



**Universidad  
de Valparaíso**  
CHILE

FACULTAD DE INGENIERÍA  
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL BIOMÉDICA

## SIANA Motion

Perfeccionamiento de Algoritmo para captura de métricas de la marcha, con optimización para ejecución con procesamiento local y larga autonomía, en sistema embebido *wearable*

**NICOLÁS F. SCHIAPPACASSE VEGA**

Trabajo para optar al Título de  
**Ingeniero Civil Biomédico**

Profesor Guía:  
**Alejandro Weinstein O.**

Ingeniero Co-Guía:  
**Christian Wiche L.**

Diciembre - 2022

VALPARAÍSO ::: CHILE



Universidad de Valparaíso  
Facultad de Ingeniería  
Escuela de Ingeniería Civil Biomédica

Información para registro oficial en Biblioteca

- Proyecto de Ingeniería Biomédica: Área \_\_\_\_\_
- Prof. Coordinador del Área: \_\_\_\_\_
- Prof. Guía: \_\_\_\_\_
- Prof. Co-Guía: \_\_\_\_\_
- Prof. Corrector: \_\_\_\_\_
- Prof. Presidente Comisión: \_\_\_\_\_
- Palabras clave: \_\_\_, \_\_\_, \_\_\_

Autorización del prof. Guía

- Fecha versión final para depósito en Biblioteca UV: 13/3/2023
- Nombre Prof. Guía: Alejandro Weinstein
- V°B° Prof. Guía: A. Weinstein O.

## *Dedicatoria*

*A Claudia, Sofía y Nicolás, mi familia, quienes me enseñaron a remar, y han sido compañía y sustento invaluable para explorar cada cambio de rumbo, sortear cada tormenta encontrada y navegar todas las aventuras en las que me he embarcado.*

*A Alfonsina y Javier, mi familia, quienes nos encontramos a medio río, descubrimos la maravilla de navegar juntos, y cuyo apoyo siempre incondicional, ha sido un regalo durante este último recodo.*

## *Agradecimientos*

*Al Profesor Alejandro Weinstein, quien me comenzó a enseñar incluso antes del primer día de clases y se ha convertido en un guía y ejemplo a lo largo de toda mi carrera, por sus consejos, apoyo incansable y el flujo sin fin de oportunidades y desafíos que me permitieron crecer e incluso descubrir nuevas metas que alcanzar.*

*A Álvaro Aguirre, Christian Wiche, Sylvain Bernard y SIANA Systems, por la oportunidad de desarrollar mi Proyecto de Título con ellos, y experimentar y colocar a prueba como Ingeniero, todas aquellas habilidades adquiridas durante la carrera.*

*Finalmente, a todos los profesores y funcionarias de la Escuela que, gracias a su entusiasmo (y mucha paciencia), me impulsaron y permitieron a explorar a fondo, cada una de las ideas y aventuras que alguna vez me propuse.*

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. La Marcha humana y su análisis . . . . .	1
1.2. Métodos para el análisis de la marcha . . . . .	2
1.3. La problemática abordada . . . . .	3
<b>2. Metodología e implementación</b>	<b>4</b>
2.1. Descripción de la solución . . . . .	4
2.2. Caracterización de Puntos de Falla . . . . .	5
2.2.1. <i>Integration Drift</i> . . . . .	5
2.2.2. Fuentes de Error Sistemático . . . . .	5
2.2.3. Traslación del Marco de Referencia Local al Marco de Referencia Global . . . . .	6
2.3. Convenciones utilizadas . . . . .	7
2.3.1. Marcos de Referencia . . . . .	7
2.3.2. Uso de Cuaterniones . . . . .	8
2.4. Flujo del Algoritmo . . . . .	9
2.5. Fase I: Calibración . . . . .	10
2.5.1. Cambio de Quiralidad . . . . .	10
2.5.2. Modelamiento del Error Sistemático . . . . .	10
2.5.3. Estimación del Error Sistemático en Acelerómetro . . . . .	10
2.5.4. Estimación del Error Sistemático en Giroscopio . . . . .	11
2.6. Fase II: Detección de Eventos . . . . .	13
2.6.1. Instante Inicial de Contacto del Pie Derecho . . . . .	13
2.6.2. Instante Terminal de Contacto del Pie Derecho . . . . .	15
2.6.3. Instante Inicial de Contacto del Pie Izquierdo . . . . .	16
2.6.4. Instante Terminal de Contacto del Pie Izquierdo . . . . .	17
2.7. Fase III: Estimación de la Orientación - Implementación Filtro de Madgwick . . . . .	17
2.7.1. Estimación Preliminar de Orientaciones . . . . .	17
2.7.2. Fusión de estimaciones . . . . .	18
2.8. Fase IV: Parcelación y Preparación de la Señal . . . . .	19
2.9. Fase V: Cómputo de Métricas . . . . .	21
2.9.1. Métricas Cinemáticas . . . . .	21
2.9.2. Métricas Dinámicas de Fuerza . . . . .	21
2.9.3. Métricas Dinámicas de Energía . . . . .	22
2.9.4. Conteo de Ocurrencia . . . . .	22
<b>3. Resultados y Discusión</b>	<b>22</b>
3.1. OE1: Métodos de Calibración . . . . .	22

3.2. OE2 - OE3: Detección de Eventos . . . . .	23
3.3. OE2 - OE3: Cómputo de Métricas . . . . .	23
3.4. Discusión . . . . .	24
<b>4. Conclusión</b>	<b>25</b>
<b>5. Declaración de conflicto de interés y financiamiento</b>	<b>A</b>
<b>6. Referencias</b>	<b>A</b>
<b>7. Anexos</b>	<b>D</b>
7.1. Manipulación de Cuaterniones . . . . .	D

# 1. Introducción

## 1.1. La Marcha humana y su análisis

La Marcha se define como el patrón de movimiento del cuerpo durante su locomoción, y se caracteriza por una serie de movimientos rítmicos de las extremidades inferiores que permiten el avance con un gasto energético mínimo. Es un proceso semi-automatizado en base a reflejos motores a nivel de médula [1], que requiere la coordinación profunda de los sistemas músculo-esquelético, nervioso, propioceptivo y cardiovascular, entre otros más. La marcha es fundamental para la autonomía y calidad de vida y, por tanto, tiene un papel importante en la evaluación de la salud y del desempeño físico [2].

Debido a su complejidad y lo transversal de su integración, el análisis de la marcha proporciona información valiosa sobre el funcionamiento del cuerpo y eficiencia del movimiento. Es por esto que se convierte en una herramienta esencial para evaluar tanto la salud, como el rendimiento deportivo de las personas. Lo que en consecuencia, permite desarrollar estrategias y detectar áreas de mejora en el ámbito de los deportes, y la evaluación y tratamiento de trastornos del movimiento en el ámbito de la rehabilitación.

En detalle, el ciclo de la marcha durante el trote se puede analizar desde dos perspectivas (Figura 1). La primera perspectiva corresponde al análisis del tranco: definido como el ciclo que ejecuta un único pie, desde su contacto inicial con el piso, hasta el siguiente instante en que vuelve a tomar contacto. Mientras, la segunda perspectiva corresponde al análisis del paso: definido como el ciclo alternado que ejecutan ambos pies, desde el contacto inicial con el piso de uno de ellos, hasta el instante en que el pie opuesto toma contacto [3].

Ambas perspectivas a su vez se dividen en dos fases cada una. Desde la perspectiva del tranco, esta se divide en la Fase de Apoyo: tiempo durante el cual se encuentra en contacto con el piso, y Fase de Balanceo: tiempo de viaje aéreo hasta el siguiente punto de contacto. Por su parte, desde la perspectiva del paso, este se divide en la Fase de Apoyo: tiempo de contacto con el piso, y Fase de Vuelo: tiempo en que el pie se encuentra en vuelo hasta el contacto del pie opuesto [3].

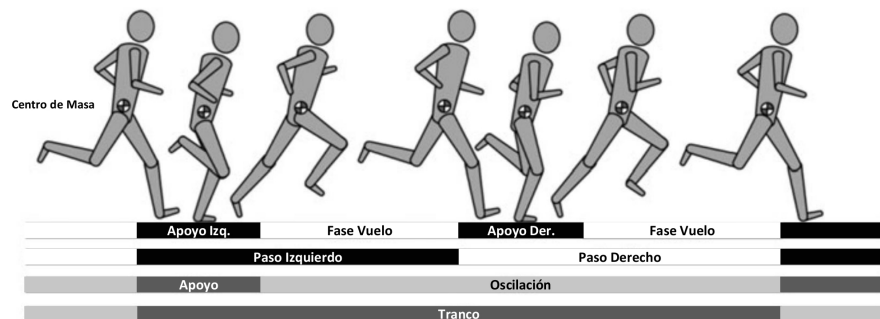


Figura 1: Arriba hacia abajo. Fases del Paso. División de la Marcha según el paso. Fases del Tranco. División de la Marcha según el tranco. Adaptado desde [3].

En consecuencia, para la evaluación de este ciclo, se definen multitud de métricas dependiendo del campo de estudio [4], [5], [6]. Sin embargo, según la rama física que enmarca su medición, se pueden clasificar en:

- **Métricas Cinemáticas:** Estas métricas describen el movimiento efectuado en cada fase, entregando distancias recorridas, duraciones, velocidades y aceleraciones alcanzadas.
- **Métricas Dinámicas de Fuerza:** Aquí se busca determinar fuerzas e impactos involucrados en la marcha, correspondiendo a los primeros descriptores del esfuerzo corporal efectuado.

- **Métricas Dinámicas de Energía:** Finalmente estas métricas buscan determinar el gasto energético desarrollado, estimando potencia, impulso y energía producida durante la marcha. Hoy corresponden al estándar para la estimación del perfil de esfuerzo, fatiga y estrés corporal recibido.

## 1.2. Métodos para el análisis de la marcha

En la actualidad, existen varios métodos para la medición de las métricas biomecánicas de la marcha. Dentro de los más utilizados se incluyen:

- **Sistemas de Captura de Movimiento,** basados en el uso de cámaras y marcadores para el seguimiento del movimiento [7].
- **Plataformas de Fuerza,** dispositivos centrados en la medición de las fuerzas efectuados durante los despegues y aterrizajes ejecutados durante el cambio de cada fase. Normalmente se utilizan en conjunto con otros métodos debido a que no siguen el movimiento [8].
- **Unidades de Medición Inercial micro-electromecánicas** o MEMS IMU, dispositivos portátiles y de bajo consumo, que reportan mediciones tridimensionales de acelerometría, velocidad angular y (a veces) magnetometría, permitiendo así la estimación de la orientación y posición del dispositivo en el tiempo [9].
- **Otros Sensores Portátiles,** como sensores de presión, electromiografía o GPS [10], [11].

De estos, se considera como estándar a los Sistemas de Captura de Movimiento y de Plataformas de Fuerza, por su alta exactitud y amplia cantidad de métricas que puede detectar. Sin embargo, existe un importante compromiso entre la exactitud alcanzada en contraste con su alto costo, complejidad de uso y su baja o nula portabilidad. Compromiso que, en consecuencia, limita ampliamente el análisis que se pueda realizar a contextos reales y no controlados [12], [13].

Para lidiar con este compromiso, actualmente parte del estado del arte concentra sus esfuerzos en desarrollar técnicas y algoritmos de procesamiento que permitan aprovechar la portabilidad, y bajo costo de las Unidades de Medición Inercial, sin dejar de obtener mediciones con validez significativa [14].

En particular, una Unidad de Medición Inercial corresponde a la integración de un sensor de velocidad angular y un sensor de acelerometría. En conjunto, efectúan mediciones en 3 dimensiones espaciales de manera periódica, a fin de estimar la posición de un objeto a lo largo del tiempo. Idealmente, ambos sensores comparten el mismo marco de referencia, en donde cada eje es ortogonal y de igual escala que los otros dos restantes. Esta combinación de dos mediciones tridimensionales otorga lo que se conoce como "6 grados de libertad". En algunos casos un IMU también incorpora un sensor de magnetometría tridimensional igualmente alienado, lo que otorga tres grados de libertad extra.

Para su uso en el análisis de la marcha no existe un protocolo estandarizado, pero es posible observar ciertos rangos de uso común. Para la frecuencia de muestreo, es habitual observar entre 500[Hz] y 1000[Hz] [15], [16], a pesar de que el espectro de frecuencias que describe a la marcha se extiende hasta los 100[Hz] o 150[Hz], decayendo como máximo hasta los 200[Hz] [17], lo que habilitaría reducir la frecuencia de muestreo hasta un mínimo de 200[Hz] o 300[Hz]. Por su parte, la cantidad de IMUs utilizados en conjunto, así como su ubicación en el cuerpo varían dependiendo del enfoque y análisis que se quiera utilizar. Esta variación abarca desde la integración de múltiples sensores en cada articulación [18], hasta la utilización de un único sensor en el dorso del pie [19].

