

UNIVERSIDAD MIGUEL HERNÁNDEZ DE ELCHE

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ELCHE

GRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA INDUSTRIAL



UNIVERSITAS
Miguel Hernández



"DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DEL USUARIO Y
MODELADO DE LA MARCHA MEDIANTE SENSORES
INERCIALES DE BAJO COSTE"

TRABAJO FIN DE GRADO

Febrero -2024

AUTOR: Miguel Ángel Gil Martínez

TUTOR/ES: Eduardo Iañez Martinez

RESUMEN

El objetivo del presente trabajo es realizar una comparativa entre dos dispositivos de medida inercial con el objetivo reducir costes, tanto económicos como computacionales, pasando también por automatizar partes del algoritmo de partida de este proyecto. Para ello, se realizaron pruebas a 10 sujetos emulando las pruebas realizadas en estudios anteriores, donde se buscaban los puntos de cambio de dirección y velocidad de la marcha y las fases de esta. Los datos recogidos pasaban por un algoritmo donde se aplicaba un tratamiento que va desde filtrado hasta reajuste de las señales obtenidas. Como resultado final a nivel cualitativo se obtuvo una clasificación de la señal de manera visual. Por otro lado, a nivel cuantitativo se obtienen la cantidad de clasificaciones correctas y demás índices que nos dan una idea del nivel de acierto de este algoritmo. Estos nuevos datos nos muestran una mejora en los resultados obtenidos en las tres tipologías diferentes de pruebas que se realizaron. Por último, a nivel económico encontramos una reducción de los costes de los dispositivos utilizados en el sistema.





ABSTRACT

The objective of this work is to compare two inertial measurement devices with the aim of reducing both economic and computational costs, while also automating parts of the initial algorithm of this project. To achieve this, tests were conducted on 10 subjects, emulating the tests performed in previous studies, where the focus was on identifying points of change in direction and speed of gait, as well as the phases of gait. The collected data were processed through an algorithm that applied treatments ranging from filtering to signal adjustment. As a final qualitative result, a visual classification of the signal was obtained. On the quantitative side, the number of correct classifications and other indices were calculated, providing insight into the accuracy level of the algorithm. These new data demonstrate an improvement in the results obtained across the three different types of tests conducted. Finally, from an economic perspective, a reduction in the costs of the devices used in the system was observed.





AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, me gustaría agradecer a mis padres y hermana, quienes, pese a todo, nunca dejaron de apoyarme durante, no solo, la realización de este proyecto, si no, durante toda mi vida académica, siempre guiándome por el mejor de los caminos.

A mi tutor, Eduardo, por toda la ayuda prestada en la realización del proyecto, siempre con la mayor claridad.

A todas y cada una de las personas que participaron en las pruebas realizadas en este trabajo.

A todo el grupo formado en la sala de estudio de la biblioteca, con los que las horas dedicadas, finalmente fueron más amenas.

A todos vosotros, gracias.



INDICE

RESUMEN	II
ABSTRACT	IV
AGRADECIMIENTOS.....	VI
INDICE.....	VII
LISTA TABLAS	XIII
1. Introducción.	1
1.1. Motivación	1
1.2. Objetivos	2
1.3. Estructura de la memoria	3
2. Estado del arte	4
2.1. Unidades de medida inercial [IMU]	4
2.2. Geometría y herramientas matemáticas	8
2.2.1. Cuaternios.....	8
2.2.2 Matriz de rotación [DCM]	10
2.2.3 Angulos de Euler y RPY.....	11
2.2.4. Relaciones entre matriz de rotación, cuaternios y angulos de euler-RPY.....	12
2.3. Anatomía del movimiento, planos y ejes de rotación.	12
2.4. Aplicaciones de las IMU	14
2.5. Exactitud y precisión	15
3. Materiales y métodos.....	16
3.1 Equipos utilizados	16
3.1.1. Equipo IMU	16
3.1.2. Selección del modo de funcionamiento del equipo	17
3.1.3. Métodos de conexión del dispositivo IMU con el PC.....	18

