilla alcanza su máxima flexión en la fase de apoyo para luego comenzar a extenderse nuevamente debido a la contracción del cuádriceps [1].

#### **4. Elevación del talón (30-50% del ciclo de la marcha)**

Durante esta subfase el talón empieza a elevarse, completando el apoyo monopodal. Se produce el movimiento de las cabezas de los huesos del metatarso para lograr el balance del antepié. La dorsiflexión del tobillo, la cual es máxima momentos antes de la elevación del talón, provoca la fuerza de reacción desde el suelo y así se genera el impulso [1].

### **B. Fase de balanceo**

#### **1. Preoscilación (50-60% del ciclo de la marcha)**

Se inicia con el choque de talón del pie contralateral y finaliza al despegar el pie ipsilateral (toe off). La pierna actúa como un péndulo, contribuyendo la transición del peso del cuerpo hacia la pierna contralateral al mismo tiempo que la propulsión impulsa al cuerpo hacia adelante [1].

## **2. Oscilación inicial (60-73% del ciclo de la marcha)**

Corresponde al primer tercio de la oscilación, donde el pie comienza a moverse hacia adelante en busca del siguiente paso [1].

## **3. Oscilación media o Tibia Vertical (73-87% del ciclo de la marcha)**

Corresponde al segundo tercio de la oscilación, los isquiotibiales se contraen fuertemente para evitar una sobre extensión de la rodilla, hasta que la tibia se encuentra en posición vertical, sobrepasando el miembro apoyado [1].

## **4. Oscilación final (87-100% del ciclo de la marcha)**

Corresponde al último tercio de la oscilación, Durante esta fase, la rodilla contralateral termina su extensión y el pie se pone en posición para el siguiente ataque del talón. Esta fase finaliza cuando el talón ipsilateral toca el suelo.

En la Fig. 1.1 se observa el ciclo de la marcha con sus fases y sus subfases según [1]. Cabe destacar que los músculos poseen funciones específicas para poder ejecutar la marcha, por ejemplo, impulsar el cuerpo o aguantar su peso, por lo que estos son sumamente importantes para llevar a

cabo cada fase de la marcha. Entonces, si se pierde el control voluntario de estos, se tendrá gran dificultad para despegar el pie del suelo en la fase de balanceo, por lo que la marcha se verá interrumpida o no se logrará correctamente. La mala movilidad da como resultado un estilo de vida sedentario y un ejercicio físico limitado, lo que deteriora aún más la funcionalidad de las extremidades inferiores.

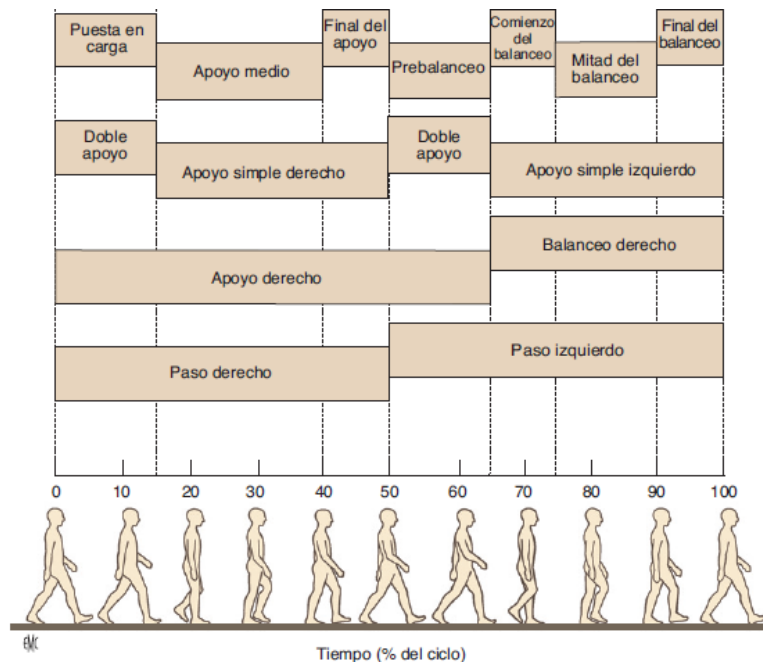


Fig. 1.1. Fases del ciclo de la marcha y sus respectivas sus fases (modificada de [1].)

### 1.1.1 Parámetros para definir la marcha

La marcha puede ser descrita mediante parámetros cinéticos, cinemáticos, espaciales, temporales y espaciotemporales. Estos parámetros varían según

el sujeto y él mismo ya que son representativos si las condiciones se mantienen en el tiempo. Es por esto, que el proceso de evaluación del movimiento y la identificación de deficiencias son resultados que facilitan la relación de los datos obtenidos y así ayudan a determinar las limitaciones que se presentan en las actividades [3].

#### A. Cinéticos

La cinética o dinámica, según la biomecánica, se ocupa del estudio de las fuerzas que generan el movimiento. Estas fuerzas se clasifican en dos tipos: fuerzas externas, que corresponden a las interacciones entre el cuerpo y el entorno, y fuerzas internas, que surgen de las interacciones entre los componentes del propio sistema corporal. Durante la marcha, las fuerzas varían según la fase del ciclo en la que se encuentre el sujeto, lo que produce fluctuaciones en el centro de masa (CM), ya sea mediante aceleraciones o desaceleraciones [4].

#### B. Cinemáticos

En biomecánica, los parámetros cinemáticos se definen como los movimientos de los segmentos corporales sin tomar en cuenta las fuerzas que los generan. Esto se debe a que el movimiento de un

segmento puede describirse mediante la traslación de su centro de masa (CM) o la rotación del segmento alrededor de este [4]. Por lo tanto, los programas de análisis de la marcha suelen emplear tres planos en el espacio para describir los movimientos angulares, utilizando una referencia específica, como se muestra en la Fig. 1.2

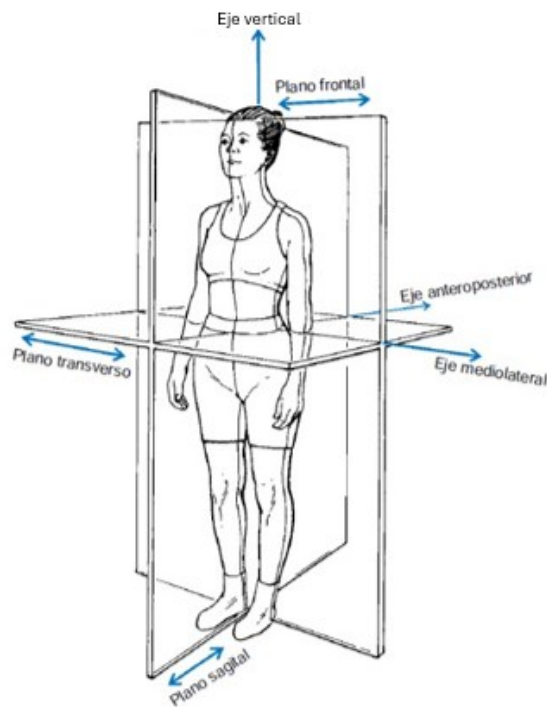


Fig. 1.2. Planos y ejes en el cuerpo humano [4]

### C. Parámetros Temporales

Los parámetros temporales de la marcha son aquellos que describen las duraciones relativas de las diferentes fases del ciclo de la

marcha. Estos parámetros son esenciales para evaluar la eficiencia, estabilidad y posibles alteraciones en la marcha humana. Su importancia radica en que permiten evaluar la eficiencia de la marcha y su coordinación, son claves para detectar alteraciones en enfermedades neuromusculares o envejecimiento y se utilizan en rehabilitación para monitorear progresos en pacientes con trastornos en la marcha. Por ejemplo, la cadencia se define como el número de pasos por minuto, por lo tanto, este parámetro permite determinar el ritmo y rapidez de la marcha. Existen tres clasificaciones de cadencia normal:

- Marcha Lenta: 70-90 pasos/min.
- Marcha Normal: 90-120 pasos/min.
- Marcha Rápida: >120 pasos/min.

#### D. Parámetros Espaciales

Los parámetros espaciales describen características geométricas del desplazamiento del cuerpo durante la locomoción. Se enfocan en las distancias recorridas por los segmentos corporales y la forma en que el cuerpo se mueve en el espacio. La importancia radica en que son claves

para ayudar a cuantificar la estabilidad y eficiencia del desplazamiento, son fundamentales en estudios de rendimiento deportivo y ergonomía y se utiliza para el análisis biomecánico para evaluar patrones de marcha normales y patológicos. Algunos ejemplos son:

- Largo del paso ( $L_p$ ): distancia lineal entre el contacto inicial del talón de una extremidad y el de la extremidad contralateral. Normalmente en adultos sanos es de 0.7 – 0.8m
- Longitud de zancada ( $L_z$ ): distancia lineal entre dos contactos del talón consecutivos de la misma extremidad. Es aproximadamente el doble de la longitud del paso ( $L_z = 2L_p$ ).

#### E. Parámetros Espaciotemporales

Estos parámetros combinan medidas de espacio (distancias recorridas) y tiempo (duración de las fases). Son esenciales para evaluar la eficiencia y regularidad de la marcha tanto en sujetos con y sin disfunción en la marcha. Su importancia es que ayuda en la evaluación clínica de alteraciones neuromotoras, en el diagnóstico y seguimiento de rehabilitación, en la evaluación del rendimiento deportivo y prevención de lesiones, entre otros. Por ejemplo:

- Velocidad: relación entre distancia recorrida en dirección de la marcha por unidad de tiempo o relación entre la cadencia y la longitud del paso expresada en m/s.

## 1.2 Factores que afectan la marcha

La marcha normal se caracteriza por tener un patrón regular y periódico, donde las extremidades inferiores alternan su movimiento, mientras que el cuerpo mantiene su posición erguida, equilibrio y estabilidad [5]. En cuanto a la marcha patológica, el patrón de movimiento que sigue depende de la enfermedad y del nivel específico de deterioro motor. Por lo tanto, los patrones se caracterizan por ciclos modificados, incapacidad de mantener un movimiento alternante y asimetría de la marcha. Dando lugar a pérdida de equilibrio, gasto energético alto, fatiga de diferentes segmentos como las articulaciones debido a las cargas excesivas, provocando una mala calidad de vida [5] [6]. Estas alteraciones de la marcha provienen de diferentes enfermedades como trastornos neurológicos, patologías cardiovasculares, síntomas posteriores a un accidente cerebro vascular, lesiones ortopédicas o deterioros propios de la edad [7] [8] [9].

A continuación, se expondrán algunas características de la marcha con respecto a las patologías asociadas.

### **1.2.1 Lesiones Neurológicas**

#### **A. Enfermedad de Párkinson**

La enfermedad de Párkinson (EP) es un desorden neurodegenerativo que afecta alrededor de 10 millones de personas en el mundo. La mayor cantidad de pacientes con esta enfermedad tiene sobre 60 años. La prevalencia entre hombres y mujeres que padezcan esta enfermedad es 2:1. Además, se espera que para el año 2050 la población que padezca la enfermedad se duplique hasta alcanzar los 20 millones de personas [10].

La enfermedad de Parkinson es el segundo trastorno neurodegenerativo más común. Se caracteriza clínicamente por el parkinsonismo (temblor en reposo, rigidez e inestabilidad postural) y patológicamente por la pérdida de neuronas en la sustancia gris y en otros lugares en asociación con la presencia de depósitos de las proteínas ubicadas en el citoplasma de las neuronas (cuerpos de Lewy) e inclusiones proteicas en forma de hilo dentro de las neuritas (neuritas de Lewy) [11].

A medida que la enfermedad avanza, se producen déficits clínicos en el control postural, incluida la inestabilidad durante los ajustes posturales iniciales (por ejemplo, el inicio de la marcha, transición a la postura de una sola extremidad), y quizás las caídas más graves y potencialmente mortales. Ciertos estudios concluyeron que cerca del 70% de los pacientes con Párkinson caen al menos una vez al año y casi el 50% dos veces. Las caídas que resultan de la inestabilidad postural tienen un enorme impacto en la salud de las personas ya que son una fuente considerable de morbilidad y mortalidad [12]. Según un estudio, desde las primeras fases de la enfermedad hay cambios en la postura de los pacientes. Los resultados de este estudio demuestran que esta enfermedad reduce la estabilidad postural y aumenta el riesgo de sufrir caídas [13]. Las personas con Parkinson tienen más dificultad al mantener la postura y ejecutar la marcha que otros de la misma edad. Estas alteraciones conducen a la pérdida de la independencia funcional y el aislamiento social del paciente [14]. En general, entre el 1% y 2% de la población mayor de 65 años sufre de Parkinson lo que aumenta a 3% - 5% en los mayores a 85 años. La prevalencia en países europeos es de entre 100 y 200 por

cada 100.000 habitantes [15]. En Chile, se estima que cerca de 40.000 personas tienen la enfermedad de Parkinson [16].

La rápida evolución de esta enfermedad provoca un amplio espectro de síntomas, en cuanto a la movilidad, esta se caracteriza por la bradicinesia o lentitud de movimientos. Muchas veces, va acompañada de temblor, rigidez, reducción de la amplitud y suavidad en los gestos. En cuanto a la capacidad de caminar, esta se traduce en la reducción de la velocidad y la longitud del paso, además de un aumento en la rigidez y pasos arrastrados [17]. Esto es evidente durante los giros que pueda realizar la persona, presencia de obstáculos y cambios en la trayectoria. En algunos casos, cuando la enfermedad está más avanzada, se producen episodios de parada de la marcha, más conocidos como congelamiento o *freezing* de la marcha [18].

## B. Accidente Cerebrovascular

El accidente cerebrovascular (ACV) de acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS) es un síndrome clínico de rápido desarrollo causado por una perturbación local de una función cerebral de origen vascular que dura más de 24 horas [19]. El accidente cerebrovascular se produce cuando las arterias, encargadas de llevar

nutrientes y oxígeno al cerebro, se bloquean o rompen, causando que las células cerebrales afectadas mueran si esto persiste durante mucho tiempo. Esto puede afectar al lenguaje, percepción, funciones cognitivas o causar deterioro motor y sensorial en general. Cabe destacar que, en caso de afecciones motoras, estas se producen en el lado contralateral del cuerpo a donde se produjo la lesión en el cerebro, debido a la decusación piramidal en el bulbo raquídeo. Este daño genera una regulación anormal de las motoneuronas, lo que provoca que los movimientos voluntarios se vean afectados [19]. Debido a la reducción del impulso neuronal descendente hacia la articulación del tobillo parético causa debilidad muscular y espasticidad acompañado en la mayoría de los casos de pie caído. Todo esto ocurre debido a que los músculos no se usan por la pérdida del control voluntario de estos. Para mantener suficiente espacio libre para los pies en la fase de balanceo, las personas con el pie caído tienden a compensar caminando con la cadera con una flexión exagerada de las articulaciones de la cadera y la rodilla, o con una marcha de circunducción con el cuerpo apoyado en el lado no afectado y la pierna balanceándose hacia afuera a través de un arco alejándose de la línea media [20]. Estos patrones

de marcha asimétricos e ineficientes dificultan la capacidad de caminar de la persona y contribuyen a una velocidad de marcha más lenta [21], un mayor riesgo de caídas y un mayor gasto de energía [22] [23]. Por otro lado, otra consecuencia neurológica más común del ACV es la hemiplejía espástica, la cual se caracteriza por la espasticidad y la pérdida de función de los músculos a un lado del cuerpo. Esto produce serios problemas en la marcha, ya que, un defecto en la “imagen del cuerpo” causa que se ignore el lado afectado. Además, no se pueden realizar efectivamente los reflejos correctivos debido a la pérdida de función de los músculos [24].

En el mundo, según la OMS, 15 millones de personas padecen ACV al año, de las cuales, aproximadamente 5 millones fallecen. En Chile su incidencia es de 130 por cada 100.000 habitantes con una prevalencia de 6 por cada 1000, la cual aumenta con la edad hasta 25 por cada 1000 en la tercera edad (65 años o más) [25]. Es la principal causa de muerte con 9.000 fallecidos al año. Anualmente hay aproximadamente 25.000 nuevos casos. Además, es la primera causa específica de años de vida saludables perdidos por discapacidad y muerte prematura [26]. En la Fig. 1.3 se muestran gráficos de la

incidencia, muertes y años vividos con discapacidad del ACV en Chile y el Mundo, en la cual puede observarse que a pesar de que las muertes por esta enfermedad han disminuido, su incidencia muestra una tendencia de crecimiento.

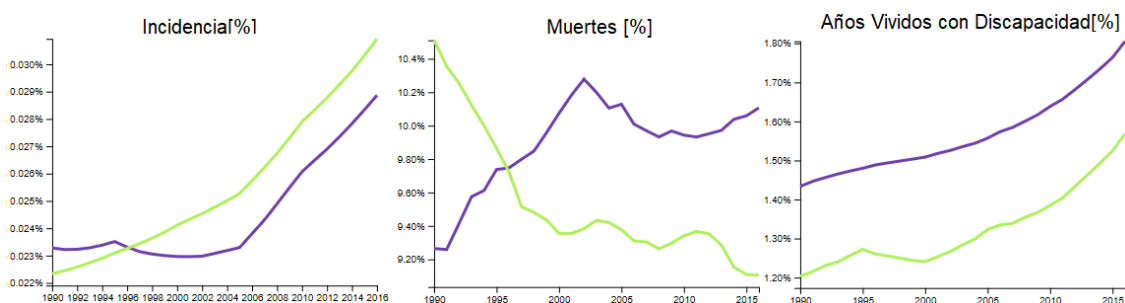


Fig. 1.3. Incidencia, Muertes y Años Vividos con Discapacidad asociados al ACV

### C. Alzheimer

La enfermedad de Alzheimer (EA) es una enfermedad neurológica progresiva que resulta en la pérdida irreversible de neuronas, particularmente en la corteza y el hipocampo. Las características clínicas son el deterioro progresivo de la memoria, el juicio, la toma de decisiones, la orientación al entorno físico y el lenguaje [11].

Las alteraciones de la marcha y el equilibrio son frecuentes en pacientes que padecen EA con una prevalencia de más del 60% según

la gravedad de la demencia. Estos trastornos de la marcha y el equilibrio son factores de riesgo importantes para caídas, ingresos hospitalarios de emergencia, y aumento de los costos de atención de salud [27]. Además, el diagnóstico clínico de EA indica que se caracteriza por un inicio gradual de deterioro cognitivo, seguido de un deterioro cognitivo continuo en el cual es improbable que se presenten anomalías del sistema motor hasta las etapas avanzadas de la condición. Estas anomalías del sistema motor pueden incluir alteraciones del equilibrio y la marcha. Sin embargo, estudios previos han reportado disfunción de la marcha y el equilibrio en personas con etapas relativamente tempranas de EA, aunque existen limitaciones para los enfoques utilizados en muchos de estos estudios [28].

Esta enfermedad tiene una prevalencia de aproximadamente un 1% entre los 65 y 69 años, y aumenta entre un 40-50% con la edad, en la Fig. 1.4 se puede observar la prevalencia que tiene la enfermedad al pasar de los años, tanto para hombres como para mujeres [11].

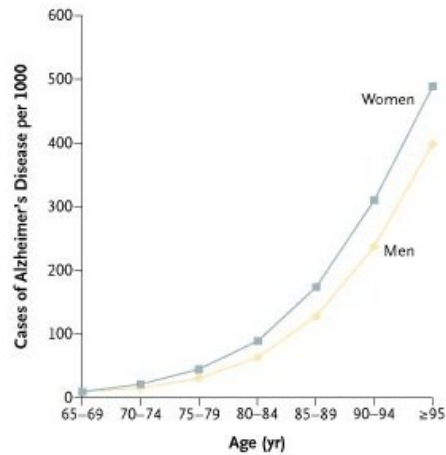


Fig. 1.4. Prevalencia del Alzheimer en la población [11]

#### D. Esclerosis Múltiple

La esclerosis múltiple (EM) es una enfermedad autoinmunitaria que afecta el cerebro y la médula espinal. Esta enfermedad afecta más a las mujeres que a los hombres. El trastorno se diagnostica con mayor frecuencia entre los 20 y 40 años, pero se puede observar a cualquier edad.

La esclerosis múltiple es causada por el daño a la vaina de mielina, esta es la cubierta protectora que rodea las neuronas. Cuando ésta cubierta de los nervios se daña, los impulsos nerviosos disminuyen o se detienen. Este daño es causado por inflamación que ocurre cuando las células inmunitarias del propio cuerpo atacan al Sistema Nervioso

(SN). Esto puede ocurrir a lo largo de cualquier zona del cerebro, el nervio óptico o la médula espinal. No se sabe exactamente qué causa la EM. La creencia más frecuente es que los culpables son un virus, un defecto genético, o ambos. Los factores ambientales también pueden jugar un papel [29].

La mayoría de los estudios de la marcha se han limitado con pacientes EM, ya que existen cambios sutiles en estas áreas. Estudios han descrito anomalías en la marcha como velocidad reducida, longitud de zancada y movimiento de tobillo alterado. Se ha sugerido que las alteraciones en el rendimiento de la marcha, particularmente las características espaciales temporales, pueden estar asociadas con un equilibrio deteriorado, sin embargo, muy pocos estudios han investigado la relación entre los parámetros de la marcha [30].

#### E. Parálisis Cerebral

La parálisis cerebral se define como una serie de desórdenes producidos en un cerebro inmaduro, que, por lo general no empeoran con el tiempo. Estos desórdenes pueden darse en uno o ambos hemisferios cerebrales. Produce alteraciones en el control motor principalmente, pero puede extenderse a trastornos sensoriales, de

comportamiento, problemas de lenguaje, entre otros. En la mayoría de los casos es causada por una lesión en el cerebro ocurrida en el periodo de crecimiento de este. Sin embargo, también puede ser causada por infecciones que afecten al cerebro. Esta enfermedad altera principalmente la postura y el movimiento [31].

La parálisis cerebral afecta a 2 de cada 1000 recién nacidos vivos en el mundo. En Europa posee una prevalencia de 1.5 a 2.5 por cada 1000 habitantes [32] [33]. Según un estudio realizado en 2013 en Atlanta, Estados Unidos alcanzó una prevalencia de 3.6 por cada 1000 habitantes [34]. En Chile el Ministerio de Salud estima que su prevalencia es de 2 por cada 1000 habitantes [35].

Al causar principalmente problemas motores, la marcha del paciente se ve muy afectada, de hecho, se considera una de las anormalidades primarias causadas por la enfermedad. Esto quiere decir, que sus efectos son permanentes y solo podrán aliviarse mínimamente con tratamientos. Además de problemas en la marcha, provoca problemas en el equilibrio, los cuales son causados por la pérdida del control muscular selectivo que causa la parálisis cerebral y la espasticidad. Los músculos distales son los que más se ven

afectados, así, el individuo no puede controlar correctamente el tono de los músculos de las piernas y pierde el equilibrio constantemente, lo que puede provocar caídas. Una común manifestación de esta enfermedad es la diplejía espástica, que afecta a las piernas y causa una asimetría entre ambos lados del cuerpo. Esto produce constantes problemas en la marcha por lo que las personas afectadas necesitan ayudas para caminar incluso después de intervenciones quirúrgicas [24].

### **1.2.2 Envejecimiento**

La marcha cumple un papel importante en la salud de los sujetos de edad avanzada. Se estima que el 13% de los adultos mayores informan un desequilibrio entre los 65 y 69 años, aumentando en a un 46% en los mayores de 85 años. Las alteraciones del equilibrio y la marcha han sido un factor importante al momento de observar los riesgos de caída [36].

Los adultos mayores tienen cada vez más dificultades con la función sensorial, integración del sistema nervioso central, la función neuromuscular y esquelética, debido al mismo envejecimiento que presenta el cuerpo. También son más propensos a enfermedades que alteran estas funciones y

debido a la disminución de la actividad, tienen a perder fuerza muscular, flexibilidad e integridad esquelética. Los factores sociales, como la pérdida de seres queridos o cuidadores y los entornos cambiantes, como las casas de acogida, a menudo tienden a degradar la capacidad de una persona a tener una marcha normal, llevando a caídas o lesiones. Además, mucho de los medicamentos a utilizar por los pacientes para tratar sus enfermedades crónicas afectan aún más su marcha. Por esto, la combinación de estos eventos, conducen a un mayor riesgo y miedo de sufrir una caída, provocando la disminución de actividad que ayuda a fortalecer una marcha normal y una buena calidad de vida [37].

Según la OMS entre 2015 y 2050, el porcentaje de los habitantes del planeta mayores de 60 años casi se duplicará, pasando del 12% al 22% y con esto también se incrementan las enfermedades asociadas a la edad, como trastornos físicos, sensoriales y cognitivos, así como a la falta de adaptación del entorno a las necesidades de la población de edad avanzada. Debido a esto, el riesgo de caídas es mayor y, por lo tanto, los tratamientos o lesiones sufridas son más graves que en personas jóvenes [38]. En Chile la población de 60 años o más es de 2.899.621 habitantes correspondiente al 15.9% de la población total. De ellos, 55,0% son mujeres (1.595.386 personas) y 45,0%

son hombres (1.304.235 personas). La Región Metropolitana tiene el mayor porcentaje de adultos mayores del país con 39,6%, seguida por Biobío, con 12,2% según datos del censo realizado en 2017. Las proyecciones indican que la población en Chile está envejeciendo y para el 2050 se espera que el porcentaje de población de 65 años o más se duplique [39].

### **1.2.3 Propios de la persona**

Diversos factores intrínsecos pueden afectar negativamente la marcha, ocasionando pérdida de movilidad, caídas, lesiones y una reducción en la calidad de vida. Estas alteraciones pueden originarse por causas neurológicas, médicas o psiquiátricas. Dado que la marcha es una tarea compleja que requiere la interacción coordinada de múltiples sistemas, cualquier limitación en la información sensorial proveniente del sistema visual, la sensibilidad táctil plantar, la propiocepción o el sistema vestibular, así como deficiencias en la integración sensoriomotora o en la fuerza muscular, puede derivar en trastornos de la marcha. Estas alteraciones dificultan una ejecución eficiente, incrementan el gasto energético y limitan significativamente el movimiento [40].

Por ejemplo, el dolor en las articulaciones de las extremidades inferiores, como rodillas, tobillos o caderas, puede inducir mecanismos compensatorios. Entre estos se incluyen la reducción de la carga de peso en el lado afectado, el acortamiento de la longitud del paso, la evitación del despegue adecuado de los dedos del pie, un apoyo excesivo del peso sobre los dedos o la disminución de la fase de balanceo. Estas adaptaciones alteran la biomecánica normal de la marcha, comprometiendo la eficiencia y funcionalidad del movimiento [41]. Otro factor relevante es la debilidad o desbalance muscular, que puede provocar patrones de marcha asimétricos o ineficientes. Esto se manifiesta como un desplazamiento excesivo del centro de masa, inclinaciones del tronco hacia el lado afectado, entre otras compensaciones. A largo plazo, estas alteraciones incrementan el riesgo de lesiones y el desgaste articular [42]. Además, los factores psicológicos, emocionales y metabólicos también tienen una influencia directa sobre la marcha. Los síntomas asociados a estas condiciones pueden manifestarse en movimientos más rígidos, lentos y poco coordinados, posturas encorvadas y una disminución en el largo del paso. Estas alteraciones generan un mayor gasto energético, limitan la independencia funcional y afectan la coordinación motora, entre otros efectos negativos [42].

#### 1.2.4 **Discusión**

Como se ha planteado en este ítem, la marcha juega un papel fundamental en nuestro desarrollo diario, el cual se puede ver alterado por diferentes causas. Entre los parámetros biomecánicos utilizados para su análisis, el largo del paso es uno de los parámetros más relevantes, debido a que permite evaluar tanto la eficiencia del movimiento como las alteraciones asociadas a diversas condiciones neurológicas, musculoesqueléticas, metabólicas y propias del envejecimiento. La capacidad de caminar de manera eficiente y estable depende de la coordinación de múltiples sistemas que, al presentar déficits, pueden manifestarse como cambios en la longitud del paso.

En condiciones neurológicas, el largo del paso tiene una mayor importancia, ya que los déficits en el control motor a menudo lo reducen, generando desigualdad entre ambas extremidades. Estas compensaciones afectan la simetría de la marcha, lo que se traduce en variaciones en la velocidad, un aumento en el riesgo de caídas y un mayor gasto energético que puede derivar en fatiga.

La medición del largo del paso ofrece múltiples beneficios en la evaluación y seguimiento de los patrones de marcha. Por ejemplo, puede

facilitar un diagnóstico temprano, ya que las alteraciones en este parámetro pueden ser signos iniciales de enfermedades como el Parkinson o el Alzheimer. Además, en términos de simetría, proporciona información valiosa sobre las compensaciones realizadas por personas con lesiones musculoesqueléticas o secuelas de un ACV permitiendo evaluar el desequilibrio o diferencias entre ambas extremidades.

Considerando la eficiencia biomecánica, los cambios en el largo del paso pueden reflejar fatiga, dolor u otras adaptaciones realizadas por la persona. El monitoreo constante de este parámetro es clave para ajustar tratamientos de rehabilitación y mejorar la funcionalidad. Asimismo, la prevención de caídas, especialmente en adultos mayores o en personas con enfermedades neurodegenerativas, se ve favorecida al identificar patrones de marcha riesgosos y diseñar intervenciones específicas. Por ejemplo, la Tabla 1.1 muestra un resumen de cómo afecta la asimetría en el largo del paso, cadencia y velocidad, donde estos últimos dos tienen una relación con del largo del paso.

Tabla 1.1. Resumen de los cambios de asimetría en parámetros de la marcha

Parámetro	Como afecta la asimetría	Impacto en la marcha
Largo del paso (m)	Si el sujeto presenta alteraciones o disfunción en la marcha, se espera tener un acortamiento del paso en el lado más afectado.	Puede indicar compensaciones biomecánicas y mayor gasto energético al momento de desplazarse. Irregularidades en la longitud de alguna extremidad, compensaciones en el lado sano. Aumento de riesgo de caídas
Cadencia (pasos / min)	En sujetos con marcha asimétrica se espera una cadencia reducida y diferencias en la sincronización entre ambos miembros inferiores.	La asimetría puede indicar dificultades en la coordinación y estabilidad durante la marcha, afectando la fluidez del desplazamiento.
Velocidad de marcha (m/s)	Cuando hay asimetría, afecta el patrón de la marcha provocando compensaciones, limitaciones articulares, desequilibrio.	Velocidad reducida, marcha poco eficiente, tendencia a acelerarse sin control, aumento de gasto energético, compensaciones en la postura, aumento de riesgo de caídas.

### 1.3 Largo del paso

El largo del paso es un parámetro espacial fundamental para evaluar la funcionalidad motora, ya que permite evaluar la interacción de múltiples

sistemas involucrados en la marcha. Su análisis es importante para identificar alteraciones, guiar rehabilitaciones y promover una mejor calidad de vida en poblaciones con enfermedades neurológicas, musculoesqueléticas o adultas mayores. Es por esto, que medirlo o estimarlo se vuelve fundamental en el análisis biomecánico y clínico de la marcha. Existen varios métodos que van desde técnicas visuales hasta métodos más avanzados que utilizan herramientas tecnológicas. Con respecto a las técnicas visuales, en el área clínica una de las pruebas que se pueden aplicar es el test de 10 metros marcha, el cual es una prueba que evalúa de forma simple la movilidad funcional, la velocidad de marcha y la función vestibular. La forma de evaluar es midiendo el tiempo necesario para completar la marcha o la velocidad media [43]. Por lo tanto, al tener una distancia ya determinada se puede calcular el largo del paso dividiendo esa distancia por la cantidad de pasos que dio la persona. Así una de sus ventajas es que es una prueba que no requiere de tecnologías sofisticadas y es una prueba que es rápida y económica de aplicar, sin embargo, una de sus grandes limitaciones es que asume simetría entre ambas extremidades y depende de la experiencia del personal clínico [44].

Otro sistema que se utiliza para medir el largo del paso, son las plataformas o plantillas de presión, un ejemplo de esto es el sistema GAITRite® [45], donde los últimos años ha presentado una alta fiabilidad. Estos sistemas basan sus mediciones en sensores de presión para capturar diferentes eventos de la marcha, por ejemplo, el contacto de talón y el despegue de los dedos. De esta forma, logran caracterizar la marcha y mediante algoritmos o software asociados a los dispositivos miden el largo del paso con una alta precisión y un análisis detallado. Sin embargo, son sistemas costosos y que necesitan un ambiente controlado, con personas especialistas para medir a los pacientes. En el caso de plantillas de presión es más complejo ya que se necesitan tener varios tamaños para cada persona que se mida.