Sin desmedro de lo anterior, estos dispositivos presentan varios puntos críticos necesarios de

superar para lograr un análisis válido. Estas limitaciones y las soluciones elaboradas para su superación -parte central de este trabajo- serán caracterizadas en profundidad en 2.2 y resueltas en las secciones subsiguientes. Sin embargo, se pueden categorizar en:

1. Error en la estimación de la posición en el tiempo debido al "Integration Drift", resultante de la amplificación en el tiempo del error de redondeo y del error de medición (2.2.1)
2. Fuentes sistemáticas de error en la medición inherentes a su fabricación (2.2.2)
3. Necesidad de trasladar las mediciones efectuadas en el Marco de Referencia local del sensor, hacia un Marco de Referencia Global para el cómputo de las distintas métricas (2.2.3). Si bien no es una limitación en sí misma, requiere importante atención a las convenciones utilizadas en la matemática involucrada.

### 1.3. La problemática abordada

En este contexto, este Proyecto de Título busca responder al requerimiento de uno de los clientes de la empresa auspiciante: SIANA Systems. Este cliente se encuentra fabricando un dispositivo de análisis de métricas de la marcha, a fin de comercializarlo como instrumento que potencie el ejercicio del deporte, mediante la medición del progreso del mismo; y que en desarrollos futuros consiga servir como elemento de prevención de lesiones deportivas.

En concreto, este sistema desarrollado se basa en la utilización de un único IMU, de 6 grados de libertad (medición tridimensional de acelerometría y velocidad angular), embebida en un dispositivo inalámbrico comunicado mediante protocolo Bluetooth; y que se posiciona en el dorso del pie, fijándose mediante los cordones del mismo zapato.

Hasta ahora, la capacidad actual de análisis del dispositivo alcanza tres métricas:

- Conteo de Pasos
- Conteo de Saltos
- Intensidad Cualitativa del salto

Por lo que la meta que busca esta empresa es mejorar el análisis, aumentando la cantidad de métricas entregadas, así como su confiabilidad y exactitud, permitiendo así un análisis profundo del propio desempeño deportivo durante el trote.

En consecuencia, el Objetivo General de este Proyecto de Título corresponde a:

*Desarrollar un Algoritmo para la obtención de métricas de la marcha en trote, a partir de las Señales de Acelerometría y Giroscopía generadas por el dispositivo SIANA Motion, procurando mantener la autonomía del dispositivo, y evaluando su desempeño según resultados de referencia obtenidos desde Bases de Datos públicas.*

Que a su vez se descompone en los siguientes objetivos específicos:

- OE1. *Desarrollar un método de calibración en reposo, que permita su aplicación in-situ y que baste de la referencia de la dirección de gravedad para su resolución, evaluando su Error en términos de orientación y magnitud respecto al vector de referencia.*
- OE2. *Implementar un método de estimación de la orientación en movimiento, para la correcta evaluación de las señales de aceleración obtenidas, evaluando su desempeño en función del Error obtenido en el problema de medición de métricas respecto a resultados de referencia*
- OE3. *Implementar los algoritmos necesarios para el cómputo de métricas de la marcha en trote, evaluando su Concordancia y Error en el problema de medición dado, respecto a resultados de referencia.*

## 2. Metodología e implementación

### 2.1. Descripción de la solución

Acorde con el contexto recién presentado, el algoritmo a desarrollar se compone de las siguientes características.

El dispositivo de medición corresponde a un IMU de 6 grados de libertad, que entrega mediciones de aceleración en mili unidades de gravedad <sup>1</sup> [mG] y mediciones de velocidad angular en mili grados por segundo [mDeg/s].

Su frecuencia de muestreo se establece a 400[Hz] por limitaciones de autonomía, memoria y velocidad de transmisión de datos, y su posicionamiento se define en el dorso del pie derecho del sujeto, lo que determina el Marco de Referencia IMU reflejado en la Figura 2 y detallado en 2.3.1.

Luego, el algoritmo recibirá como entrada seis series de tiempo de  $n$  segundos de duración, las cuales serán interpretadas según el Marco de Referencia IMU, detallado en 2.3.1.

Como salida, el sistema devolverá una serie de datos ordenados por cada métrica calculada. En este orden, cada dato estará ubicado en la posición ordinal de la fase correspondiente analizada, o en un momento de tiempo representativo de la misma. La única excepción a este formato corresponde a las métricas que calculan la cantidad de ocurrencia, en cuyo caso sólo se retornará la cantidad encontrada.

En concreto las métricas analizadas serán:

#### A. Métricas Cinemáticas

1. Duración del Paso
2. Duración del Tranco
3. Duración de la Fase de Apoyo
4. Duración de la Fase de Balanceo
5. Largo del Tranco
6. Oscilación Vertical del Tranco (Máxima altura alcanzada durante el tranco)
7. Distancia recorrida
8. Rapidez alcanzada

#### B. Métricas Dinámicas de Fuerza

9. Fuerza de despegue en cada Tranco
10. Impacto de aterrizaje en cada Tranco

#### C. Métricas Dinámicas de Energía

11. Energía
12. Potencia

#### D. Conteo de Ocurrencia

13. Cantidad de Pasos
14. Cantidad de Trancos

Finalmente, para su evaluación, se utilizará la información contenida en la base de datos [20]. En particular se utilizarán los escenarios B70Z04, B70Z03 y B70Z02. En esta base de datos, el Marco de Referencia del sensor (BD) utilizado difiere respecto al MR Local ( $\mathcal{L}$ ) utilizado en esta aplicación, por lo que se efectúan las correcciones descritas en (1)

$$[X_{\mathcal{L}} \ Y_{\mathcal{L}} \ Z_{\mathcal{L}}]^T \Leftarrow [-Y_{BD} \ Z_{BD} \ X_{BD}]^T \quad (1)$$

<sup>1</sup>1G = 9,80665m/s<sup>2</sup>

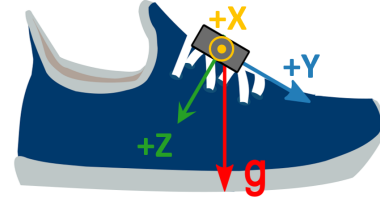


Figura 2: Marco de Referencia IMU en reposo. Adaptado de [19].

## 2.2. Caracterización de Puntos de Falla

Para calcular las métricas mencionadas, primero es necesario conocer la posición del sensor en el tiempo. Para ello el método clásico corresponde al algoritmo de *dead-reckoning* o "Navegación por Estima"[21] representado en la Figura 3.

En este algoritmo, primero se calcula la orientación integrando las mediciones de velocidad angular. Esta información permite rotar el Marco de Referencia Local, y sustraer correctamente la aceleración de gravedad. Finalmente, la doble integración de la aceleración ahora expresada en el Marco de Referencia Global, entrega la posición del sensor en el tiempo.

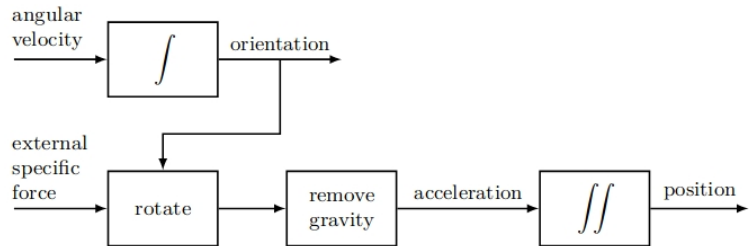


Figura 3: Ilustración esquemática de la navegación por estima [22].

Sin embargo, para que este proceso entregue estimaciones de posición precisas, requiere que:

- la posición inicial sea conocida,
- el sensor inercial esté perfectamente fabricado,
- exista una coincidencia perfecta entre el Marco de Referencia Local del Acelerómetro y el Marco de Referencia Local del Giroscopio,
- se logre cuantizar y procesar un nivel infinito de precisión,

### 2.2.1. Integration Drift

En la práctica, las imperfecciones de fabricación y/o posicionamiento del sensor, el error de cuantización al digitalizar la señal y la precisión limitada del procesamiento digital, incorporan errores sistemáticos que se ven amplificados por la doble integración y que, en consecuencia, provocan una deriva creciente en la posición estimada respecto a la posición real. Esta deriva es conocido como "Integration Drift" [23].

### 2.2.2. Fuentes de Error Sistemático

En conjunto al error aleatorio inherente a cualquier medición, los IMU presentan un grupo característico de errores sistemáticos. Tal como es descrito en [24], estos errores son provocados por imperfecciones en el proceso de fabricación, y afectan de manera independiente a cada uno de los sensores incorporados en la unidad.

#### A. Sesgo de Medición en Cero

Se refiere a un desplazamiento constante de la lectura a lo largo de todo su rango dinámico. Se observa con mayor claridad al contrastar la medición con la magnitud del mensurando en cero. Según la constancia de este error en el tiempo, se puede dividir en una componente estática (o Sesgo Estable) y otra dinámica (o Sesgo Inestable).

En particular este error se encuentra altamente presente en las mediciones de velocidad angular, en donde además la componente dinámica de este error es preponderante a lo largo del tiempo.

## B. Error de Escala

Corresponde a una diferencia en la magnitud de la lectura entregada, cuando una misma magnitud del mensurando es aplicada a cada uno de los tres ejes; o lo que es lo mismo, una variación en la sensibilidad de cada uno de los ejes del sensor.

## C. No Ortogonalidad y Sensibilidad cruzada

En este caso, la No Ortogonalidad se define como cualquier falta de perpendicularidad entre dos ejes del sensor. En consecuencia, la medición de un mensurando unidimensional, se ve repartida entre más de un eje, entregando una lectura de dos o incluso tres dimensiones. En otras palabras, la sensibilidad de cada uno de los ejes deja de ser independiente y pasa a estar acoplada entre aquellos ejes no ortogonales.

## D. Desalineamiento

Este error se deriva de la asunción que la orientación y posición calculada del sensor es la misma que la del objeto que se busca medir. Comúnmente, se ubica el sensor de manera que el Marco de Referencia Local del sensor coincida con el Marco de Referencia del objeto; sin embargo ligeros errores en el mecanismo de fijación, inclinación de la superficie u otros, impiden aseverar esta condición.

Más aún, en el caso de la fijación del sensor al dorso del pie, este error es preponderante por la inclinación natural del dorso, y variaciones producto de su fijación en base a los cordones de zapatos.

Junto con ello, también se encuentra presente al no poder aseverar que el marco de referencia local del acelerómetro, realmente coincide con el marco de referencia local del giroscopio; lo cual sería el caso ideal.

### 2.2.3. Traslación del Marco de Referencia Local al Marco de Referencia Global

Como se menciona al inicio de 2.2, para el cómputo de cualquier métrica es necesario rotar el Marco de Referencia Local, para así expresar las mediciones de aceleración en un Marco de Referencia Global estático. Comúnmente este marco se establece con el eje Z paralelo a la gravedad y el plano XY paralelo al piso, asumiendo Ortogonalidad entre ambos.

Para esta rotación el proceso clásico consiste en medir la variación de orientación en término de los llamados *Ángulos de Euler*<sup>2</sup>, construir una matriz de rotación que condense de manera ordenada la rotación sobre cada uno de los tres ejes, y luego efectuar la rotación del Marco de Referencia Local aplicando esta matriz.

Sin embargo, este proceso es computacionalmente intensivo, y como la rotación es ordenada, si una de las rotaciones provoca el alineamiento de dos de los ejes de rotación, se pierde la habilidad de describir la rotación en uno de los tres ejes, condición llamada *Gimbal Lock*.

Otra alternativa corresponde a la utilización de cuaterniones para la representación de la rotación. Estos objetos matemáticos pertenecientes a  $\mathbb{R}^4$  permiten la representación de orientaciones y rotaciones en  $\mathbb{R}^3$ , confinándose a este espacio mediante la reducción una de sus dimensiones a cero. Esto es similar a cómo un vector  $\mathbb{R}^3$  queda confinado a un plano  $\mathbb{R}^2$  cuando se reduce una de sus dimensiones a cero.

Esta alternativa soluciona ambos problemas siendo la rotación computacionalmente ligera e inmune al *Gimbal Lock* debido a su naturaleza  $\mathbb{R}^4$ ; sin embargo para su manipulación existe una

---

<sup>2</sup>Representación de la variación de orientación del MR Local respecto al MR Global, pero expresado en ángulos de rotación respecto a los ejes del MR Local.

variedad de convenciones actualmente en uso, que es necesario definir para poder desarrollar una implementación consistente.

## 2.3. Convenciones utilizadas

### 2.3.1. Marcos de Referencia

Debido a la necesidad de trabajar con múltiples marcos de referencia no necesariamente estáticos o alineados entre sí, sus definiciones, características y relaciones serán listadas aquí para aportar claridad a la discusión.

#### A. Marcos de Referencia utilizados y sus definiciones

##### Marco de Referencia IMU (MR IMU).

Es el marco de referencia del sensor en movimiento. Su origen está localizado en el centro del acelerómetro y todas las mediciones han de ser leídas según este marco.

Para el sensor utilizado en esta aplicación, se describe como un sistema coordinado de quiralidad *izquierda* en donde, para la velocidad angular, se define como eje positivo al giro anti-horario en torno al eje positivo de aceleración, tal como se observa en la Figura 2 y en más detalle en la Figura 5a.