3.1.4. Comparativa con el equipo anterior.....	19
3.2. Protocolos experimentales	29
3.3. Metodología.....	32
3.3.1. Colocación del dispositivo y calibración	32
3.4. Fases de la marcha.....	41
3.4.1. Obtención dinámica del factor de corrección.....	42
3.5. Cambios en la dirección de la marcha.....	47
3.5.1. Mejora en la detección de los puntos de paso	49
3.5.2. Cálculo de la señal ángulo	50
3.6. Cambios en la velocidad en la marcha	54
3.6.1 Obtención dinámica de WalkWindow.....	55
3.7. Sujetos.....	58
4. Resultados y discusión	59
4.1. Resultados detección fases de la marcha	59
4.1.1. Análisis cualitativo de la señal.....	59
4.1.2. Análisis cuantitativo de la señal.....	68
4.2. Resultados en detección de cambios de dirección.....	80
4.3. Resultados en detección de cambios de velocidad	85
4.4. Ahorro económico	88
5. Conclusión.....	90
BIBLIOGRAFIA	92

LISTA FIGURAS

Figura 1. Ilustración del funcionamiento de las BMI en el cuerpo humano [3].....	2
Figura 2. William Rowan Hamilton	8
Figura 3. Conjunto de los cuaternios, expresados como H	9
Figura 4. Ejemplo de rotación de las ternas de vectores objeto (naranja) respecto al fijo (azul).....	9
Figura 5. Posición estándar utilizada como referencia para definir y describir los distintos planos, ejes y regiones.	13
Figura 6. Distribución de los diferentes planos anatómicos del cuerpo humano.	13
Figura 7. Conceptos ilustrados de precisión y exactitud.	15
Figura 8. Circuito del BWT901 y dirección de los ejes de lectura.....	16
Figura 9. Ilustra un set de datos donde el dispositivo deja de leer correctamente.....	19
Figura 10. Equipo completo utilizado anteriormente. Tech-HUB y Tech-IMUs.....	19
Figura 11. Componente de la matriz DCM correspondiente a la proyección del eje Y' sobre eje X. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.....	22
Figura 12. Señal temperatura del dispositivo IMU – TechNaid.....	22
Figura 13. Señal aceleración sobre el eje X. Señal del dispositivo IMU - TechNaid. ...	23
Figura 14. Señal velocidad angular sobre eje X. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.	23
Figura 15. Señal magnetómetro. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.	24
Figura 16. Señal aceleración eje X. Dispositivo IMU - WitMotion.....	24
Figura 17. Velocidad angular sobre el eje X. Dispositivo IMU - WitMotion.....	25
Figura 18. Angulo girado sobre el eje X. Dispositivo IMU – WitMotion.	25
Figura 19. Señales del valor de cada componente del cuaternio. Dispositivo IMU - WitMotion	26
Figura 20. Ejemplo de señal con dispositivo estático y horizontal, posterior giro sobre eje X y calibración en Modo Horizontal. Dispositivo IMU - WitMotion	27
Figura 21. Señal obtenida con el dispositivo calibrado en modo vertical pero manteniendo posición horizontal. Dispositivo IMU – WitMotion.....	28
Figura 22. Sujeto R36 sobre cinta con los dispositivos IMU WitMotion para prueba detección fases de la marcha.	29
Figura 23. Croquis estancia y movimiento en prueba detección cambios de dirección.	30