Otra opción para evaluar la marcha y calcular parámetros espaciales y temporoespaciales, incluido el largo del paso, son los laboratorios de marcha. Estos espacios instrumentalizados utilizando cámaras y plataformas de fuerza combinadas con sistemas optoelectrónicos, como por ejemplo *Vicon* o *OptiTrack*. En este contexto, se colocan marcadores en posiciones específicas del cuerpo del usuario (considerando un modelo biomecánico según el estudio), los cuales son detectados por cámaras infrarrojas o sistemas de

captura de movimiento. Esto permite obtener datos precisos sobre parámetros claves de la marcha, entre ellos la longitud del paso, un indicador esencial para evaluar la eficiencia biomecánica y detectar posibles alteraciones. Más en detalle, la instrumentación de estos laboratorios incluye plataformas de fuerza equipadas con elementos piezoeléctricos, que miden las fuerzas aplicadas en distintas zonas del pie durante el contacto con el suelo. Además, cuentan con dispositivos como dinamómetros, acelerómetros, ultrasonidos, goniometría digital y sistemas de análisis en 2D y 3D. Los sistemas más avanzados incorporan tecnologías como electromiografía dinámica, sensores deportivos y herramientas de ergonomía, que permiten personalizar evaluaciones, como el diseño de calzado o ayudas técnicas adaptadas a las necesidades específicas de cada paciente [46]. Es por esto que los laboratorios de marcha logran una medición de alta precisión del largo del paso al analizar las trayectorias de los marcadores mediante cámaras infrarrojas. Aunque ofrecen resultados extremadamente precisos y repetibles, estos sistemas presentan desventajas significativas: su alto costo, la necesidad de un entorno controlado, tener una iluminación determinada y la exigencia de personal altamente capacitado. Generando que sean menos accesibles, especialmente en zonas rurales o clínicas con recursos limitados [46].

Por otro lado, los sensores inerciales o *Inertial Measure Unit* (IMU), han sido una tecnología que ha solucionado la desventaja de tener un espacio controlado. Estos dispositivos destacan por ser de bajo costo, portables y fáciles de usar, eliminando la dependencia de laboratorios especializados o personal altamente capacitado. Gracias a su alta sensibilidad, los sensores inerciales pueden detectar con precisión los cambios en la marcha, permitiendo identificar disfunciones de movilidad de manera temprana y con mayor eficiencia que otras tecnologías convencionales. de las personas. Esto los convierte en una solución práctica y accesible para el monitoreo y análisis de la marcha en entornos clínicos, domiciliarios o comunitarios [47].

De esta forma, dada la versatilidad y accesibilidad de los sensores inerciales ha llevado a que numerosos autores propongan modelos y algoritmos específicos para estimar el largo del paso utilizando esta tecnología. Estos enfoques suelen basarse en la integración de señales de acelerómetros y giroscopios, aplicando técnicas avanzadas de procesamiento de datos para calcular parámetros espaciales y temporales de la marcha. Algunos modelos incorporan métodos de calibración adaptativos para mejorar la precisión, mientras que otros emplean algoritmos de *Machine*

*Learning* (ML) para ajustar las estimaciones a diferentes patrones de marcha y condiciones individuales.

Además, estos modelos han demostrado ser efectivos en diversas poblaciones, desde adultos mayores y personas con patologías hasta atletas en análisis de rendimiento, lo que refuerza su utilidad en una amplia gama de contextos. En particular, su capacidad para medir el largo del paso de manera precisa y fiable en entornos no controlados destaca su potencial como herramienta para evaluaciones clínicas y estudios de movilidad en la vida cotidiana.

### **1.3.1 Estado del arte de estimación del largo del paso con sensores inerciales**

Estimar el largo del paso utilizando señales de un IMU, conlleva a dos metodologías. La primera basada en ecuaciones empíricas entre la longitud del paso y otros parámetros como la frecuencia o aceleración vertical. Y la segunda metodología, basada en modelos biológicos como simular el movimiento de la pierna utilizando el modelo de uno o dos péndulos invertidos [48].

Los autores en 2015 [49], reclutaron a 80 personas adultas de forma voluntaria, los cuales fueron divididos en dos grupos de 40 participantes, el primer grupo compuesto por jóvenes sanos entre 20 y 40 años y el segundo grupo de adultos mayores entre 50 y 70 años. Cada participante utilizó un sensor inercial con una frecuencia de 100Hz, ubicado en la espalda baja a la altura de la vértebra L5 con una cinta doble contacto. Además, utilizaron la plataforma de fuerza GAITRite a 240Hz y una cámara de video a 25fps. Los autores les solicitaron a los usuarios que caminaran a velocidad normal durante dos minutos un circuito de 25 metros (Fig. 1.5).

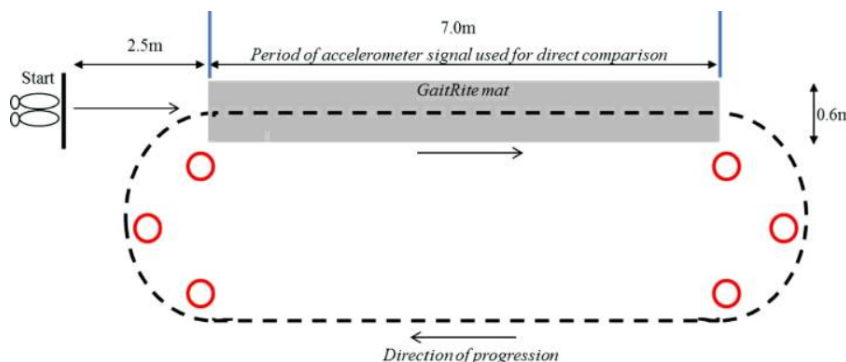


Fig. 1.5. Ruta de caminata de los participantes en [49]

Luego de obtenidos los datos, los procesaron en Matlab2012 realizando la segmentación de la marcha mediante Transformada de Wavelet en la aceleración vertical para la identificación de los eventos de *Heel Strike* o Contacto Inicial (IC) y luego aplicando la derivada para calcular el *Toe Off* o Contacto Final (CF), los cuales fueron detectados como los mínimos y

máximos en sus señales respectivas de aceleración. Para calcular el largo del paso se basaron el método de péndulo invertido simple descrito en [50], el cual se basa en los cambios de la altura del centro de masa, es decir la doble integración de la aceleración vertical, de esta forma se obtiene la fórmula

$$SL = 2 \cdot \sqrt{2lh - h^2} \quad (1)$$

Donde  $h$  es el cambio de altura y  $l$  el largo del péndulo, que en este caso sería el largo de la pierna.

De estos resultados, se obtuvo que los adultos jóvenes tuvieron un largo del paso de  $78.63 \pm 9.301$  cm y los adultos mayores tuvieron un largo del paso de  $79.828 \pm 9.797$ . Los autores concluyen que al comparar el largo del paso que ellos calcularon con la ecuación (1) y los sistemas de presión y cámaras fue bueno, ya que había concordancia entre los datos, sin embargo, al momento de ver la variabilidad, la asimetría y la detección de pasos izquierdos y derechos no hubo una buena concordancia, no por el sensor, sino que por la fórmula que utilizaban dado que no considera marchas asimétricas o inclinaciones del centro de masa.

Moe-Nilssen y su equipo en [51], procedieron a medir a 23 sujetos entre 20 y 49 años con un sensor inercial ubicado en la espalda baja a la altura de la vértebra L3 a una frecuencia de 128Hz por un camino de 6-9 metros, ya

que depende del espacio y la persona que se mida. Los autores para medir el largo del paso preprocesaron los datos de aceleración considerando una corrección de la componente de gravedad para evaluar la aceleración dinámica real. Por lo tanto, ellos plantean que cuando una persona camina a una velocidad constante, la aceleración es nula a lo largo de cualquier eje, además suponen que la aceleración media medida a partir de cero es causada por la gravedad media a lo largo de ese eje. Por lo tanto, los datos deben ser preprocesados a un sistema de coordenada horizontal – vertical para tener los datos de aceleración reales mediante un algoritmo trigonométrico. Para el cálculo del largo del paso, los autores proceden a citar un conveniente corolario que dice: “La longitud media del paso a lo largo de la secuencia de camino puede ser calculada por

$$SL = \frac{D}{M} = \frac{v}{f} \quad (2)$$

Donde  $v$  es la velocidad de marcha en m/s y  $f$  la frecuencia de muestreo.

Sin embargo, dado que la cuantización de SL es restrictiva, el largo del paso puede ser computarizado de la siguiente forma

$$\Delta SL_n = SL_{n+1} - SL_n = \frac{v(n+1)}{f} - \frac{v_n}{f} = \frac{v}{f} \quad (3)$$

De esta forma, los autores, tienen una resolución del largo del paso menor a 0.008m. Sin embargo, los autores plantean una resolución limitada y que el sistema de correlaciones no es robusto frente a grandes volúmenes de datos, debido a que la varianza aumenta al momento de post procesarla. Además, necesita una cantidad de pasos mínimos para poder estimar el largo de la zancada, debido a que esta se ve limitada por la frecuencia de muestreo que se utilice.

Rébula [52] plantea que los sensores inerciales ubicados en el pie son precisos para medir parámetros de la marcha, entre estos, la longitud del paso. Para esto evaluaron a 9 sujetos jóvenes y sanos, los cuales caminaron con los ojos abiertos y luego con ojos cerrados para una mayor variabilidad. Se tomaron en promedio un total de 93 pasos para ser evaluados. Para esto, utilizaron dos sensores inerciales con una frecuencia de muestreo de 150 Hz ubicados en los talones del usuario, y para validar se implementó un laboratorio de la cinemática del pie con 6 cámaras de video en un carro móvil. Para el cálculo de la zancada, se realizaron distintos procesos, el primero fue la segmentación, identificando los instantes de velocidad cero, es decir, cuando el pie está posicionado en el suelo. Entonces, cuando los valores de la magnitud de aceleración y velocidad angular son inferiores a  $0.8\text{m/s}^2$  y

1.7rad/s, respectivamente, se reconocen que el pie está en reposo, por lo tanto, lo interpretan como inicio y final de cada zancada. Luego de reconocer estos eventos, se obtiene un estimado de la orientación de los IMU en el espacio, para esto los autores integran las señales del giroscopio y haciendo correcciones con las señales de aceleración y filtro de Kalman, para así obtener una estimación de la gravedad en cada instante de velocidad cero. Luego realizan el cálculo de velocidad del pie, integrando las señales de aceleración y corrigiéndolas con la orientación antes calculada, obteniendo así una corrección distribuida linealmente a lo largo de la zancada. Finalmente, realizan una integración de la velocidad entre pisadas sucesivas, es decir entre dos instantes de velocidad cero, considerando una dirección hacia adelante y calculan la distancia entre la posición del pie en un instante de velocidad cero y su posición en el siguiente instante de velocidad cero. De esta forma, los autores concluyeron que sus mediciones junto con el sistema de captura de movimiento coincidían y estaban dentro del 1% con una desviación estándar del 4%. Además, una de sus limitaciones es que el algoritmo es sensible a errores en la segmentación, los cuales pueden ocurrir cuando existe una marcha muy lenta o inestable.

Van der Straaten y su equipo en [53] utilizaron 15 sensores inerciales con un sistema de cámaras en 12 personas sanas y 19 personas con osteoartritis de rodilla con el objetivo de evaluar cuáles de las formas de onda angulares del tronco, la pelvis y las extremidades inferiores diferencian entre sujetos sanos y con patologías. Además, los autores buscaban evaluar la relación entre los parámetros objetivos discriminantes y el nivel de función percibido por los individuos y los factores relacionados con el dolor. Para esto, les pidieron a los usuarios que hicieran diferentes tareas como: caminar (10m), realizar una estocada hacia adelante, una estocada lateral, subir y bajar escaleras, realizar una sentadilla con una sola pierna y finalmente sentarse para ponerse de pie. Además, a los pacientes no sanos le midieron con la escala TAMPA que evalúa el miedo al movimiento relacionado con el dolor. Los autores al medir las formas de ondas angulares, rotaciones de las articulaciones, rango de movimiento (ROM) se dieron cuenta que las cámaras si diferenciaron entre los grupos de sujeto en todas las tareas y en los movimientos de las articulaciones (sistema ocupado como referencia). En cambio, con el sistema de sensores inerciales, los autores fueron capaces de diferenciar los grupos en las tareas que les pidieron menos en la prueba de sentarse para ponerse de pie, ya que no pudieron detectar formas específicas

de onda angulares. A pesar de que los autores logran tener una buena diferenciación, estos proponen tener más grupos y así el sistema que ocupan podrían mejorarlo para producir pequeñas desviaciones de movimiento en tareas más relevantes.

Allseits [54] y su equipo plantean que la pierna se comporta como un péndulo durante el apoyo de una sola extremidad, sin embargo, este no es el caso durante la transición de paso a paso que ocurre durante el doble soporte. Por lo tanto, la inexactitud de la suposición del movimiento pendular constituye un obstáculo para la modificación del cálculo de parámetros de la marcha espacialmente la longitud del paso. Es por esto, que proponen un nuevo algoritmo con 4 sensores inerciales ubicado en las pantorrillas y muslos de los usuarios, con el fin de medir parámetros espaciotemporales de la marcha y la dinámica del ángulo articular durante la marcha, utilizando un modelo de doble péndulo invertido. Por lo tanto, el algoritmo propone una estimación del largo de la zancada basándose en la periodicidad de la marcha y el teorema del valor medio para integrales. Por lo tanto, el desplazamiento lineal del centro de movimiento desde la posición media del pie contralateral hasta la posición media del pie ipsilateral (StpL), se puede calcular como la simple multiplicación de la velocidad media hacia delante del centro de

movimiento, por el tiempo recorrido a esa velocidad siguiendo el esquema de la Fig. 1.6

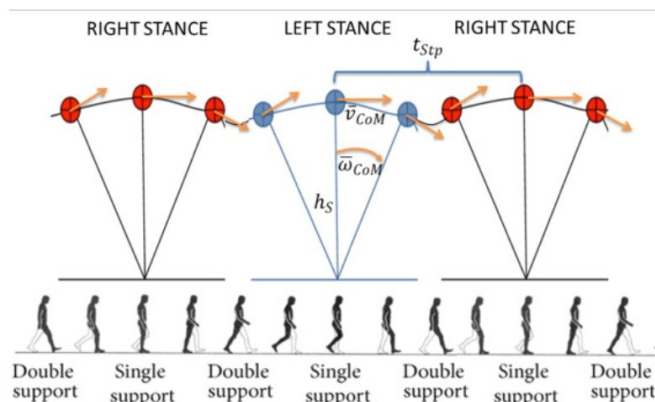


Fig. 1.6. Modelo de péndulo invertido de Allseits [54]

Por lo tanto, los autores utilizan el largo de la pierna como el brazo de palanca del péndulo por la velocidad angular promedio de la pantorrilla y muslo para obtener la velocidad lineal a lo largo del paso. Tal como muestra la ecuación (4), para finalmente multiplicar la velocidad por el tiempo calculado entre dos Heel Strike opuestos como muestra la ecuación (5).

$$v_{com} = \omega_{com} \cdot h_s = \left( \frac{\omega_{pantorrilla}^{MidStance} + \omega_{muslo}^{MidStance}}{2} \right) \cdot h_s \quad (4)$$

$$StpL = \frac{v_{com}}{t_{paso}} \quad (5)$$

Por esto, midieron a 11 sujetos entre 20 y 46 años sin disfunción en la marcha, a los cuales instrumentalizaron con los 4 sensores inerciales a 100Hz

cada uno y los hicieron caminar a una velocidad elegida por ellos mismos y a velocidades definidas, sobre una pasarela de 12.25m que también tenía una MatScan para validar los datos. Como conclusión los autores demuestran que pueden estimar el largo del paso con una buena precisión, teniendo un error cuadrático medio (RMSE) de 6.6cm en comparación con la MatScan y un error de 11.7cm en el largo de la zancada. El algoritmo también mostró una buena consistencia en las estimaciones de largo del paso al momento de cambiar la velocidad, mostrándose robusto frente a variaciones naturales y factores de confusión de los sujetos.

Los autores en [55] proponen diferentes métodos para calcular el largo del paso y otras variables espaciotemporales, utilizando diferentes implementaciones de sensores inerciales, ya sea con un solo sensor ubicado en la espalda baja o 3 sensores inerciales, uno ubicado en la espalda baja y los otros ubicado en la pantorrilla de ambas extremidades. Si se considera el método donde hay solo un sensor inercial, los autores tuvieron resultados favorables al momento de implementar 12 métodos divididos en 4 grupos, los cuales son basados en la biomecánica, en la doble integración, en *Machine Learning* y combinaciones. Sin embargo, solo los métodos basados en la

integración son nuevos, ya que los demás sólo tienen modificaciones o simplemente se utilizaron para comparar.

Con respecto a los métodos basados en la integración, se proponen cuatro nuevos métodos, tres métodos basados en la doble integración de la aceleración y estimaciones para eliminar el error acumulativo, adaptando las ideas principales de [56] y el último como el promedio de los otros tres. Con respecto al primer cálculo del largo del paso (STPL5), los autores utilizaron la aceleración en el eje z o anteroposterior, y filtraron la señal con un filtro Butterworth de 2° orden con una frecuencia de corte de 0.5Hz, luego con la señal filtrada, procedieron a realizar la doble integración entre dos contactos iniciales. Finalmente, para reducir el error acumulativo, se calculó el promedio de la señal de aceleración entre dos contactos iniciales y se agregó a la fórmula como se presenta en la ecuación (6).

$$STPL5[m] = A \left( \underset{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}{|max(p(t)) - min(p(t))|} \times a_{apPromedio}(m) \right) + B \quad (6)$$

Donde  $a_{apPromedio}$

$$a_{apMean}(m) = \underset{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}{promedio} (a_{ap}(t)) \quad (7)$$

El segundo método propuesto (Fig. 1.7) también utiliza la doble integración, pero incorpora una técnica llamada Descomposición Empírica de Modos (EMD), para eliminar el *drift*. En este caso, los autores eliminan el valor medio de la aceleración en el eje z para evitar que valores iniciales afecten el proceso de la integración. Posteriormente, realizan una primera integración para obtener la velocidad y aplican EMD para descomponer la señal en varios componentes, denominados “modos intrínsecos de función”. A partir de esta descomposición, reconstruyen la señal utilizando solo los primeros cuatro modos, con el objetivo de reducir el ruido y minimizar el *drift* generado por la integración). A continuación, integran nuevamente para obtener la posición y aplican EMD por segunda vez, y reconstruyen la señal solo con los tres primeros modos intrínsecos. Finalmente, el largo del paso lo calculan siguiendo el mismo procedimiento que en la ecuación (6).

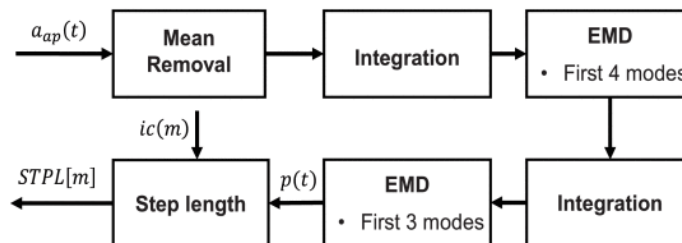


Fig. 1.7. Método para cálculo de largo del paso utilizando EMD [55]

Para el tercer método, los autores corrigen el *drift*, utilizando inicialmente el método de ZUPT, el cual asume velocidad cero en cada contacto inicial. Sin embargo, este supuesto no es válido cuando el sensor inercial está ubicado en la espalda baja, ya que el tronco puede seguir moviéndose incluso cuando el pie está en el suelo. Para abordar este problema, los autores integran la aceleración anteroposterior bajo el supuesto de ZUPT para obtener la velocidad lineal. En paralelo, calculan la velocidad media en cada ciclo de marcha mediante la ecuación (8) y la utilizan para corregir la velocidad lineal, reemplazando su valor medio en cada paso por velocidad media calculada, generando así una velocidad corregida en el tiempo. Finalmente, esta velocidad corregida se integra para obtener la posición y a partir de ella, calcular el largo del paso mediante la ecuación (13). Cabe mencionar que en todos los métodos las variables A y B son utilizadas como coeficientes de corrección optimizados en el entrenamiento de los datos.

$$V_{mean}[m] = \left( \frac{STPL_1(m) + STPL_2(m)}{2} \right) \times CAD(m) \quad (8)$$

Donde  $STPL_1$  se define como

$$STPL_1[m] = A \left( 2 \sqrt{2l d_{step}[m] - d_{step}[m]^2} \right) + B \quad (9)$$

Donde  $d_{step}$

$$d_{step}[m] = \left| \max_{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}(d_v(t)) - \min_{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}(d_v(t)) \right| \quad (10)$$

Donde  $STPL_2$

$$STPL_2[m] = A \left( \sqrt[4]{a_{maxmin}(m)} \right) + B \quad (11)$$

Donde

$$a_{maxmin}(m) = \left| \max_{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}(a_v(t)) - \min_{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}(a_v(t)) \right| \quad (12)$$

Donde  $a_v$ , es la aceleración vertical del centro de masa

Donde:

$$STPL_7[m] = A \left( \max_{ic(m) \leq t \leq ic(m+1)}(p(t)) \right) + B \quad (13)$$

Los autores evaluaron a 40 sujetos adultos con y sin patologías, con una edad promedio de  $62 \pm 8$  años. Para la recolección de datos utilizaron un sensor inercial ubicado en la espalda baja con una frecuencia de muestreo de 128Hz, además, de una plataforma de presión, también muestreada a 128Hz, utilizada como referencia. El protocolo de adquisición consistió en que los participantes caminaran 12 metros a la velocidad que ellos desearan durante un minuto, luego se les fue dando instrucciones para que aumentaran o disminuyeran su velocidad. Además, se permitió usar ayuda técnica de ser necesario.

A partir de los resultados, los autores concluyeron que el uso combinado de los diferentes métodos ofrecía una mejor precisión en la estimación del largo del paso que utilizando solo uno. En particular, los modelos biomecánicos mostraron un mejor desempeño en la marcha lenta, alcanzando un RMSE de 0.04 m, ya que se basan en principios biomecánicos como el modelo del péndulo invertido, en lugar de depender únicamente de los patrones de la señal de aceleración, como ocurre con los métodos basados en integración, que presentaron un RMSE de 0.07 m. En condiciones de marcha normal, los algoritmos basados en integración lograron un mejor desempeño, con un RMSE de aproximadamente 0.08 m, mientras que en la marcha rápida no se observaron diferencias significativas entre los enfoques evaluados. Por otro lado, en sujetos que utilizaron ayudas técnicas, los modelos basados en aprendizaje automático y biomecánicos resultaron ser más robustos, debido a la variabilidad en los movimientos de estos participantes. Finalmente, los autores destacaron que la precisión en la detección de los contactos iniciales influye significativamente en el rendimiento de los algoritmos para la estimación de la longitud del paso.

### 1.3.2 Discusión

El estudio del largo del paso (LdP) constituye un aspecto fundamental en la evaluación biomecánica de la marcha, dada su relación con la eficiencia del movimiento y su capacidad para reflejar alteraciones en el sistema neuromuscular. El largo del paso puede verse afectado por diversas condiciones, tales como enfermedades neurológicas, musculoesqueléticas y metabólicas, como también por factores propios de la persona como lo es el envejecimiento.

La medición o estimación precisa de este parámetro permite no solo identificar patrones anormales de la marcha, sino también intervenir tempranamente para mejorar la funcionalidad y prevenir complicaciones secundarias. En poblaciones con trastornos neurológicos, el LdP adquiere una importancia significativa, dado que las alteraciones en el control motor suelen manifestarse en asimetrías y reducciones en la cadencia y en la longitud. Según la revisión bibliográfica, enfermedades como el Párkinson y el Alzheimer presentan disminución en el largo del paso, el cual podría ser utilizado como un marcador para la detección de estas patologías. Asimismo, en pacientes con secuelas de accidente cerebrovascular, la desigualdad en el

LdP refleja compensaciones necesarias para mantener la estabilidad, lo que puede traducirse en patrones de marcha ineficientes y mayor consumo energético.

Con respecto a la población adulta mayor, el estudio o evaluación de largo del paso, también es esencial ya que se observa una reducción progresiva, lo que puede estar asociado a deterioros en la fuerza muscular, la coordinación motora y el equilibrio postural. Por lo tanto, esta disminución además de afectar la eficiencia de la marcha incrementa el riesgo de caídas, por lo que se hace imperativo monitorear este parámetro en contextos clínicos y comunitarios, para lograr tener intervenciones que favorezcan una marcha estable y segura.

Durante muchos años, el LdP ha sido estudiado mediante diversas estrategias, ya sea mediante la observación o pruebas clínicas, que ofrecen una forma sencilla y económica de evaluar la movilidad funcional, aunque no son precisas, ya que no siempre se puede detectar asimetrías o variaciones sutiles. Sin embargo, al momento de comparar esas estrategias con métodos instrumentalizados como lo son los sistemas de captura de movimiento, plataformas de presión y sensores inerciales, estos últimos logran demostrar su alta fiabilidad, debido a que permiten tener mediciones objetivas y

detalladas. Muchos de estos, se ven restringidos por sus elevados costos, la necesidad de personal especializado y/o la exigencia de un ambiente controlado. No obstante, el uso de sensores inerciales (IMU) representa una opción económica y accesible de poder evaluar la marcha, ya que la integración de acelerómetros, giroscopio y el desarrollo de algoritmos han permitido estimar con precisión parámetros espacio temporales sin la necesidad de tener un ambiente controlado.

Sin embargo, un aspecto que ha sido poco abordado en la literatura es que la mayoría de los trabajos que evalúan el largo del paso asumen simetría. Esta suposición limita la capacidad de detectar compensaciones biomecánicas que surgen de patologías neuromusculares y musculoesqueléticas, en las cuales la asimetría juega un rol fundamental en la alteración del patrón de la marcha. Además, la mayoría de los estudios no consideran explícitamente las rotaciones de la pelvis, un factor clave en la estabilidad del centro de masa durante el ciclo de la marcha. Por lo tanto, la omisión de estos elementos puede llevar a subestimaciones en la medición del largo del paso y, en consecuencia, a una interpretación incompleta de las estrategias de movimiento utilizadas por las personas con alteraciones en la marcha.

Es por esto, que en este trabajo se propone un modelo biomecánico basado en el doble péndulo invertido, donde ambas extremidades son consideradas péndulos independientes unidos por la pelvis. Este enfoque permite capturar las complejas interacciones de la pelvis y las piernas, brindando una descripción más precisa de las asimetrías funcionales que ocurren durante la marcha.

De esta forma la pelvis, al ser modelada como un "puente" entre las dos piernas, permite un análisis más completo y realista de la marcha, especialmente en poblaciones con trastornos neurológicos o disfunciones musculoesqueléticas, donde las asimetrías de movimiento son comunes.

Este nuevo enfoque biomecánico no solo mejora la comprensión de los mecanismos subyacentes en la marcha humana, sino que también tiene implicaciones directas en el diagnóstico y la rehabilitación clínica. Al capturar de manera precisa esta interacción, el modelo permite una evaluación más detallada y objetiva de las disfunciones del movimiento, lo que puede resultar en mejores estrategias de intervención clínica.

Por lo tanto, en lugar de continuar con las limitaciones de los modelos existentes, que ignoran la importancia de la asimetría en la marcha, este trabajo propone un modelo que integra de manera profunda y funcional la

asimetría en el análisis de la marcha, aportando nuevas herramientas para la evaluación clínica y el desarrollo de estrategias terapéuticas más personalizadas y efectivas.

## **CAPÍTULO 2. FORMULACIÓN DE LA TESIS**

### **2.1 Hipótesis**

El uso de un sensor inercial ubicado en la espalda baja permite medir los movimientos de la pelvis, realizando la identificación precisa de los eventos de contacto inicial y apoyo medio característicos de la marcha. A partir de las señales inerciales y mediante un modelo biomecánico basado en el doble péndulo invertido conectado por la pelvis, es posible estimar el largo del paso en condiciones de simetría y asimetría en el desplazamiento humano.

### **2.2 Objetivo general**

Desarrollar un sistema basado en un sensor inercial que permita identificar los eventos de la marcha y estimar el largo del paso basado en el modelo biomecánico de doble péndulo invertido que considere la condición

de asimetría y simetría en la marcha y cuantificar la calidad del desplazamiento funcional mediante un índice de asimetría.

### **2.3 Objetivos específicos**

- Diseñar e implementar un algoritmo que permita la identificación de eventos característicos de la marcha a partir de las señales inerciales del sensor.
- Desarrollar e implementar un modelo biomecánico basado en el modelo de doble péndulo invertido que permita estimar el largo del paso a partir de los movimientos de la pelvis.
- Evaluar el sistema propuesto mediante la comparación con un sistema Optoelectrónico para medir la precisión en la identificación de eventos de la marcha y la estimación del largo del paso, considerando una población con disfunción en la marcha.
- Desarrollar y validar un índice de asimetría basado en la fluidez dinámica, capaz de identificar inestabilidades unilaterales y discriminar entre patrones de marcha fisiológicos y patológicos

## **2.4 Alcances y limitaciones**

- La investigación se realizará con voluntarios de la región del Bío-Bío.
- No se considerarán personas que no puedan realizar una marcha sin ayuda, con operaciones en el último año, que presenten dolores musculares superior a 5 en la escala ENA.

### **2.4.1 Metodología**

En la Fig. 2.1 se muestra un esquema general de la metodología de esta tesis, la cual se basa en 5 etapas: Adquisición de datos, Preprocesamiento de señales, detección de eventos, estimación del largo del paso y Análisis y validación.

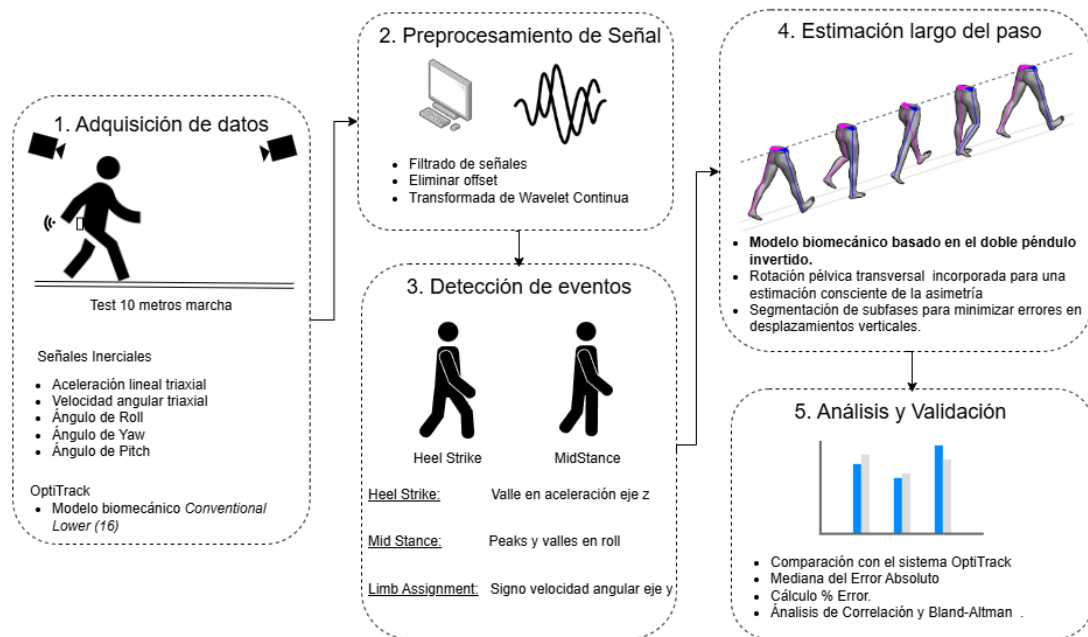


Fig. 2.1. Diagrama de la Metodología utilizada en esta tesis

Primero se estudiará y analizarán los métodos que ya existen para la detección de eventos de la marcha y para la estimación del largo del paso. Luego se comienza con la adquisición de datos mediante el test de 10 metros marcha, donde se registran los datos de un sensor inercial ubicado en la espalda baja y un sistema optoelectrónico como Gold estándar. Posteriormente se realiza un preprocesamiento mediante filtros para realizar la detección de eventos como el contacto inicial utilizando la Transformada de Wavelet Continúa y el apoyo medio, los cuales serán cruciales para la estimación del largo del paso a través de un modelo biomecánico basado en

el doble péndulo invertido, el cual incorpora la rotación pélvica transversal. Finalmente, la precisión del algoritmo se evalúa mediante el análisis y validación estadística, contrarrestando los resultados obtenidos del sistema OptiTrack (gold estándar) mediante métricas de error y análisis de Bland-Altman y correlación.