##### Marco de Referencia Local (MR Local).

Es el marco de referencia del objeto que se busca trazar, que en este caso corresponde al pie derecho. Se define alineado en reposo con el MR Global -como se observa en la Figura 4- y estático respecto al MR IMU, por lo que coinciden en desplazamiento y variación de orientación en todo momento.

En detalle, corresponde a un sistema coordinado de quiralidad *derecha* en donde, para la velocidad angular, también se define como eje positivo al giro anti-horario en torno al eje positivo de aceleración.

##### Marco de Referencia Global (MR Global).

Es el marco de referencia estático absoluto. Todos los cálculos de posición y orientación del MR Local son resueltos respecto a este marco. En detalle corresponde a un sistema coordinado de quiralidad *derecha*, alineado con la gravedad en su eje Z y en donde la velocidad angular también se define como positiva para el giro anti-horario.

En este caso, se omite la traslación del MR Global respecto MR Planetario, y la rotación del MR Planetario respecto al MR Estelar (punto de referencia absoluto y estático), debido que las distancias recorridas en una marcha común son pequeñas en comparación con la escala planetaria.

#### B. Relaciones

##### MR IMU a MR Local.

En primer lugar se efectúa el cambio de quiralidad a quiralidad derecha, debido a que la mayor

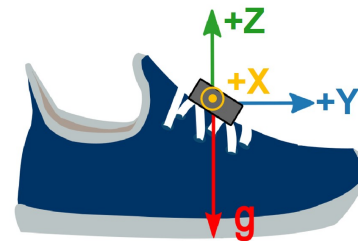
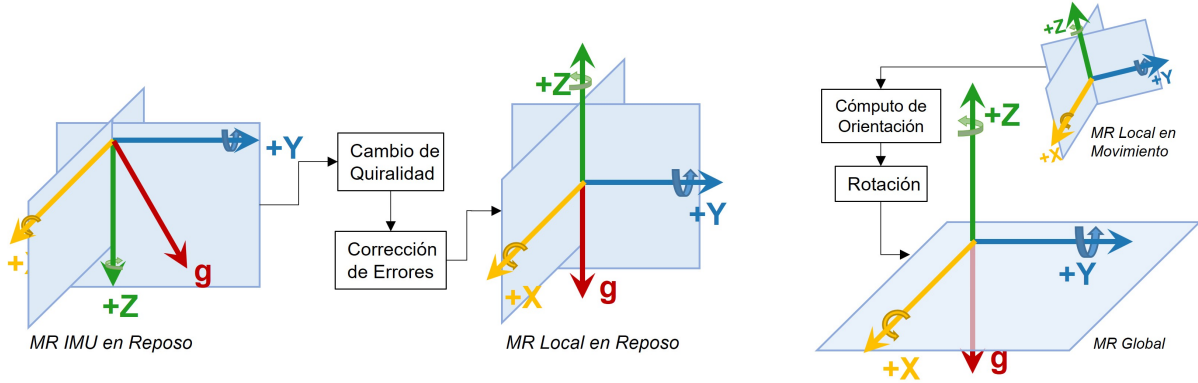


Figura 4: Marco de Referencia Local en reposo. Adaptado desde [19].

parte de convenciones en lo que respecta a cómputo de rotaciones y manipulación de cuaterniones, están definidas para sistemas de quiralidad derecha. Luego, se efectúa la corrección de los posibles errores, y se consigue un MR Local ortogonal y alineado con el MR Global durante el reposo (Figura 5a). Los detalles de su implementación se profundizan en la sección 2.5

### MR Local a MR Global.

Corresponde a la rotación del MR Local alineándose con el MR Global, para la obtención de mediciones expresadas respecto al MR Global (Figura 5b). Esta rotación ha de efectuarse para cada muestra, y los detalles de su implementación se profundizan en la sección 2.7



(a) Transformación de MR IMU a MR Local.

(b) Rotación de MR Local a MR Global.

Figura 5: Relaciones entre Marcos de Referencia.

### 2.3.2. Uso de Cuaterniones

Como breve definición, el conjunto de los cuaterniones  $\mathbb{H}$ , se origina como una extensión de los números complejos. Una construcción que expresa esta idea [25], está dada por la construcción *Cayley-Dickson*: Si se tienen dos números complejos  $A = a + bi$  y  $C = c + di$ , entonces al construir  $Q = A + Cj$  y definir  $k \triangleq ij$ , se genera un número perteneciente al espacio de los cuaterniones  $\mathbb{H}$ ,

$$Q = a + bi + cj + dk \in \mathbb{H}, \quad (2)$$

Sobre ellos, la representación de cualquier vector perteneciente a  $\mathbb{R}^3$  se obtiene mediante:

$$a = [a_x, a_y, a_z] \in \mathbb{R}^3 \rightarrow q_a = 0 + a_x i + a_y j + a_z k \in \mathbb{H} \quad (3)$$

Y junto con lo anterior, una rotación en 3D se puede condensar en un cuaternión de magnitud 1, y aplicarse sobre un vector expresado en su cuaternión equivalente, mediante el *producto Hamiltoniano* ( $\otimes$ ) [25] del cuaternión  $q$ , el vector  $x$  y el conjugado del cuaternión  $q^*$ .

$$x' = q \otimes x \otimes q^* \quad (4)$$

Más detalles sobre su manipulación en el contexto de esta aplicación se detallan en 7.1

En este contexto, las convenciones utilizadas en la resolución de este proyecto respecto a la manipulación de cuaterniones, corresponden a:

1. El uso de la **Parte Escalar como Primer Componente** del vector cuaternión.

$$q \triangleq [q_w, q_v]^T = [q_w, q_x, q_y, q_z]^T \quad (5)$$

2. La elección de la **Quiralidad Derecha** de la rotación representada por el cuaternión. Esto es, la rotación sigue la *Regla de la Mano Derecha*, que matemáticamente se expresa en el producto Hamiltoniano como:

$$ij = -ji = k \quad (6)$$

3. La elección de la **Interpretación Pasiva** de la rotación representada por el cuaternión. Esto es, la rotación gira el marco de referencia manteniendo estático al vector de interés.

4. La elección de la **Dirección MR Local a MR Global** que implica la operación de rotación.

$$x_G = q \otimes x_L \otimes q^* \quad (7)$$

En conjunto, estas cuatro elecciones son conocidas como la **Convención de Hamilton**, una de las más utilizadas hoy en día. Para conocer la contraparte de cada una de las elecciones y profundizar en otros conjuntos de convenciones, se puede observar la Sección 3 de [25].

## 2.4. Flujo del Algoritmo

Establecido el Marco sobre el cuál se desarrollará el Algoritmo, la Figura 6 diagrama el funcionamiento que se procederá a describir en las siguientes secciones.

De ellas, la Fase I (2.5) describe el bloque de *Calibración*. Luego, en la Fase II (2.6) se describe el bloque de *Detección de Eventos* que definen el inicio y término de cada fase de la marcha. A continuación, en la Fase III (2.7) se describe la implementación del bloque *Estimación de la Orientación* y, en la Fase IV (2.8), se describe como se coordina su utilización dentro del resto de estrategias aplicadas para disminuir el impacto de los puntos de falla descritos en 2.2, en el cómputo de métricas. Finalmente, en la Fase V (2.9) se describe en detalle como será efectuado el cómputo de cada métrica.

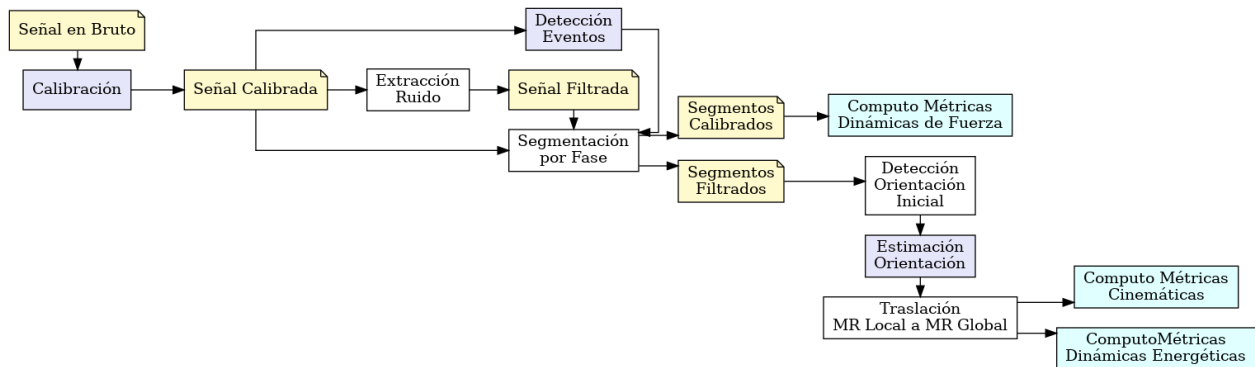


Figura 6: Diagrama de Bloques del Algoritmo para el cómputo de Métricas.

## 2.5. Fase I: Calibración

### 2.5.1. Cambio de Quiralidad

Para efectuar el cambio de Quiralidad en las señales recibidas, es necesario invertir el sentido del eje vertical de aceleración Z, y por consiguiente invertir la orientación del giro de la señal de velocidad angular correspondiente.

Para implementar ambos cambios, basta con invertir el signo de ambas señales:

$$[A_x \ A_y \ A_z \ \omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T \Rightarrow [A_x \ A_y \ -A_z \ \omega_x \ \omega_y \ -\omega_z]^T \quad (8)$$

MR IMU Quiralidad izquierda (MR IMU<sub>i</sub>)  $\Rightarrow$  MR IMU Quiralidad derecha (MR IMU<sub>d</sub>).

### 2.5.2. Modelamiento del Error Sistemático

Como es indicado en [24], cada uno de los errores sistemáticos mencionados en 2.2.2 puede ser modelado como una Matriz Característica que rota o escala cada uno de los ejes del MR IMU<sub>d</sub>, permitiendo expresar el vector medido en el MR IMU<sub>d</sub>, en términos del MR Local corregido. Además, dado que estos errores se consideran independientes y acumulativos, pueden ser aplicados de manera consecutiva, lo que resulta en:

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{xx} & m_{xy} & m_{xz} \\ m_{yx} & m_{yy} & m_{yz} \\ m_{zx} & m_{zy} & m_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & c_{xy} & c_{xz} \\ c_{yx} & 1 & c_{yz} \\ c_{zx} & c_{zy} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & s_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix} = MCSu + b \quad (9)$$

Adaptado desde [24].

En donde  $M, C, S, b, u$  y  $v$  corresponden respectivamente al Error de Desalineamiento, Error de Sensibilidad Cruzada, Error de Escala, Error de Sesgo en Medición Cero, la medición obtenida desde MR IMU<sub>d</sub>, y la medición expresada en el MR Local.

Sin embargo, dado que el interés está en la corrección del MR IMU<sub>d</sub> y no en la estimación exacta de cada error, el modelamiento anterior se puede simplificar a una única matriz característica  $K$ , tal que

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{xx} & k_{xy} & k_{xz} \\ k_{yx} & k_{yy} & k_{yz} \\ k_{zx} & k_{zy} & k_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$v = h(u, K, b) = Ku + b \quad (11)$$

Adaptado desde [24].

### 2.5.3. Estimación del Error Sistemático en Acelerómetro

Para la estimación del error sistemático generado por el Acelerómetro, el procedimiento clásico, consiste en medir la aceleración de gravedad ubicando al sensor de manera precisa en  $n$  orientaciones conocidas; para luego estimar la matriz característica  $K$  y el vector de sesgo  $b$  optimizando la diferencia entre la magnitud medida y la magnitud gravitacional esperada [24].

Una desventaja de este procedimiento, es que requiere un equipamiento de alta precisión para su orientación. Sin embargo, dado que en esta aplicación se busca mejorar la portabilidad del dispositivo y permitir su uso inmediato, se aplica la siguiente adaptación del algoritmo planteado en [26].

En esta adaptación, el modelo de error se simplifica eliminando la búsqueda inicial del vector de sesgo ( $b = 0$ ), aprovechando la consideración de que el sesgo típico de un acelerómetro es pequeño y que será corregido dinámicamente mediante el filtro de Madgwick detallado en la sección 2.7.

Luego, se limita el número de orientaciones a 1, para habilitar su ejecución con el dispositivo instalado. En contraste, se considera un tiempo de reposo  $t$  (típicamente 10[s]), que se divide en 10 ventanas de igual tamaño y solapadas en un 33 %, sobre las cuales se computa un promedio simple para obtener cada estimación.