A continuación, se detallan cada una de estas etapas en los capítulos siguientes.

## **2.5 Publicaciones**

Durante el desarrollo de la tesis se generaron las siguientes publicaciones:

### **2.5.1 Conferencias**

- Inostroza. P, Ortega Bastidas.P, Pinto. D & Aqueveque. “*Postural Control Assesed through Jerk Analysis under Different Sensory Conditions*”. Iberdiscap, Sevilla. 2025.
- Rojas. L, Ortega-Bastidas. P, Pinto. D, Pinacho. P, Cano-de-la-Cuerda. R, Aqueveque.P, “*Automatic Segmentation Algorithm of the Sit-to-*

*Stand Phase of the Timed Up and Go Test in Older Adults using a Single IMU: Temporal and Kinematic Characterization.*”. Iberdiscap, Sevilla. 2025.

- D. Pinto, F. Pastene, J. Godoy, B. Gómez, P. Ortega-Bastidas and P. Aqueveque, "*Static Balance Characterization using a single IMU Located in the Lower Back: Preliminary Results*", EMBC, Glasgow, 2022.

### 2.5.2 Artículos WOS

- Pinto. D, Ortega-Bastidas.P & Aqueveque.P. *Step-Length Estimation in Asymmetric Gait Using a Single Lower-Back IMU Data and a Biomechanical Model Inspired by a Double Inverted Pendulum*”. *Bioengineering* (2025). **Publicado.**
- Pinto. D, Ortega-Bastidas.P & Aqueveque.P. " *The Functional Pelvic Asymmetry Index as a Novel Biomarker for Motor Control Efficiency.*" **En Preparación.**

### 2.5.3 Otras colaboraciones en Artículos WOS y Conferencias

- Conor Keogh, Francisco Saavedra, Sebastian Dubo, Pablo Aqueveque, Paulina Ortega, Britam Gomez, Enrique Germany, Daniela Pinto, Rodrigo Osorio, Francisco Pastene, Adrian Poulton, et al. “*Non-invasive phrenic nerve stimulation to avoid ventilator-induced diaphragm dysfunction in critical care*”, *Artificial Organs* (2022).
- Conor Keogh, Francisco Saavedra, Sebastian Dubo, Pablo Aqueveque, Paulina Ortega, Britam Gomez, Enrique Germany, Daniela Pinto, Rodrigo Osorio, Francisco Pastene, Adrian Poulton, et al. “*Closed-loop parameter optimization for patient-specific phrenic nerve stimulation*”. *Artificial Organs* (2023).
- Conor Keogh, Francisco Saavedra, Sebastian Dubo, Pablo Aqueveque, Paulina Ortega-Bastidas, Britam Gómez, Enrique Ignacio Germany Morrison, Daniela Pinto, Rodrigo Osorio, Francisco Pastene, Adrian Poulton, Jonathan Jarvis, Brian Andrews, James J FitzGerald. “*Non-Invasive Phrenic Nerve Stimulation To Avoid Ventilator Induced Diaphragm Deconditioning In Critical Care: Parameter Optimization*”, *IFEES* (2021).

- Francisco Saavedra, Conor Keogh, Sebastian Dubo, Pablo Aqueveque, Paulina Ortega-Bastidas, Britam Gómez, Enrique Ignacio Germany Morrison, Daniela Pinto, Rodrigo Osorio, Francisco Pastene, Adrian Poulton, Jonathan Jarvis, Brian Andrews, James J FitzGerald. “*Non-Invasive Phrenic Nerve Stimulation To Avoid Ventilator Induced Diaphragm Deconditioning In Critical Care: System Design And Feasibility*”, *IFESS, 2021*.

## **CAPÍTULO 3. ADQUISICIÓN DE DATOS**

### **3.1 Participantes**

Setenta y cinco adultos fueron medidos y se clasificaron en 2 grupos principales: con y sin enfermedad de Párkinson (EP). Los participantes sin patología fueron clasificados en subgrupos A, B y C según su rango de edad y los sujetos con EP fueron clasificados como grupo D (como muestra la Tabla 3.1). Todos los participantes dieron su consentimiento informado, el cual fue aprobado por el Comité de Ética, Bioética y Bioseguridad de la Vicerrectoría de Investigación y Desarrollo de la Universidad de Concepción (código de aprobación CEBB 1757-2024).

Por otro lado, los participantes se sometieron a una evaluación clínica inicial realizada por un kinesiólogo antes de la recolección de datos. Esta evaluación incluyó la medición de la presión arterial, la saturación de oxígeno

y los parámetros antropométricos, así como la aplicación de la Escala de Equilibrio de Berg y la documentación del historial de caídas durante el año anterior. Se incluyeron participantes mayores de 18 años capaces de caminar con o sin dispositivos de asistencia. Los criterios de exclusión incluyeron incapacidad para seguir órdenes sencillas, intolerancia al esfuerzo físico, afecciones médicas descompensadas, antecedentes de cirugía de extremidades inferiores o tronco en los últimos dos años, o dolor musculoesquelético en las extremidades inferiores superior a 5 en la Escala Numérica Analógica (NAS).

Tabla 3.1. Descripción de los grupos con y sin patología

	Grupo A	Grupo B	Grupo C	Grupo D
Rango etario	≥ 60 años	40 a 59	18 a 39	≥60 años
Sexo	5 hombres	6 hombres	8 hombres	6 hombres
	15 mujeres	14 mujeres	12 mujeres	8 mujeres
Edad (años)	68,5 ± 4,71	51,7 ± 5,90	26,75 ± 5,12	69,56 ± 9,04
Peso (kg)	74.75 ± 14.06	80.66 ± 15.79	70.64 ± 10.39	70.64 ± 12.03
Altura (cm)	157 ± 8	163 ± 10	165 ± 7	155 ± 10
Largo pierna derecha (cm)	86.25 ± 5.17	90.15 ± 5.84	88.95 ± 3.42	86.18 ± 5.41
Largo pierna izquierda (cm)	86.12 ± 4.97	90.15 ± 5.93	88.77 ± 3.16	86.31 ± 4.84

Además, y exclusivamente con fines de validación algorítmica, se excluyeron los registros cuando eventos de marcha como el contacto inicial o la fase media de apoyo estaban clínicamente ausentes, según lo confirmado

por el kinesiólogo mediante observación directa en las señales OptiTrack. Estos casos correspondían a participantes que no presentaban una transición distinguible entre la fase de apoyo y el balanceo, lo que hacía inviable la segmentación de pasos en la implementación actual. Esta condición no representa un criterio de exclusión clínica, sino una limitación técnica del algoritmo, que actualmente requiere eventos de marcha identificables para la segmentación de pasos.

### **3.2 Instrumentalización y Protocolo Experimental**

Se utilizó al mismo tiempo el sistema de medición optoelectrónico (OptiTrack con 12 cámaras) que será considerado como el *Gold Standard* y un sensor inercial (IMU) ubicado en la espalda baja, debido a que se ha demostrado que el uso del IMU en esa posición permite la detección de todos los eventos de la marcha, ya que se encuentra muy cercano al centro de masa [57] [58].

El sensor se aseguró con un cinturón elástico, ajustado para la comodidad de cada participante para minimizar los artefactos de movimiento y mantener una alineación constante durante toda la prueba (Fig. 3.1.a).

Se colocaron dieciséis marcadores pasivos en las extremidades inferiores de acuerdo con el Modelo Biomecánico “*Conventional Lower*” (Fig. 3.1.b) para permitir un seguimiento preciso del movimiento de las articulaciones y las posiciones de los segmentos, según los protocolos de marcha clínica estándar [59].

Los participantes realizaron la prueba de marcha de 10 metros (T10M) tres veces, según lo recomendado en estudios de evaluación de la marcha, para tener en cuenta la variabilidad intraindividual y obtener mediciones representativas de los patrones típicos de marcha [60]. Todas las pruebas siguieron instrucciones estandarizadas, y los participantes caminaron a un ritmo cómodo, seleccionado por ellos mismos, lo que permitió una comparación fiable entre las estimaciones basadas en el sensor y la referencia optoelectrónica.

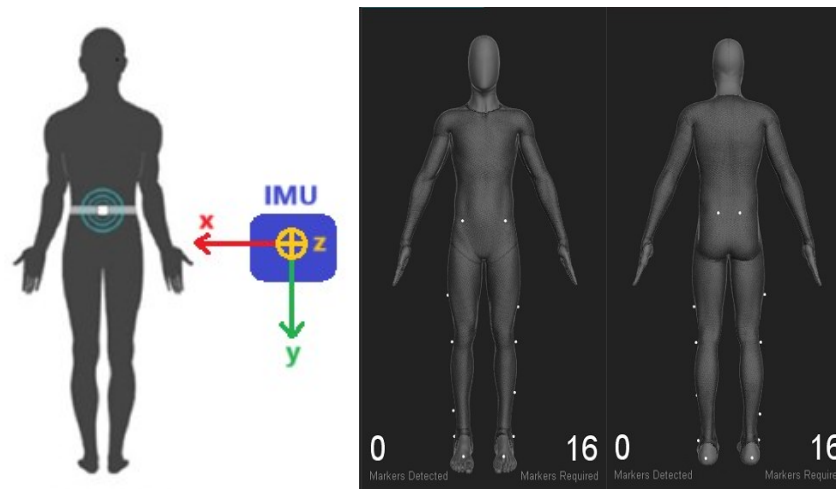


Fig. 3.1. Instrumentalización del participante. (a) ubicación del sensor inercial (b) Ubicación de marcadores según modelo biomecánico "Conventional Lower" de OptiTrack

El sensor inercial por utilizar posee un acelerómetro de tres ejes, un giroscopio de tres ejes y un magnetómetro de tres ejes (Tabla 3.2). Este posee un procesador interno capaz de fusionar los datos magnéticos e inerciales utilizando un filtro Kalman extendido para entregar con precisión la orientación en cuaterniones, logrando evitar singularidades presentes en las representaciones de Euler y en los ángulos de navegación. Además, los datos de orientación se obtienen en representación angular con una precisión de  $\pm 1$  grado. Por otro lado, los datos se muestrean a 100Hz y son transmitidos a través de Bluetooth 5.0 [61]. La evaluación de robustez de esta fusión

demostró un error de *yaw* dinámico bajo ( $0,25^\circ \pm 0,36^\circ$ ) en entornos estables [62].

Tabla 3.2. Características de los sensores inerciales y magnéticos del IMU a utilizar

Sensor	Eje	Rango	Ancho de banda	Resolución	Frecuencia
Acelerómetro	XYZ	$\pm 16G$	62.5 Hz	14 bits ( $\approx 1.95$ mG)	100 Hz
Giroscopio	XYZ	$\pm 2000$ dps	32 Hz	16 bits ( $\approx 0.061$ dps)	100 Hz
Magnetómetro	XY	$\pm 1300$ [ $\mu$ T]	10 Hz	13 bits ( $\approx 317$ [ $n$ T])	20 Hz
	Z	$\pm 2500$ [ $\mu$ T]	10 Hz	15 bits ( $\approx 152$ [ $n$ T])	20 Hz

### 3.3 Identificación de eventos considerando el Sistema OptiTrack

Tras el posprocesamiento de las señales adquiridas con el sistema OptiTrack®, los datos se analizaron con *Motion Kinematics and Kinetic Analyzer* (Mokka®), versión 0.6.2.0, 2013. Un kinesiólogo identificó los eventos de contacto inicial, apoyo medio y despegue de ambas extremidades inferiores mediante marcadores de pelvis, rodilla y talón para garantizar una identificación precisa y consistente. Los eventos de la marcha utilizando el sensor inercial se detectaron por separado mediante el método propuesto.

Para sincronizar ambos flujos de datos, se utilizó como referencia temporal el primer contacto del talón de cada prueba, identificado independientemente en ambos sistemas. A partir de este punto de referencia

común, se calcularon en paralelo la duración y la longitud del paso para evaluar el rendimiento del método basado en IMU en relación con la referencia OptiTrack®.

## **CAPÍTULO 4.      MODELO BIOMECÁNICO BASADO EN EL DOBLE PÉNDULO INVERTIDO PARA ESTIMACIÓN DEL LARGO DEL PASO**

Dado que la biomecánica de la marcha está determinada en gran medida por la estructura corporal [63], es que se propone una evolución de los modelos clásicos: el péndulo doble invertido biomecánico. En este modelo, cada extremidad se considera un péndulo independiente conectado a la pelvis, que actúa como cuerpo de enlace y centro de masas, como se muestra en la Fig. 4.1. Esta configuración permite al modelo capturar la dinámica de la marcha humana de forma más realista, sin asumir simetría entre los lados del cuerpo. El modelo es capaz de representar la naturaleza no lineal del desplazamiento y simular la dinámica de las piernas [64], lo que lo hace especialmente relevante para personas con discapacidades de la marcha, donde el comportamiento del centro de masa (CM) puede volverse irregular o presentar desplazamientos compensatorios, lo que en última instancia afecta la eficiencia locomotora [65].

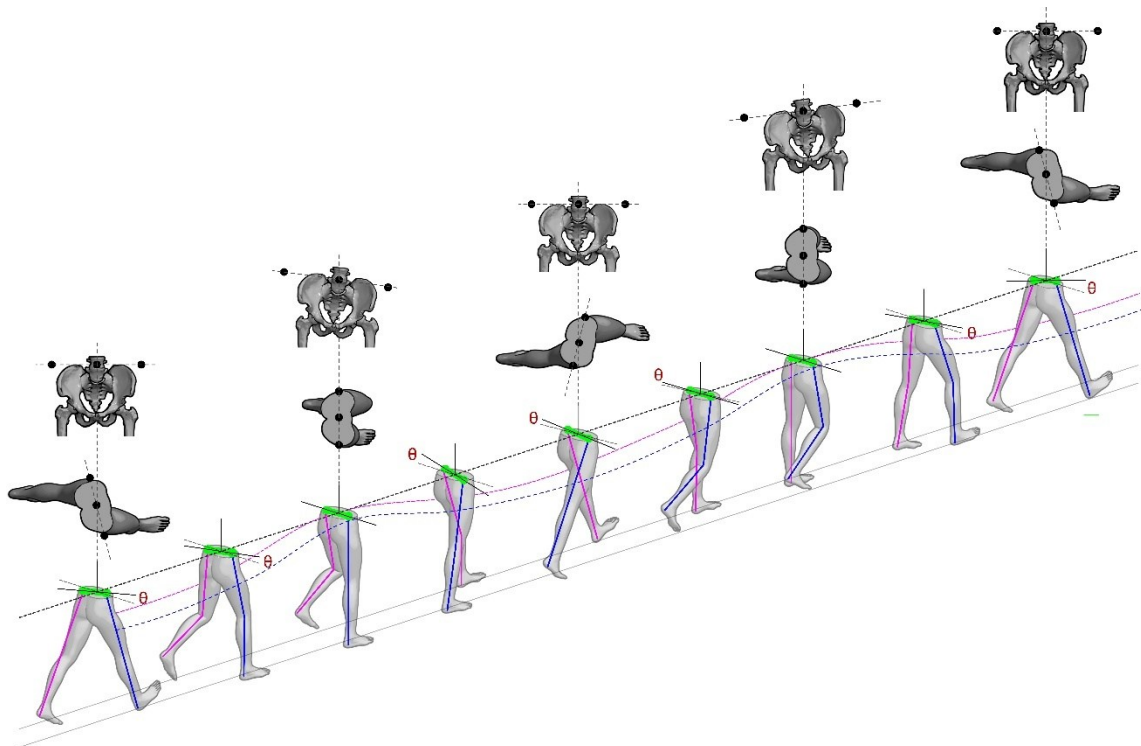


Fig. 4.1. Esquema biomecánico inspirado en el doble péndulo invertido, donde ambas piernas actúan como péndulos invertidos independientes conectados a través de la pelvis. La pelvis funciona como el cuerpo de acoplamiento común, transmitiendo movimiento y energía entre las extremidades y contribuyendo a la generación general del paso. Se muestran la pelvis (verde), la pierna derecha (azul) y la pierna izquierda (rosada); la rotación pélvica con respecto al plano horizontal se cuantifica mediante el ángulo  $\theta$  (rojo) y las líneas punteadas indican el desplazamiento vertical de cada péndulo invertido (azul y rosado).

Para el análisis de la marcha, se abordó el estudio desde una perspectiva cinemática, evaluando la traslación del centro de masa y la rotación segmental independientemente de las fuerzas involucradas. Bajo el marco de referencia propuesto por [4], donde el análisis se focalizó en el movimiento

pélvico en sus tres planos espaciales (Fig. 4.2). Esta caracterización permite extraer patrones cinemáticos específicos que facilitan la detección precisa de los eventos claves de la marcha.

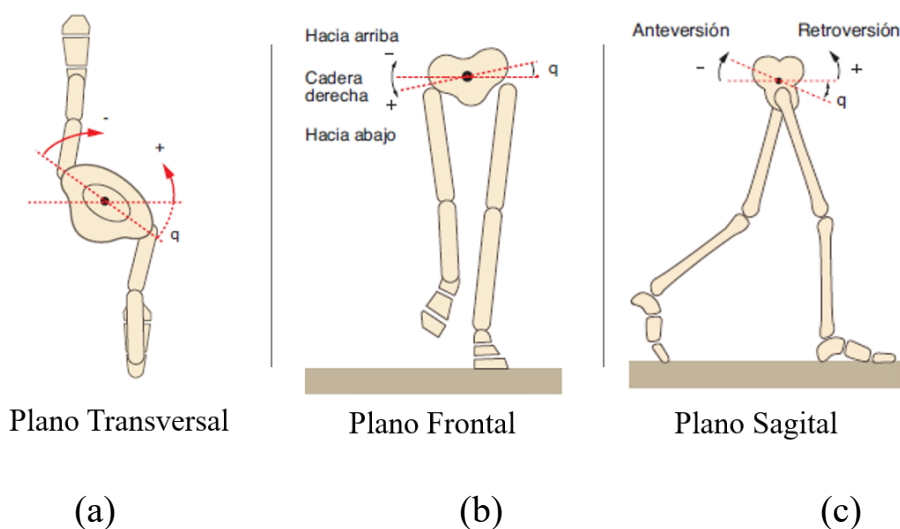


Fig. 4.2. Movimientos de la pelvis en sus tres planos

Este modelo permite capturar de manera realista la dinámica de la marcha humana sin asumir una simetría entre ambos lados del cuerpo. Esta consideración es sumamente relevante en individuos con alteraciones motoras, donde el comportamiento del CM puede volverse irregular o presentar desplazamientos compensatorios que afectan la eficiencia del sistema. En este contexto, la pelvis actúa como el nexo biomecánico entre ambos péndulos, funcionando como una base de soporte que transmite

fuerzas para mantener el equilibrio y la estabilidad. Su posición y orientación no son estáticas, sino que varían dinámicamente para optimizar el desplazamiento y determinar la longitud del paso a través de los tres planos espaciales [63].

En el plano sagital (Fig. 4.2.a), la pelvis realiza una basculación leve que absorbe impactos y facilita el avance; aunque el ángulo de anteversión presenta pocas variaciones en una marcha normal, su inestabilidad permite detectar desviaciones asociadas a patologías. Por su parte, en el plano frontal (Fig. 4.2.b), la inclinación pélvica alcanza valores máximos cercanos al 20% y 50% del ciclo de marcha. Este movimiento, orientado hacia la pierna de apoyo, es clave para reducir la elevación del centro de masa, mejorar la eficiencia energética y facilitar la identificación de la lateralidad (pierna derecha o izquierda).

Finalmente, en el plano transversal (Fig. 4.2.c), la rotación de la pelvis en dirección opuesta a la pierna en oscilación permite una transición fluida entre pasos, con cambios significativos en torno al 40% del ciclo y en la fase preoscilatoria que facilitan la detección del paso de apoyo simple a balanceo. Esta rotación genera el desplazamiento longitudinal necesario para avanzar; por lo tanto, una rotación insuficiente acorta el paso y reduce la eficiencia,

mientras que una rotación excesiva compromete la estabilidad y aumenta el riesgo de caídas [63].

Así, la sincronización precisa entre la pelvis y las extremidades inferiores asegura que las fuerzas de reacción del suelo se transformen en un avance eficiente y estable (Fig. 4.3).

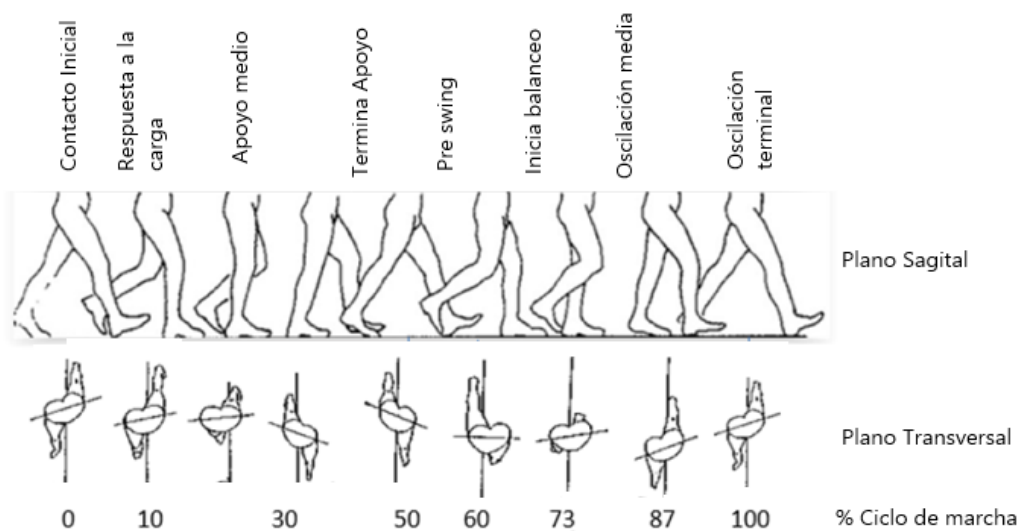


Fig. 4.3. Rotación de la pelvis durante un ciclo de marcha

Por otro lado, si analizamos solo una extremidad esta se vería reflejada como muestra la Fig. 4.4, donde se asume que la pierna en apoyo actúa como un péndulo, mientras que la pierna en fase de balanceo es la que genera el desplazamiento que se busca medir.

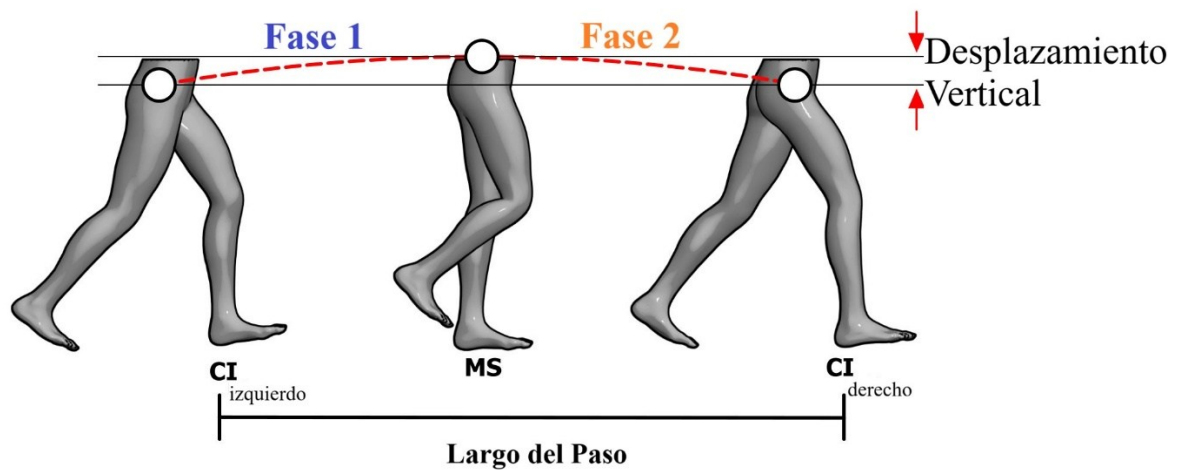


Fig. 4.4. Largo del paso de la pierna derecha mediante el modelo de péndulo invertido.

Por lo tanto, si consideramos la pierna como un único segmento, con una masa  $m$  en su centro de masa, se tiene un sistema modelado de la siguiente forma:

- $L$ : longitud de la pierna (desde el centro de masa hasta el pie)
- $m$ : masa de la pierna
- $I$ : Momento de inercia de la pierna con respecto al centro de masa del cuerpo.
- $\Theta$ : Ángulo de la pierna con respecto a la vertical
- $\dot{\theta}, \ddot{\theta}$ : Velocidad y aceleración angular de la pierna.
- $g$ : aceleración de gravedad
- $\tau$ : torque aplicado en la cadera

De esta forma, la Energía Cinética (T) del sistema viene dada por el movimiento de traslación del centro de masa de la pierna y su rotación alrededor de la cadera

$$T = \frac{1}{2}I\dot{\theta}^2 + \frac{1}{2}mv_{CM}^2 \quad (14)$$

Donde la velocidad del centro de masa viene definida por:

$$v_{CM} = L_{CM}\dot{\theta} \quad (15)$$

Con  $L_{CM}$  definida como la distancia desde la cadera hasta el centro de masa de la pierna ( $L/2$  aprox). Entonces si sustituimos (15) en (14)

$$T = \frac{1}{2}I\dot{\theta}^2 + \frac{1}{2}m(L_{CM}^2 \dot{\theta}^2) \quad (16)$$

Factorizando

$$T = \frac{1}{2}(I + mL_{CM}^2)\dot{\theta}^2 \quad (17)$$

Por otro lado, la Energía Potencial (U), se define en función de la altura del centro de masa respecto a la posición más baja:

$$U = mgh \quad (18)$$

Entonces, debido al desplazamiento que realiza la pierna cuando oscila, es que se puede hacer la referencia a un triángulo rectángulo, tal como muestra la Fig. 4.5.

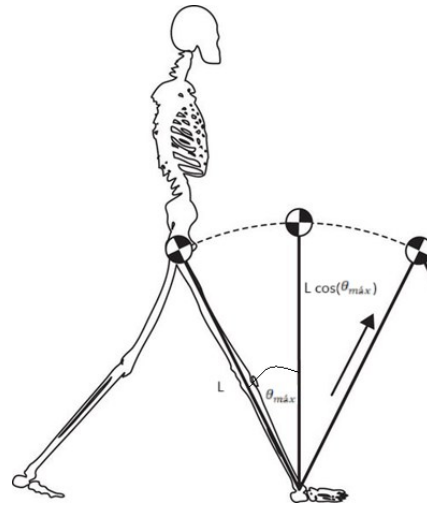


Fig. 4.5. Representación del desplazamiento de la pierna

Entonces la hipotenusa, viene dada por la Longitud  $L$ , que sería la pierna y el cateto vertical viene dada por  $L \cos(\theta_{m\acute{a}x})$ , se le llamará  $H$

$$H = L \cos(\theta_{m\acute{a}x}) \quad (19)$$

Sustituyendo

$$U = mgL_{CM} \cos(\theta) \quad (20)$$

Por lo tanto, al momento de modelar el movimiento de la pierna por medio de la ecuación de Euler-Lagrange se tiene lo siguiente:

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta} = \tau \quad (21)$$

Donde el Lagrangiano es:

$$L = T - U \quad (22)$$

Sustituyendo se tiene que:

$$L = \frac{1}{2}(I + mL_{CM}^2)\dot{\theta}^2 - mgL_{CM} \cos(\theta) \quad (23)$$

Derivando con respecto a  $\dot{\theta}$ , se tiene que:

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} = (I + mL_{CM}^2)\dot{\theta} \quad (24)$$

$$\frac{d}{dt}((I + mL_{CM}^2)\dot{\theta}) = (I + mL_{CM}^2)\ddot{\theta} \quad (25)$$

Derivando con respecto a  $\theta$ :

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = -mgL_{CM} \sin(\theta) \quad (26)$$

Por lo tanto, la ecuación de movimiento queda:

$$(I + mL_{CM}^2)\ddot{\theta} + mgL_{CM} \sin(\theta) = \tau \quad (27)$$

Si se asume que no hay torque externo y se desprecia la disipación de energía, obtenemos la ecuación diferencial del péndulo invertido simple:

$$(I + mL_{CM}^2)\ddot{\theta} + mgL_{CM} \sin(\theta) = 0 \quad (28)$$

Ó

$$\ddot{\theta} + \frac{mgL_{CM}}{(I + mL_{CM}^2)} \sin(\theta) = 0 \quad (29)$$

De esta forma, dada la altura del centro de masa H, la cual varía a medida que la pierna se mueve se puede observar lo siguiente según la ecuación (19):

- Si  $\theta = 0$ , es decir, la pierna está recta y alineada con la vertical, el centro de masa está en su altura máxima.
- Si  $\theta$  aumenta o disminuye, ya sea por la pierna inclinada hacia adelante o atrás, el centro de masa desciende a medida que la pierna se inclina.

Entonces, la variación en la altura del centro de masa puede ser estimada a partir de la aceleración vertical registrada por el sensor inercial mediante doble integración. Además, se puede identificar el instante de apoyo medio y el contacto inicial analizando la evolución del ángulo de la pierna durante el ciclo de marcha, ya que este comportamiento hace que varíe la energía potencial. Por lo tanto, se puede observar cómo puede cambiar el largo del paso si se disminuye o aumenta la velocidad, considerando la energía cinética.

Muchos enfoques simplifican el proceso al tratar las piernas como entidades independientes, o bien, asumen que las piernas tienen un movimiento simétrico durante el ciclo de la marcha. Esta simplificación no refleja adecuadamente la complejidad de la marcha humana, especialmente en individuos con trastornos neurológicos o lesiones musculoesqueléticas, donde las asimetrías en la pelvis y en los movimientos de las piernas son comunes.

Por el contrario, el modelo de doble péndulo invertido propuesto en esta tesis integra la pelvis como un elemento central que conecta las dos extremidades inferiores. Este modelo reconoce que la pelvis no solo actúa como un punto de unión, sino que influye directamente en el movimiento de

ambas piernas, permitiendo capturar con precisión las asimetrías funcionales que podrían pasar desapercibidas en modelos tradicionales. A diferencia de otros modelos biomecánicos, que tienden a solucionar la asimetría a través de correcciones *post-hoc* o a modelarla de manera independiente para cada pierna, el modelo propuesto aborda la asimetría directamente. Este enfoque no solo aumenta la precisión en la estimación de parámetros biomecánicos como el largo del paso, sino que también mejora la capacidad de diagnóstico y seguimiento clínico.

Este cambio conceptual permite observar la marcha como la interacción dinámica de dos péndulos, donde cada pierna puede ser analizada de manera independiente, pero siempre en relación con la pelvis y su movimiento. Este enfoque permite superar las limitaciones de los modelos anteriores que no tomaban en cuenta el rol crucial de la pelvis en la biomecánica de la marcha.

Por lo tanto, basándonos en este fundamento biomecánico, el modelo descompone la longitud del paso ( $L_{dP}$ ) en dos componentes principales que reflejan esta dinámica como muestra la ecuación (30).

$$L_{dP} = L_{pendular} + L_{pélvico} \quad (30)$$

Donde:  $L_{pendular}$  representa el componente pendular del paso. Esta es la distancia de referencia generada por el movimiento de la pierna actuando como un péndulo invertido, y es el componente que los modelos más simples intentan capturar.  $L_{pélvico}$ : Representa el componente pélvico rotacional. Este término es la contribución clave para capturar la asimetría y representa la longitud adicional (o restada) generada directamente por la rotación de la pelvis en el plano transversal, un factor que, como se comentó, es crucial para una estimación precisa.

En conjunto, estos términos cuantifican tanto el desplazamiento de la extremidad como la interacción bilateral mediada por la pelvis. Desde una perspectiva biomecánica, el modelo se fundamenta en una configuración de doble péndulo invertido acoplado en paralelo. En este esquema, si bien cada pierna se comporta como un oscilador independiente durante su fase de apoyo, ambas comparten un eslabón común (la pelvis) que actúa como un nodo de acoplamiento dinámico, facilitando la transmisión de energía y la continuidad del movimiento entre las extremidades.