Finalmente, se estima la matriz característica  $K_A$  optimizando tanto la diferencia de magnitud como la diferencia de orientación, entre los vectores de aceleración medidos y el vector de gravedad esperado:

$$\operatorname{argmin}_{K_A} L(K_A) = \sum_{i=1}^{10} (\|h(A_i, K_A, 0)\|^2 - \|g\|^2)^2 + (\|\hat{g} \times \hat{h}(A_i, K_A, 0)\| \cdot 10)^8 \quad (12)$$

En esta expresión, el primer sumando contrasta la diferencia de magnitud de ambos vectores, mientras que el segundo sumando contrasta la diferencia de orientación entre ambos vectores. Para conseguir este contraste de orientación, se aprovecha que la magnitud del producto cruz entre ambos vectores unitarios, entrega el seno del ángulo entre ambos. De esta manera, al optimizar<sup>3</sup> para  $\sin(\theta) = 0$ , se consigue optimizar para  $\theta = 0$ . Por último, se escoge una amplificación arbitraria  $\times 10$  y a la 8ª potencia en el segundo sumando, para equilibrar la importancia de ambas diferencias.

Además, dado que el cambio de unidad [ $mG$ ] a la unidad estándar [ $m/s^2$ ] es lineal para la función  $L(K_A)$ , se mantiene la unidad [ $mG$ ] para evitar introducir error de redondeo.

A continuación, la búsqueda se concreta utilizando el algoritmo iterativo "Variante de ADAM, con Momento cuasi-hiperbólico" propuesto en [27] e implementado en [28].

Finalmente el algoritmo se detiene al conseguir  $L(K_A) \leq 0,1$  lo que asumiendo una diferencia en magnitud y orientación equilibrada, implica una diferencia en magnitud de  $\approx 0,07[mG] \approx 6 \times 10^{-4}[m/s^2]$ , y una diferencia en orientación de  $\approx 0,05[rad] \approx 2,86[Deg]$

#### 2.5.4. Estimación del Error Sistemático en Giroscopio

Para la estimación del error sistemático generado por el Giroscopio, la estrategia clásica es similar a aquella utilizada para el Acelerómetro, con la diferencia de que además de ubicar al sensor en  $n$  orientaciones conocidas, también se someten a  $m$  velocidades de rotación conocidas [24].

Con la misma intención de evitar las desventajas de este método, mejorar la portabilidad y permitir su uso inmediato, se aplica la siguiente adaptación del algoritmo planteado en [26] para la estimación del error generado.

En primer lugar, considerando que la velocidad angular debería ser igual a 0 en todos sus ejes durante el reposo, se estima el vector de sesgo estático  $b$  como un promedio simple a lo largo de un

<sup>3</sup>Se omite el caso  $\theta = \pi$ , al asumir que  $A_i$  y  $g$  parten de orientaciones cercanas.

tiempo de reposo  $t$  (típicamente 10[s]), el cual luego es abstraído a toda la señal. De esta manera, se obtiene una corrección preliminar y se simplifica el modelo de error, asignando  $b = 0$ . Cabe destacar que el sesgo dinámico, será corregido mediante el filtro de Madgwick detallado en 2.7.

Luego, la estrategia central de este algoritmo se basa en que a) la medición de la velocidad angular en reposo debería ser cero y b) que, por consecuencia, la variación de orientación del MR Local debería ser nula para cualquier ventana de tiempo durante el reposo.

De esta manera, la matriz característica  $K_\omega$  debería ser tal que, durante el reposo, trasladara todo vector de velocidad angular  $\omega$  al vector nulo, y que consiguiera una variación nula de orientación para cualquier ventana de  $k$  muestras de la ventana de reposo. De estas consideraciones, la primera se evita pues deriva directamente en la obtención de la matriz nula, mientras que la segunda ha de tomarse con precaución pues puede provocar que la orientación del MR Local deambule, volviendo a su orientación inicial sólo al final de la ventana de  $k$  muestras.

Con esto establecido, se limita el número de orientaciones del sensor a 1, y se recolectan de manera aleatoria  $m$  (se escoge  $m = 100$ ) vectores de aceleración previamente calibrados. Dado que están calibrados, se asume que en cada uno de estos puntos la orientación del MR Local es coincidente con la orientación del MR Global (es decir una rotación nula entre ambos MR), lo que es representado con el cuaternión unitario  $q_0 = [1, 0, 0, 0]^T$ .

A continuación, tomando como punto de inicio cada vector de aceleración, se crea una ventana de tiempo de tamaño aleatorio  $k$  entre 10 y 100 muestras hacia el futuro. Esta elección variable del tamaño  $k$  permite contrarrestar la posibilidad de deambular del MR Local. Su justificación se basa en que si  $k$  fuera constante, la resolución de la matriz característica podría incorporar cierta rotación tal que, ante mediciones de igual error sistemático, siempre se vuelva a la orientación inicial (o cercana) después de  $k$  pasos.

Luego, para computar la variación de orientación durante cada ventana de  $k$  muestras, se construye el operador  $\psi$  que toma como entrada, el cuaternión  $q_0$ , la secuencia de  $k$  lecturas de velocidad angular  $\omega_{[0,k]}$  y la matriz característica del error sistemático  $K_\omega$  y retorna el cuaternión representativo de la orientación del MR Local  $q_k$  al final de la ventana:

$$q_k = \psi(q_0, \omega_{[0,k]}, K_\omega) \quad (13)$$

Para el cómputo de este operador, las mediciones de velocidad angular han de ser convertidas de  $[mDeg/s]$  a  $[rad/s]$ . Por su parte, este operador aplica la corrección contenida en  $K_\omega$  y representa internamente al vector  $\omega$  corregido, como el cuaternión puro definido en la ecuación (14). Luego, computa la rotación codificada en el mismo mediante la integración de la ecuación diferencial del cuaternión (15), asumiendo que la variación de  $\omega$  es constante durante  $\Delta t$ .

$$q_\omega = [0, (K_\omega \omega)]^T \quad (14)$$

$$\dot{q}_i = \frac{1}{2} q_i \otimes q_{\omega_i} \quad (15)$$

Por tanto  $\psi$  inicia con  $q_i = q_0$  e integra desde  $q_{\omega_0}$  a  $q_{\omega_k}$ , hasta obtener  $q_k$ , utilizando la integración simple de Euler, normalizando a cada paso para volver a tener un cuaternión unitario:

$$q_{i+1} = q_i + \Delta t \cdot \left( \frac{1}{2} q_i \otimes q_{\omega_i} \right) \quad (16)$$

Finalmente, se estima la matriz característica  $K_\omega$  optimizando la diferencia de orientación entre el vector de aceleración inicial calibrado  $A_0$  y el vector de aceleración al final de la ventana  $A_k$

expresado en el MR Global. Para ello, el vector de aceleración medido al final de la ventana, es calibrado según  $K_A$ , luego representado en su forma de cuaternión,  $q_A = [0, A_x, A_y, A_z]$ , para finalmente ser rotado por la variación de orientación codificada en  $q_k$ :

$$A_k = q_k \otimes q_A \otimes q_k^* \quad (17)$$

$$\operatorname{argmin}_{K_\omega} L(K_\omega) = \sum_{i=1}^m (|\hat{A}_i \times \hat{A}_k| \cdot 10)^8 \quad (18)$$

En esta expresión se utiliza la magnitud del producto cruz de igual manera que en la optimización anterior, y la búsqueda se concreta utilizando el mismo algoritmo iterativo propuesto en [27]. La detención del algoritmo ocurre al conseguir  $L(K_\omega) \leq 100$ , lo que en este caso implica una diferencia en orientación de  $\approx 0,04[\text{rad}] \approx 2,4[\text{Deg}]$

## 2.6. Fase II: Detección de Eventos

Para el cómputo de las métricas de la marcha, es importante observar que en su gran mayoría son definidas sobre alguna fase específica del movimiento. Por tanto, la segunda tarea necesaria para su cómputo, corresponde a la correcta detección de los eventos que definen el inicio y fin de cada una de estas fases. En específico, estos eventos corresponden a los instantes de contacto y despegue de cada uno de los pies con el suelo, los cuales son detallados en el Cuadro 1:

En consecuencia, para su detección se desarrollan los siguientes algoritmos:

### 2.6.1. Instante Inicial de Contacto del Pie Derecho

La estrategia central de este algoritmo, se basa en observar que cuando el pie derecho aterriza, entrando en contacto con el piso, se produce una fuerte vibración debido al impacto. Misma vibración que, producto de la cercanía del sensor, se refleja de manera importante en las señales reportadas.

En efecto, este impacto se observa en la señal como la aparición de un artefacto de alta frecuencia, gran amplitud y de duración alrededor de  $\sim 30[\text{ms}]$ , que es observable en las 6 señales del sensor destacando particularmente en las señales de acelerometría.

Hecha esta descripción, se procede de la siguiente manera para extraer este artefacto de alta frecuencia y detectar el instante de contacto:

En primer lugar, se aplica el método de Welch [29] para estimar la densidad espectral de potencia de cada una de las señales de acelerometría. Con esta estimación, se determinan las frecuencias ubicadas en el percentil 95 de cada espectro, para ser utilizadas como frecuencia de corte en la construcción de tres filtros digitales Butterworth de 4° orden, configurados como "pasa alto" (uno para cada señal).

Pie	Evento	Abrv.
Pie Derecho	Instante Inicial de Contacto o Aterrizaje	$D_o$
Pie Derecho	Instante Terminal de Contacto o Despegue	$D_f$
Pie Izquierdo	Instante Inicial de Contacto o Aterrizaje	$I_o$
Pie Izquierdo	Instante Terminal de Contacto o Despegue	$I_f$

Cuadro 1: Eventos definitorios de las Fases de la Marcha.

Luego, cada uno de estos filtros es aplicado de manera directa y reversa a sus señales correspondientes, lo que consigue un filtrado efectivo de 8° orden, pero con desfase cero [30]. Por último, buscando aislar la magnitud del artefacto, se computa el valor absoluto de cada muestra de la señal -para sólo tener valores positivos- y se suman las tres señales. Con este método, efectivamente se consiguen aislar los segmentos de artefacto de alta frecuencia, concentrando todo el artefacto en una señal, y reduciendo todo el resto de la misma a valores cercanos a cero, como se puede observar en la Figura 7.

Sin embargo, estos segmentos incorporan un segundo tipo de artefacto de alta frecuencia pero de menor amplitud, que corresponde al aterrizaje del Pie Izquierdo detallado en 2.6.3. En consecuencia, se procede a crear una máscara a partir de las señales originales, a fin de lograr diferenciar ambos tipos de artefactos.

Esta máscara, se basa en la observación de que el pie derecho debe obligatoriamente seguir una dirección descendente para entrar en contacto con el piso; y por tanto, siempre genera una señal de aceleración negativa en el eje Z previo al instante de contacto con el piso. Junto con ello, y en contraste, cuando el pie izquierdo es aquel que va hacia el piso, el pie derecho se encuentra ya en fase de balanceo o pronto a iniciarlo, por lo que su aceleración en el eje Z ha de ser positiva o cercana a cero.

Atendiendo a esta observación, la máscara se construye a partir sólo de la señal de aceleración en el eje Z, buscando extraer la oscilación positiva-negativa recién descrita.

Para ello, se aplica un filtrado "pasa bajo.<sup>a</sup> la señal Z, fijando la frecuencia de corte en el percentil 60 de su espectro. Luego, la señal se centra en cero, substrayendo el promedio de la señal completa, y se invierte para obtener cimas positivas durante el descenso, y valles negativos durante la fase de balanceo. Esta aplicación genera una señal de apariencia sinusoidal observable en la Figura 8, cuyas cimas positivas coinciden con los segmentos de artefacto del pie derecho, dejando los valles negativos alineados con los segmentos correspondientes al pie izquierdo.

Luego, esta máscara se normaliza, se amplifica por cierta constante para potenciar su efecto (en este caso  $\times 3$ ); y se aplica multiplicando punto a punto con la señal de artefacto previamente obtenida.

De esta manera, se consigue efectivamente separar ambos artefactos, al invertir a negativo todos los segmentos referentes al pie izquierdo.

Por último, se identifican los peaks de interés como cualquier punto de la señal cuyos vecinos directos posean una menor amplitud, y que además cumplan con los siguientes requisitos determinados de manera empírica:

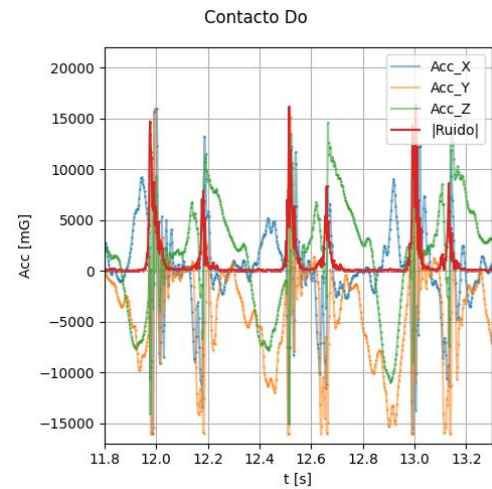


Figura 7: Aislación de artefacto para  $D_0$ .

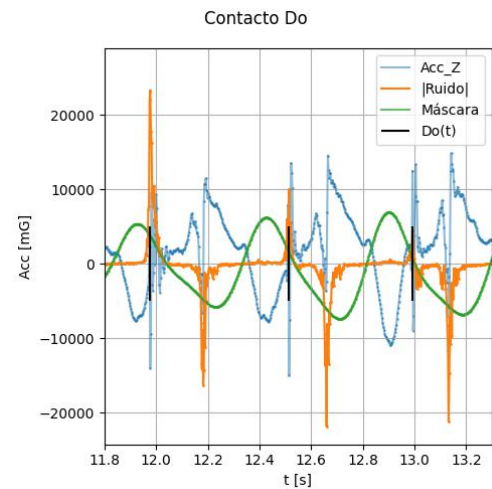


Figura 8: Aplicación de Máscara.

- Poseer una magnitud  $\geq 100[mG]$
- Que la distancia entre dos peaks consecutivos sea  $\geq 100$  muestras  $\approx 250[ms]$
- Que la prominencia entre el punto máximo del peak, y su línea base local sea  $\geq 500[mG]$

De esta manera se consigue efectivamente detectar cada instante de aterrizaje del pie derecho.

### 2.6.2. Instante Terminal de Contacto del Pie Derecho

La estrategia central para la detección de este instante, se basa en la observación del efecto "esorte" que se genera en el pie, producto de la acumulación y liberación de tensión elástica en el tendón calcáneo durante la fase terminal de la Fase de Apoyo.

En este efecto, la acumulación de energía ocurre en el tendón calcáneo al momento de estirarse en contra del pie fijo en el piso. Este estiramiento ocurre de manera periódica en la etapa inicial de la Fase de Apoyo, producto de la inclinación hacia el frente de la antepierna respecto al pie, y la contracción de los gastrocnemios al prepararse para el despegue.

Esta energía es utilizada para propulsar el despegue en la etapa final de la Fase de Apoyo. Sin embargo, cuando el despegue es conseguido -finalizando la Fase de Apoyo-, el pie ahora en el aire, pierde su punto de apoyo en el piso y, por tanto, deja de oponer la resistencia necesaria para el estiramiento del tendón calcáneo.

En consecuencia, toda la energía restante se libera bruscamente, retrayendo el tendón a su longitud natural, y por tanto provocando una rápida flexión plantar del pie en torno al tobillo.

Es esta flexión plantar brusca en torno al eje X correspondiente al tobillo, la que se refleja como un "peak" en la señal correspondiente de velocidad angular, y que permite la identificación del término de contacto del pie derecho con el piso.

Descrito el efecto, para la extracción de este peak se procede de la siguiente manera:

En primer lugar, se considera sólo la señal de velocidad angular correspondiente al eje X. Luego, debido a que la flexión plantar ocurre en sentido horario (y por tanto en sentido negativo del eje X del MR Local), la señal se invierte para que los peaks sean positivos.

A continuación, se filtra el ruido aleatorio de la señal aplicando un filtrado doble (directo y reverso), con un filtro Butterworth de 4° orden configurado como "pasa bajo", fijando la frecuencia de corte al percentil 75 del espectro de potencia estimado por el método de Welch.

Con este filtrado, y considerando que el componente primordial de esta señal es de baja frecuencia, se obtiene una señal de apariencia sinusoidal cuyas cimas positivas coinciden con el peak de interés (Figura 9).

Por último, se identifican los peaks de interés como cualquier punto de la señal cuyos vecinos directos posean una menor amplitud, y que además cumplan con el siguiente requisito, determinado de manera empírica:

- Que la prominencia entre el punto máximo del peak, y su línea base local sea  $\geq 5[rad/s]$

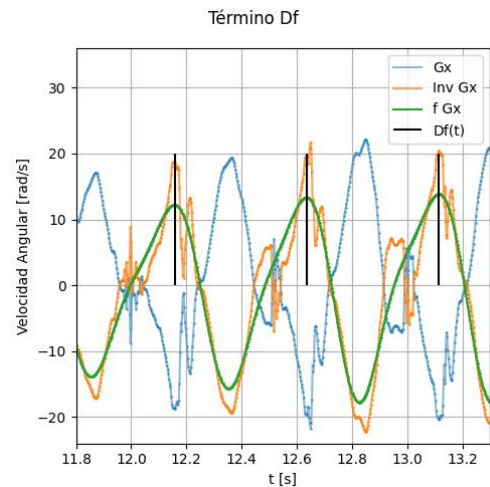


Figura 9: Detección Instante de Término de Contacto  $D_f$ .

De esta manera se consigue efectivamente detectar cada instante de despegue del pie derecho.

### 2.6.3. Instante Inicial de Contacto del Pie Izquierdo

La detección de este instante, se basa en la observación de que al igual que el pie derecho, cuando el pie izquierdo aterriza y entra en contacto con el piso, provoca una fuerte vibración debido al impacto. Sin embargo, como en este caso el sensor se encuentra en el pie opuesto, esta vibración viaja por el tren inferior del sujeto antes de aparecer en el sensor, amortiguándose ligeramente en el proceso.

Similar a lo ocurrido en el instante de aterrizaje del pie derecho, este efecto se observa en las señales como un artefacto de alta frecuencia, gran amplitud y corta duración. Sin embargo, al comparar ambos segmentos, se observa que producto del efecto amortiguador del viaje a través del tren inferior, el artefacto del pie izquierdo se caracteriza por una amplitud menor, una duración ligeramente más amplia de  $\sim 40[ms]$  y un espectro de alta frecuencia más extendido.

Por tanto, el método utilizado para su extracción es el mismo utilizado para el pie derecho, pero con ciertas variaciones. En general se describe como sigue:

En primer lugar, se aíslan los segmentos de alta frecuencia de las señales de acelerometría, aplicando de manera directa y reversa un filtro digital de Butterworth de 4° orden configurado como "pasa alto" fijando en este caso la frecuencia de corte en el percentil 70 del espectro de potencia estimado por el método de Welch. Luego, se obtiene la señal de valor absoluto de cada señal filtrada, para finalmente construir una única señal de artefacto, a partir de la suma de las tres señales procesadas (Figura 10).

Luego, para efectuar la diferenciación entre segmentos de pie izquierdo y pie derecho, se construye la máscara en función del ascenso y descenso del pie derecho en el eje Z, aplicándole un filtrado "pasa bajo", fijando la frecuencia de corte en el percentil 60 de su espectro.

En este caso, al contrario del instante de aterrizaje del pie derecho, la máscara se deja sin invertir para obtener valles negativos en los instantes de aterrizaje del pie derecho, y que las cimas positivas coincidan con los instantes de aterrizaje del pie izquierdo.

Finalmente, la máscara se normaliza y se amplifica por una constante empírica (en este caso  $\times 2$ ), y se aplica multiplicando punto a punto con la señal de artefacto. De esta manera, se consigue efectivamente separar ambos artefactos, invirtiendo en este caso los segmentos correspondientes al pie derecho (Figura 11).

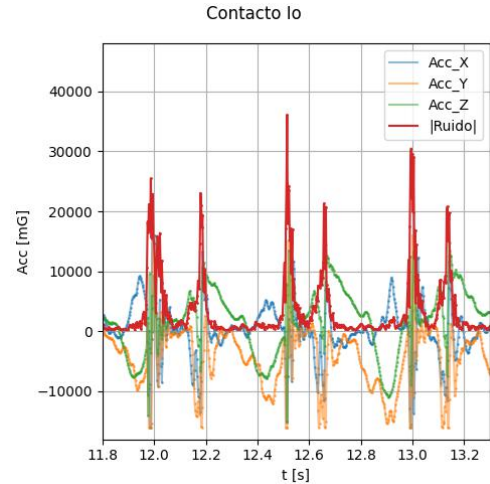


Figura 10: Aislación de artefacto para  $I_0$ .

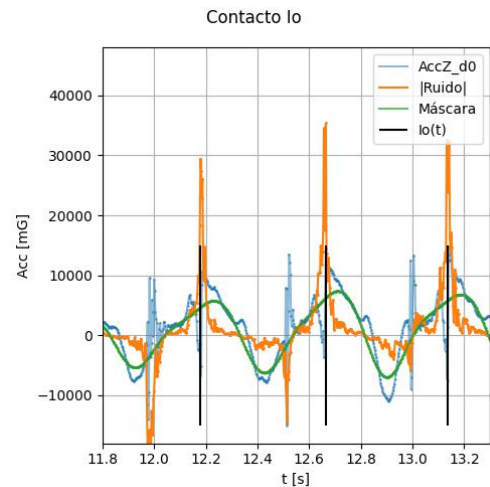


Figura 11: Aplicación de Máscara.

Por último, se identifican los peaks de interés como cualquier punto de la señal cuyos vecinos directos posean una menor amplitud, y que además cumplan con los siguientes requisitos, determinados de manera empírica:

- Poseer una magnitud  $\geq 100[mG]$
- Que la distancia entre dos peaks consecutivos sea  $\geq 100$  muestras  $\approx 250[ms]$
- Que la prominencia entre el punto máximo del peak, y su línea base local sea  $\geq 500[mG]$

De esta manera se consigue efectivamente detectar cada instante de aterrizaje del pie izquierdo.

#### 2.6.4. Instante Terminal de Contacto del Pie Izquierdo

Este instante es inobservable, debido a que el despegue del pie izquierdo no provoca ningún efecto que se transmita o que tenga algún efecto identificable y separable desde las señales obtenidas del pie derecho.

### 2.7. Fase III: Estimación de la Orientación - Implementación Filtro de Madgwick

Establecidos los instantes que definen el inicio y fin de cada fase, el siguiente paso corresponde a la implementación de un motor para la estimación de la orientación del sensor en el tiempo. Cabe destacar que este motor de estimación no se aplica directamente a toda la señal, sino que su aplicación será detallada en 2.8

Tal como se caracterizó en 2.2, para superar las limitaciones detalladas en 2.2.1, 2.2.2 y 2.2.3, se han implementado múltiples estimadores que analizan la dinámica del sistema inercial, fusionando las mediciones de aceleración y velocidad angular (sumando magnetometría y GPS de estar disponibles), para capturar el comportamiento del sistema y predecir la orientación del mismo disminuyendo el impacto del error.

Dentro de estos, uno de los más utilizados es el Filtro de Kalman [31], que propone la representación del sistema junto con sus distintos errores como un espacio probabilístico, que se va actualizando muestra a muestra. Sin embargo, debido a su alto costo computacional y la necesidad de una frecuencia de muestreo igual o mayor a  $500[Hz]$ , Madgwick [32] propone un nuevo método representado en la Figura 12, que inicia utilizando las mediciones de velocidad angular para obtener estimaciones precisas de cambios de orientación rápidos en corto plazo, y las complementa utilizando las mediciones de aceleración para contrarrestar los errores acumulados a largo plazo.

#### 2.7.1. Estimación Preliminar de Orientaciones

Para su desarrollo, este algoritmo obtiene la estimación principal de la orientación, aplicando una integración de Euler sobre las mediciones de velocidad angular según indica la ecuación (20); y que luego corrige utilizando una estimación secundaria de la orientación a partir de las mediciones de acelerometría.

$$\dot{q}_{\omega,t} = \left(\frac{1}{2}q_{est,t-1} \otimes q_{\omega,t}\right) \quad (19)$$

$$q_{\omega,t} = q_{est,t-1} + \dot{q}_{\omega,t}\Delta t \quad (20)$$

Para la obtención de esta estimación secundaria, el algoritmo asume la inexistencia de aceleración lineal y utiliza el algoritmo de Descenso de Gradiente (22) sobre la función de costo descrita

en (21), para encontrar el cuaternión que describa la rotación necesaria del MR Local, tal que el vector de aceleración medido  $\hat{a}_t$  coincida con la orientación de gravedad en el MR Global  $\hat{g}$ .

$$\operatorname{argmin}_{q_t} f(q_t, \hat{g}, \hat{a}_t) = q^* \otimes \hat{g} \otimes q - \hat{a}_t \quad (21)$$

$$q_{\nabla,t} = q_{est,t-1} - \mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \quad (22)$$

En esta búsqueda, se toma la estimación de la orientación anterior  $q_{est,t-1}$  como valor inicial, y se utiliza un parámetro de avance  $\mu_t$  definido en función del cambio de orientación medido por el giroscopio  $\dot{q}_{\omega,t}$ , para conseguir la convergencia del algoritmo en solo una iteración. En esta ecuación (23), el parámetro  $\alpha$  escala a  $\mu_t$  para considerar desviaciones incorporadas por ruido aleatorio.

$$\mu_t = \alpha \|\dot{q}_{\omega,t}\| \Delta t, \quad \alpha > 1 \quad (23)$$

### 2.7.2. Fusión de estimaciones

Obtenidas las estimaciones preliminares, la estimación final se calcula como la suma ponderada de cada una (24).

$$q_{est,t} = \gamma_t q_{\nabla,t} + (1 - \gamma_t) q_{\omega,t}, \quad 0 \leq \gamma_t \leq 1 \quad (24)$$