La rotación pélvica en el plano transversal produce el desplazamiento adicional modelado por el término  $L_{pélvico}$ , representando así la interacción entre ambos péndulos y su cuerpo compartido. Esta formulación proporciona una representación fiel de la dinámica de la marcha humana, en la que cada paso emerge del acoplamiento coordinado entre las oscilaciones pélvicas y las fases de apoyo alternantes de las extremidades inferiores.

Esta ecuación representa la formulación completa del modelo biomecánico, en la cual la longitud total del paso ( $L_{dP}$ ) está determinada por sus dos componentes principales: Componente pendular y componente pélvico.

#### 4.1 Componente pendular

Para reducir los errores de medición, se debe tener en cuenta que un paso humano no constituye un movimiento monolítico. Desde la perspectiva de un péndulo invertido (Fig. 4.1), la dinámica cambia de manera crucial dependiendo de si el centro de masa del cuerpo (ubicado en la pelvis) se encuentra por detrás o por delante del pie de apoyo. Por esta razón, el modelo propuesto divide cada fase de apoyo en dos subfases (Fig. 4.4):

- Fase 1 (E1 Aceleración/Desaceleración): Se extiende desde el contacto inicial hasta que la pelvis se encuentra directamente sobre el tobillo. En esta fase, el cuerpo frena su caída hacia adelante.
- Fase 2 (E2, Propulsión): Abarca desde el momento en que la pelvis sobrepasa el tobillo hasta el siguiente contacto inicial. En esta fase, el cuerpo se impulsa hacia adelante.

Esta división es clave para capturar la asimetría, ya que permite que la duración y la dinámica de cada fase difieran entre la pierna izquierda y la derecha, reflejando así las compensaciones que ocurren en la marcha patológica.

Para describir matemáticamente la dinámica de estas dos fases, es necesario caracterizar el desplazamiento del centro de masa. Un principio fundamental de la dinámica del péndulo invertido es que la velocidad hacia adelante está intrínsecamente vinculada a la cadencia del individuo y a la longitud de sus piernas. Esta relación fundamental permite establecer una descripción inicial del movimiento, tal como se muestra en la ecuación.

$$V = C \cdot L_{pendular} \quad (31)$$

donde  $V$  es la velocidad,  $C$  es la cadencia y  $L_{pendular}$  es la longitud del paso.

La formulación del modelo de longitud de paso se inspira en el principio del Péndulo Invertido (IP), el cual asume dos condiciones físicas clave: (1) la pierna de apoyo actúa como una barra rígida que pivota sobre el punto de contacto del pie, y (2) el Centro de Masa (CM) describe un arco circular bajo una conservación aproximada de la energía durante la fase de apoyo simple. Sin embargo, para una implementación práctica y una mayor robustez clínica, se opta por una aproximación cinemática y geométrica (Ecuaciones (31)–

(34)) en lugar de las ecuaciones diferenciales de segundo orden que definen la dinámica completa del doble péndulo. Esta elección constituye una decisión estratégica de diseño. La formulación cinemática permite obtener una solución computacionalmente eficiente y, más importante aún, estable frente a los errores de integración de la aceleración.

Luego, para que esta relación sea aplicable de manera robusta a una población diversa, el modelo debe ser independiente de la escala del individuo (es decir, de su estatura y de su velocidad específica de marcha). Con este propósito, se introduce el número de Froude ( $Fr$ ), un parámetro adimensional ampliamente establecido en el análisis de la marcha que normaliza la dinámica de la caminata [66]. El número de Froude proporciona una descripción más universal de la marcha al relacionar las fuerzas inerciales (asociadas al movimiento) con las fuerzas gravitacionales (asociadas a la estatura y a la longitud de las piernas del individuo, como se muestra en la Fig. 4.6.a, tal como se expresa en la ecuación (32). Esto permite analizar la dinámica de manera escalable y comparable entre sujetos.

$$Fr = \frac{V^2}{g \cdot L_p} \quad (32)$$

Donde  $Fr$  es el número de Froude,  $V$  es la velocidad,  $g$  es la aceleración de gravedad y  $L_p$  es el largo de la pierna.

Entonces, si sustituimos (31) en (32), obtenemos:

$$Fr = \frac{(C \cdot L_{pendular})^2}{g \cdot L_p} \quad (33)$$

Y si despejamos  $L_{pendular}$ , obtenemos:

$$L_{pendular} = \frac{\sqrt{(Fr \cdot g \cdot L_p)}}{C} \quad (34)$$

Se reconoce que el número de Froude (Fr) se utiliza tradicionalmente para velocidades constantes a lo largo de todo el ciclo de la marcha. Sin embargo, el uso de números de Froude específicos por fase ( $Fr_{E1}$  y  $Fr_{E2}$ ) es una consecuencia directa de la necesidad de descomponer la dinámica del centro de masa en la marcha patológica. En estos sujetos, la fase de frenado (E1) y la fase de propulsión (E2) no son simétricas ni en tiempo ni en velocidad. El uso de un único Fr forzaría una velocidad media constante que ocultaría las diferencias cinemáticas entre la forma en que el sujeto inicia el paso y la forma en que este finaliza.

Por lo tanto, el Fr en cada subfase se calcula a partir de la velocidad media integrada de ese segmento y actúa como un parámetro adimensional de escalamiento que permite representar las verdaderas diferencias dinámicas en tiempo y espacio entre ambas subfases. En síntesis, el uso de Fr específico

por fase permite transformar las dos velocidades cinemáticas segmentadas y distintas ( $V_{E1}$  y  $V_{E2}$ ) en un factor comparable y robusto (Ecuación 13), lo cual es esencial para el análisis posterior de la asimetría.

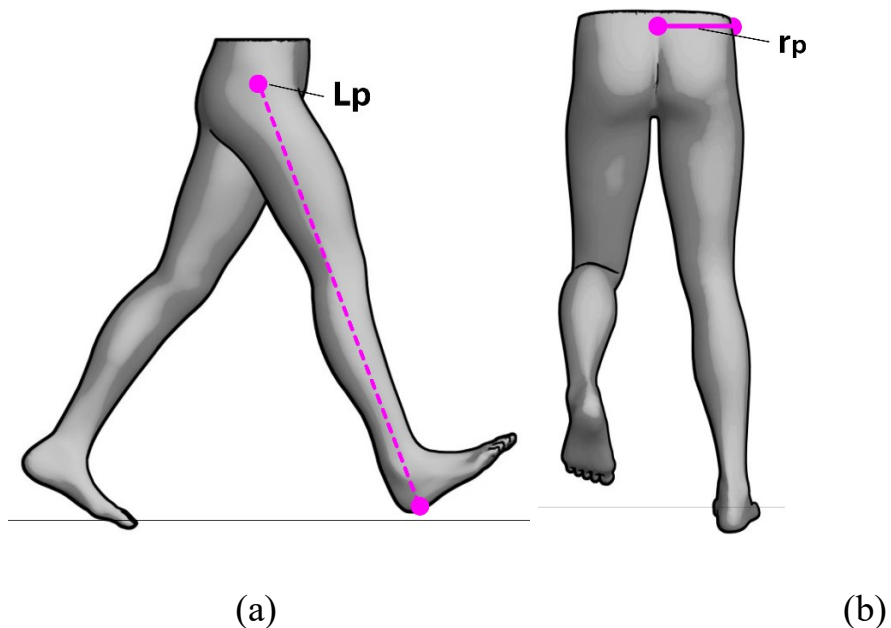


Fig. 4.6. Definición de Distancias antropométrica: (a)  $L_p$  definido como la distancia entre el trocante mayor a la planta del pie. (B)  $r_p$  definido como la distancia desde el punto medio del sacro a la cresta iliaca.

## 4.2 Componente pélvico

Este término representa la solución directa a la principal limitación de los modelos de péndulo tradicionales: su incapacidad para considerar la rotación pélvica. En contraste, el modelo propuesto cuantifica explícitamente

cómo la rotación de la pelvis en el plano transversal genera un componente adicional de desplazamiento, un factor que resulta crucial para estimar correctamente la longitud del paso en condiciones de marcha reales y asimétricas.

$$L_{p\acute{e}lvico} = r_p \cdot \tan(\text{yaw}(t))_{E1,E2} \quad (35)$$

Donde  $r_p$  es el radio pélvico, y  $\text{yaw}(t)$  corresponde a la rotación pélvica a lo largo del tiempo durante el cual se mide la longitud del paso (Fig. 4.4). E1 denota la Fase 1, desde el contacto inicial de un pie hasta la mitad de la fase de apoyo, y E2 denota la Fase 2, desde la mitad de la fase de apoyo hasta el contacto inicial del pie contralateral.

Es importante destacar que la elección de la función  $\tan(\text{yaw}(t))$  en la ecuación (35) se fundamenta en la proyección geométrica sobre el plano transversal, asumiendo el movimiento pélvico como una rotación alrededor de un eje vertical. Al modelar la pelvis desde una vista superior, el radio pélvico efectivo ( $r_p$ ) se representa como el lado adyacente del triángulo de proyección. El desplazamiento longitudinal del punto de pivote en la dirección de avance ( $L_{p\acute{e}lvico}$ ) se modela como el lado opuesto resultante de la rotación  $\text{yaw}(t)$ .

Si bien la aproximación de ángulo pequeño ( $\theta$  o  $\sin(\theta)$ ) es una convención común en la marcha no patológica, la formulación completa mediante  $\tan(\theta)$  es geoméricamente más precisa y fue seleccionada para

preservar la validez de la proyección frente a los ángulos compensatorios de mayor magnitud observados en la marcha alterada. Además, se confirma la estabilidad numérica de este componente: el rango máximo de rotación pélvica (*yaw*) observado en toda la cohorte, incluyendo marcha patológica, se mantuvo dentro de  $\pm 20^\circ$ , lo que se encuentra suficientemente alejado de los puntos singulares ( $\pm 90^\circ$ ) de la función tangente.

El término  $L_{\text{pélvico}}$  posee una interpretación geométrica directa: representa la contribución lateral a la longitud del paso generada por la rotación de la pelvis en el plano horizontal. En esencia, corresponde al componente del paso que no se origina en el movimiento pendular de la pierna, sino en la rotación pélvica, lo que lo hace fundamental para corregir las estimaciones en condiciones de marcha asimétrica.

Finalmente, al integrar los componentes desarrollados, se alcanza la formulación completa del modelo. La longitud del paso ( $L_{\text{dP}}$ ) se define como la suma del desplazamiento pendular (calculado a través de sus fases de aceleración y propulsión) y la contribución rotacional de la pelvis. Esta unificación da lugar a la ecuación final del modelo, correspondiente a la Ecuación (36).

$$L_{dP} = \left( \frac{\sqrt{(Fr_{E1} \cdot g \cdot L_p)}}{C_{E1}} - r_p \cdot \tan(\text{yaw}(t))_{E1} \right) + \left( \frac{\sqrt{(Fr_{E2} \cdot g \cdot L_p)}}{C_{E2}} - r_p \cdot \tan(\text{yaw}(t))_{E2} \right) \quad (36)$$

$L_{dP}$  representa más que una simple fórmula; constituye un modelo biomecánico completo. Al capturar la dinámica individual de cada pierna y la influencia directa de la pelvis, se establece como una representación funcional de la marcha humana. Es precisamente esta capacidad de incorporar los mecanismos de asimetría lo que lo consolida como una herramienta robusta para la cuantificación precisa en el análisis clínico.

### 4.3 Índice de Asimetría Pélvica Funcional

Como se ha mencionado anteriormente, el desplazamiento humano en condiciones fisiológicas ideales se caracteriza por un patrón de movimiento cíclico y simétrico, donde las extremidades inferiores contribuyen de manera equitativa a la progresión y al soporte del peso. En la biomecánica, la

asimetría de la marcha es reconocida universalmente como un biomarcador primario para la detección de patologías, asociándose en la mayoría de los casos a mecanismos compensatorios por dolor unilateral, debilidad muscular o déficits de control propioceptivo [67].

Si bien las métricas tradicionales de asimetría se han centrado históricamente en parámetros espaciotemporales (como la longitud del paso o el tiempo de apoyo), estos indicadores a menudo fallan al caracterizar la calidad del control motor. Un paciente puede forzar una longitud de paso simétrica ("caminar parejo") a costa de una estabilidad pélvica comprometida ("temblar o sacudirse" para lograrlo).

Por lo tanto, se propone evaluar la asimetría no solo en la geometría del movimiento, sino que, en la fluidez dinámica, dando lugar al índice de asimetría pélvica funcional el cual es capaz de identificar la lateralidad de la inestabilidad y cuantificar la disfunción motora, el cual se basa en el modelo de Minimización del *Jerk* [68], el cual postula que el Sistema Nervioso Central optimiza el control motor maximizando la suavidad del desplazamiento.

Para cuantificar la desviación de esta "suavidad" se calculó el *Jerk* angular ( $\zeta$ ) mediante la segunda derivada de la velocidad angular vertical del

paso considerando el evento de Apoyo Medio. Luego, dado que la magnitud del *Jerk* aumenta con la velocidad del movimiento, se propuso normalizar por la velocidad angular según la siguiente fórmula:

$$IAPF_i = \frac{RMS(\zeta_i)}{RMS(\omega_i)} \quad (37)$$

Donde  $\zeta$  es el Jerk angular del paso  $i$  y  $\omega$  es la velocidad angular vertical del paso  $i$

Así IAPF permite tener una relación de señal-ruido biomecánico para identificar perturbaciones del control motor (numerador) penalizadas por la cantidad de movimiento útil realizado (denominador).

Considerando entonces este índice se propone determinar la simetría funcional entre extremidades calculando el Ratio de Asimetría (AR) basado en la tendencia central de cada extremidad:

$$AR_{IAPF} = \frac{\text{mediana}(IAPF_{\text{izquierdo}})}{\text{mediana}(IAPF_{\text{derecho}})} \quad (38)$$

Por lo tanto, un  $AR \approx 1$  indica control simétrico entre ambas extremidades, mientras que valores lejanos a 1 sugieren estrategias compensatorias. Para evaluar estas estrategias compensatorias, se define dos conceptos:

1. Extremidad de Inestabilidad: corresponde a la extremidad con un valor mayor de IAPF. Representando la fuente de la perturbación biomecánica debido al dolor, debilidad o déficit de control

2. Extremidad compensatoria: Corresponde al lado con menor valor de IAPF. Esta extremidad preserva una relativa fluidez y asume la carga de recuperar el equilibrio dinámico comprometido por el lado afecto.

Entonces, la asignación de los umbrales para caracterizar este ratio será el siguiente:

Tabla 4.1. Caracterización de umbrales del Ratio de Asimetría

Rango de AR	Interpretación matemática	Interpretación biomecánica	Rol Compensatorio
$AR < L1$	$IAPF_{derecho} > IAPF_{izquierdo}$	Predominio derecho	Extremidad izquierda compensa
$L1 \leq AR \leq L2$	$IAPF_{derecho} \approx IAPF_{izquierdo}$	Patrón Simétrico	Contribución equitativa
$AR > L2$	$IAPF_{izquierdo} > IAPF_{derecho}$	Predominio izquierdo	Extremidad derecha compensa

Donde L1 y L2 son los umbrales.

Finalmente, cuando el AR es menor a 1 (Inestabilidad Derecha), indica biomecánicamente que el sujeto experimenta una mayor "turbulencia" o *Jerk* al apoyar la extremidad derecha. En respuesta, el sistema nervioso central tiende a maximizar la fase de apoyo y la confianza en la extremidad contralateral (izquierda), la cual, al presentar un IAPF menor, actúa como el eje estabilizador de la marcha. Por tanto, un ratio bajo no implica un déficit izquierdo, sino una dependencia funcional hacia la izquierda para mitigar la falla de control derecha.

## **CAPÍTULO 5. PREPROCESAMIENTO DE SEÑALES Y DATA ANÁLISIS**

Todo el procesamiento de señales se realizó en MATLAB® 2024a. La metodología se basa en dos componentes claves: la detección de eventos de la marcha y el seguimiento continuo de la orientación pélvica. La detección de eventos de la marcha, tales como los contactos iniciales, apoyo medio y la diferenciación entre extremidades, se basa en patrones transitorios presentes en las señales del acelerómetro, magnetómetro y giroscopio.

Estas señales se analizan de manera más efectiva en el marco de referencia local del sensor, por lo que se utilizan sin transformación. Las subsecciones siguientes detallan el procedimiento específico utilizado para cada componente, comenzando con la identificación de los eventos de la marcha.

## 5.1 Identificación de eventos

Para detectar el contacto inicial, se seleccionó la aceleración anteroposterior. En el momento en que el pie impacta el suelo, la pelvis experimenta una desaceleración rápida, la cual se manifiesta como un valle característico en esta misma señal de aceleración anteroposterior; este evento se repite en cada ciclo de la marcha, lo que permite una identificación consistente [69].

Para detectar este valle, se aplicó inicialmente un análisis espectral para seleccionar las frecuencias a filtrar, basado en la Transformada Wavelet Continua (CWT) aplicada a la señal de aceleración anteroposterior, con el fin de obtener una representación tiempo-frecuencia e identificar la banda de frecuencia dominante asociada a la marcha. De esta forma, se priorizó la resolución en frecuencia para identificar con precisión la banda de potencia de la señal, aceptando la menor resolución temporal inherente al análisis de bajas frecuencias.

Este análisis confirmó que la frecuencia fundamental del desplazamiento se encontró de manera consistente en el rango de 1.5 a 1.8Hz. Por lo que se definió y aplicó la siguiente cadena de procesamiento de señales

a la señal de aceleración: Se aplicó un filtro pasa-alto Butterworth de 4° orden con una frecuencia de corte de 0,5 Hz. El propósito de este filtro fue eliminar el offset de la señal. Luego se aplicó un filtro pasa-bajo Butterworth de 4° orden con una frecuencia de corte de 1.8 Hz. El objetivo de este filtro fue aislar la onda fundamental de aceleración/desaceleración. De este modo, fue posible identificar los pasos, para luego realizar la detección del contacto inicial (CI).

Finalmente, se aplicó el algoritmo de detección. Dado que el valle de desaceleración asociado al contacto inicial es precedido de manera consistente por el *peak* de aceleración del paso, el método identifica en primera instancia dicho *peak*. Estos *peaks* se detectaron mediante el cálculo de la derivada temporal de la señal y la identificación de sus cruces por cero, aplicando un umbral adaptativo para discriminar los eventos relevantes. Una vez identificado un *peak*, se definió una ventana de búsqueda de cuatro muestras anteriores y cuatro posteriores para localizar el mínimo local correspondiente al valle. Este mínimo fue registrado como el contacto inicial. Se seleccionó una ventana fija de  $\pm 4$  muestras (a 100 Hz), ya que ofreció el mejor equilibrio entre estabilidad en la detección y precisión temporal tras evaluar distintos tamaños de ventana. Esta elección se fundamentó en su

estabilidad algorítmica y en el cumplimiento de los requisitos de baja complejidad computacional y baja latencia, demostrando además la mayor robustez en la identificación del valle de aceleración.

Para la detección de la fase de apoyo medio, se utilizó la señal de rotación en el plano frontal (*roll*), la cual refleja la inclinación pélvica a medida que la carga se transfiere entre las extremidades. Dependiendo de si la pierna de apoyo corresponde al lado izquierdo o derecho, esta rotación genera un máximo o un mínimo en la traza de *roll*, proporcionando un marcador claro. Inicialmente, la señal de *roll* se filtró con un pasa-alto para quitarle el offset; posteriormente, se calculó su derivada y se aplicó la detección de cruces por cero para localizar los *peaks* y *valles* relevantes.

Finalmente, para determinar qué extremidad se encuentra en fase de apoyo en cada contacto inicial, se analizó la velocidad angular en el eje vertical. Inmediatamente después de un contacto inicial, una velocidad angular positiva indica que el centro de masa se desplaza hacia la derecha, lo que implica que la pierna izquierda se encuentra en apoyo, mientras que un valor negativo indica un desplazamiento hacia la izquierda y, por lo tanto, existe apoyo de la pierna derecha.

## 5.2 Rotación pélvica

Para la rotación pélvica ( $yaw(t)$ ), la cual requiere una orientación espacial estable, se utilizaron las señales de cuaterniones proporcionado por el sensor. Estos cuaterniones representan la orientación del sensor en un marco de referencia global, con su eje vertical alineado con la gravedad. En el postprocesamiento, dichos cuaterniones se convirtieron a ángulos de Euler. Donde el ángulo  $yaw$  resultante, que representa la rotación de la pelvis en el plano horizontal, se utilizó como la entrada principal para el componente pélvico del modelo.

Con el fin de asegurar la estabilidad de esta señal y eliminar su offset, se aplicó un filtro pasa-alto personalizado directamente en el dominio de la frecuencia. Para eliminar el offset (componente en 0 Hz) y cualquier oscilación de baja frecuencia sin afectar la señal de la marcha, se optó de manera conservadora por anular las primeras ocho componentes frecuenciales. Este procedimiento genera un filtro pasa-alto con una frecuencia de corte aproximada de 0.25 Hz. Posteriormente, la señal fue reconstruida mediante la Transformada Rápida de Fourier inversa (IFFT).

Finalmente, se aplicó una correlación cruzada y un desplazamiento circular para corregir cualquier desfase introducido por el proceso de filtrado.

Este ángulo *yaw* filtrado, combinado con el radio pélvico  $r_p$ , permite realizar una estimación geométrica del desplazamiento hacia adelante aportado por la pelvis mediante la función tangente, tal como se detalla en la ecuación final del modelo (Ecuación (36)).

### 5.3 Integración de la señal de aceleración

Dado que se requiere la velocidad lineal a lo largo del eje anteroposterior, la señal de aceleración en dicha dirección debe ser integrada. Para este propósito se emplea el método OFDRI (“*Optimally Filtered Direct and Reverse Integration*”) [58] el cual mejora la precisión de la integración mediante la combinación de integraciones directa e inversa junto con un filtrado óptimo. Este método fue seleccionado porque minimiza la acumulación de deriva inherente a la doble integración, preservando al mismo tiempo los principales componentes cinemáticos de la marcha. En comparación con la integración numérica convencional, OFDRI proporciona

perfiles de velocidad más suaves y estables en ensayos de marcha de corta duración, tal como ha sido demostrado previamente por [55].

En primer lugar, la aceleración anteroposterior se filtró mediante un filtro pasa-bajo Butterworth de 2ºorden con una frecuencia de corte de 3,5 Hz. Este valor se seleccionó considerando que estudios biomecánicos indican que el centro de masa presenta componentes significativas entre 0,5 y 5 Hz, mientras que la actividad muscular y las perturbaciones de alta frecuencia se concentran por sobre los 10 Hz [56]. La frecuencia de corte de 3,5 Hz fue determinada empíricamente como aquella que ofrecía el mejor equilibrio entre preservación de la señal y reducción de error. Frecuencias de corte más bajas (<3 Hz) tendían a atenuar los *peaks* de aceleración, mientras que valores más altos (>4 Hz) introducían ruido residual e inestabilidad durante la integración. En consecuencia, el valor de 3,5 Hz permitió obtener la reconstrucción de velocidad más estable, en concordancia con el ancho de banda espectral reportado para el movimiento pélvico y del tronco durante la marcha normal y patológica (típicamente por debajo de 4 Hz [70]).

A continuación, se identificaron los instantes de contacto inicial para las extremidades izquierda y derecha, y se segmentaron las fases para iniciar la integración directa. La integración se realizó mediante la regla del trapecio,

estableciendo la velocidad inicial de la Fase 1 (E1) como cero, correspondiente al instante en que el pie entra en contacto con el suelo. Para la Fase 2 (E2), la velocidad inicial se definió como la velocidad final obtenida al término de E1, momento en el cual el pie se encuentra vertical sobre el suelo. En los ciclos posteriores, la velocidad inicial de cada fase E1 se estableció como la velocidad final del ciclo previo.

Para la integración inversa, se aplicó la misma segmentación por fases: la velocidad final de cada E1 y E2 se definió como la última velocidad obtenida a partir de la integración directa de la fase correspondiente. Finalmente, la velocidad combinada en cada instante temporal se calculó mediante la combinación ponderada de las integraciones directa e inversa, de acuerdo con la ecuación

$$V_{combinada}(t) = \alpha \cdot v_{directa}(t) + (1 - \alpha) \cdot v_{inversa}(t) \quad (39)$$

Donde  $V_{combinada}$  es la velocidad final y  $\alpha$  es el factor de peso.

Considerando la ecuación anterior, se seleccionó un factor de ponderación  $\alpha$  igual a 0,5, de modo que ambos segmentos reciban igual importancia al fusionar las velocidades obtenidas mediante la integración directa e inversa. Para contrarrestar el error de integración acumulado en el

tiempo, se aplica una corrección por condiciones de borde con el fin de asegurar una señal estable y coherente con los patrones de la marcha. En particular, se realiza un ajuste lineal para distribuir de manera uniforme los errores de velocidad a lo largo de toda la trayectoria. Para ello, se utiliza la siguiente ecuación

$$V_{corregida}(t) = V_{combinada}(t) - \frac{t - t_0}{t_f - t_0} \cdot E_v \quad (40)$$

Donde  $E_v$  es el error de velocidad.

Para calcular  $E_v$  es necesario conocer un valor de borde que permita definir la velocidad objetivo; sin embargo, no es posible asumir un valor nulo, ya que dicha suposición solo es válida cuando el sensor se ubica en el pie, donde la velocidad es efectivamente cero en el instante de contacto con el suelo. En el caso de un sensor ubicado en la zona lumbar, el tronco puede continuar en movimiento a pesar del contacto del pie, por lo que la velocidad final no es necesariamente cero. En consecuencia,  $E_v$  debe ser estimado o, alternativamente, minimizarse su error en el punto final.

En este caso, dado que la velocidad final real es desconocida, esta se aproximó utilizando la velocidad media calculada a partir de la Ecuación (39). Una vez obtenida esta estimación de velocidad final, se calculó el

número de Froude para cada fase mediante la suma de las velocidades correspondientes a dicha fase y utilizando la longitud de pierna de cada participante para el cálculo de la longitud del paso, de acuerdo con la ecuación (36).

#### 5.4 Obtención de Índice de Asimetría Pélvica Funcional

Una vez segmentados los ciclos de marcha e identificadas las fases de apoyo medio, se procedió al cálculo del Índice de Asimetría Pélvico Funcional (IAPF). El cual se dividió en cuatro etapas:

1. Filtrado: Dado que el cálculo del *Jerk* implica una doble derivada, se procedió a filtrar la señal de velocidad angular vertical ( $\omega_y$ ), para evitar ruido de alta frecuencia. Se utilizó un filtro Butterworth pasa bajo de 4°orden con una frecuencia de corte de 6Hz. Esta frecuencia de corte se seleccionó considerando que el ancho de banda espectral del movimiento pélvico humano oscila fundamentalmente entre 0.5 y 5 Hz. Por consiguiente, el filtro de 6 Hz permite preservar la integridad cinemática de la marcha mientras atenúa componentes de ruido instrumental y vibraciones no biológicas.

2. Obtención de derivadas cinemáticas: Dada la señal filtrada, se calculó la segunda derivada para obtener la señal de *Jerk* angular ( $\zeta$ ), la cual cuantifica la variación de la aceleración y sirve como medida directa de la fluidez del control motor.
3. Selección de ventanas: Dado el inicio y final del paso a evaluar, se procedió a eliminar las primeras y últimas 10 muestras, esto se realizó con el objetivo de evitar los efectos de borde.
4. Cuantificación del IAPF y ratio de Asimetría: Entonces para cada paso  $i$  procesado se calculó el RMS (*Root Mean Square*) de la señal recortada, obteniendo así el IAPF individual según la ecuación (37).

Posteriormente, para caracterizar el desempeño global del sujeto, se obtuvo la mediana de los valores IAPF de todos los pasos, separados por extremidad (derecha e izquierda). Se optó por la mediana como medida de tendencia central por su robustez ante valores atípicos, los cuales pueden ser por tropiezos ocasionales, entre otros. Además, se estableció el grado de asimetría funcional mediante el cálculo del Ratio de Asimetría, tal como se define en la ecuación (38).

Finalmente, para definir los límites objetivos que distinguen entre una marcha funcionalmente simétrica y una patológica, se analizó la distribución estadística del Ratio de Asimetría ( $AR_{IAPF}$ ) en la totalidad de la muestra sin patología. Donde el análisis reveló una mediana ( $\bar{x}$ ) de 0,98, confirmando que el índice tiende a la unidad en ausencia de sesgos sistemáticos. La dispersión de los datos, cuantificada mediante el rango intercuartil fue de [0,85-1,19].

Siguiendo el criterio estándar de normalidad clínica, se estableció la Zona de Simetría Funcional dentro del intervalo de confianza con una dispersión central dada por el rango intercuartil.

Aplicando este criterio a los datos obtenidos:

- Límite Inferior: 0,85.
- Límite Superior: 1,19

De esta forma los criterios de clasificación según el ratio de Asimetría serían los presentes en la Tabla 5.1

Tabla 5.1. Criterio de clasificación según Ratio de Asimetría (AR)

Rango del Ratio	Estado Funcional	Interpretación
<0,85	Asimetría derecha	Compensación con extremidad izquierda.
0,85-1,19	Simetría Funcional	Variabilidad natural de la marcha.
>1,19	Asimetría izquierda	Compensación con extremidad derecha.

## 5.5 Análisis de datos

Para evaluar el desempeño del modelo basado en el sensor inercial, las estimaciones de tiempo y longitud de paso se compararon con aquellas obtenidas mediante el sistema de captura de movimiento OptiTrack®, el cual se utilizó como estándar de referencia debido a su alta precisión en un entorno de laboratorio controlado.

La validación cuantificó el error de estimación a nivel de cada paso. En primer lugar, para cada paso individual, se definió el Error Absoluto (AE) como la diferencia entre la estimación del modelo y la medición correspondiente del estándar de referencia, de acuerdo con la siguiente definición

$$AE = |valor_{calculado} - valor_{estimado}| \quad (41)$$

También se calculó el error relativo (% de error) para normalizar el error frente a la longitud del paso real, siguiendo esta definición

$$\% \text{ error} = \frac{valor_{estimado} - valor_{calculado}}{valor_{calculado}} \cdot 100 \quad (42)$$

## CAPÍTULO 6. RESULTADOS

Para evaluar el desempeño del modelo propuesto para la estimación del largo del paso inspirado en el doble péndulo invertido se analizaron las señales registradas por el sensor con el fin de identificar eventos clave de la marcha. A partir de estos eventos, se realizaron análisis posteriores para estimar la duración y longitud del paso tanto en participantes con y sin patología. Los parámetros estimados se compararon con el sistema OptiTrack® (estándar de referencia), y los errores, variabilidad y concordancia resultantes se presentan en las siguientes subsecciones.

### 6.1 Detección de eventos

Como se muestra en la Fig. 6.1 se analiza la señal de aceleración en el eje z (Fig. 6.1.a) para la detección del contacto inicial, la señal de *roll* (Fig. 6.1.b) para la evaluación del apoyo medio (*mid-stance*), y la velocidad

angular en el eje vertical (Fig. 6.1.c) para determinar si cada contacto corresponde a la extremidad derecha o izquierda.