En donde el parámetro de ponderación  $\gamma_t$  se define tal de equilibrar las variaciones de orientación medidas en ambas observaciones, lo que es representado por la ecuación (25) y que es posible de reordenar en (26). En esta representación, el parámetro  $\beta$  representa la variación observada en  $q_{\omega}$  y  $\frac{\mu_t}{\Delta t}$  aquella observada en  $q_{\nabla}$

$$(1 - \gamma_t)\beta = \gamma_t \frac{\mu_t}{\Delta t} \quad (25)$$

$$\gamma_t = \frac{\beta}{\frac{\mu_t}{\Delta t} + \beta} \quad (26)$$

Estas ecuaciones aseguran una fusión óptima de  $q_{\nabla,t}$  y  $q_{\omega,t}$ , al asumir que  $q_{\nabla}$  es igual o mayor al cambio real de orientación. De esta observación se pueden derivar las siguientes conclusiones:

1. Dado que el cambio de  $q_{\nabla}$  es igual o mayor al cambio real, entonces  $\alpha$  no tiene límite superior.
2. Luego, si se asume que  $\alpha$  puede llegar a ser muy amplio, el valor inicial de (22) se vuelve despreciable, derivando en (27)
3. Por razón similar, se observa en (28) que  $\beta$  se vuelve despreciable en el denominador de (26) y que además  $\gamma_t$  debería llegar a un valor cercano a cero

$$q_{\nabla,t} \approx -\mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \quad (27)$$

$$\gamma_t \approx \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} \approx 0 \quad (28)$$

Por tanto, reemplazando estas observaciones en (24), se puede obtener (29), que luego puede ser simplificada a (30), en donde  $\hat{q}_{e,t}$  descrita en (32) es la dirección del error de  $\hat{q}_{est,t}$

$$q_{est,t} = \left( \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} \right) \left( -\mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \right) + (1 - 0) (q_{est,t-1} + \dot{q}_{\omega,t} \Delta t) \quad (29)$$

$$q_{est,t} = q_{est,t-1} + \dot{q}_{est,t} \Delta t \quad (30)$$

$$\dot{q}_{est,t} = \dot{q}_{\omega,t} - \beta \hat{q}_{\epsilon,t} \quad (31)$$

$$\hat{q}_{\epsilon,t} = \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \quad (32)$$

De estas ecuaciones se puede re interpretar que el filtro de Madgwick calcula la orientación  $q_{est,t}$ , integrando el cambio de orientación estimado en  $\dot{q}_{est,t}$ . Este cambio, a su vez es calculado como el diferencial de orientación medido por los giroscopios  $\dot{q}_{\omega}$ , cuya magnitud de error controlada por  $\beta$ , es sustraída en la dirección del error estimada desde las mediciones de aceleración  $\hat{q}_{\epsilon,t}$ .

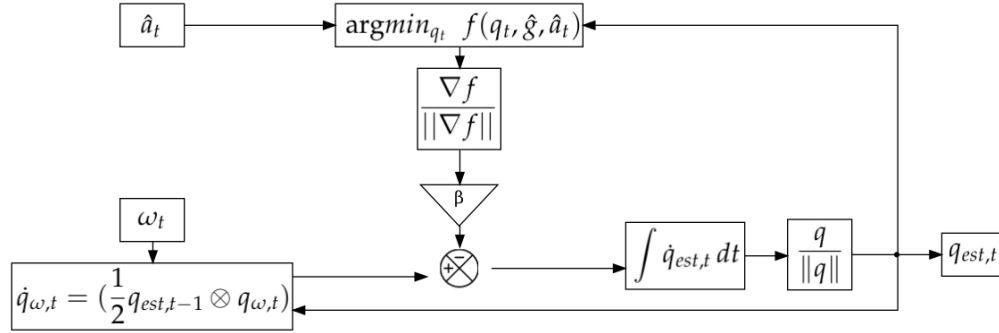


Figura 12: Representación en bloques, de la estimación de orientación mediante el filtro de Madgwick. Adaptado desde [32].

De esto, se desprende que  $\beta$  controla el equilibrio de confianza asignada a cada sensor. Si  $\beta$  es alto, el filtro confía más en las mediciones de aceleración y viceversa.

## 2.8. Fase IV: Parcelación y Preparación de la Señal

Implementado el motor de estimación de orientación, para el cómputo de métricas se aplican un grupo de estrategias para continuar con la disminución del impacto de los puntos de falla detallados en 2.2.

En primer lugar, posterior a la detección de los eventos detallados en 2.6, las señales son filtradas en toda su extensión para la reducción de ruido aleatorio. En detalle, se aplica el método de Welch para estimar el espectro de potencia de cada una de las 6 señales, y se aplica de manera directa y reversa un filtro digital de Butterworth de 4° orden configurado como "pasa bajo". El percentil del espectro escogido como frecuencia de corte para cada señal, fue obtenido de manera empírica y se detalla en el Cuadro 2

Señal	Percentil	Señal	Percentil
$A_x$	60	$\omega_x$	90
$A_y$	60	$\omega_y$	90
$A_z$	70	$\omega_z$	90

Cuadro 2: Percentiles escogidos como frecuencia de corte.

Luego, las señales de aceleración y velocidad angular se segmentan utilizando los puntos detectados en 2.6, así obtener una colección de segmentos por cada fase que se desee analizar.

A continuación, para obtener la estimación de orientación necesaria para la traslación de aceleración entre Marcos de Referencia, se aplica el Filtro de Madgwick detallado en 2.7 sobre cada uno de los segmentos.

Para la aplicación de este filtro, se debe entregar una orientación inicial que en el caso ideal debería ser  $q_0 = [1, 0, 0, 0]^T$  representando una coincidencia total entre MR Local y MR Global. Sin embargo, considerando la aparición de error y deriva posterior a la calibración inicial, se calcula una nueva estimación de la orientación inicial de cada segmento.

Esta estimación se divide en dos fases. En la primera, se compara la dirección de gravedad  $g$ , contra la dirección del promedio de la señal de aceleración  $a_r$ , obtenida de un periodo de  $0,25[s]^4$  estimados como reposo. Con ambas direcciones se construye el cuaternión unitario  $q_z$  que representa la orientación del MR Local respecto al MR Global, utilizando el método descrito en [33] representado en (33):

$$\begin{aligned} \hat{a}_r \cdot \hat{g} = q_w &\Rightarrow \begin{bmatrix} q_w \\ q_v \end{bmatrix} = q \Rightarrow \frac{q}{\|q\|} = q_z \end{aligned} \quad (33)$$

Esta corrección, debido a la falta de referencia horizontal, corrige la orientación vertical pero deja en libertad la coincidencia de los ejes XY Local y Global. Por tanto, para corregir esta última libertad, se traslada cada segmento según  $q_z$ , y se construye el cuaternión de corrección  $q_{xy}$  en base a la observación de que el movimiento general de cada segmento trasladado ha de coincidir con el eje horizontal Y, dado que cualquier oscilación en el eje X ha de anularse al ser un movimiento periódico del pie en torno a su eje de avance.

Para ello, se obtiene el promedio de la señal de aceleración de cada segmento ya trasladado  $a_s$  y se elimina el componente vertical reemplazándole por 0 quedando en  $a_{s,xy}$  (34). Luego se obtiene el vector unitario de este vector y se compara con el vector horizontal  $h$ , creando el cuaternión que representa su orientación según el mismo método anterior (35):

$$a_s = \begin{bmatrix} a_{s,x} \\ a_{s,y} \\ a_{s,z} \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} a_{s,x} \\ a_{s,y} \\ 0 \end{bmatrix} = a_{s,xy}; \quad h = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\begin{aligned} \hat{a}_{s,xy} \cdot \hat{h} = q_w &\Rightarrow \begin{bmatrix} q_w \\ q_v \end{bmatrix} = q \Rightarrow \frac{q}{\|q\|} = q_{xy} \\ \hat{a}_{s,xy} \times \hat{h} = q_v & \end{aligned} \quad (35)$$

Luego, se aprovecha la propiedad de los cuaterniones que permite componer orientaciones mediante su multiplicación con el producto Hamiltoniano, para construir la estimación final  $q_s$  según (36):

$$q_z \otimes q_{xy} = q \Rightarrow \frac{q}{\|q\|} = q_s \quad (36)$$

Con esta estimación final, se aplica el Filtro de Madgwick sobre cada segmento, utilizando como orientación inicial cada cuaternión  $q_s$  obtenido.

Luego, obtenida la orientación del MR Local  $q_{est,t}$  en cada punto del segmento, se aplica la traslación del vector de aceleración correspondiente tal como indica (4) y se representa en (37)

$$a_{t,G} = q_{est,t} \otimes a_{t,L} \otimes q_{est,t}^* \quad (37)$$

Finalmente, con las mediciones de aceleración expresadas en el MR Global, es posible efectuar los cálculos necesarios para la obtención de cada métrica.

---

<sup>4</sup>Valor obtenido de manera empírica

## 2.9. Fase V: Cómputo de Métricas

### 2.9.1. Métricas Cinemáticas

A continuación se procede a detallar el cómputo de cada métrica. Para su descripción, se utilizan las abreviaturas de los eventos que definen inicio y término de cada fase indicados en el Cuadro 1.

La implementación de cada cómputo está descrito por una función en relación a la variable  $i$  que corresponde a la posición ordinal del segmento detectado, que va desde 1 hasta  $n$ , con  $n$  igual al número de segmentos detectados para la fase analizada.

En detalle, el cómputo de las métricas de duración se obtiene la diferencia de tiempo entre los eventos de inicio y término de cada fase. Para el cómputo de métricas de distancia, se computa la integración doble sobre el eje correspondiente del segmento. De similar forma, se aplica una integración simple para la obtención de la velocidad durante el segmento.

Además, para el cómputo de la oscilación vertical, se busca el instante  $j$  de cada segmento  $i$ , que genera la máxima distancia vertical dentro del mismo.

Los detalles de cómputo se describen según sigue:

$$i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (38)$$

$$1. \text{ Duración del Paso} \quad T_P(i) = I_{o_i} - D_{o_i} \quad (39)$$

$$2. \text{ Duración del Tranco} \quad T_{Tr}(i) = D_{o_{i+1}} - D_{o_i} \quad (40)$$

$$3. \text{ Duración de la Fase de Apoyo} \quad T_A(i) = D_{f_i} - D_{o_i} \quad (41)$$

$$4. \text{ Duración de la Fase de Balanceo} \quad T_B(i) = D_{o_{i+1}} - D_{f_i} \quad (42)$$

$$5. \text{ Largo del Tranco} \quad L_{Tr}(i) = \sum_{t=D_{o_i}}^{D_{o_{i+1}}} \left( \sum_{t=D_{o_i}}^{D_{o_{i+1}}} a_{y_t} \Delta t \right) \Delta t \quad (43)$$

$$6. \text{ Oscilación Vertical del Tranco} \quad O_{Tr}(i) = \max_{D_{o_i} \leq j \leq D_{o_{i+1}}} \left( h_i(j) = \sum_{t=D_{o_i}}^j \left( \sum_{t=D_{o_i}}^j a_{z_t} \Delta t \right) \Delta t \right) \quad (44)$$

$$7. \text{ Velocidad} \quad V_{Tr}(i) = \sum_{t=D_{o_i}}^{D_{o_{i+1}}} a_{y_t} \Delta t \quad (45)$$

$$8. \text{ Distancia Total} \quad L_{To}(n) = \sum_{i=1}^n L_{Tr}(i) \quad (46)$$

### 2.9.2. Métricas Dinámicas de Fuerza

Para estas métricas, el cómputo es directo. Se considera el instante correspondiente al inicio del tranco ( $D_o$ ) para la Fuerza de Aterrizaje y el instante correspondiente al término del paso ( $D_f$ ) para la Fuerza de Despegue. Se considera el valor de la aceleración en el eje vertical, y se multiplica por el peso de la persona.

$$9. \text{ Fuerza de Aterrizaje del Tranco} \quad F_A(i) = m \cdot a_{z, D_o} \quad (47)$$

$$10. \text{ Fuerza de Despegue del Tranco} \quad F_D(i) = m \cdot a_{z, D_f} \quad (48)$$

### 2.9.3. Métricas Dinámicas de Energía

Luego, para las métricas de energía, el cómputo se efectúa en función de la energía estimada para el Tranco, siguiendo el método propuesto por [4], junto a una constante de calibración  $K_E$  para abstraer el efecto acumulado del ruido:

$$11. \text{ Energía} \quad E_{Tr}(i) = K_E \left( m \cdot g \cdot O_{Tr}(i) + \frac{1}{2} m \left( V_{y_{max}}^2(i) - V_{y_{min}}^2(i) \right) \right) \quad (49)$$

$$V_{y_{max}}(i) = \max_{D_{o_i} \leq j \leq D_{o_{i+1}}} \sum_{t=D_{o_i}}^j a_{y_t} \Delta t \quad V_{y_{min}}(i) = \min_{D_{o_i} \leq j \leq D_{o_{i+1}}} \sum_{t=D_{o_i}}^j a_{y_t} \Delta t \quad (50)$$

$$12. \text{ Potencia} \quad P_{Tr}(i) = \frac{E_{Tr}(i)}{T_{Tr}(i)} \quad (51)$$

### 2.9.4. Conteo de Ocurrencia

Por último, el conteo de la cantidad de ocurrencias corresponde al largo de cada conjunto de segmentos.

$$13. \text{ Cantidad de Pasos} \quad C_P = \#D_o + \#I_o \quad (52)$$

$$14. \text{ Cantidad de Trancos} \quad C_{Tr} = \#D_o \quad (53)$$

## 3. Resultados y Discusión

### 3.1. OE1: Métodos de Calibración

Para la evaluación de los métodos de calibración detallados en 2.5.3 y 2.5.4, se procede de la siguiente manera:

En primer lugar, se recoge la totalidad de vectores de aceleración y velocidad angular pertenecientes a los periodos de reposo, de cada experimento de la base de datos. Luego se computa el Error obtenido por cada vector, utilizando las funciones de costo  $L(K_A)$  y  $L(K_\omega)$  y asumiendo la matriz Identidad como matriz característica inicial  $K_A = K_\omega = I$ . En este punto se informa como valor de referencia el promedio y desviación estándar, calculados de manera general sobre el conjunto completo de Errores.

Señal	Referencia		Calibrado			
	Mean $L(K)$	Std. Dev. $L(K)$	Mean Iter.	Mean t[s].	Mean $L(K)$	Std. Dev. $L(K)$
Acc	7.35e08	7.94e08	5770.5	4.835	0.065	0.025
Gyro	6.05e06	1.14e07	161.7	96.96	97.109	3.69

Cuadro 3: Resultados de Calibración.

Luego, se aplica el método de calibración sobre cada experimento y se obtienen las matrices características respectivas. A continuación, se efectúa nuevamente el cálculo de Error sobre cada vector, esta vez utilizando las matrices características obtenidas. Como resultado de ello, se informa en el Cuadro 3 el promedio de iteraciones necesarias para la convergencia, el tiempo de demora y el promedio y desviación estándar de los errores obtenidos.

### 3.2. OE2 - OE3: Detección de Eventos

Para la evaluación de los métodos de detección de eventos, se informa en el Cuadro 4 la raíz del error cuadrático medio para entregar una noción de la magnitud de error en la detección, el Coeficiente de Correlación Intraclase [34], para entregar una noción de la concordancia entre los algoritmos desarrollados y los valores de referencia y además, se adjuntan en las Figuras 13, 14 y 15 los gráficos de diferencia (*Gráficos de Bland-Altman* [35]) para reflejar la dispersión de la diferencia entre ambos métodos.

Evento	n	ERMS [s]	ICC
$D_o$	104	0.0507	0.9988
$D_f$	101	0.0486	0.9998
$I_o$	97	0.1767	0.9861

Cuadro 4: Resultados de Detección.

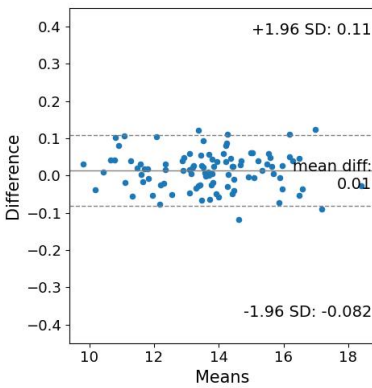


Figura 13:  $D_o$ .

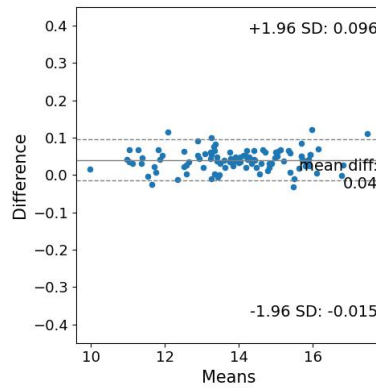


Figura 14:  $D_f$ .

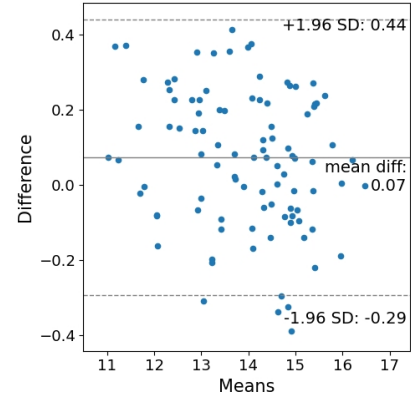


Figura 15:  $I_o$ .

### 3.3. OE2 - OE3: Cómputo de Métricas

En lo que respecta a la evaluación de las Métricas Cinemáticas, se omiten las métricas de duración, dado que siendo cálculos simples sobre los instantes de detección de eventos, su error sólo se deriva de estos.

Luego, en lo que respecta a las Métricas de distancia y velocidad descritas en 2.9.1, de manera similar a los eventos de detección, se informa la raíz del error cuadrático, el Coeficiente de Correlación Intraclase en el Cuadro 5, y los respectivos gráficos de diferencia en las Figuras 16, 17, 18 y 19.

En cuanto a las Métricas Dinámicas descritas en 2.9.3 y 2.9.2, los datos presentes en la literatura y repositorios de datos disponibles no presenta experimentos que registren simultáneamente datos inerciales y de fuerzas de despegue y aterrizaje, lo que impide realizar una evaluación comparativa. Esta misma situación se observa en las métricas energéticas.

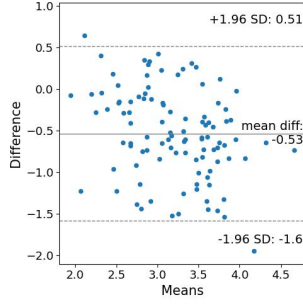


Figura 16:  $L_{Tr}(i)$ .

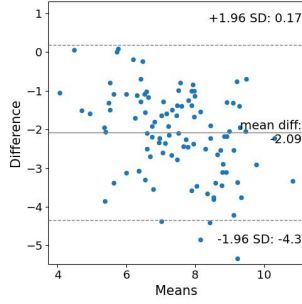


Figura 17:  $V_{Tr}(i)$ .

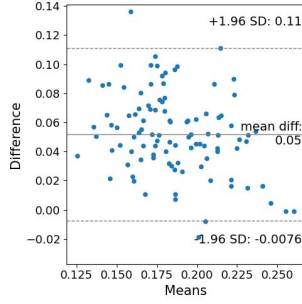


Figura 18:  $O_{Tr}(i)$ .

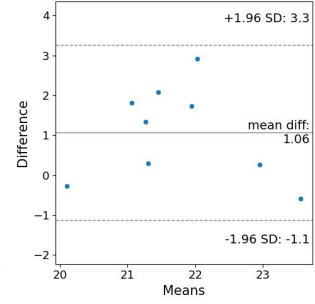


Figura 19:  $L_{To}(i)$ .

Sin embargo, en [36] se indica que, en promedio, los máximos de fuerza de despegue y aterrizaje rondan los  $\sim 20[N/Kg]$ , y en [4] se indica que la potencia por tranco varía en el rango de  $200[W] - 400[W]$ .

Por tanto, el Cuadro 6 se informa el promedio y desviación estándar de las métricas obtenidas en relación a esta información.

Finalmente se informa la sensibilidad y especificidad de detección de Pasos y Trancos en el Cuadro 7

### 3.4. Discusión

Respecto a los métodos de calibración, estos consiguen trasladar correctamente el MR IMU al MR Local, lo que permite que las mediciones reflejen la posición del pie medido. De igual manera, los métodos de detección de eventos logran parcelar la señal con precisión, punto crítico para el correcto cómputo de las posteriores métricas.

Establecido lo anterior, el grupo de estrategias descritas en 2.8 logran enfrentar el error acumulado durante la marcha y conseguir estimaciones de orientación aceptables, incluso durante el movimiento. Esto, a su vez, consigue que las mediciones obtenidas a partir de los algoritmos de cómputo de métricas, reflejen de manera cercana los valores de referencia, consiguiendo así una correcta evaluación de la marcha a partir de un sensor portátil, en terreno y de bajo costo.

No obstante lo anterior, en el método de calibración se observa una demora amplia para alcanzar convergencia, por lo que se trabaja en una nueva versión que permita explotar de manera más profunda la referencia de gravedad y la dirección horizontal -codificada en el avance de la persona-, para así lograr una convergencia en menor tiempo y que, por tanto, sea posible de ejecutar de manera continua y no sólo al inicio del algoritmo.

Así mismo, se espera que esta calibración continua mejore el desempeño de los algoritmos de

Métrica	n	ERMS	ICC
$L_{Tr}[m]$	103	0.7566	0.6024
$V_{Tr}[\frac{m}{s}]$	103	2.3837	0.6967
$O_{Tr}[m]$	103	0.0619	0.5625
$L_{To}[m]$	9	1.5431	0.5044

Cuadro 5: Resultados de Métricas Cinemáticas.

Métrica	n	Mean.	Std.
$F_A[\frac{m}{s^2}]$	103	23.153	24.88
$F_D[\frac{m}{s^2}]$	103	19.083	16.83
$E_{Tr}[J]$	103	113.243	77.025
$P_{Tr}[W]$	103	237.025	149.373

Cuadro 6: Resultados Métricas Dinámicas.

Métrica	Sensibilidad	Especificidad
$C_{Tr}$	97,20 %	95,54 %
$C_P$	95,26 %	90,78 %

Cuadro 7: Resultados Métricas Ocurrencia.

detección, y en particular de la detección de  $I_o$ , dado que su error de  $\sim 180[ms]$  aún posee espacio de mejora al considerar que en promedio un tranco dura entre  $700 \sim 1000[ms]$ . En particular se observa que la fuente de error está en que el instante  $I_o$  no se encuentra tanto en el punto máximo del "peak" del artefacto observado, sino que en su inicio; por lo que se trabaja en la explotación de esta observación.

Por su parte, el Filtro de Madgwick posee una vulnerabilidad al error incorporado por la aceleración lineal del movimiento; sin embargo Madgwick indica en [32] que el parámetro de convergencia  $\beta$  se puede colocar lo suficientemente bajo como para conseguir un grado de error aceptable sin perder su utilidad de corrección del error de velocidad angular. Más aún, se trabaja en la implementación de este filtro con un parámetro  $\beta$  dinámico, en función de la aceleración lineal detectada; así explotar los instantes de reposo para una correcta actualización de la orientación.

Finalmente, respecto al computo de métricas, se observa que si bien se consiguen valores cercanos a los valores de referencia que permiten obtener una noción relativa del desempeño, y su variación en el tiempo; su grado de dispersión aún es de una magnitud importante producto del error aún presente en el mismo. Ante ello, se busca que los desarrollos futuros mencionados anteriormente disminuyan su impacto, y se planea incorporar técnicas de caracterización del error a fin de lograr extraerlo.

## 4. Conclusión

En este Proyecto de Título, se desarrolló un método completo para el análisis cuantitativo de la marcha mediante sensores inerciales, y que permite su utilización en terreno, sin necesidad de un ambiente especializado de laboratorio.

Los aspectos centrales de este desarrollo incluyen:

- Un método de calibración autónomo, propuesto en 2.5, aplicable en terreno, que basta de la gravedad y el movimiento horizontal del pie como referencia.
- Tres algoritmos para la detección precisa de los eventos definitorios de cada fase de la marcha, propuesto en 2.6
- Un grupo de estrategias, propuestas en 2.8, para mejorar el desempeño de la estimación de orientación, a partir de la aplicación del Filtro de Madgwick implementado en 2.7
- La implementación en 2.9, de 14 algoritmos para la descripción cuantitativa de la marcha.

En la práctica, este desarrollo aporta a disminuir las principales limitaciones para el análisis de la marcha, mencionada en 1.2, que corresponden a la necesidad de equipos de alto costo para la obtención de mediciones precisas y, sobre todo, su incapacidad de ser aplicados en ambientes reales, como sesiones de entrenamiento, competencias o simplemente entornos sin acceso a equipos de laboratorio.

Finalmente, una potencial e importante veta de futuro desarrollo, es mejorar la precisión y exactitud de estas mediciones a fin de permitir análisis clínico mediante este tipo de sensores; lo que lograría reducir significativamente el costo y, en consecuencia, masificar el análisis de esta función tan fundamental para la autonomía y calidad de vida de cualquier persona.

## 5. Declaración de conflicto de interés y financiamiento

Este Proyecto de Título ha sido desarrollado dentro del Departamento de Diseño de Ingeniería de la empresa SIANA Systems; cuyo rubro es el desarrollo de soluciones de Ingeniería con enfoque en la creación de sistemas embebidos.

En este marco, la problemática abordada por este Proyecto corresponde al requerimiento de uno de los clientes de SIANA Systems.

Conforme con lo anterior, este desarrollo ha sido elaborado bajo un Acuerdo de No Divulgación, que limita la exposición directa del código desarrollado, así como los detalles específicos del hardware utilizado más allá del tipo de sensor utilizado; mas permite la exposición de todas las ideas, estrategias y conceptos elaborados para la construcción de las soluciones presentadas, así como los resultados obtenidos mediante los mismos.