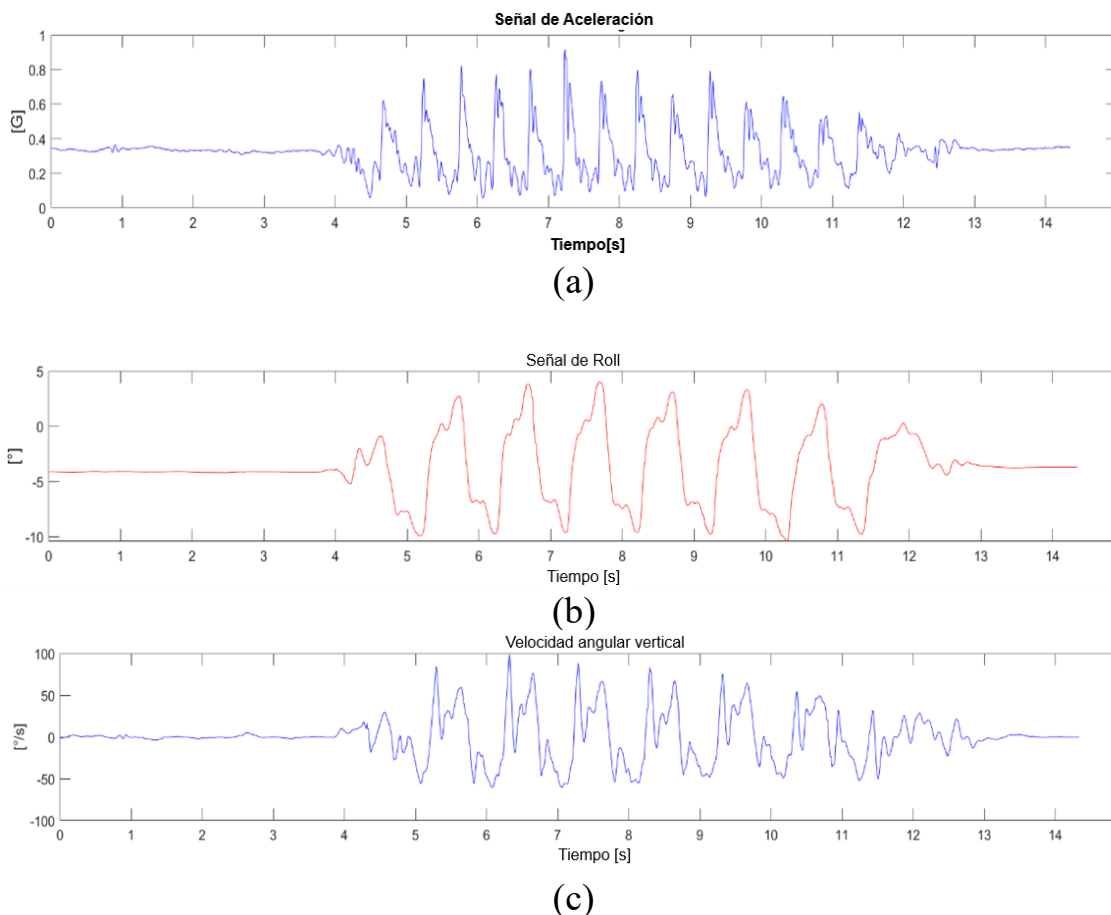


Fig. 6.1. Señales utilizadas para la detección de eventos usando un sensor inercial ubicado en la espalda baja. (a) Señal de aceleración en el eje z. (b) señal de roll, (c) señal de velocidad angular vertical.

En la señal de aceleración, se puede observar el número de pasos realizados; dado que la pelvis experimenta una rápida desaceleración, cada una de estas instancias se identifica como un contacto inicial, evento que se repite en cada ciclo de marcha permitiendo una detección consistente [69].

Por el contrario, la señal de *roll* permite identificar los eventos de apoyo medio: a medida que la pelvis se inclina hacia la pierna de apoyo, se genera una forma de onda oscilatoria cuya frecuencia coincide con el conteo de pasos. Finalmente, la velocidad angular en el eje vertical distingue entre extremidades debido a la oscilación lateral de la pelvis; al examinar si el valor en el contacto inicial es positivo o negativo, se determina si corresponde al pie derecho o izquierdo.

En cuanto a la detección de eventos, tanto los contactos iniciales como los puntos de apoyo medio se identificaron con éxito en todos los sujetos.

En la Fig. 6.2 se presenta el escalograma de un participante seleccionado aleatoriamente, donde un recuadro resalta la banda de frecuencia elegida para el proceso de filtrado. Por su parte, la Fig. 6.3 muestra los pasos detectados marcados en rojo sobre la señal filtrada, la cual se utiliza para identificar los contactos iniciales.

La Fig. 6.4.a ilustra el resultado del procedimiento de detección de eventos en un sujeto representativo; en ella se observan los contactos iniciales detectados en la señal de aceleración del eje z utilizando la técnica de los ocho vecinos más cercanos. Asimismo, la Fig. 6.4.b muestra la diferenciación

entre las extremidades derecha e izquierda, lograda mediante el análisis de la velocidad angular vertical en el instante de cada contacto inicial detectado.

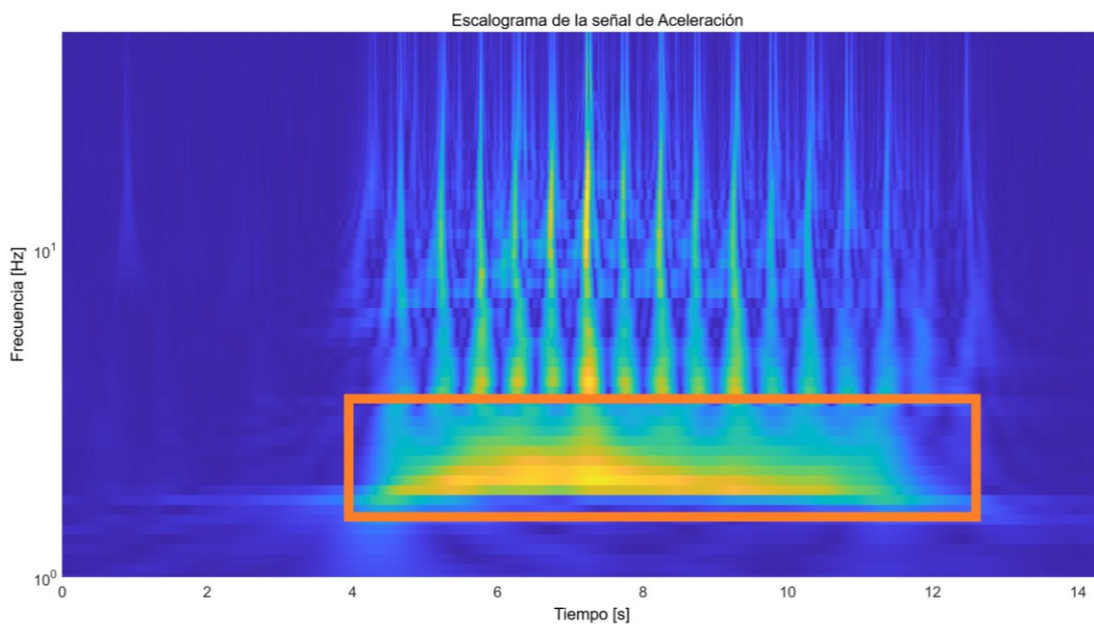


Fig. 6.2. Escalograma de la señal de aceleración en el eje z para la detección de pasos, donde el cuadrado naranja representa las frecuencias de interés.

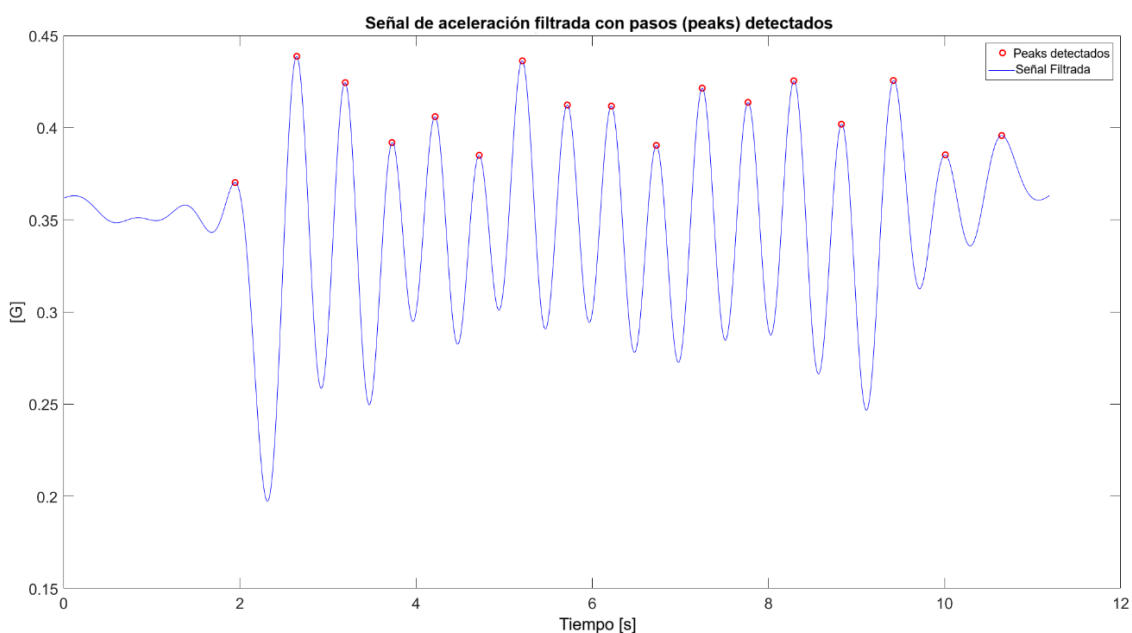


Fig. 6.3. Pasos detectados desde la señal de aceleración anteroposterior donde cada peaks corresponde a un paso

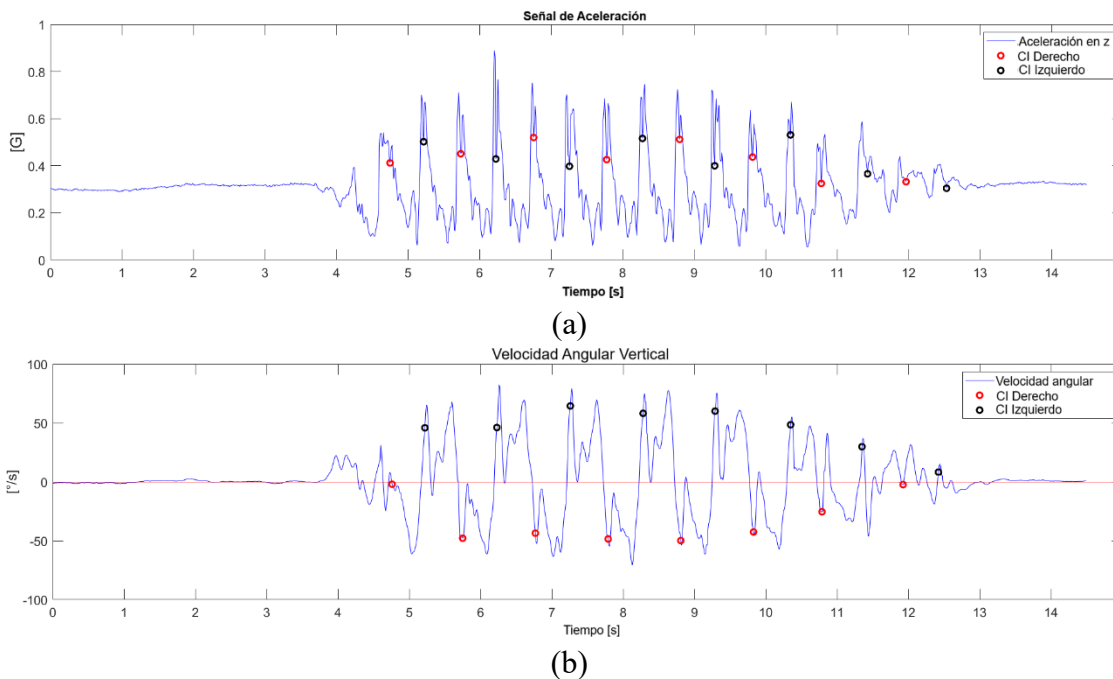


Fig. 6.4. Detección de evento de Contacto Inicial, (a) Detección de contacto inicial mediante la señal de aceleración anteroposterior. (b) Diferenciación de extremidad derecha e izquierda por medio de la señal de velocidad angular vertical

## 6.2 Detección de contactos iniciales

Se detectaron con éxito todos los contactos iniciales en la totalidad de los sujetos, logrando diferenciar correctamente si cada contacto correspondía a la extremidad derecha o izquierda.

### 6.3 Duración del paso

Para analizar la duración de los pasos y los errores en la estimación de su longitud, se excluyeron los dos primeros y los dos últimos pasos de cada prueba, ya que estos representan las fases de aceleración y desaceleración de la marcha. Las Tabla 6.1, Tabla 6.2 y Tabla 6.3 presentan la duración de los pasos de los participantes de los Grupos A, B y C, respectivamente, en comparación con los valores obtenidos mediante el sistema OptiTrack.

Dado que se determinó que las distribuciones de los errores no siguen una distribución normal (prueba de Shapiro-Wilk,  $p < 0,001$ ), los resultados se presentan utilizando estadística no paramétrica: la Mediana del Error Absoluto (MdAE) y el Rango Intercuartílico (IQR). El modelo propuesto muestra un desempeño consistente, con errores absolutos medianos bajos en la mayoría de los sujetos.

Tabla 6.1. Error de duración del paso Grupo A

Sujetos	Duración paso derecho			Duración paso izquierdo		
	MdAE[s]	IQR [s]	%Error	MdAE[s]	IQR [s]	%Error
A01	0,080	[0,060 - 0,150]	-9,23	0,090	[0,080 - 0,120]	1,75
A02	0,025	[0,010 - 0,065]	8,19	0,050	[0,050 - 0,060]	-0,01
A03	0,010	[0 - 0,020]	-1,69	0,035	[0,015 - 0,040]	3,86
A04	0,040	[0,040 - 0,090]	-7,84	0,085	[0,068 - 0,095]	18,27
A05	0,015	[0,010 - 0,038]	1,88	0,010	[0,010 - 0,010]	1,92
A06	0,090	[0,080 - 0,100]	-17,24	0,100	[0,100 - 0,100]	-16,07
A07	0,110	[0,095 - 0,133]	-16,54	0,100	[0,088 - 0,105]	-14,49
A08	0,110	[0,103 - 0,118]	-16,92	0,100	[0,100 - 0,100]	-15,50
A09	0,135	[0,130 - 0,140]	-19,56	0,075	[0,070 - 0,080]	-12,00
A10	0,020	[0,010 - 0,020]	3,33	0,010	[0,008 - 0,028]	-1,65
A11	0,015	[0,003 - 0,043]	-1,02	0,010	[0,003 - 0,010]	1,04
A12	0,010	[0-0]	0	0	[0-0]	0
A13	0,020	[0,020 - 0,030]	0	0,050	[0,010 - 0,068]	0
A14	0,015	[0,008 - 0,020]	0,94	0,040	[0,018 - 0,063]	5,17
A15	0,030	[0,025 - 0,075]	3,27	0,045	[0,025 - 0,085]	-0,01
A16	0,080	[0,060 - 0,093]	-16,16	0,025	[0,018 - 0,043]	0
A17	0,025	[0,020 - 0,043]	-5,37	0,010	[0,010 - 0,020]	2,30
A18	0,020	[0,010 - 0,030]	-2	0,030	[0,018 - 0,053]	-1,02
A19	0,015	[0,003 - 0,020]	-2,77	0,020	[0,020 - 0,025]	3,77
A20	0,010	[0,010 - 0,010]	1,96	0,020	[0,010 - 0,020]	0
<b>Mediana</b>	<b>0,022</b>	<b>[0,015 - 0,043]</b>	<b>-1,84</b>	<b>0,037</b>	<b>[0,018 - 0,057]</b>	<b>0</b>

Métricas de error para la duración del paso derecho e izquierdo de cada uno de los veinte sujetos, que incluyen la mediana y el IQR (en segundos), así como el error porcentual. También se proporciona la mediana global de todos los participantes

Tabla 6.2. Error de duración del paso Grupo B

Sujetos	Duración paso derecho			Duración paso izquierdo		
	MdAE[s]	IQR [s]	%Error	MdAE[s]	IQR [s]	%Error
B01	0,015	[0,010 - 0,020]	1,96	0,010	[0 - 0,020]	0
B02	0,010	[0,008 - 0,013]	1,80	0,010	[0,005 - 0,010]	0
B03	0,020	[0,010 - 0,020]	-3,70	0,020	[0,010 - 0,020]	3,77
B04	0,010	[0,010 - 0,013]	1,74	0,030	[0,030 - 0,040]	5,45
B05	0,010	[0,005 - 0,040]	0	0,010	[0,010 - 0,015]	1,88
B06	0,015	[0,008 - 0,035]	-0,94	0,015	[0,010 - 0,028]	-2,79
B07	0,055	[0,028 - 0,075]	5,09	0,010	[0,010 - 0,050]	-1,49
B08	0,015	[0,008 - 0,020]	3,15	0,015	[0,010 - 0,023]	0,06
B09	0,015	[0,008 - 0,028]	-1,92	0,050	[0,010 - 0,060]	-1,96
B10	0,040	[0,030 - 0,050]	-5,45	0,030	[0,020 - 0,063]	1,81
B11	0,030	[0,025 - 0,033]	4,06	0,020	[0,020 - 0,020]	-1,88
B12	0,045	[0,030 - 0,055]	-4,09	0,035	[0,028 - 0,043]	5,66
B13	0,040	[0,030 - 0,040]	-5,08	0,010	[0,010 - 0,010]	1,75
B14	0,020	[0,010 - 0,020]	0	0,020	[0,020 - 0,020]	3,92
B15	0,035	[0,028 - 0,043]	-4,91	0,030	[0,010 - 0,030]	4,28
B16	0,050	[0,030 - 0,060]	6,38	0,020	[0,010 - 0,060]	-2,17
B17	0,030	[0,023 - 0,030]	-5,45	0,025	[0,015 - 0,033]	4,64
B18	0,020	[0,013 - 0,035]	2,86	0,010	[0,010 - 0,025]	-1
B19	0,010	[0,010 - 0,010]	0	0,010	[0,008 - 0,023]	0,92
B20	0,010	[0,010 - 0,010]	1,75	0,015	[0,008 - 0,028]	0,87
<b>Mediana</b>	<b>0,020</b>	<b>[0,010 - 0,032]</b>	<b>0</b>	<b>0,017</b>	<b>[0,010 - 0,027]</b>	<b>0,89</b>

Métricas de error para la duración del paso derecho e izquierdo de cada uno de los veinte sujetos, que incluyen la mediana y el IQR (en segundos), así como el error porcentual. También se proporciona la mediana global de todos los participantes

Tabla 6.3. Error de duración del paso Grupo C

Sujetos	Duración paso derecho			Duración paso izquierdo		
	MdAE[s]	IQR [s]	%Error	MdAE[s]	IQR [s]	%Error
C01	0,045	[0,038 - 0,080]	-8,73	0,035	[0,028 - 0,078]	-0,91
C02	0,085	[0,060 - 0,105]	15,23	0,060	[0,043 - 0,078]	-9,65
C03	0,010	[0 - 0,023]	0	0,050	[0,030 - 0,060]	-3,84
C04	0,040	[0,035 - 0,050]	-5	0,020	[0,008 - 0,045]	-0,80
C05	0,015	[0,008 - 0,023]	-3,12	0,025	[0,010 - 0,045]	-2,12
C06	0,090	[0,075 - 0,123]	12,43	0,080	[0,065 - 0,115]	14,03
C07	0	[0 - 0,005]	0	0,020	[0,015 - 0,025]	1,96
C08	0,010	[0 - 0,030]	0	0,025	[0,010 - 0,043]	-5
C09	0,030	[0,010 - 0,050]	0,01	0,050	[0,040 - 0,063]	0,59
C10	0,070	[0 - 0,140]	0	0,120	[0,095 - 0,153]	-14,93
C11	0,020	[0,010 - 0,020]	1,75	0,010	[0,010 - 0,013]	1,78
C12	0,010	[0,008 - 0,018]	0,90	0,030	[0,020 - 0,040]	3,84
C13	0	[0 - 0,003]	0	0,010	[0,010 - 0,030]	1,88
C14	0,020	[0,010 - 0,025]	-3,63	0,040	[0,025 - 0,06]	7,69
C15	0,010	[0 - 0,010]	1,81	0	[0 - 0]	0
C16	0,075	[0,055 - 0,095]	-7,91	0,070	[0,050 - 0,110]	9,25
C17	0,010	[0,008 - 0,013]	-0,90	0,020	[0,010 - 0,030]	1,81
C18	0,060	[0,035 - 0,065]	-9,83	0,025	[0,008 - 0,043]	3,99
C19	0,040	[0,030 - 0,050]	-4,83	0,050	[0,030 - 0,060]	-5
C20	0,050	[0,040 - 0,055]	8,55	0,060	[0,050 - 0,130]	-10,16
<b>Mediana</b>	<b>0,025</b>	<b>[0,010 - 0,040]</b>	<b>0</b>	<b>0,032</b>	<b>[0,023 - 0,053]</b>	<b>0,29</b>

Métricas de error para la duración del paso derecho e izquierdo de cada uno de los veinte sujetos, que incluyen la mediana y el IQR (en segundos), así como el error porcentual. También se proporciona la mediana global de todos los participantes

Los resultados indican que el procedimiento propuesto presenta un buen desempeño en adultos sin patología o sin disfunción en la marcha. En el Grupo A (adultos mayores, Tabla 6.1), el error mediano en la duración del paso fue de 0,022 s (IQR: [0,015–0,043]) para el pie derecho y de 0,037 s (IQR: [0,018–0,057]) para el pie izquierdo. En el Grupo B (adultos de

mediana edad, Tabla 6.2), el error mediano fue de 0,020 s (IQR: [0,010–0,032]) para el pie derecho y de 0,017 s (IQR: [0,010–0,027]) para el pie izquierdo. En el Grupo C (adultos jóvenes, Tabla 6.3), el error mediano fue de 0,025 s para el pie derecho (IQR: [0,010–0,040]) y de 0,032 s para el pie izquierdo (IQR: [0,023–0,053]). En general, los errores medianos se mantuvieron bajos y estables, aunque se observó una variabilidad de la marcha notablemente mayor en el pie derecho del Grupo C.

Tabla 6.4. Error de duración del paso Grupo D

Sujetos	Duración paso derecho			Duración paso izquierdo		
	MdAE[s]	IQR [s]	%Error	MdAE[s]	IQR [s]	%Error
D01	0,015	[0,010 - 0,050]	-2,79	0,025	[0,020 - 0,033]	4,59
D02	0,020	[0,010 - 0,035]	-1,68	0,020	[0,010 - 0,040]	3,63
D03	0,010	[0,003 - 0,020]	0	0,020	[0,010 - 0,038]	1,48
D04	0,040	[0,010 - 0,050]	1,58	0,020	[0,010 - 0,060]	-1,44
D05	0,040	[0,028 - 0,053]	-7,69	0,060	[0,040 - 0,100]	8,51
D06	0,100	[0,030 - 0,143]	-9,09	0,085	[0,030 - 0,158]	12,42
D07	0,100	[0,050 - 0,173]	1,60	0,150	[0,065 - 0,180]	0
D08	0,110	[0,040 - 0,140]	-17,74	0,035	[0,023 - 0,045]	0
D09	0,050	[0,030 - 0,093]	-8,35	0,090	[0,060 - 0,110]	1,81
D10	0,065	[0,008 - 0,123]	-0,72	0,095	[0,083 - 0,143]	-12,76
D11	0,250	[0,153 - 0,338]	4,50	0,180	[0,110 - 0,293]	-20,09
D12	0,030	[0,015 - 0,085]	1,85	0,020	[0,010 - 0,080]	-1,75
D13	0,100	[0,095 - 0,125]	-16,66	0,115	[0,073 - 0,120]	14,33
D14	0,065	[0,038 - 0,085]	-10,12	0,075	[0,070 - 0,103]	11,66
D15	0,035	[0,008 - 0,073]	-2,77	0,040	[0,028 - 0,053]	4,61
<b>Mediana</b>	<b>0,050</b>	<b>[0,028 - 0,085]</b>	<b>-2,77</b>	<b>0,060</b>	<b>[0,030 - 0,100]</b>	<b>1,81</b>

Métricas de error para la duración del paso derecho e izquierdo de cada uno de los quince sujetos, que incluyen la mediana y el IQR (en segundos), así como el error porcentual. También se proporciona la mediana global de todos los participantes.

En el grupo con enfermedad de Párkinson (D), los resultados muestran que el procedimiento sigue siendo eficaz, aunque con una mayor dispersión del error. En el Grupo D (Tabla 6.4), el error de la Mediana Global fue de 0,050 s (IQR: [0,028-0,085]) para el pie derecho y de 0,060 s (IQR: [0,030–0,100]) para el pie izquierdo.

También se registraron los errores porcentuales medianos correspondientes (D:  $-2.77\%$  derecho,  $1.81\%$  izquierdo). Aunque la precisión es menor en comparación con los grupos sin alteración, el procedimiento demuestra adaptabilidad a condiciones de marcha disfuncional.

Para evaluar la base temporal de la segmentación de nuestro modelo, se cuantificó el error de sincronización del Contacto Inicial (IC). La Tabla 6.5 presenta la mediana del Error Temporal Absoluto (MdAE Temporal) en milisegundos. Para la mayoría de los grupos, el MdAE Temporal se mantuvo entre 50 ms y 120 ms, un desempeño consistente con los sistemas IMU que operan a 100 Hz (10 ms por muestra). Esto valida que la detección de eventos del modelo sigue siendo robusta incluso ante el deterioro de la marcha, lo cual es un aspecto crucial para una segmentación confiable. Los errores más

altos observados en los Grupos A y D se relacionan con la dificultad inherente de identificar el IC en patrones de marcha muy suaves o altamente irregulares.

Tabla 6.5. MdAE de la sincronización temporal del Contacto Inicial frente a OptiTrack®.

Grupos	Sincronización paso derecho		Sincronización paso izquierdo	
	MdAE[ms]	IQR [ms]	MdAE[ms]	IQR [ms]
Grupo A	120	[55-215]	120	[70-205]
Grupo B	50	[20-100]	50	[30-100]
Grupo C	80	[35-155]	90	[48-143]
Grupo D	290	[120-495]	295	[100-510]

MdAE: mediana del Error Absoluto.

#### 6.4 Estimación del largo del paso

Las Tabla 6.6, Tabla 6.7 y Tabla 6.8 muestran los errores de estimación de la longitud del paso para los Grupos A (mayores de 60 años), B (entre 40 y 59 años) y C (entre 18 y 39 años), respectivamente.

Dado que se determinó que las distribuciones de los errores no siguen una distribución normal (prueba de Shapiro-Wilk,  $p < 0,001$ ), los resultados se presentan utilizando estadística no paramétrica: MdAE y IQR. El modelo

propuesto demuestra un desempeño consistente con errores absolutos medianos bajos en la mayoría de los sujetos.

En el Grupo A (Tabla 6.6), la mediana global del error fue de 0,051 m para el pie derecho (IQR: [0,039–0,057] m) y de 0,044 m para el pie izquierdo (IQR: [0,026–0,066] m), lo que indica una buena consistencia en la estimación. En el Grupo B (Tabla 6.7), las medianas globales del error fueron de 0,044 m (derecho, IQR: [0,027–0,060] m) y de 0,049 m (izquierdo, IQR: [0,037–0,066] m), lo que sugiere una estimación estable y fiable. Finalmente, el Grupo C (Tabla 6.8) mostró la dispersión más baja, con valores de mediana global de 0,052 m para el pie derecho (IQR: [0,044–0,063] m) y de 0,053 m para el pie izquierdo (IQR: [0,045–0,062] m), lo que indica un desempeño adecuado en adultos jóvenes.

Tabla 6.6. Error Estimación largo del paso para el grupo A

Sujeto	Error Largo del paso derecho			Error Largo del paso izquierdo		
	MdAE	IQR	%Error	MdAE	IQR	%Error
A01	0,036	[0,028 - 0,058]	-3,88	0,025	[0,026 - 0,059]	-3,86
A02	0,050	[0,048 - 0,055]	-7,15	0,068	[0,062 - 0,076]	-9,31
A03	0,033	[0,008 - 0,034]	0,25	0,042	[0,022 - 0,064]	4,54
A04	0,072	[0,040 - 0,075]	-10,63	0,034	[0,019 - 0,048]	-6,06
A05	0,023	[0,014 - 0,032]	1,70	0,038	[0,014 - 0,039]	5,91
A06	0,009	[0,006 - 0,031]	-1,45	0,029	[0,022 - 0,056]	-3,86
A07	0,031	[0,026 - 0,038]	-6,5	0,048	[0,033 - 0,060]	-11,95
A08	0,052	[0,046 - 0,054]	-9,01	0,034	[0,018 - 0,043]	3,41
A09	0,037	[0,030 - 0,046]	-1,04	0,038	[0,014 - 0,067]	-4,45
A10	0,019	[0,018 - 0,027]	-3,03	0,026	[0,011 - 0,041]	3,10
A11	0,027	[0,009 - 0,047]	-2,55	0,028	[0,018 - 0,036]	0,16
A12	0,026	[0,008 - 0,040]	-2,80	0,028	[0,019 - 0,037]	-0,82
A13	0,063	[0,063 - 0,069]	-6,68	0,069	[0,067 - 0,074]	-10,08
A14	0,077	[0,075 - 0,079]	-10,81	0,058	[0,046 - 0,071]	-8,37
A15	0,074	[0,042 - 0,076]	14,43	0,046	[0,029 - 0,078]	-0,98
A16	0,075	[0,057 - 0,077]	-10,85	0,047	[0,025 - 0,076]	-8,83
A17	0,074	[0,072 - 0,077]	-9,94	0,064	[0,058 - 0,069]	-10,10
A18	0,068	[0,052 - 0,073]	-8,54	0,062	[0,047 - 0,078]	-7,68
A19	0,070	[0,037 - 0,079]	-12,83	0,065	[0,036 - 0,072]	12,70
A20	0,076	[0,065 - 0,077]	-8,29	0,069	[0,067 - 0,079]	10,44
<b>Mediana</b>	<b>0,051</b>	<b>[0,039 - 0,057]</b>	<b>-6,59</b>	<b>0,044</b>	<b>[0,026 - 0,066]</b>	<b>-3,86</b>

Métricas de la mediana del error absoluto para el largo del paso derecho e izquierdo de cada uno de los veinte sujetos, las cuales incluyen la mediana y el rango intercuartílico (IQR) en metros, así como el error porcentual. Asimismo, se proporcionan la mediana global y el IQR de todos los participantes.

Tabla 6.7. Error Estimación Largo del paso para el Grupo B

Sujeto	Error Largo del paso derecho			Error Largo del paso izquierdo		
	MdAE	IQR	%Error	MdAE	IQR	%Error
B01	0,023	[0,012 - 0,036]	-3,62	0,055	[0,047 - 0,065]	-8,43
B02	0,023	[0,020 - 0,036]	0,10	0,046	[0,040 - 0,062]	-6,07
B03	0,032	[0,019 - 0,036]	-5,76	0,052	[0,051 - 0,069]	7,45
B04	0,062	[0,042 - 0,073]	-3,38	0,050	[0,045 - 0,052]	-6,57
B05	0,007	[0,007 - 0,024]	0,84	0,027	[0,015 - 0,043]	-3,28
B06	0,059	[0,041 - 0,066]	-8,71	0,049	[0,029 - 0,070]	-3,12
B07	0,065	[0,059 - 0,068]	11,40	0,061	[0,027 - 0,066]	12,45
B08	0,060	[0,059 - 0,062]	-9,33	0,063	[0,051 - 0,072]	-9,52
B09	0,049	[0,039 - 0,059]	-6,48	0,053	[0,042 - 0,064]	-6,06
B10	0,033	[0,012 - 0,051]	-1,68	0,069	[0,051 - 0,073]	6,28
B11	0,042	[0,026 - 0,056]	1,63	0,049	[0,003 - 0,071]	7,45
B12	0,056	[0,054 - 0,062]	-7,93	0,068	[0,055 - 0,070]	3,81
B13	0,046	[0,025 - 0,069]	-7,93	0,047	[0,027 - 0,069]	-8,60
B14	0,032	[0,008 - 0,043]	0,59	0,040	[0,007 - 0,073]	-6,00
B15	0,035	[0,030 - 0,041]	0,27	0,029	[0,027 - 0,049]	3,82
B16	0,039	[0,030 - 0,060]	-4,70	0,014	[0,013 - 0,053]	2,35
B17	0,066	[0,053 - 0,078]	-8,68	0,057	[0,034 - 0,071]	-2,41
B18	0,044	[0,014 - 0,060]	-7,53	0,021	[0,018 - 0,031]	1,76
B19	0,047	[0,024 - 0,062]	-6,92	0,050	[0,040 - 0,060]	7,22
B20	0,051	[0,028 - 0,062]	-6,37	0,047	[0,043 - 0,055]	-5,08
<b>Mediana</b>	<b>0,044</b>	<b>[0,027 - 0,060]</b>	<b>-5,23</b>	<b>0,049</b>	<b>[0,037 - 0,066]</b>	<b>-2,76</b>

Métricas de la mediana del error absoluto para el largo del paso derecho e izquierdo de cada uno de los veinte sujetos, las cuales incluyen la mediana y el rango intercuartílico (IQR) en metros, así como el error porcentual. Asimismo, se proporcionan la mediana global y el IQR de todos los participantes.