## 6. Referencias

- [1] D. J. Clark, "Automaticity of Walking: Functional Significance, Mechanisms, Measurement and Rehabilitation Strategies," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 9, pág. 246, 5 de mayo de 2015, ISSN: 1662-5161. DOI: 10.3389/fnhum.2015.00246. pmid: 25999838.
- [2] D. Sethi, S. Bharti y C. Prakash, "A comprehensive survey on gait analysis: History, parameters, approaches, pose estimation, and future work," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 129, pág. 102314, jul. de 2022, ISSN: 09333657. DOI: 10.1016/j.artmed.2022.102314.
- [3] C. Zinner y B. Sperlich, eds., *Marathon Running: Physiology, Psychology, Nutrition and Training Aspects*. Cham: Springer International Publishing, 2016, ISBN: 978-3-319-29726-2 978-3-319-29728-6. DOI: 10.1007/978-3-319-29728-6.
- [4] F. Imbach, R. Candau, R. Chailan y S. Perrey, "Validity of the Stryd Power Meter in Measuring Running Parameters at Submaximal Speeds," *Sports*, vol. 8, n.º 7, pág. 103, 20 de jul. de 2020, ISSN: 2075-4663. DOI: 10.3390/sports8070103.
- [5] Plantiga. (16 de oct. de 2022). Knowledge Base — Plantigapedia, dirección: <https://help.plantiga.com/plantigapedia> (visitado 30-12-2022).
- [6] RunScribe. (16 de oct. de 2022). RunScribe - Wearable IMU - Gait Analysis, RunScribe, dirección: <https://runscribe.com/>.
- [7] (16 de oct. de 2022). Life Sciences — Vicon Motion Capture for Biomechanics, Vicon, dirección: <https://www.vicon.com/applications/life-sciences/> (visitado 30-12-2022).
- [8] J. Nilsson y A. Thorstensson, "Ground reaction forces at different speeds of human walking and running," *Acta Physiologica Scandinavica*, vol. 136, n.º 2, págs. 217-227, 1989, ISSN: 1365-201X. DOI: 10.1111/j.1748-1716.1989.tb08655.x.
- [9] M. Schmidt, C. Rheinländer, K. F. Nolte, S. Wille, N. Wehn y T. Jaitner, "IMU- based Determination of Stance Duration During Sprinting," *Procedia Engineering*, vol. 147, págs. 747-752, 2016, ISSN: 18777058. DOI: 10.1016/j.proeng.2016.06.330.
- [10] H. Nagano y R. K. Begg, "Shoe-Insole Technology for Injury Prevention in Walking," *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 18, n.º 5, pág. 1468, 8 de mayo de 2018, ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s18051468. pmid: 29738486.

- [11] G. I. Papagiannis, A. I. Triantafyllou, I. M. Roumpelakis, F. Zampeli, P. Garyfallia Eleni, P. Koulouvaris, E. C. Papadopoulos, P. J. Papagelopoulos y G. C. Babis, "Methodology of surface electromyography in gait analysis: Review of the literature," *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 43, n.º 1, págs. 59-65, ene. de 2019, ISSN: 1464-522X. DOI: 10.1080/03091902.2019.1609610. pmid: 31074312.
- [12] S. Blair, "Biomechanical Considerations in Goal-Kicking Accuracy: Application of an Inertial Measurement System," 1 de sep. de 2019. DOI: 10.13140/RG.2.2.29365.01767.
- [13] M. Akhtaruzzaman, A. Shafie y M. R. Khan, "GAIT ANALYSIS: SYSTEMS, TECHNOLOGIES, AND IMPORTANCE," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 16, pág. 1 630 003, 23 de mar. de 2016. DOI: 10.1142/S0219519416300039.
- [14] F. Petraglia, L. Scarcella, G. Pedrazzi, L. Brancato, R. Puers y C. Costantino, "REVIEW Inertial Sensors versus Standard Systems in Gait Analysis: A Systematic Review and Meta-Analysis," *European Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 55, págs. 265-80, 1 de ene. de 2019.
- [15] L. Brayne, A. Barnes, B. Heller y J. Wheat, "Using a wireless consumer accelerometer to measure tibial acceleration during running: Agreement with a skin-mounted sensor," *Sports Engineering*, vol. 21, n.º 4, págs. 487-491, 1 de dic. de 2018, ISSN: 1460-2687. DOI: 10.1007/s12283-018-0271-4.
- [16] (16 de oct. de 2022). Speed - Validation Paper, dirección: <https://help.plantiga.com/speed-validation> (visitado 30-12-2022).
- [17] E. Munoz Diaz, O. Heirich, M. Khider y P. Robertson, "Optimal sampling frequency and bias error modeling for foot-mounted IMUs," en *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, Montbeliard, France: IEEE, oct. de 2013, págs. 1-9, ISBN: 978-1-4799-4043-1. DOI: 10.1109/IPIN.2013.6817922.
- [18] M. Schepers, M. Giuberti y G. Bellusci, *Xsens MVN: Consistent Tracking of Human Motion Using Inertial Sensing*. 23 de mar. de 2018. DOI: 10.13140/RG.2.2.22099.07205.
- [19] A. Küderle, N. Roth, J. Zlatanovic, M. Zrenner, B. Eskofier y F. Kluge, "The placement of foot-mounted IMU sensors does affect the accuracy of spatial parameters during regular walking," *PLOS ONE*, vol. 17, n.º 6, Y. Lee, ed., e0269567, 9 de jun. de 2022, ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0269567.
- [20] C. A. Fukuchi, R. K. Fukuchi y M. Duarte, "A public dataset of overground and treadmill walking kinematics and kinetics in healthy individuals," *PeerJ*, vol. 6, e4640, 24 de abr. de 2018, ISSN: 2167-8359. DOI: 10.7717/peerj.4640.
- [21] J. Hol, T. Schön y F. Gustafsson, "Modeling and Calibration of Inertial and Vision Sensors," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 29, págs. 231-244, 2 de mar. de 2010. DOI: 10.1177/0278364909356812.
- [22] M. Kok, J. D. Hol y T. B. Schön, "Using Inertial Sensors for Position and Orientation Estimation," *Foundations and Trends® in Signal Processing*, vol. 11, n.º 1-2, págs. 1-153, 2017, ISSN: 1932-8346, 1932-8354. DOI: 10.1561/20000000094. arXiv: 1704.06053 [cs].
- [23] J. B. Lee, R. B. Mellifont y B. J. Burkett, "The use of a single inertial sensor to identify stride, step, and stance durations of running gait," *Journal of Science and Medicine in Sport*, vol. 13, n.º 2, págs. 270-273, mar. de 2010, ISSN: 14402440. DOI: 10.1016/j.jsams.2009.01.005.

- [24] X. Ru, N. Gu, H. Shang y H. Zhang, "MEMS Inertial Sensor Calibration Technology: Current Status and Future Trends," *Micromachines*, vol. 13, n.º 6, pág. 879, 31 de mayo de 2022, ISSN: 2072-666X. DOI: 10.3390/mi13060879.
- [25] J. Solà, *Quaternion kinematics for the error-state Kalman filter*, 3 de nov. de 2017. arXiv: 1711.02508 [cs]. dirección: <http://arxiv.org/abs/1711.02508> (visitado 17-12-2022).
- [26] D. Tedaldi, A. Pretto y E. Menegatti, "A Robust and Easy to Implement Method for IMU Calibration without External Equipments," en *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Hong Kong, China: IEEE, mayo de 2014, págs. 3042-3049, ISBN: 978-1-4799-3685-4. DOI: 10.1109/ICRA.2014.6907297.
- [27] J. Ma y D. Yarats, *Quasi-Hyperbolic Momentum and Adam for Deep Learning*, 2 de mayo de 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1810.06801. arXiv: 1810.06801 [cs, stat].
- [28] M. Novik, *Torch-Optimizer – Collection of Optimization Algorithms for PyTorch*. Ver. 1.0.1, ene. de 2020. dirección: <https://github.com/jettify/pytorch-optimizer> (visitado 02-01-2023).
- [29] P. Welch, "The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging over Short, Modified Periodograms," *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, n.º 2, págs. 70-73, jun. de 1967, ISSN: 1558-2582. DOI: 10.1109/TAU.1967.1161901.
- [30] F. Gustafsson, "Determining the Initial States in Forward-Backward Filtering," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 44, n.º 4, págs. 988-992, abr. de 1996, ISSN: 1053587X. DOI: 10.1109/78.492552.
- [31] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Journal of Basic Engineering*, vol. 82, n.º 1, págs. 35-45, 1 de mar. de 1960, ISSN: 0021-9223. DOI: 10.1115/1.3662552.
- [32] S. Madgwick, "An Efficient Orientation Filter for Inertial and Inertial / Magnetic Sensor Arrays," *Report x-io and University of Bristol (UK)*, vol. 25, págs. 113-118, 2010. dirección: <https://www.semanticscholar.org/paper/An-efficient-orientation-filter-for-inertial-and-%2F-Madgwick/bfb456caf5e71d426bd3e2fd529ee833a6c3b7e7> (visitado 13-01-2023).
- [33] B. Jones, *glMatrix*, 13 de dic. de 2022. dirección: <https://github.com/toji/gl-matrix/blob/f0583ef53e94bc7e78b78c8a24f09ed5e2f7a20c/src/gl-matrix/quat.js> (visitado 15-12-2022).
- [34] J. Correa-Rojas, "Coeficiente de Correlación Intraclase: Aplicaciones para estimar la estabilidad temporal de un instrumento de medida," *Ciencias Psicológicas*, vol. 15, n.º 2, dic. de 2021, ISSN: 1688-4221. DOI: 10.22235/cp.v15i2.2318.
- [35] D. G. Altman y J. M. Bland, "Measurement in Medicine: The Analysis of Method Comparison Studies," *Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)*, vol. 32, n.º 3, págs. 307-317, 1983, ISSN: 0039-0526. DOI: 10.2307/2987937. JSTOR: 2987937.
- [36] R. Nagahara, H. Kanehisa, A. Matsuo y T. Fukunaga, "Are peak ground reaction forces related to better sprint acceleration performance?" *Sports Biomechanics*, vol. 20, n.º 3, págs. 360-369, abr. de 2021, ISSN: 1752-6116. DOI: 10.1080/14763141.2018.1560494. pmid: 30676878.

## 7. Anexos

### 7.1. Manipulación de Cuaterniones

Tal como se introdujo en 2.3.2, el conjunto de los cuaterniones  $\mathbb{H}$ , se origina como una extensión de los números complejos, perteneciendo al grupo de los números híper-complejos. De igual manera, la construcción *Cayley-Dickson* [25], expresa esta idea:

Si se tienen dos números complejos  $A = a + bi$  y  $C = c + di$ , entonces al construir  $Q = A + Cj$  y definir  $k \triangleq ij$ , se genera un número perteneciente al espacio de los cuaterniones  $\mathbb{H}$ ,

$$Q = a + bi + cj + dk \in \mathbb{H}, \quad (54)$$

donde  $\{a, b, c, d\} \in \mathbb{R}$  e  $\{i, j, k\}$  son tres unidades imaginarias definidas tal que:

$$i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1 \quad (55)$$

De igual manera, y siendo un punto de interés en esta aplicación, es posible definir un subespacio tridimensional de  $\mathbb{H}$ . Este subespacio se puede construir según  $\mathbb{H}_p = \text{Im}(\mathbb{H})$ , lo que resulta en la definición de los llamados *cuaterniones puros*, debido a que sólo se componen de su parte imaginaria:

$$Q = bi + cj + dk \in \mathbb{H}_p \subset \mathbb{H}, \quad (56)$$

y que en particular, permiten la representación de cualquier vector perteneciente a  $\mathbb{R}^3$  como un cuaternión de este subconjunto:

$$a = [a_x, a_y, a_z] \in \mathbb{R}^3 \rightarrow q_a = 0 + a_x i + a_y j + a_z k \in \mathbb{H}_p \quad (57)$$

Otra representación, útil para esta aplicación, corresponde a la representación vectorial del cuaternión, tal que

$$Q = q_w + q_x i + q_y j + q_z k \Leftrightarrow Q = q_w + q_v, \quad (58)$$

donde  $q_w$  corresponde a su componente real o escalar y  $q_v = q_x i + q_y j + q_z k = (q_x, q_y, q_z)$  a su componente imaginario o vectorial.

La utilidad central en el contexto de esta aplicación, aparece al observar que mientras que un número complejo unitario  $\hat{z} = e^{i\theta}$  puede codificar una rotación en 2D en su forma exponencial, aplicándose según (59), un cuaternión unitario también logra codificar la rotación en 3D en su forma exponencial  $q = e^{(u_x i + u_y j + u_z k)\theta/2}$ , y aplicarla según (60) mediante el *producto de Hamilton* de cuaterniones ( $\otimes$ ).

$$\hat{z} = e^{i\theta} \quad x' = z \cdot x \quad (59)$$

$$\hat{q} = e^{(u_x i + u_y j + u_z k)\theta/2} \quad x' = q \otimes x \otimes q^* \quad (60)$$

En donde  $u = [u_x, u_y, u_z] \in \mathbb{R}^3$  corresponde al eje de rotación y  $\theta$  al ángulo de rotación en torno a este eje.