Tabla 6.8. Error Estimación Largo del paso para el Grupo C

Sujetos	Error Largo del paso derecho			Error Largo del paso izquierdo		
	MdAE	IQR	%Error	MdAE	IQR	%Error
C01	0,061	[0,058 - 0,063]	0,89	0,061	[0,052 - 0,064]	-6,30
C02	0,034	[0,028 - 0,039]	-3,41	0,060	[0,048 - 0,064]	-2,91
C03	0,060	[0,057 - 0,065]	-7,47	0,062	[0,061 - 0,063]	0,48
C04	0,064	[0,035 - 0,066]	-7,59	0,059	[0,054 - 0,061]	7,61
C05	0,067	[0,065 - 0,068]	-9,52	0,062	[0,058 - 0,064]	1,68
C06	0,061	[0,061 - 0,063]	-7,60	0,036	[0,030 - 0,051]	-4,76
C07	0,057	[0,044 - 0,060]	3,41	0,035	[0,029 - 0,045]	-3,18
C08	0,038	[0,018 - 0,057]	-4,92	0,059	[0,044 - 0,064]	-7,93
C09	0,056	[0,047 - 0,062]	-7,92	0,037	[0,025 - 0,048]	-5,38
C10	0,060	[0,052 - 0,065]	-9,52	0,056	[0,053 - 0,062]	-6,94
C11	0,023	[0,019 - 0,064]	-0,27	0,017	[0,011 - 0,030]	2,09
C12	0,062	[0,059 - 0,067]	-8,73	0,054	[0,054 - 0,062]	-8,48
C13	0,022	[0,012 - 0,042]	-1,76	0,046	[0,035 - 0,058]	6,83
C14	0,060	[0,055 - 0,060]	-6,22	0,054	[0,045 - 0,057]	-6,89
C15	0,022	[0,008 - 0,060]	0,04	0,037	[0,012 - 0,061]	6,38
C16	0,043	[0,020 - 0,064]	-5,78	0,063	[0,060 - 0,066]	-10,19
C17	0,016	[0,008 - 0,025]	-0,80	0,029	[0,022 - 0,038]	-3,32
C18	0,062	[0,050 - 0,064]	-7,78	0,055	[0,045 - 0,062]	0,83
C19	0,032	[0,020 - 0,040]	-3,67	0,052	[0,041 - 0,058]	-9,21
C20	0,054	[0,043 - 0,062]	8,31	0,061	[0,042 - 0,062]	3,79
<b>Mediana</b>	<b>0,052</b>	<b>[0,044 - 0,063]</b>	<b>-5,35</b>	<b>0,053</b>	<b>[0,045 - 0,062]</b>	<b>-3,25</b>

Métricas de la mediana del error absoluto para el largo del paso derecho e izquierdo de cada uno de los veinte sujetos, las cuales incluyen la mediana y el rango intercuartílico (IQR) en metros, así como el error porcentual. Asimismo, se proporcionan la mediana global y el IQR de todos los participantes.

Tabla 6.9. Error Estimación Largo del paso para el Grupo D

Sujetos	Error Largo del paso derecho			Error Largo del paso izquierdo		
	MdAE	IQR	%Error	MdAE	IQR	%Error
D01	0,015	[0,010 - 0,050]	-2,79	0,025	[0,020 - 0,033]	4,59
D02	0,020	[0,010 - 0,035]	-1,68	0,020	[0,010 - 0,040]	3,63
D03	0,010	[0,003 - 0,020]	0	0,020	[0,010 - 0,038]	1,48
D04	0,040	[0,010 - 0,050]	1,58	0,020	[0,010 - 0,060]	-1,44
D05	0,040	[0,028 - 0,053]	-7,69	0,060	[0,040 - 0,100]	8,51
D06	0,100	[0,030 - 0,143]	-9,09	0,085	[0,030 - 0,158]	12,42
D07	0,100	[0,050 - 0,173]	1,60	0,150	[0,065 - 0,180]	0
D08	0,110	[0,040 - 0,140]	-17,74	0,035	[0,023 - 0,045]	0
D09	0,050	[0,030 - 0,093]	-8,35	0,090	[0,060 - 0,110]	1,81
D10	0,065	[0,008 - 0,123]	-0,72	0,095	[0,083 - 0,143]	-12,76
D11	0,250	[0,153 - 0,338]	4,50	0,180	[0,110 - 0,293]	-20,09
D12	0,030	[0,015 - 0,085]	1,85	0,020	[0,010 - 0,080]	-1,75
D13	0,100	[0,095 - 0,125]	-16,66	0,115	[0,073 - 0,120]	14,33
D14	0,065	[0,038 - 0,085]	-10,12	0,075	[0,070 - 0,103]	11,66
D15	0,035	[0,008 - 0,073]	-2,77	0,040	[0,028 - 0,053]	4,61
<b>Mediana</b>	<b>0,050</b>	<b>[0,028 - 0,085]</b>	<b>-2,77</b>	<b>0,060</b>	<b>[0,030 - 0,100]</b>	<b>1,81</b>

Métricas de la mediana del error absoluto para el largo del paso derecho e izquierdo de cada uno de los quince sujetos, las cuales incluyen la mediana y el rango intercuartílico (IQR) en metros, así como el error porcentual. Asimismo, se proporcionan la mediana global y el IQR de todos los participantes.

La Tabla 6.9 presenta los errores de estimación de la longitud del paso para el grupo con Enfermedad de Párkinson, reportados mediante métricas no paramétricas robustas: Mediana del Error Absoluto (MdAE) y el Rango Intercuartílico (IQR).

En el Grupo D (Tabla 6.9), el error de la mediana global fue de 0,050 m para el pie derecho (IQR: [0,028–0,085] m) y de 0,060 m para el pie

izquierdo (IQR: [0,030–0,100] m), lo que indica un desempeño estable y una buena capacidad de estimación.

Considerando los cuatro grupos, el desempeño del modelo propuesto se evaluó mediante la Mediana del Error Absoluto (MdAE) (Fig. 6.5). El análisis de los errores de la Mediana Global (Tabla 6.6, Tabla 6.7, Tabla 6.8 y Tabla 6.9) muestra magnitudes de error consistentes en todos los grupos. En los grupos sin alteraciones (A, B y C), los errores de la Mediana Global fueron bajos, con rangos desde 0,044 m (Grupo B, derecho) hasta 0,052 m (Grupo C, derecho). En el grupo D, los errores de la Mediana Global se mantuvieron comparables, con un valor de 0,048 m para ambas extremidades

Estos resultados indican que el modelo mantiene una precisión robusta en todos los grupos, sin diferencias marcadas entre los participantes con y sin patología. Además, el hecho de que la gran mayoría de los errores medianos se mantengan bajos resalta la estabilidad del modelo propuesto para estimar la longitud del paso bajo diversas condiciones de marcha.

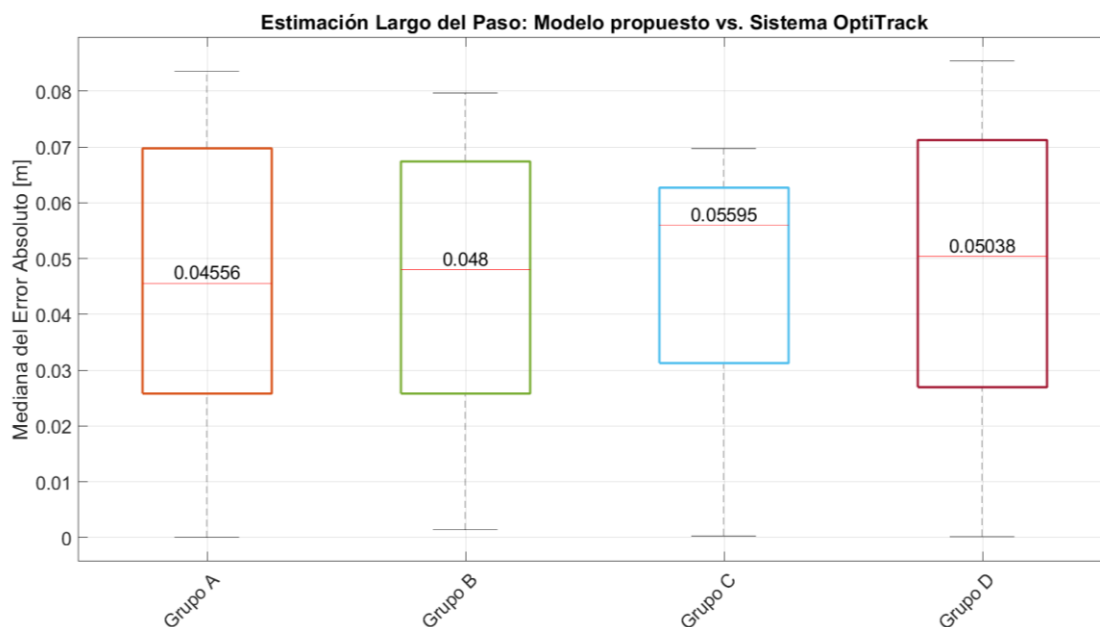


Fig. 6.5. Error absoluto mediano entre modelo propuesto y sistema OptiTrack

Para evaluar la validez y precisión del modelo propuesto en la estimación del largo del paso, se realizó un análisis estadístico exhaustivo que incluyó el Coeficiente de Correlación Intraclase (ICC), el análisis de concordancia de Bland-Altman y medidas de correlación lineal. Los resultados detallados para cada grupo y el análisis general se presentan en las Tabla 6.10, Tabla 6.11 y Tabla 6.12.

Los resultados del ICC muestran una confiabilidad excelente en todos los grupos, con valores superiores a 0,92. Destaca el análisis general con un

ICC de 0,9813 (IC 95%: [0,9706–0,9882]), lo que confirma una alta estabilidad en las mediciones del modelo frente al sistema de referencia

El análisis de Bland-Altman reveló un sesgo (bias) pequeño y consistente hacia la subestimación del largo del paso en todos los grupos, con un valor general de  $-0,016$  m. Los límites de concordancia se mantuvieron en un rango estrecho (aprox. entre  $-0,11$  m y  $0,08$  m), lo que sugiere que el error del modelo es sistemático y predecible. Esta concordancia se visualiza en la Fig. 6.6, donde se observa que la mayoría de las mediciones se distribuyen dentro de los límites de confianza sin presentar patrones de error dependientes de la magnitud del paso.

Se observó una fuerte correlación positiva entre las estimaciones del modelo y los valores de OptiTrack. El coeficiente de correlación general fue de  $R = 0,948$  con un  $R^2 = 0,899$  ( $p < 0,01$ ), indicando que el modelo explica casi el 90% de la variabilidad observada en los datos reales. La pendiente de la regresión, cercana a la unidad ( $0,9712$  en el análisis general), refuerza la precisión del modelo en diferentes rangos de longitud de paso (Fig. 6.7).

Finalmente, para evaluar la estabilidad del algoritmo propuesto, se analizó el error relativo en función de la velocidad de marcha (Fig. 6.8). En el rango de marcha normal, el modelo presenta una alta concentración de

datos en torno al 65% (Grupo A:75%, Grupo B:70%, Grupo C:60% y Grupo D:40%).

Al analizar los extremos, se observa que, en el panel de marcha lenta, los errores se mantienen dentro de un rango de  $[-17,5$  a  $3,3\%]$ , sin mostrar una dispersión significativamente mayor que en velocidades normales. Por el contrario, en el panel de marcha rápida, se aprecia una tendencia hacia la subestimación conforme la velocidad supera los  $1.5$  m/s. En términos generales, el modelo no presenta un sesgo dependiente de la velocidad que comprometa la validez de la estimación. Además, se observa que el Grupo C tiene una mayor presencia en el área de marcha rápida, al igual que el Grupo D en el área de marcha lenta. Mientras que el Grupo A se hace presente en todos los paneles, el Grupo B tiene una tendencia a estar en los paneles de marcha normal a rápida.

Además, se observa que el algoritmo presenta una tendencia predominante hacia la subestimación del largo del paso ( $L_{dp}$ ), con una nube de puntos concentrada mayoritariamente entre el 0% y el -10%. En el panel de marcha normal ( $0,8 - 1,5$  m/s), el modelo exhibe su mayor estabilidad, manteniendo el error dentro de un rango controlado independientemente del aumento de la velocidad. En el panel de marcha lenta ( $< 0.8$  m/s),

representado principalmente por el Grupo D (sujetos con mayores compromisos motores), se evidencia una mayor dispersión de los datos, alcanzando errores puntuales cercanos al 5% en velocidades extremadamente bajas ( $< 0,5$  m/s) y un error -15% para velocidad cercanas a la de marcha normal. Por el contrario, en el régimen de marcha rápida ( $> 1,5$  m/s), la variabilidad disminuye y el error tiende a estabilizarse en torno al -7%, lo que sugiere que el modelo es robusto ante el aumento de la energía cinética del paso, aunque conserva un sesgo constante.

Tabla 6.10. Coeficiente de Correlación Intraclase (ICC) e intervalos de confianza para la validación del largo del paso por grupo de estudio.

Grupo	ICC	IC 95%
Grupo A	0,9403	[0,8558-0,9759]
Grupo B	0,9567	[0,8940-0,9826]
Grupo C	0,9254	[0,8216-0,9698]
Grupo D	0,9788	[0,9381-0,9928]
General	0,9813	[0,9706-0,9882]

ICC: Coeficiente de Correlación Intraclase (Valores superiores a 0,90 se consideran indicativos de una confiabilidad excelente); IC 95%: Intervalo de confianza al 95%.

Tabla 6.11. Análisis de concordancia de Bland-Altman: sesgo, intervalos de confianza y límites de concordancia para la estimación del largo del paso.

	Sesgo [m]	IC 95% sesgo [m]	Límite Superior [m]	Límite inferior[m]
Grupo A	-0,018	[-0,024 - 0,011]	0,078	-0,114
Grupo B	-0,011	[-0,017 - 0,003]	0,086	-0,108
Grupo C	-0,016	[-0,023 - 0,008]	0,078	-0,110
Grupo D	-0,018	[-0,024 - 0,012]	0,079	-0,117
General	-0,016	[-0,019- -0,013]	0,080	-0,113

Tabla 6.12. Métricas de correlación lineal y parámetros de la recta de regresión para la validación del largo del paso frente al sistema de referencia OptiTrack®

	R	R <sup>2</sup>	p-value	Pendiente regresión
Grupo A	0,863	0,745	<0,01	0,8526
Grupo B	0,867	0,751	<0,01	0,8987
Grupo C	0,855	0,731	<0,01	0,8826
Grupo D	0,904	0,818	<0,01	0,9559
General	0,948	0,899	<0,01	0,9712

R: coeficiente de correlación de Pearson; R<sup>2</sup>: coeficiente de determinación, que indica la proporción de la varianza explicada por el modelo; p-value: valor de significancia estadística ( $p < 0,01$  se considera altamente significativo). La pendiente de regresión indica la proximidad de la relación lineal con la unidad

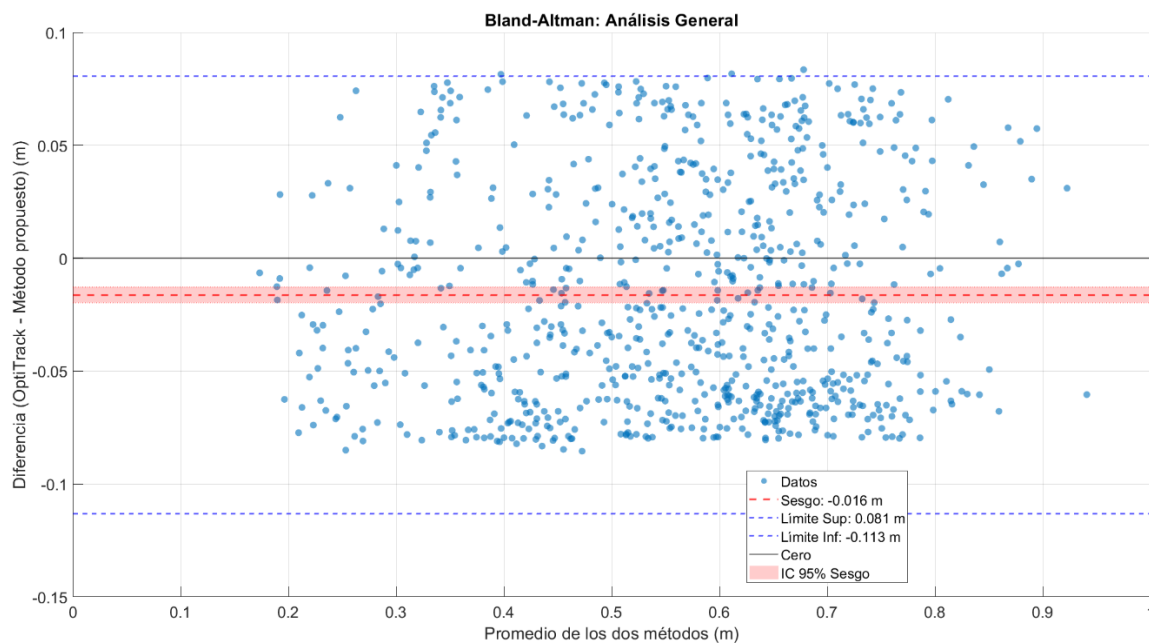


Fig. 6.6 Análisis de concordancia de Bland-Altman para la totalidad de los Grupos

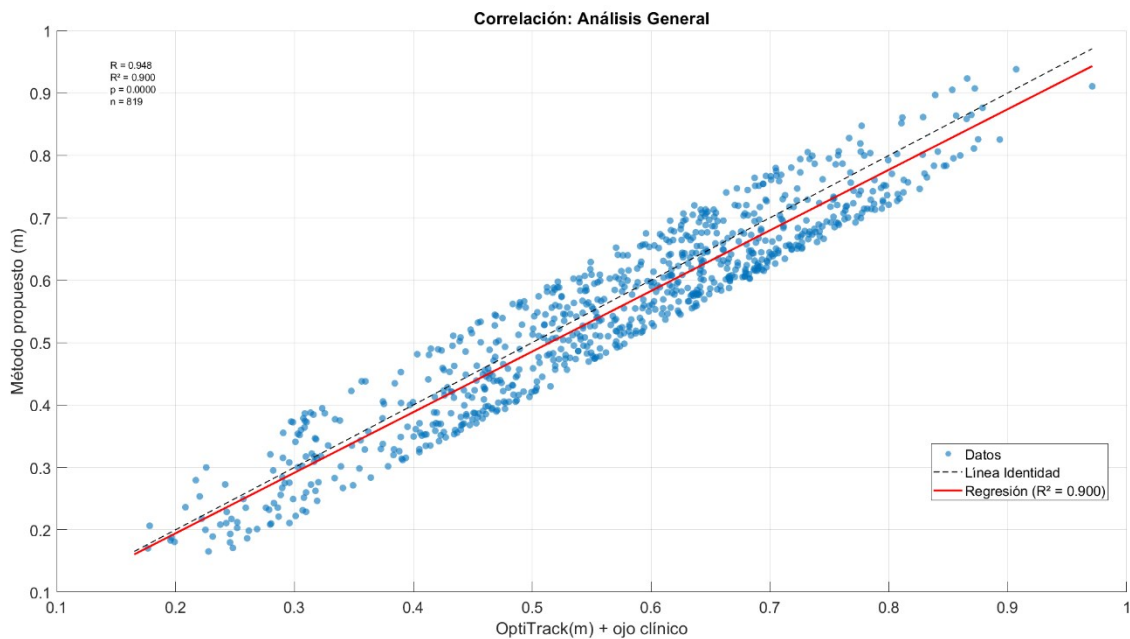


Fig. 6.7. Correlación de Pearson entre el largo del paso estimado por el modelo propuesto y los valores medidos por el sistema OptiTrack+Ojo clínico para todos los grupos

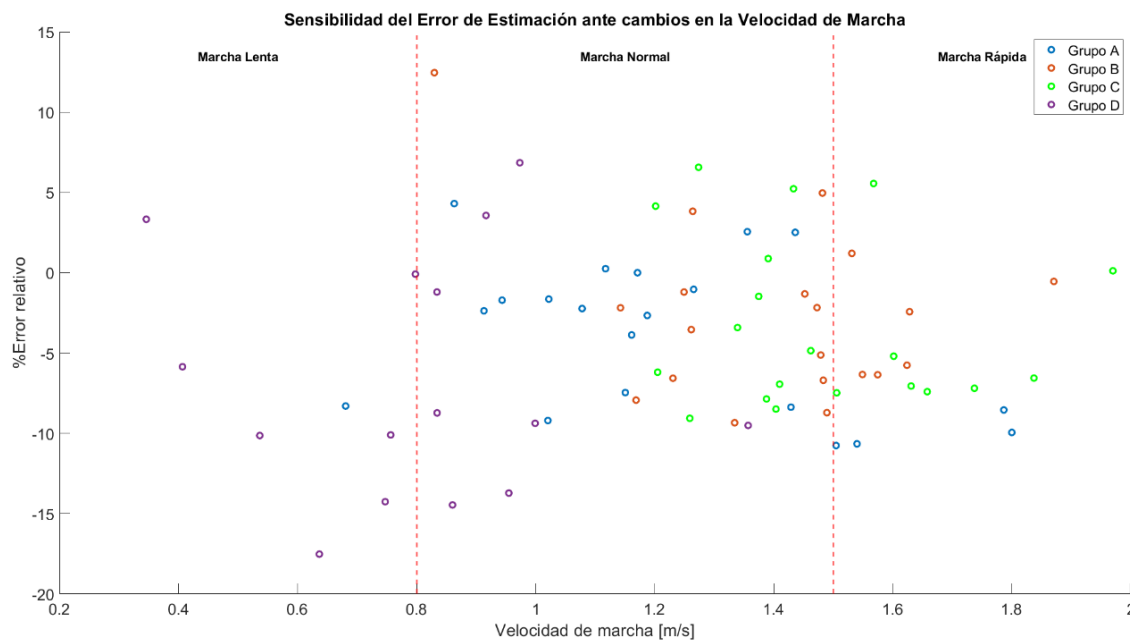


Fig. 6.8. Distribución del %error relativo en la estimación del largo del paso vs. a la velocidad de marcha. Las líneas verticales delimitan los límites de marcha lenta (<0,8m/s), normal (0,8-1,5 m/s) y rápida (>1,5m/s).

Con el objetivo de evaluar la robustez y capacidad de generalización del método propuesto, se realizó un análisis comparativo frente a tres enfoques tradicionales: un modelo biomecánico de Péndulo Invertido Simple (sin rotación pélvica) [71], dos algoritmos de aprendizaje automático (ML): Regresión Gaussiana y *Random Forest* (RF) y un modelo de *Deep Learning* (DL): Perceptrón Multicapa (MLP) para regresión supervisada (Tabla 6.13).

Ambos modelos fueron entrenados utilizando las siguientes características: duración del paso; valor RMS, media, mínimo, máximo y amplitud *Peak-to-Peak* de cada paso, tanto para la señal de aceleración en el eje z como para la señal de *yaw*, bajo un protocolo estricto de validación cruzada para asegurar la independencia de los datos de prueba, asegurando que el conjunto de prueba consistiera en sujetos completamente desconocidos durante el entrenamiento. Además, el modelo MLP para regresión, está compuesto por tres capas ocultas completamente conectadas (64, 32 y 16 neuronas) con funciones de activación ReLU y regularización mediante dropout. El modelo fue entrenado utilizando el optimizador Adam y la función de pérdida de error cuadrático medio.

En la Tabla 6.13, se observa que el modelo biomecánico basado en el doble péndulo invertido presentó el mejor rendimiento global, obteniendo un

MdAE de 0,050m. Este resultado supera significativamente a los enfoques basados puramente en datos, logrando reducir el error en un 36% respecto a la Regresión Gaussiana (0,078 m), en un 37.5% respecto al modelo de *Random Forest* (0,080 m) y en un 34,3% respecto al modelo de Perceptrón multicapa (0,078m). Asimismo, la comparación con el modelo de péndulo invertido simple (MdAE 0,161 m) confirma que la inclusión de la rotación pélvica es determinante para una estimación correcta, ya que la simplificación excesiva de la física del movimiento triplica el error de estimación.

Por otro lado, lo más relevante de este análisis es la estabilidad del error entre grupos. Mientras que los modelos predictivos sufrieron una degradación notable de su precisión al enfrentarse a marchas patológicas, el modelo propuesto se mantuvo casi invariante, ya que el modelo logra capturar el movimiento fundamental del paso, independiente de la alteración clínica. Sin embargo, la Regresión Gaussiana empeoró su error de 0,070 m (sanos) a 0,094 m (patológicos), el *Random Forest* de 0,066 m a 0,097 m y el Perceptrón multicapa de 0,061m a 0,1135m. Esto sugiere que los modelos de ML y DL tienden a sobreajustar los patrones de marcha típica y fallan al intentar generalizar la variabilidad cuando se agrega alguna patología.

Tabla 6.13. Evaluación del rendimiento: Modelo propuesto frente a métodos predictivos y péndulo invertido simple para la estimación del largo del paso

Método	MdAE General [m]	MdAE sin Patología [m]	MdAE con Patología [m]
Método Propuesto	0,050	0,049	0,050
Péndulo invertido simple	0,161	0,209	0,080
Regresión Gaussiana	0,078	0,070	0,094
<i>Random Forest</i>	0,080	0,066	0,097
<i>Perceptrón</i>	0,078	0,061	0,114
<i>Multicapa</i>			

MdAE: Mediana del error absoluto.

Por otro lado, al contrastar el desempeño del método propuesto con la literatura (Tabla 6.14), se confirma que la precisión alcanzada es altamente competitiva dentro del estado del arte actual. Con un RSME de 0,042 m en sujetos sanos (SP) y con patología (CP) y en general 0,043, los resultados obtenidos superan en consistencia a otros enfoques biomecánicos. Por ejemplo, el modelo de péndulo invertido simple con corrección de Soltani [55] reporta una alta dependencia de la velocidad, con errores (RMSE) que fluctúan desde 0.04 m en marcha lenta hasta duplicarse a 0,08 m en marcha normal. A diferencia de ello, el modelo propuesto mantiene su precisión de manera uniforme, independientemente de la condición del sujeto.

Al contrastar los resultados con el estudio de Zadka [72], se observa una convergencia en los niveles de precisión. Mientras que dicho autor reportó

un error de 0,047 m (RMSE) utilizando algoritmos avanzados de *Machine Learning* (XGBoost) sobre promedios de pasos, el modelo biomecánico propuesto alcanzó un desempeño equiparable de 0,043 m (RMSE).

El hecho de que el enfoque basado en un modelo biomecánico logre aproximarse a tan solo 2-3 milímetros de los resultados obtenidos mediante aprendizaje computacional masivo, valida la estructura del doble Péndulo Invertido. Confirmando así, que la corrección geométrica de la pelvis es capaz de capturar la longitud del paso con una fidelidad competitiva frente al estado del arte, sin requerir la complejidad computacional de los modelos de *Machine Learning*.

Tabla 6.14. Comparación del rendimiento de la estimación de la longitud del paso utilizando IMU lumbares individuales en cohortes patológicas y no patológicas

Autores	Modelo/ Algoritmo	Ubicación del sensor	Participantes	Error reportado
Modelo propuesto	Modelo doble péndulo invertido	1 IMU (L5-S1)	SP y CP (75)	RMSE: 0,042m (SP y CP) 0,043m (General)
Soltani [55]	Péndulo invertido simple con corrección	1 IMU (L4-SS)	SP y CP (40)	RMSE: 0,04m (vel. baja) 0,08m (vel. normal) 0,07m (vel. rápida) 0,017m (con asistencia)
Zadka [72]	XGboost	1 IMU (L5-S1)	Diferentes condiciones neurológicas (472)	RMSE: 0,060m (paso único) 0,047m (promedio de 10 pasos)

SP: sin patología, CP: con patología, RMSE: raíz del error cuadrático medio

## 6.5 Índice de Asimetría Pélvica Funcional

Se procesaron los datos cinemáticos de los cuatro grupos de estudio obteniendo los valores medios de IAPF por extremidad y el Ratio de Asimetría resultante. Las tablas Tabla 6.15, Tabla 6.16, Tabla 6.17 y Tabla 6.18, muestran los valores del índice por extremidad y el ratio de asimetría de los grupos A, B, C y D, respectivamente.

A nivel global, se observó que las medianas generales de los ratios de asimetría tienden a la unidad (1,00), lo que podría sugerir erróneamente una homogeneidad en la muestra. Sin embargo, el análisis individualizado mediante el IAPF reveló una alta variabilidad intra-grupal, destacando la presencia de asimetrías compensatorias severas que quedan enmascaradas en los análisis de tendencia central.

Al examinar la dispersión central del ratio de asimetría (rango intercuartil), se evidenció que la homogeneidad no es uniforme entre los grupos estudiados, ya que el grupo C presentó la mayor consistencia biomecánica, registrando la menor dispersión en el Ratio de Asimetría de los grupos sin patología. Esto indica que la mayoría de sus sujetos se mantienen dentro de rangos de simetría funcional, con dispersiones mínimas entre

extremidades. Sin embargo, el grupo B, tuvo una mayor dispersión con respecto a los otros grupos sanos a pesar de tener una mediana casi unitaria, lo que podría indicar que están en la transición de las compensaciones a utilizar al momento de caminar. Por otro lado, el grupo D, presentó una mediana de 0,96 con una dispersión de 0,27.

Con respecto a los valores de IAPF, se observaron diferencias significativas en la brusquedad del movimiento y en la fluidez del control motor entre los grupos, por ejemplo: el Grupo A presentó los valores más altos (mediana  $\pm$  dispersión) (derecha:  $3,86 \pm 1,65$ ; izquierda:  $3,68 \pm 1,19$ ), sugiriendo un patrón de marcha con mayor valor de *Jerk* o aceleraciones bruscas generalizadas. Por el contrario, el Grupo D presentó los valores más bajos (derecha:  $2,91 \pm 1,09$ ; izquierda:  $2,78 \pm 0,92$ ), lo que podría interpretarse como una estrategia de marcha más cautelosa o rígida, aunque funcionalmente más asimétrica.

Además, si consideramos los umbrales antes definidos (0,76-1,29), permitió detectar sujetos con disfunciones específicas que escapan a la media grupal: por ejemplo, en el Grupo B, se identificaron valores extremos, como el B06 (Ratio 1,74) y B11 (Ratio 0,66), quienes presentan una inestabilidad izquierda superior. Mientras que el sujeto B10 (Ratio 0,53) presentó una

inestabilidad derecha severa, donde el valor de la extremidad derecha duplica a la de la izquierda. Por otro lado, en el Grupo D, el sujeto D02 (Ratio 0,50) confirmó la sensibilidad del índice para detectar inestabilidades unilaterales críticas incluso en grupos con promedios de IAPF bajos.

Tabla 6.15. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo A

Sujetos	IAPF derecha (s <sup>-2</sup> )	IAPF izquierda(s <sup>-2</sup> )	Ratio de Asimetría
A01	4,53	4,10	0,91
A02	3,05	3,61	1,18
A03	6,13	5,20	0,85
A04	2,59	3,14	1,21
A05	6,45	6,02	0,93
A06	3,82	2,68	0,70
A07	3,94	3,75	0,95
A08	5,00	5,96	1,19
A09	6,50	3,81	0,59
A10	4,06	3,07	0,76
A11	3,30	4,57	1,38
A12	2,61	2,55	0,97
A13	3,55	3,17	0,89
A14	2,62	3,82	1,46
A15	4,61	3,53	0,77
A16	3,53	3,14	0,89
A17	3,91	4,19	1,07
A18	1,59	2,05	1,29
A19	6,24	4,47	0,72
A20	3,25	3,46	1,06
<b>General</b>	<b>3,86 [3,15-4,80]</b>	<b>3,68 [3,14-4,33]</b>	<b>0,94 [0,81-1,18]</b>

Tabla 6.16. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo B

Sujetos	IAPF derecha (s <sup>-2</sup> )	IAPF izquierda(s <sup>-2</sup> )	Ratio de Asimetría
B01	3,12	3,61	1,16
B02	3,36	2,94	0,88
B03	3,49	3,20	0,92
B04	3,44	5,26	1,53
B05	3,41	3,41	1,00
B06	2,01	3,50	1,74
B07	6,60	3,95	0,60
B08	3,44	3,09	0,90
B09	2,09	2,71	1,30
B10	5,12	2,74	0,53
B11	2,97	4,92	1,66
B12	3,61	4,18	1,16
B13	2,10	2,26	1,07
B14	2,20	1,71	0,78
B15	1,14	0,78	0,68
B16	4,41	5,85	1,33
B17	3,79	4,58	1,21
B18	3,76	2,50	0,66
B19	6,21	5,34	0,86
B20	2,25	2,95	1,31
<b>General</b>	<b>3,42 [2,25- 3,77]</b>	<b>3,30 [2,72-4,38]</b>	<b>1,03 [0,82-1,30]</b>

Tabla 6.17. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo C

Sujetos	IAPF derecha (s <sup>-2</sup> )	IAPF izquierda(s <sup>-2</sup> )	Ratio de Asimetría
C01	4,68	5,04	1,08
C02	4,05	3,44	0,85
C03	5,09	4,58	0,90
C04	2,18	3,11	1,43
C05	2,68	2,69	1,01
C06	3,97	2,54	0,64
C07	2,16	2,44	1,13
C08	3,44	4,11	1,20
C09	3,19	3,69	1,14
C10	2,43	2,87	1,18
C11	3,50	2,81	0,80
C12	3,05	2,94	0,97
C13	2,98	2,87	0,97
C14	3,09	2,41	0,78
C15	3,26	3,27	1,00
C16	4,63	5,65	1,22
C17	4,43	4,20	0,95
C18	4,17	3,71	0,89
C19	3,69	4,39	1,19
C20	2,62	3,54	1,35
<b>General</b>	<b>3,35 [2,83-4,11]</b>	<b>3,35 [2,84-4,15]</b>	<b>1,00 [0,89-1,18]</b>

Tabla 6.18. Resultados Índice de Asimetría Pélvica Funcional y Ratio de Asimetría para el Grupo D

Sujetos	IAPF derecha (s <sup>-2</sup> )	IAPF izquierda(s <sup>-2</sup> )	Ratio de Asimetría
D01	2,34	2,97	1,27
D02	4,85	2,41	0,50
D03	1,38	2,45	1,77
D04	1,74	3,16	1,82
D05	3,11	1,75	0,56
D06	4,26	4,11	0,96
D07	2,72	2,43	0,89
D08	3,53	4,05	1,15
D09	2,36	1,97	0,84
D10	2,26	2,30	1,02
D11	2,29	2,30	1,00
D12	2,87	2,28	0,80
D13	5,00	4,73	0,95
D14	3,05	3,15	1,03
D15	1,85	1,58	0,85
<b>General</b>	<b>2,72 [2,26-3,42]</b>	<b>2,43 [2,28-3,15]</b>	<b>0,96 [0,84-1,12]</b>

Posterior al análisis descriptivo por grupos, es necesario observar la distribución global de la muestra. El objetivo es verificar visualmente si los umbrales calculados se ajustan correctamente a los datos reales y permiten separar a los sujetos sanos de aquellos con patología.

La Fig. 6.9 muestra el histograma de los datos del ratio de asimetría general, donde se observa el comportamiento de los sujetos según los límites antes mencionados, permitiendo identificar rápidamente a los individuos que

se alejan de la diagonal de simetría (línea central), revelando los casos específicos de inestabilidad unilateral.

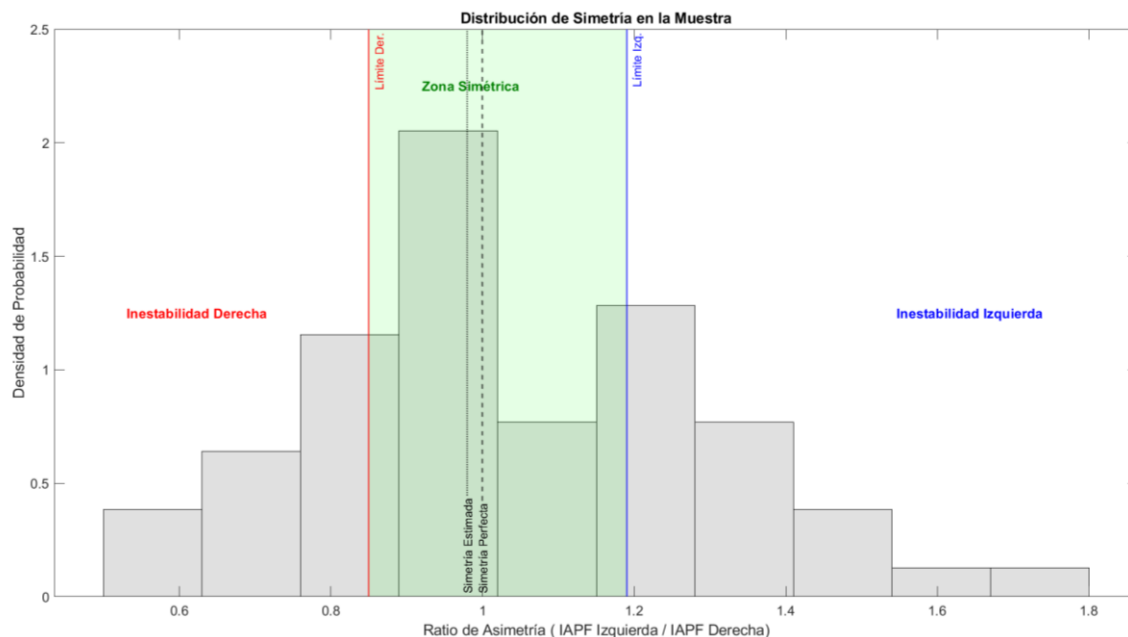


Fig. 6.9. Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional de todos los sujetos, destacando la asimetría perfecta y la estimada.

Las Fig. 6.10, Fig. 6.11, Fig. 6.12 y Fig. 6.13, muestran los histogramas segmentados por grupos (A, B, C y D, respectivamente), donde se puede observar que el grupo C, presente la distribución más cercana a la zona simétrica, ya que la mayoría de los sujetos se agrupan en la columna central confirmando su comportamiento homogéneo. Por otro lado, el grupo B, presenta una distribución dispersa, teniendo un número importante de sujetos en los extremos, logrando ser uno de los grupos con más asimetría. El grupo

A muestra un comportamiento intermedio, ya que presenta sujetos en la zona de simetría, pero con varios sujetos superando levemente la inestabilidad izquierda y derecha. Finalmente, el grupo D revela un grupo importante con una asimetría derecha severa, lo que escapa del comportamiento normal del resto del grupo.

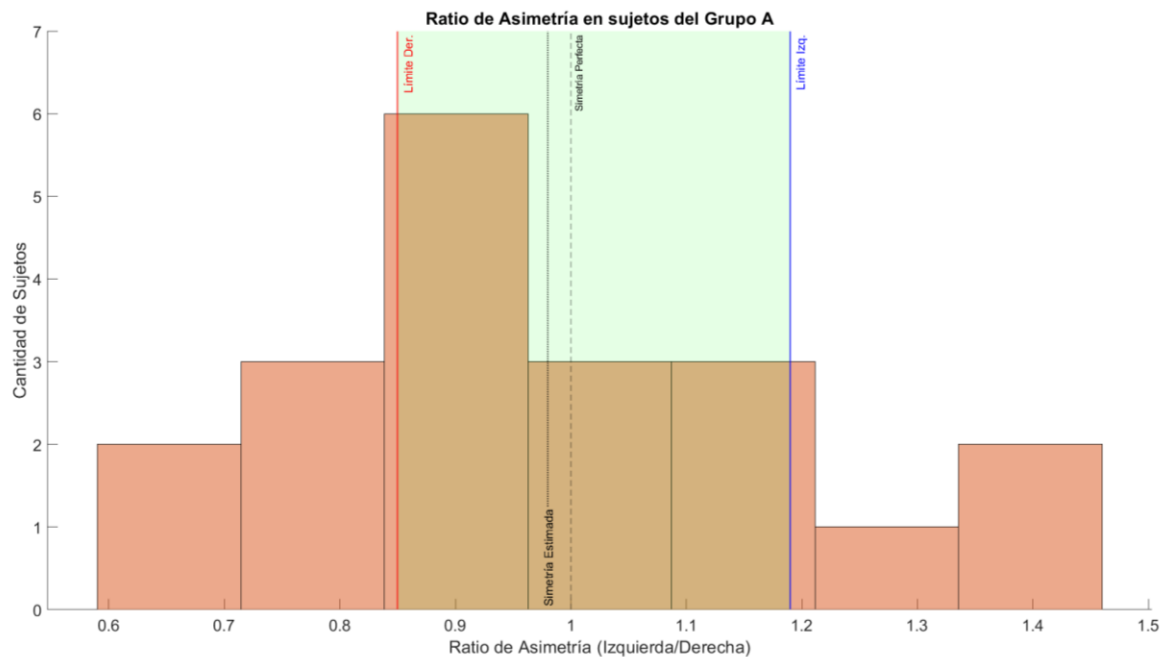


Fig. 6.10. Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo A

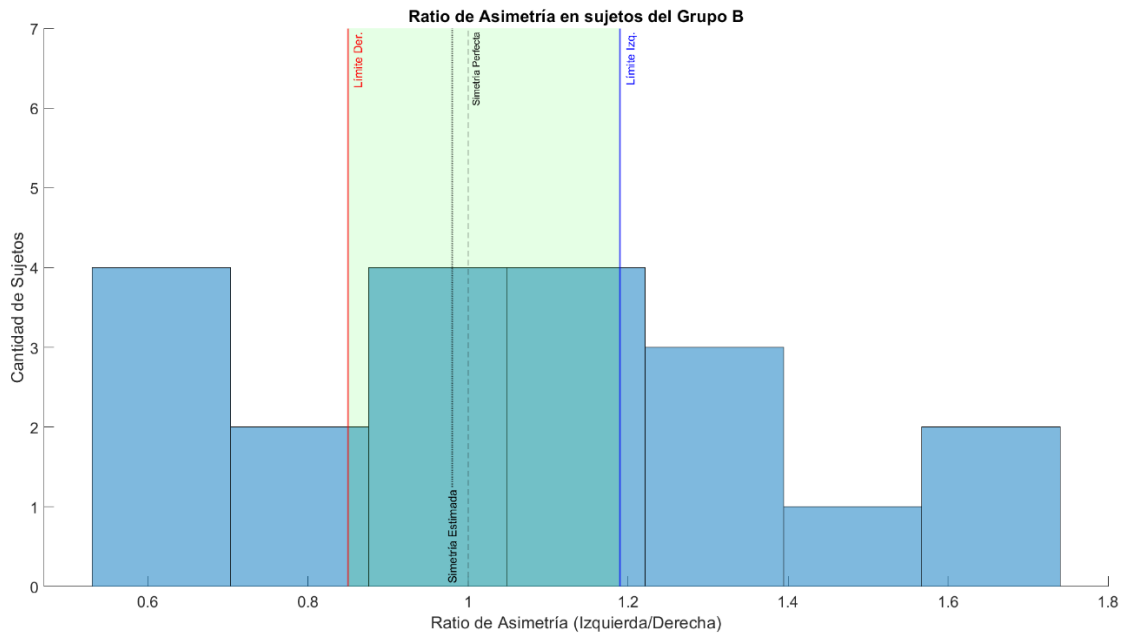


Fig. 6.11. Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo B

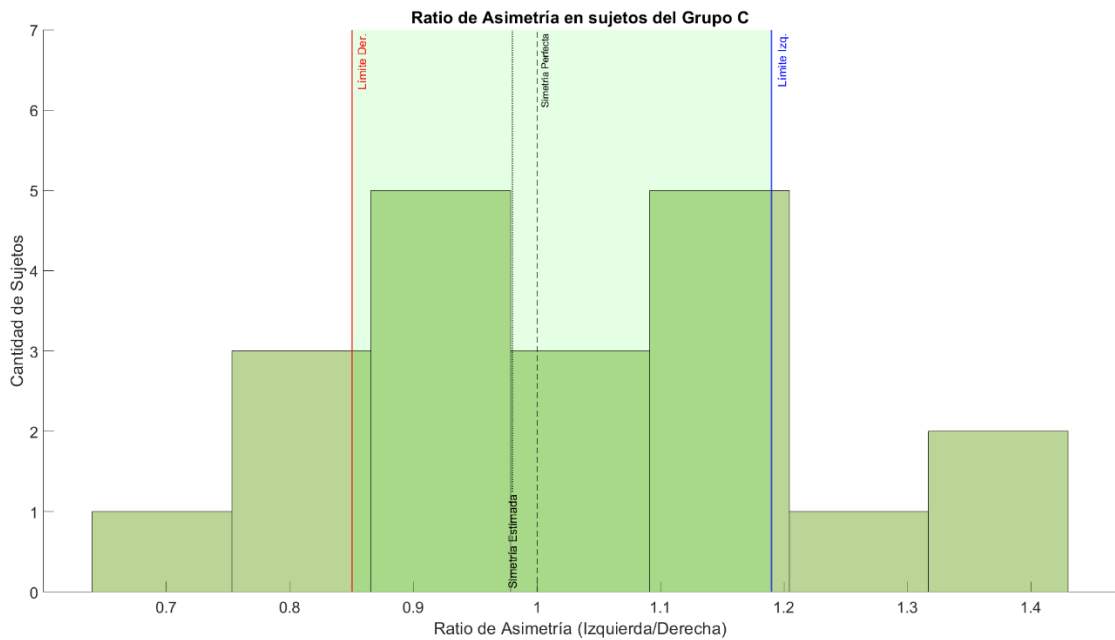


Fig. 6.12. Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo C

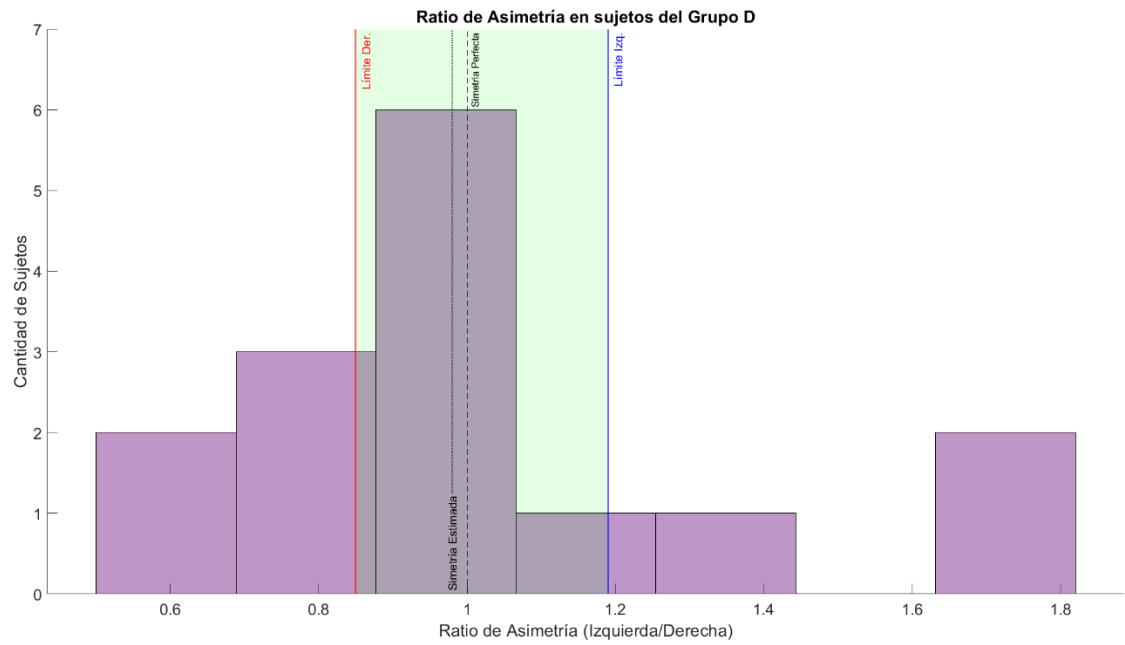


Fig. 6.13. Histograma del Ratio de Asimetría con las zonas de clasificación funcional del Grupo D

## CAPÍTULO 7. DISCUSIÓN

En esta tesis se desarrolló y validó un modelo inspirado en el doble péndulo invertido que marca un avance en el análisis de marcha utilizando un único sensor inercial. Sin embargo, el principal valor de esta propuesta no es solo medir la asimetría con precisión, sino su capacidad para descomponerla en sus dos pilares biomecánicos: el movimiento pendular y la rotación pélvica.

A lo largo de la investigación, se demostró que aislar el rol de la pelvis es un paso crucial. Al hacerlo, el modelo deja de ser una simple herramienta de medición para convertirse en un marco interpretativo capaz de revelar las estrategias ocultas detrás de la marcha patológica, ofreciendo una mejora sustancial frente a los modelos tradicionales que suelen asumir, erróneamente, una simetría perfecta.

La solidez de nuestros resultados consiste en una detección robusta de los eventos de la marcha. En los participantes sin alteraciones, el error al

estimar la duración del paso fue mínimo ( $< 3\%$ ), lo que indica una detección estable y sin sesgos de los contactos iniciales. Este rendimiento en la segmentación, que se alinea con trabajos previos sobre la fiabilidad de las señales inerciales [69], constituye la base sobre el cual se construye la precisión final del largo de paso.

Sobre esta base, los resultados del largo de paso demuestran un desempeño consistente y robusto del modelo en una amplia gama de condiciones. La precisión fue alta ya que se presentó un MdAE bajo en todos los grupos. Como se muestra en la Tabla 6.6, Tabla 6.7 y Tabla 6.8, el error mediano global en adultos mayores (Grupo A) fue de 0,045 m, en adultos de mediana edad (Grupo B) fue de 0,048 m y en adultos jóvenes (Grupo C) fue de 0,055 m, demostrando que el modelo se comporta de manera consistente a través de los distintos grupos etarios.

Estos resultados, sumados a errores porcentuales inferiores al 5,5%, validan la efectividad del modelo y lo posicionan favorablemente frente a los métodos tradicionales de doble integración (RMSE  $\sim 8$  cm [55]), acercándose a la precisión de los sistemas multi sensores (RMSE  $\sim 4$  cm [56]).

Sin embargo, fue el análisis estadístico de Bland-Altman el que reveló el hallazgo más crítico: un sesgo medio clínicamente bajo de -0,016 m (IC

95% [-0,019; -0,013] m). No obstante, es importante notar que los Límites de Acuerdo (LoA) resultaron amplios, oscilando entre -0,113 m y 0,080 m. Esto indica que, si bien el modelo es extremadamente exacto en el promedio (tiene muy poco sesgo), existe una variabilidad aleatoria considerable cuando se mira cada paso por separado.

Como se discute más adelante, esto implica que el método no es intercambiable para el análisis individual de cada paso, pero resulta ideal para monitorear los promedios de una sesión. Estos resultados señalan que la incorporación explícita de la rotación pélvica y el uso del número de Froude con el método OFDRI contribuyen a reducir el error por la constante de integración y a mejorar la estabilidad en la estimación del largo del paso bajo condiciones de marcha libre o menos restringida.

Entonces el valor del presente modelo debe interpretarse bajo los conceptos de precisión y complejidad. Si bien los métodos puramente predictivos, como los modelos empíricos o de *Machine Learning*, pueden lograr métricas de precisión numérica similares en la marcha no patológica [73], los hallazgos de este estudio sugieren que esta equivalencia se pierde bajo condiciones de asimetría y patología [74].

Por lo tanto, la complejidad biomecánica incorporada en el modelo mediante la formulación explícita del doble péndulo y la rotación pélvica no es un incremento arbitrario, sino una condición necesaria para abordar la asimetría clínica. Los modelos más simples suelen fallar en estas poblaciones porque dependen de suposiciones de simetría o de relaciones empíricas del paso que no se sostienen ante la inestabilidad y las estrategias compensatorias [74]. De hecho, existe literatura que indica que la detección de eventos y la estimación de parámetros con IMU's son poco fiables en patrones de marcha lenta y pasos cortos, característicos de deterioros severos [75]. Asimismo, se ha reportado que métodos como ZUPT pierden efectividad en la marcha patológica [76]. Es por esto, que la inclusión de la rotación pélvica mediante el modelo propuesto evita esta limitación fundamental, asegurando robustez y precisión dentro de rangos clínicamente útiles en cohortes con alteraciones [69]. Además, esta complejidad añadida permite la interpretabilidad diagnóstica, transformando el modelo de una simple herramienta de medición en un marco capaz de identificar el origen de la asimetría en la marcha. Por lo tanto, el esfuerzo adicional en la formulación del modelo se justifica plenamente por la ganancia sustancial en robustez predictiva para poblaciones clínicas y por su utilidad diagnóstica. Esta premisa se ve

respaldada empíricamente en la Tabla 6.13 y en la Tabla 6.14 donde queda en evidencia la competitividad del modelo al contrastarlo con los enfoques puramente predictivos y la literatura actual.

Los resultados de la Tabla 6.13 permiten la comparación del modelo propuesto vs. ML y DL, donde las cifras muestran una ventaja evidente del modelo cinemático propuesto frente a la Regresión Gaussiana (MdAE de 0,050 m frente a 0,078 m) y un rendimiento que supera incluso a algoritmos más complejos como *Random Forest* (0,080 m) o el modelo de Perceptrón Multicapa (0.078m).

Esto confirma que la incorporación del modelo basado en el doble péndulo invertido no solo es válida desde un punto de vista teórico, sino que en la práctica logra superar o igualar a los algoritmos de aprendizaje automático. Así, se demuestra que es posible alcanzar altos estándares de precisión sin sacrificar la interpretabilidad biomecánica, validando la hipótesis de que la física del movimiento aporta un valor que los datos por sí solos no siempre logran capturar.

Por otro lado, al observar la Tabla 6.14, se observa que el modelo mantiene una precisión competitiva, registrando una mediana del error absoluto (MdAE) de 0,049 m en sujetos sanos. No obstante, la ventaja más

significativa aparece al evaluar la marcha patológica. En este grupo, el error se mantiene prácticamente estable en 0,050 m, un desempeño sustancialmente más robusto que el de los métodos de doble integración y modelos de aprendizaje automático o *Deep Learning*, los cuales suelen perder precisión en contextos clínicos complejos. Este bajo error en condiciones de marcha asimétrica valida al modelo como una herramienta de robusta para el monitoreo de pacientes, un escenario donde la variabilidad es la norma y donde otras metodologías reportan un aumento significativo en sus errores.

Sin embargo, el verdadero valor de un modelo clínico reside en su capacidad para mostrarse confiable bajo condiciones de marcha patológica. En este contexto, el desempeño observado en el grupo con patología fue particularmente bueno, mostrando MdAE de 0,050m (Fig. 6.5). Este valor resulta totalmente comparable a la obtenida en los grupos sin alteraciones, lo que evidencia una buena estabilidad. Por lo que se puede notar que la presencia de alteraciones en la marcha no compromete la base biomecánica del modelo, demostrando su robustez y adaptabilidad incluso frente a asimetrías o compensaciones. Por lo tanto, el modelo muestra un sólido potencial para su uso en poblaciones clínicas, ya que logra conservar la

precisión métrica sin sacrificar la capacidad de capturar la asimetría entre extremidades, un aspecto crítico que suele perderse en los modelos convencionales que asumen simetría.

Al analizar cómo se comporta el modelo frente al envejecimiento, se presenta un resultado interesante. Contrario a lo que suele ocurrir con otros métodos, donde la precisión cae con la edad, nuestro modelo obtuvo su mejor desempeño precisamente en el Grupo A (adultos mayores), logrando un MdAE de 0,045 m.

Por otro lado, al comparar el grupo A con los grupos más jóvenes, se observa que el error tiende a ser ligeramente mayor: 0,048 m en los adultos de mediana edad (Grupo B) y 0,055 m en los adultos jóvenes (Grupo C). Esto sugiere que la formulación biomecánica del doble péndulo se adapta a la dinámica de la marcha de los adultos mayores, quizás debido a que sus patrones de velocidad y cadencia encajan mejor con las suposiciones físicas del modelo que la marcha más rápida o variable de los jóvenes. Sin embargo, si se compara el Grupo A con el Grupo D (personas con enfermedad de Parkinson), ya que ambos comparten un rango etario similar, pero difieren en su condición neurológica. Aquí, el modelo demostró una alta robustez: el error en el grupo con Parkinson fue de 0,050 m, apenas 5 milímetros más que

en sus pares sanos. Esta diferencia mínima indica que la presencia de la patología y la restricción de movimilidad o temblor asociados no logra desestabilizar el cálculo, validando que el método es capaz de absorber las alteraciones motoras sin perder su precisión clínica.

En cambio, si se compara el grupo B y C se observa que la precisión del modelo favorece ligeramente al grupo de mayor edad. Mientras que el Grupo B registró un MdAE de 0,048 m, el Grupo C presentó un error superior, alcanzando los 0,055 m. Este comportamiento podría explicarse por las características cinemáticas propias de la edad. Debido a que es probable que la marcha de los adultos jóvenes usualmente sea más rápida y con pasos más firmes, desafiando así las suposiciones simplificadas del modelo de péndulo invertido (diseñado idealmente para una marcha pendular estable) en comparación con el paso más controlado que comienza a manifestarse en la mediana edad.

Por otro lado, la validación del modelo muestra un ICC general de 0,9813 (IC 95%: [0,9706–0,9882]). Este valor, indica que el modelo no solo estima promedios correctos, sino que es capaz de rastrear fielmente las variaciones del largo del paso entre un sujeto y otro. Por otra parte, el Grupo D (patología presente) presentó uno de los índices de confiabilidad más altos

(ICC = 0,9788 y R = 0,904), superando incluso a los grupos de adultos sanos y jóvenes. Esto sugiere que la formulación física del modelo se acopla con gran robustez a la dinámica de la marcha patológica, capturando la variabilidad del movimiento con mayor fidelidad que en sujetos sanos, donde la velocidad o la aleatoriedad del paso podrían introducir mayor ruido.

Por su parte, el análisis de Bland-Altman confirmó la exactitud del sistema, mostrando un sesgo medio (*bias*) de -0,016 m, lo que implica una tendencia mínima y sistemática a la subestimación que resulta clínicamente despreciable. Si bien los Límites de Acuerdo (LoA) mostraron una dispersión de entre -0,11 m y 0,08 m, este rango es esperable en sistemas inerciales debido a la integración de señales. Sin embargo, dado el alto ICC y la fuerte correlación de Pearson (R = 0,948 a nivel general), se concluye que esta dispersión no afecta la capacidad del modelo para monitorear la evolución del paciente, validando su uso como herramienta de seguimiento cuantitativo en entornos reales.

Sin embargo, un MdAE bajo y estable junto con LoA relativamente amplios obliga a definir con precisión el alcance clínico del modelo el cual es bueno para el monitoreo continuo y el análisis basado en parámetros agregados, como medianas o promedios de sesión. Más allá de la medición

en sí, esta distinción posee un valor clínico interesante: la alta variabilidad paso a paso reflejada en los LoA no debe interpretarse necesariamente como una reducción en la precisión del modelo, sino como un potencial indicador de inestabilidad o ineficiencia en las estrategias de control motor. Dado que el modelo es particularmente sensible a las variaciones en la rotación pélvica y la asimetría entre extremidades, las desviaciones en sus estimaciones pueden reflejar fluctuaciones reales en la coordinación o el ritmo del paciente, más que simple ruido o error.

De este modo, el sistema es capaz de distinguir entre patrones de marcha estables e inestables. Por lo que esta interpretación lleva a profundizar en las limitaciones conceptuales del modelo. El aumento del error observado en grupos con mayor compromiso motor sugiere que la aproximación de péndulo invertido, si bien es excelente, encuentra sus límites en patologías que cursan con una alta restricción de movilidad o espasticidad, donde la pierna deja de comportarse como un péndulo invertido ideal. En consecuencia, el modelo actual, al no capturar estas dinámicas no lineales, tiende a subestimar el desplazamiento en esos casos específicos.

El análisis de la distribución del error en función de la velocidad de marcha (Fig. 6.8) revela una de las fortalezas más significativas del modelo

de doble péndulo invertido propuesto, destacando su invarianza ante la dinámica de progresión del sujeto. No obstante, la persistencia de un error negativo en todo el espectro evaluado sugiere la presencia de un sesgo sistemático inherente a las simplificaciones geométricas del modelo; biomecánicamente, esta subestimación puede atribuirse al uso de segmentos rígidos que no consideran la compresión efectiva de la extremidad durante el apoyo simple ni la deformación del calzado, factores que reducen la altura real del centro de masa y, por ende, la proyección calculada del paso. A pesar de este sesgo, el hallazgo más relevante es la estabilidad de la precisión observada entre los 0,8 y 1,8 m/s, donde a diferencia de otros algoritmos de la literatura cuyos errores crecen linealmente con la velocidad, nuestra propuesta basada en cinemática pélvica logra 'aplanar' la curva de sensibilidad. Este comportamiento es crítico en el panel de marcha lenta (inferior a 0,8 m/s), donde la mayor dispersión registrada en el Grupo D refleja la irregularidad intrínseca de la marcha patológica. En este régimen, donde el centro de masa no describe un arco pendular perfecto, la integración de las inclinaciones de la pelvis permite al algoritmo capturar el desplazamiento adicional del tronco y procesarlo como una extensión efectiva del radio del péndulo. El hecho de que el modelo logre capturar pasos

por debajo de los 0,6 m/s sin una divergencia catastrófica del error valida la inclusión de la pelvis como variable compensatoria. En consecuencia, si bien existe un margen de optimización mediante factores de calibración lineal para eliminar el sesgo negativo, la arquitectura física del modelo de doble péndulo invertido se consolida como una solución fundamentalmente sólida y robusta para el monitoreo ambulatorio de pacientes con Parkinson en condiciones de movilidad libre.

Del mismo modo, el análisis confirma que todo el sistema depende críticamente de la detección precisa del Contacto Inicial. En la marcha patológica [74] [77] las alteraciones en los tiempos de fase complican la detección automatizada. En el caso de esta investigación, la prevalencia de 'contactos suaves' (*soft heel strikes*) en los pacientes genera eventos biomecánicamente ambiguos al atenuar los picos de aceleración anteroposterior. Esto introduce una incertidumbre temporal en la localización exacta del evento (Tabla 6.5) que se propaga inevitablemente a la estimación del largo del paso, explicando parte de la dispersión observada en los resultados.

En este contexto, la cuantificación de la calidad del movimiento a través de la fluidez de la marcha resulta fundamental. La implementación del

Índice de Asimetría Pélvica Funcional (IAPF) permitió identificar patrones distintivos de inestabilidad pélvica entre los grupos evaluados, aportando información clínica crítica para la optimización de protocolos de rehabilitación en pacientes con trastornos neurodegenerativos, como la enfermedad de Parkinson, o afecciones musculoesqueléticas.

Los resultados revelaron una clara diferenciación fisiológica: el Grupo A (adultos mayores sanos) presentó los valores absolutos más altos de IAPF (Derecha: 3,86; Izquierda: 3,68, Tabla 6.15), sugiriendo un patrón de marcha con aceleraciones marcadas dado el esfuerzo de mantener una marcha estable, el Grupo D (patología) exhibió los valores más bajos (Derecha: 2,72; Izquierda: 2,43, Tabla 6.18). Esta reducción significativa en los pacientes con patológica es consistente con la restricción de fluidez del movimiento y la bradicinesia características del Parkinson, reflejando una estrategia de control motor más cautelosa y restringida. Más en detalle los sujetos D03 y C05, la combinación del largo del paso con el IAPF permitió identificar compensaciones no controladas en la marcha, lo que sugiere que el tratamiento debe centrarse no solo en mejorar el largo del paso, sino en restaurar el control motor y la estabilidad de la pelvis.

Este enfoque proporciona una visión más completa de la marcha, permitiendo una evaluación multidimensional que incluye tanto la cantidad (largo del paso) como la calidad (control motor y estabilidad de la pelvis) del movimiento. Esta combinación de métricas podría representar un avance significativo en el diagnóstico funcional y la rehabilitación personalizada, permitiendo a los clínicos identificar problemas ocultos que antes no eran detectados por modelos tradicionales. Por ejemplo, en el caso del sujeto D03, el IAPF elevado sugiere una inestabilidad pélvica que no sería detectada únicamente observando el largo del paso, lo cual debe ser el foco de la rehabilitación, ya que este tipo de inestabilidad podría estar comprometiendo la funcionalidad del paciente más allá de la simple reducción en la longitud del paso. En este caso, el modelo propuesto podría permitir una intervención más precisa, orientada a restaurar el control motor pélvico, en lugar de centrarse exclusivamente en corregir el largo del paso. Por otro lado, el sujeto C05, a pesar de que el largo del paso es simétrico, el IAPF estable y cercano a 1 indica que no hay inestabilidad pélvica significativa, lo que sugiere que la marcha del paciente está dentro de los límites normales y no requiere intervención para corregir la estabilidad pélvica. Este tipo de análisis enriquecido permite a los clínicos diferenciar entre fatiga temporal y

problemas patológicos persistentes, facilitando una toma de decisiones más informada al momento de realizar la rehabilitación.

Además, al analizar el Ratio de Asimetría (AR), los promedios de todos los grupos tendieron a 1, lo que podría sugerir erróneamente una homogeneidad en la muestra. No obstante, al examinar la dispersión, la diferencia se hizo evidente: el Grupo C (jóvenes) mostró la mayor consistencia biomecánica con la menor desviación estándar, mientras que el Grupo D presentó una dispersión significativamente mayor, delatando la presencia de asimetrías severas que quedan ocultas en los promedios simples. Por lo que al aplicar los umbrales de normalidad establecidos en este estudio (0,85 – 1,19), el modelo fue capaz de identificar sujetos específicos con inestabilidad unilateral crítica. Casos como el del sujeto D03 (Ratio 1,77) o D04 (Ratio 1,82) confirman la sensibilidad del índice para detectar compensaciones motoras graves que un análisis de simetría convencional habría pasado por alto. De esta forma, se valida que la incorporación de la rotación pélvica no solo mejora la estimación de distancia, sino que le suma al sistema una capacidad discriminante para localizar el origen funcional de la alteración en la marcha.

Considerando la comparación entre el Grupo A (Adultos Mayores) y el Grupo B (Adultos de Mediana Edad), se puede observar una perspectiva clave sobre el proceso de envejecimiento motor. Respecto a la fluidez del movimiento (cuantificada mediante el IAPF y derivada del *Jerk* angular).

Además, se observa un comportamiento interesante comparando los grupos sin patología vs. con patología, ya que el Grupo A tuvo valores de 3,86 (D) y 3,68 (I), el Grupo B presentó valores de 3,42 (D) y 3,30 (I) y el grupo C valores de 3,35(D) y 3,35(I); el grupo D presentó valores muy inferiores en comparación con la población sana 2,72(D) y 2,43 (I), por lo tanto, el Grupo A mostró los valores más alto, lo cual puede deberse a las estrategias de compensación que realizan los adultos mayores al caminar, generando así un mayor movimiento pélvico. Mientras que el grupo D tiene los valores más bajos, lo cual hace referencia a que el movimiento va disminuyendo dado el deterioro que provoca la misma enfermedad, lo cual se podría decir que la oscilación de la dinámica pélvica es inferior en este grupo.

Esta relación sugiere que, en ausencia de patología, la capacidad para generar y controlar aceleraciones angulares pélvicas se mantiene razonablemente bien durante la mediana edad, comenzando a mostrar

adaptaciones más marcadas recién en la etapa de adulto mayor. A diferencia del Grupo D, donde la fluidez cae drásticamente (bajo 3,0), tanto el Grupo A como el B se mantienen dentro de un rango de 'alta energía', lo que confirma que la restricción de movilidad no es una consecuencia inevitable de la edad, sino un marcador distintivo de enfermedad.

Por otro lado, el análisis del Ratio de Asimetría (AR) es contundente al mostrar que la simetría es un invariante en el envejecimiento saludable. Ambos grupos (B y C) presentaron promedios de AR extremadamente cercanos a 1. Esto valida biomecánicamente que, si bien el envejecimiento puede reducir la velocidad o la longitud del paso, no altera la coordinación bilateral básica. Por lo tanto, cualquier desviación significativa (como el 1,77 observado en pacientes con Parkinson) debe interpretarse clínicamente como un signo de alerta neurológica o estructural, y no como un efecto natural del paso de los años.

En resumen, mientras que el Grupo A destaca por una marcha 'enérgica pero brusca' (altos valores de IAPF) y el Grupo B comienza a mostrar signos de inestabilidad lateral (valores extremos de Ratio en sujetos específicos), el Grupo C es el que tiene la menor dispersión en simetría (Ratio consistente en 1,00) y valores de IAPF que sugieren un control motor capaz de suavizar las

aceleraciones pélvicas sin caer en la marcha patológica. Esto posiciona a la 'alta variabilidad' o 'brusquedad' del Grupo A, no necesariamente como una ventaja sobre los jóvenes, sino quizás como una estrategia compensatoria para mantener la estabilidad ante la pérdida de control fino.

Por lo tanto, el uso del IAPF y el ratio de asimetría va más allá de simplemente medir el largo del paso o la simetría de los movimientos. Estos índices permiten comprender la dinámica subyacente de la pelvis y cómo su asimetría afecta la funcionalidad global del paciente. Por ejemplo, en un paciente con Párkinson o lesiones en la columna lumbar, el largo del paso puede ser aparentemente normal, pero el análisis del IAPF elevado o el Ratio de Asimetría muy lejano a uno, puede revelar una inestabilidad pélvica que afecta la calidad del movimiento, incrementando el riesgo de caídas o de compensaciones musculares. Por lo cual, los índices de asimetría pélvica no solo mejoran la precisión del diagnóstico, sino que también proporcionan una herramienta fundamental para diseñar planes de rehabilitación más específicos y efectivos. Al identificar la asimetría pélvica y la inestabilidad en las primeras fases del tratamiento, los clínicos pueden enfocar los esfuerzos de rehabilitación en mejorar el control motor pélvico, en lugar de solo corregir la longitud del paso o la simetría de las piernas. Esto permite

una rehabilitación más completa, que no solo busca mejorar la distancia recorrida, sino también restaurar la funcionalidad global de la marcha.

Finalmente, la hipótesis planteada en la formulación de esta tesis que dice: *“Desarrollar un sistema basado en un sensor inercial que permita identificar los eventos de la marcha y estimar el largo del paso basado en el modelo biomecánico de doble péndulo invertido que considere la condición de asimetría y simetría en la marcha y cuantificar la calidad del desplazamiento funcional mediante un índice de asimetría”*, se confirma.

Asimismo, se cumplen en su totalidad los objetivos específicos de la investigación, ya que se modeló matemáticamente la biomecánica del paso corrigiendo las limitaciones del péndulo simple y se validó experimentalmente el algoritmo en una muestra estratificada que abarcó desde adultos jóvenes y mayores sanos hasta pacientes con enfermedad de Parkinson. Todo esto con el fin de desarrollar una herramienta clínica de bajo costo y alta fidelidad.

Este modelo fue capaz de detectar eventos temporales con alta robustez y estimar distancias con un error mediano (MdAE) estable entre 0,045 m y 0,055 m en todos los grupos, superando en consistencia a los métodos de doble integración y aprendizaje automático en contextos de asimetría.

Adicionalmente, se implementaron métricas para medir la calidad de movimiento como el Índice de Asimetría Pélvica Funcional (IAPF) y el Ratio de Asimetría, las cuales ofrecen una perspectiva más completa de la marcha humana al integrar la pelvis como un componente central en la dinámica de la marcha. En lugar de asumir que ambos miembros inferiores funcionan de manera simétrica, estos índices permiten analizar la interacción entre la pelvis y las piernas, proporcionando información crítica sobre el control motor y la estabilidad de la pelvis, que es esencial para comprender las disfunciones en la marcha.

El IAPF, en particular, permite cuantificar de manera precisa la asimetría pélvica, lo cual es crucial para identificar inestabilidades que pueden no ser evidentes simplemente a partir de la medición del largo del paso. Un IAPF elevado sugiere una inestabilidad en la pelvis que podría estar afectando la marcha, incluso si el largo del paso parece simétrico. Este tipo de análisis es clave para un diagnóstico más completo, ya que la pelvis juega un papel fundamental en la transmisión de fuerzas y en la estabilización de la marcha.

Además, el Ratio de Asimetría, al combinar el análisis de la pelvis y las piernas, ofrece un indicador claro de la disfunción asimétrica. A diferencia

de los enfoques que se limitan a medir la simetría de los movimientos de las piernas, este índice resalta las desviaciones funcionales de la pelvis, que pueden indicar compensaciones patológicas que deben abordarse en la rehabilitación. De esta manera, los índices de asimetría propuestos transforman la forma en que se diagnostican y tratan las disfunciones de la marcha, proporcionando información clave para la toma de decisiones clínicas.

### **7.1 Trabajos Futuros**

Debido a que la hipótesis de esta tesis fue comprobada como trabajo futuro se existen varios caminos que se podrían seguir para dar solución a varias limitaciones que presenta este trabajo:

1. Refinamiento mediante fusión de señales y filtrado predictivo: Para abordar la sensibilidad en la detección de eventos (crítica en marchas con "contacto de talón" suave o arrastre) se propone un cambio, es decir, pasar de una detección basada solamente en aceleraciones a un enfoque de fusión de señales. Dado que la velocidad angular responde al balanceo de la extremidad y no solo al impacto, esta señal

permanece robusta incluso cuando los *peaks* de aceleración se atenúan. Por lo que al integrar las características de la velocidad angular en un filtro predictivo-correctivo (como un Filtro de Kalman Extendido), donde el modelo biomecánico actúe como predictor del próximo contacto inicial y la señal de velocidad corrija la estimación.

2. Personalización del modelo y diagnóstico diferencial: mediante la adaptación de los coeficientes del modelo, creando parámetros optimizados para patologías específicas (ej. rigidez articular). Donde se podría explorar la relación entre el tipo de patología y la fuente del error (componente pélvico vs. pendular), con el fin de identificar patrones de compensación que permitan utilizar el error del modelo como un biomarcador para el diagnóstico diferencial.
3. Estimación robusta del Radio Pélvico ( $r_p$ ) La necesidad de medir manualmente el radio pélvico ( $r_p$ ) representa una barrera para la implementación masiva. Por lo que sería útil desarrollar modelos de regresión multivariable que incorporen parámetros accesibles (estatura, peso, edad, IMC) para estimar  $r_p$  de forma automática. Esto evitaría los errores sistemáticos de usar un factor de escala constante, especialmente en poblaciones con diversidad antropométrica,

preservando la precisión clínica sin depender de mediciones manuales *in situ*.

4. Redefinición del evento de referencia: Modelado desde el Apoyo Medio (*Mid-Stance*): Si bien la detección del Contacto Inicial (CI) es el estándar en la literatura, esta tesis identificó que este evento se vuelve biomecánicamente ambiguo o inexistente en patologías severas que cursan con arrastre de pies (*shuffling gait*) o apoyo de antepié. La dependencia exclusiva del CI limita la aplicabilidad del modelo en pacientes que carecen de un impacto de talón distintivo. Por lo tanto, sería interesante redefinir el algoritmo del largo del paso, no considerando el contacto inicial como principal evento, sino que reorientarlo hacia la fase de Apoyo Medio (*Mid-Stance*). Dado que esta fase representa el instante de máxima altura del péndulo invertido y el punto de equilibrio cuasi-estático, el cual está presente en cualquier ciclo de marcha, independientemente de la calidad del paso. Desarrollar un modelo que inicie la integración cinemática desde el *Mid-Stance* permitiría estimar la longitud del paso en las marchas patológicas más severas donde los algoritmos actuales basados en contacto inicial fallan sistemáticamente.

## CAPÍTULO 8. CONCLUSIONES

Esta tesis presentó, desarrolló y validó un nuevo modelo biomecánico inspirado en el doble péndulo invertido que, mediante la incorporación explícita de la rotación pélvica, permite la estimación precisa del largo del paso en condiciones de asimetría utilizando un único sensor inercial lumbar.

A diferencia de los enfoques basados en el péndulo simple y los métodos estadísticos convencionales, esta propuesta demuestra que la incorporación de la rotación pélvica constituye el ajuste biomecánico crítico necesario para corregir la estimación del paso en condiciones de asimetría, sin requerir la complejidad de sistemas con múltiples sensores.

En términos de rendimiento, el modelo alcanzó un MdAE relativamente bajo (inferior a 0,049 m) en los grupos sin patología. Sin embargo, lo más interesante fue ver como respondía el modelo en marcha patológica, donde el modelo mantuvo su estabilidad con un error de 0.050m. Este resultado contrasta significativamente con los modelos de aprendizaje automático, los cuales tendieron a degradar su rendimiento ante patrones de movimiento

atípicos, validando la hipótesis de que la física del movimiento ofrece una capacidad de generalización superior a la estadística pura en contextos clínicos variables.

Más allá de la estimación de distancia, esta tesis aporta un nuevo análisis: la caracterización de la calidad del movimiento por medio del: Índice de Asimetría Pélvica Funcional (IAPF) y el Ratio de Asimetría. El sistema demostró una capacidad discriminante para caracterizar el estado motor durante la marcha. Donde se logró diferenciar exitosamente entre la variabilidad natural del envejecimiento (caracterizada por altos niveles de energía cinética o "vigor" en adultos mayores sanos, 3,86 (derecho) y 3,68 (izquierdo)) y la restricción de movimiento (caracterizada por valores bajos de IAPF en pacientes con Parkinson, 2,72 (derecho) y 2,43(izquierdo)). Asimismo, el análisis de asimetría permitió detectar compensaciones unilaterales severas que pasan desapercibidas en los promedios globales, posicionando al modelo no solo como una herramienta de medición, sino de diagnóstico funcional, donde se pudo observar que el grupo B y C estaban muy cerca de la simetría perfecta, en comparación con los grupos A y B, que se alejaban de este valor.

La validación estadística confirmó la robustez del sistema para aplicaciones clínicas. El análisis de Bland-Altman reveló un sesgo sistemático clínicamente bajo (bias de  $-0,016$  m), lo que confirma que el modelo carece de errores de tendencia significativos. Si bien los Límites de Acuerdo (LoA) resultaron amplios, reflejando una alta variabilidad paso a paso, este comportamiento se interpreta no como una falla, sino como un indicador de inestabilidad. Esta característica hace que el sistema no sea tan preciso para el diagnóstico de un paso individual aislado, pero le otorga una confiabilidad extrema para obtener promedios de sesión precisos, lo cual es lo utilizado clínicamente para el seguimiento longitudinal.

Finalmente, aunque la sensibilidad a la detección de eventos en marchas complejas (como el arrastre de pies) se identifica como el desafío técnico remanente y la principal línea de trabajo futuro, la presente tesis entrega una solución tecnológica basada en un modelo biomecánico. Donde su capacidad para operar con un sesgo casi nulo y capturar la asimetría funcional la convierte en una candidata ideal para la implementación masiva en evaluaciones domiciliarias, tele rehabilitación y monitoreo de pacientes crónicos, donde el objetivo primordial no es la perfección de un solo paso,

sino la capacidad de rastrear objetivamente la evolución o el deterioro motor a lo largo del tiempo.

## ACRÓNIMOS

ACV	:	Accidente cerebrovascular
OMS	:	Organización Mundial de la Salud
EA	:	Enfermedad de Alzheimer
EM	:	Esclerosis Múltiple
EP	:	Enfermedad de Parkinson
SN	:	Sistema Nervioso
IMU	:	Unidad de Medición Inercial (del inglés <i>Inertial Measure Unit</i> )
ML	:	Aprendizaje Automático (del inglés <i>Machine Learning</i> )
DL	:	Aprendizaje Profundo (del inglés <i>Deep Learning</i> )
CI	:	Contacto inicial
CI	:	Contacto final
ROM	:	Rango de movimiento
EMD	:	Descomposición Empírica de Modos
CM	:	Centro de masa
MdAE	:	Mediana del error Absoluto
RMSE	:	Raíz del Error Cuadrático Medio (del inglés, <i>Root Mean Square Error</i> )
IQR	:	Rango Intercuartílico

## REFERENCIAS

- [1] M. W. Whittle, *Gait Analysis an Introduction*, Philadelphia: Elsevier, 2007.
- [2] F. González, «Diseño y Control de una Ortesis Activa de Tobillo para Personas con pie Caído,» de *10º Congreso Nacional de Mecatrónica*, Puerto Vallarta, Jalisco, México, 2011.
- [3] A. Agudelo, T. Briñez, V. Guarín, J. Ruiz y M. Zapata, «Gait: description, methods, assessment tools and normality parameters reported in the literature.,» *CES Movimiento y Salud*, vol. 1, nº 1, pp. 29-43, 2013.
- [4] O. S. T. D. G. J. Davis RB, «A gait analysis data collection and reduction technique,» *Hum Mov Sci*, vol. 10, pp. 575-587, 1991.
- [5] H. J. R. F. T. Verne Thompson Inman, *Human Walking*, Universidad de Michigan: Williams & Wilkins, 1981.
- [6] A. Fasano y B. R. Bloem, «Gait Disorders,» *Continuum*, vol. 19, nº 5, pp. 1344-1382, 2013.

- [7] S. S. W. L. W. a. A. G. Y. Celik, «Gait analysis in neurological populations: Progression in the use of wearables,» *Medical Engineering and Physics*, vol. 87, pp. 9-29, 2020.
- [8] K. Kamiya, «Gait speed has comparable prognostic capability to six-minute walk distance in older patients with cardiovascular disease,» *Eur J Prev Cardiol*, vol. 25, n° 2, pp. 212-219, 2018.
- [9] C. Richards, «Gait in Stroke: Assessment and Rehabilitation,» *Clin Geriatr Med*, vol. 15, n° 4, pp. 233-856, 1999.
- [10] parkinson's europe, «What is Parkinson's?,» Boston Scientific Foundation Europe, 2024. [En línea]. Available: <https://parkinsonseurope.org/understanding-parkinsons/what-is-parkinsons/>.
- [11] R. L. (. Nussbaum y C. E. (. Ellis, «Alzheimer's Disease and Parkinson's Disease,» *The new England Journal of Medicine: Genomic Medicine*, vol. 348, n° 14, pp. 1356-1364, 2003.
- [12] D. E. Leland, P. P. ATC y M. M. Lange, «Predicting Falls In Individuals with Parkinson Disease,» *Journal of Neurologic Physical Therapy*, vol. 30, n° 2, pp. 60-67, 2006.

- [13] F. Doná, C. C. Aquino, J. M. Gazzola, V. Borges, C. Azevedo Silva, F. F. Ganança, H. H. Caovilla y H. B. Ferraz, «Changes in postural control in patients with Parkinson's disease: a posturographic study,» *Physiotherapy*, vol. 102, n° 3, pp. 272-279, 2016.
- [14] D. Ferrazzoli, A. Fasano, R. Maestri, R. Bera, G. Palamra, M. F. Ghilardi, G. Pezzoli y G. Frazzitta, «Balance Dysfunction in Parkinson's Disease: The Role of Posturography in Developing a Rehabilitation Program,» *Parkinsons Dis.*, vol. 2015, p. 10, 2015.
- [15] G. Alves, E. Forsaa, K. Pedersen y M. Dreetz-Gjerstad, «Epidemiology of Parkinson's disease,» *Journal of Neurology*, vol. 255, pp. 18-32, 2008.
- [16] E. Dorsey, R. Constantinescu, J. Thompson y K. Biglan, «Projected number of people with Parkinson disease in the most populous nations 2005 through 2030,» *Neurology*, vol. 68, pp. 384-386, 2007.
- [17] A. Mirelman y et al, «Gait impairments in Parkinson's disease,» *The Lancet Neurology*, vol. 18, n° 7, pp. 697-708, 2019.
- [18] Y. Okuma, «Freezing of gait in Parkinson's disease,» *Journal of Neurology*, vol. 253, n° SUPPL 7, 2006.

- [19] World Health Organization, «Part Three: Global Burden of Stroke,» de *The Atlas of Heart Disease and Stroke*, 2004.
- [20] J. Kim, S.-I. Oh, H. Cho, H. Kim, J. Chon, W. Lee y e. al, «Gait patterns of chronic ambulatory hemiplegic elderly compared with normal age-matched elderly,» *Int J Precis Eng Manuf.*, vol. 16, pp. 385-392, 2015.
- [21] S. Lauziere, M. Betschart, R. Aissaoui y S. Nadeau, «Understanding spatial and temporal gait asymmetries in individuals post stroke.,» *Int J Phys Med Rehabil*, vol. 211, p. 201, 2004.
- [22] J. Burpee y M. Lewek, «Biomechanical gait characteristics of naturally occurring unsuccessful foot clearance during swing in individuals with chronic stroke.,» *Clin Biomech.* , pp. 1102-1107, 2015.
- [23] S. Kramer, L. Johnson, J. Bernhardt y T. Cumming, «Energy expenditure and cost during walking after stroke: a systematic review.,» *Arch Phys Med Rehabil*, vol. 97, pp. 619-632, 2016.
- [24] M. W. Whittle, *Gait Analysis an Introduction*, 4th Edition ed., Philadelphia: Elsevier, 2007.
- [25] Ministerio de Salud de Chile, «Guia Clínica: Ataque cerebrovascular isquémico del adulto (15 años y más),» 2013.

- [26] Ministerio de Salud de Chile, «Ataque Cerebrovascular,» 25 Octubre 2017. [En línea]. Available: [www.minsal.cl/ataque\\_cerebral/](http://www.minsal.cl/ataque_cerebral/). [Último acceso: 3 Abril 2018].
- [27] V. M. Muñoz, G. A. van Kan, C. R. Cantet, F. Cortes, P.-J. Ousset, Y. Rolland y B. Vellas , «Gait and Balance Impairments in Alzheimer Disease Patients,» *Alzheimer Disease & Associated Disorders*, vol. 24, n° 1, pp. 79-84, 2010.
- [28] P. Suttanon, K. Hill, GradDip y C. Said, «Balance and Mobility Dysfunction and Falls Risk in Older People with Mild to Moderate Alzheimer Disease,» *Physical Medicine & Rehabilitation*, vol. 91, n° 1, pp. 13-23, 2012.
- [29] F. Krieger y F. Lublin, Multiple sclerosis and other inflammatory demyelinating diseases of the central nervous system, vol. 80, Elsevier, Ed., Philadelphia, PA: Bradley's Neurology in Clinical Practic, 2016.
- [30] C. Martin, B. Phillips, T. Kilpatrick, H. Butzkueven, N. Tubridy, E. McDonald y M. Galea, «Gait and balance impairment in early multiple sclerosis in the absence of clinical disability,» *Multiple Sclerosis Journal*, vol. 12, pp. 620-628, 2006.

- [31] M. P. G. Arévalo, «Fisioterapia en neurología: estrategias de intervención en parálisis cerebral.,» *Umbral Científico*, nº 7, pp. 24-32, 2005.
- [32] N. MD Paneth, T. MD Hong y S. MSc Korzeniewski, «The Descriptive Epidemiology of Cerebral Palsy,» *Clinics in Perinatology*, vol. 33, nº 2, pp. 251-267, 2006.
- [33] K. Himmelmann, E. Beckung, G. Hagberg y P. Uvebrant, «Bilateral spastic cerebral palsy—Prevalence through four decades, motor function and growth,» *European Journal of Pediatric Neurology*, vol. 11, nº 4, pp. 215-222, 2007.
- [34] K. Himmelmann, «Epidemiology of Cerebral Palsy,» de *Handbook of Clinical Neurology*, 2013, pp. 163-167.
- [35] Ministerio de Desarrollo Social, Chile, «Guía básica para el manejo de la disfagia en niños y niñas con parálisis cerebral.,» SENADIS, Temuco, 2017.
- [36] D. L. Sturnieks, R. S. George y S. R. Lord, «Balance disorders in the elderly,» *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, vol. 38, nº 6, pp. 467-478, 2008.

- [37] H. R. Konrad, M. Girardi y R. Helfert, «Balance and Aging,» *The Laryngoscope*, vol. 109, n° 9, pp. 1454-1460, 1999.
- [38] W.H.Organization, «Aging and Health,» Febrero 2018. [En línea]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health>. [Último acceso: Febrero 2020].
- [39] Instituto Nacional de Estadísticas, «COMPENDIO ESTADÍSTICO,» Santiago de Chile, 2017.
- [40] P. E. C. Jack M. Winters, «Postural Adaptations for Altered Environments, Tarks, and Intentions,» de *Biomechanics and Neural Control of Posture and Movement*, New York, Springer, 2000, pp. 267-281.
- [41] A. A. O. L. S. C. H. M. M. C. A. M. H. F. R. P. E.L.S. Souza-Júnior, «Factors influencing gait speed in community-dwelling older women: A Bayesian approach,» *Gait & Posture*, vol. 92, pp. 455-460, 2022.
- [42] W. S. R. J. R. B. P. S. S. J. Gamwell HE, «Aging and Gait Function: Examination of Multiple Factors that Influence Gait Variability,» *Gerontology and Geriatric Medicine*, p. 8, 2022.

- [43] C. R. J. A. de Baptista, A. Vicente, M. Souza, J. Cardoso, V. Ramalho y A. Mattiello-Sverzut, «Methods of 10-Meter Walk Test and Repercussions for Reliability Obtained in Typically Developing Children,» *Rehabilitation Research and Practice*, p. 7, 2020.
- [44] W. MJ., «Refining the ten-metre walking test for use with neurologically impaired people,» *Physiother*, vol. 88, n° 7, pp. 386-397, 2002.
- [45] GAITRite, «GAITRite The Gold Standard in Gait Analysis for 26 years,» CIR Systems, Inc, [En línea]. Available: <https://www.gaitrite.com>.
- [46] D. Sanchez y L. Ordoñez, «Evaluación de la marcha y la locomoción,» de *Evaluación de la función neuromuscular*, Cali, Colombia, Editorial Universidad Santiago de Cali, 2020, pp. 253-273.
- [47] I. Arpan, V. V.Shah, J. McNames, G. Harker y et all , «Fall Prediction Based on Instrumented Measures of Gait andTurning in Daily Life in People with Multiple Sclerosis,» *Sensors*, vol. 22, n° 16, p. 5940, 2022.

- [48] Z. B. W. J. F. W. J. W. S. M. Zhao Q, « Improved method of step length estimation based on inverted pendulum model,» *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 13, n° 4, 2017.
- [49] D. D. S. B. G. M. J. R. L. Godfrey A, «Instrumenting gait with an accelerometer: a system and algorithm examination.,» *Med Eng Phys*, vol. 37, n° 4, pp. 400-407, 2015.
- [50] W. Zijlstra y L. A. Hof, «Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking,» *Gait & Posture*, vol. 18, n° 2, pp. 1-10, 2003.
- [51] J. L. H. Rolf Moe-Nilssen, «Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry,» *Journal of Biomechanics*, pp. 121-126, 2004.
- [52] L. V. O. P. G. A. A. D. K. John R. Rebula, «Measurement of foot placement and its variability with inertial sensors,» *Gait & Posture*, vol. 38, n° 4, pp. 974-980, 2013.
- [53] R. van der Straaten, M. Wesseling, I. Jonkers y et all , «Functional movement assessment by means of inertial sensor technology to discriminate between movement behaviour of healthy controls and

- persons with knee osteoarthritis,» *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 17, n° 65, 2020.
- [54] A. V. L. J. G. R. G. I. B. C. Allseits E, «A practical step length algorithm using lower limb angular velocities,» *J Biomech.*, vol. 3, n° 66, pp. 137-144, 2018.
- [55] A. Soltani y et al., «Algorithms for Walking Speed Estimation Using a Lower-Back-Worn Inertial Sensor: A Cross-Validation on Speed Ranges,» *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 29, pp. 1955-1964, 2021.
- [56] A. C. A. & D. C. U. Köse, «Bilateral step length estimation using a single inertial measurement unit attached to the pelvis,» *J NeuroEngineering Rehabil*, vol. 9, n° 9, pp. 1-10, 2012.
- [57] E. Sejdić, K. Lowry, J. Bellanca y et all , «Extraction of stride events from gait accelerometry during treadmill walking,» *IEEE J Transl Eng Health Med*, vol. 2, n° 4, p. 2015, 2016.
- [58] A. Kose, A. Peruzzi, A. Cereatti, L. Laudani y U. Della Croce, «Detection of heel strikes and toe-offs during gait using a single inertial

measurement unit attached to the waist,» de *Secondo Congresso Nazionale di Bioingegneria*, Torino, 2010.

- [59] M. Kadaba,, H. Ramakrishnan y M. Wootten, «Measurement of lower extremity kinematics during level walking,» *Journal of Orthopaedic Research*, vol. 8, nº 3, pp. 383-392, 1990.
- [60] D. Podsiadlo y S. Richardson, «The timed “{Up} \& {Go}”: {A} test of basic functional mobility for frail elderly persons,» *Journal of the American Geriatrics Society*, vol. 39, nº 2, pp. 142-148, 1991.
- [61] P. Ortega-Bstidas, P. Aqueveque, B. Gomez, F. Saavedra y R. Canode-la-Cuerda, «Use of a Single Wireless IMU for the Segmentation and Automatic Analysis of Activities Performed in the 3-m Timed Up & Go Test,» *Sensors*, vol. 19, nº 7, p. 1647, 2019.
- [62] P. Aqueveque, B. Gómez, P. William y Z. Li, «A Novel Privacy Preservation and Quantification Methodology for Implementing Home-Care-Oriented Movement Analysis Systems,» *Sensors*, vol. 22, nº 4677, 2022.
- [63] D. A. Winter, «Human balance and posture control during standing and walking,» *Gait&Posture*, vol. 3, nº December, pp. 193-214, 1995.

- [64] Bazargan-Lari, Eghtesad, Khoogar y Zadeh, «Tracking Control of A Human Swing Leg as a Double-Pendulum Considering Self-Impact Joint Constraint by Feedback Linearization Method,» *Control Eng. Appl. Inform.*, vol. 17, pp. 99-110, 2015.
- [65] M. Eilenberg, H. Geyer y H. Herr, «Control of a Powered Ankle–Foot Prosthesis Based on a Neuromuscular Model,» *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 18, n° 2, pp. 164-173, 2010.
- [66] A. Hof, «Scaling gait data to body size,» *Gait & Posture*, pp. 222-233, 1996.
- [67] J. Perry y J. Burnfield, *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*, New Jersey: Slack Incorporated, 2010.
- [68] T. Flash y N. Hogan, «The Coordination of Arm Movements: An Experimentally Confirmed Mathematical Model,» *The Journal of Neuroscience*, vol. 5, n° 7, pp. 1688-1703, 1985.
- [69] W. Zijlstra y A. Hof, «Displacement of the pelvis during human walking: experimental data and model predictions,» *Gait and Posture*, vol. 6, pp. 249-262, 1997.

- [70] M. Mancini, F. Horak y C. Zampieri, «Trunk accelerometry reveals postural instability in untreated Parkinson's disease. Parkinsonism Relat Disord,» *Parkinsonism Relat Disord.*, vol. 17, n° 7, pp. 557-562, 2011.
- [71] P. Aquevequep, B. Gomez y R. Cano-de-la-Cuerda, «Validation of a portable system for spatial-temporal gait parameters based on a single inertial measurement unit and a mobile application,» *Eur J Transl Myol.*, vol. 30, n° 2, p. 9002, 2020.
- [72] A. Zadka, N. Rabin y E. Gazit, «A wearable sensor and machine learning estimate step length in older adults and patients with neurological disorders,» *npj Digit. Med.*, vol. 7, p. 142, 2024.
- [73] D. Kobsar, J. Charlton y C. Tse, «Validity and reliability of wearable inertial sensors in healthy adult walking: a systematic review and meta-analysis,» *J NeuroEngineering Rehabil*, vol. 17, n° 62, 2020.
- [74] J. Brach y S. Studenski, «Gait Variability and the Risk of Incident Mobility Disability in Community-Dwelling Older Adults,» *J. Gerontol. Ser. A Biol. Sci. Med. Sci.*, vol. 62, n° 9, pp. 893-988, 2007.

- [75] R. Willi, C. Werner y L. Demkó, «Reliability of patient-specific gait profiles with inertial measurement units during the 2-min walk test in incomplete spinal cord injury.,» *Sci Rep*, vol. 14, n° 3049, 2024.
- [76] W. Zhang, Zhang H y Z. Jiang, «Real-time forecasting of pathological gait via IMU navigation: a few-shot and generative learning framework for wearable devices,» *Discov Electron*, vol. 2, n° 51, 2025.
- [77] A. Salarian y H. Russmann, «Ambulatory Monitoring of Physical Activities in Patients With Parkinson's Disease,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, n° 12, pp. 2296-2299, 2007.