Figura 24. Imagen con las distintas zonas aproximadas para prueba detección cambios de velocidad.....	31
Figura 25. Situación de cada dispositivo IMU una vez colocadas sobre el sujeto.....	33
Figura 26. Se observa la perpendicularidad deseada al calibrar con el sujeto sentado asimilándose a la que mantendría estando en pie pero con más estabilidad.	34
Figura 27. Comparativa entre la señal de giro con el dispositivo anterior (a) y el dispositivo actual (b).	35
Figura 28. Señal de giro con el sujeto en estado estático habiendo calibrado los sensores previamente a colocarlos sobre el sujeto.	36
Figura 29. Señal de un try completo en cambio de dirección habiendo calibrado previo a colocación.....	37
Figura 30. Señal de un try completo en cambio de dirección habiendo calibrado posterior a colocación de los dispositivos.	37
Figura 31. Señales ángulo de giro eje X en IMU pie. Calibración previa (a) y calibración posterior (b).	38
Figura 32. Señal de giro en el caso en el que el giro supera los +- 180°.	39
Figura 33. Señal de giro con salto entre extremos de intervalos (a) y misma señal tras pasar por el código diseñado para solucionar este problema (b).	40
Figura 34. Diagrama código detección fases de la marcha.	41
Figura 35. Señal resultado del algoritmo de detección de un try donde existen inconsistencias marcadas con tonos grises en la gráfica.	42
Figura 36. Señal aceleración eje Z IMU lumbar para un caso ideal.....	43
Figura 37. En azul la señal aceleración eje Z dispositivo lumbar, en rojo el resultado de la señal obtenida de la etapa 6.	44
Figura 38. Se muestra porcentaje de fase que ocupa la fase de apoyo 75% y balanceo 25% previo a aplicar la corrección.	45
Figura 39. Señales CI y CF ideales en intervalo [50,75].	45
Figura 40. Señales CI CF ideales tras aplicar la corrección y sus porcentajes esperados 60-40.	46
Figura 41. Puntos TO (Verde) -HS (Azul) de la marcha.....	47
Figura 42. Se observa los momentos más significativos de la marcha [METER REF.].	48
Figura 43. Se incluye en la parte inferior la detección de los pasos realizados con el pie derecho (Verde) y pie izquierdo (Azul).....	48

Figura 44. Vista de los ejes en el plano transversal donde se da la rotación y se observa los distintos ángulos que podemos calcular con DCM. Sistema original (Azul), sistema rotado (Rojo) y proyecciones (Negro).....	51
Figura 45. Señal resultante del cálculo del ángulo A con DCM.	52
Figura 46. Señal resultante del cálculo del ángulo B con DCM.....	52
Figura 47. Señal resultante del cálculo del ángulo C con DCM.....	52
Figura 48. Señal resultante del cálculo del ángulo D con DCM.	53
Figura 49. Señal ideal aceleración sujeto. WalkWindow coincide con velocidad 1.....	56
Figura 50. Señal ideal aceleración sujeto. WalkWindow no coincide con la velocidad 1.	56
Figura 51. Se observa como se desplaza WalkWindow en función del valor de la señal cuando supera cierto umbral fijado en el código.....	57
Figura 52. Comparativa señal aceleración eje Z lumbar dispositivo anterior (superior) y actual (inferior).	60
Figura 53. Espectros frecuenciales dispositivos anterior (superior) y actual (inferior)..	61
Figura 54. Señales aceleración IMU lumbar tras pasar por el filtro de la primera etapa. IMU anterior (superior) e IMU actual (inferior).	62
Figura 55. Señales de aceleración tras pasar por la etapa 3 del algoritmo. IMU anterior (superior) e IMU actual (inferior).....	64
Figura 56. Señal giro eje X en crudo de las IMU colocadas en los pies. IMU anterior (superior) y actual (inferior).	65
Figura 57. Señales giro eje X IMU colocada en pie tras ser filtradas. IMU anterior (superior) y actual (inferior).	66
Figura 58. Señales giro eje X IMU pies tras transformada Wavelet y segundo filtrado. IMU anterior (superior) y actual (inferior).	67
Figura 59. Tiempo promedio de paso para cada tarea. IMU anterior (superior) y actual (inferior).....	73
Figura 60. Señales ángulo de giro eje X lumbar anterior (a) y nuevo (b) sin filtrar.	80
Figura 61. Señales tras aplicar filtro mslowess. Anterior (a) y nuevos (b).	81
Figura 62. Señales originales, filtrada y promedio respectivamente de las señales aceleración de las IMU anteriores colocadas en los pies y tibia.	86
Figura 63. Señales originales, filtrada y promedio respectivamente de las señales aceleración de las IMU actuales colocadas en los pies.	87



LISTA TABLAS

Tabla 1. Diferentes convenciones de los ángulos de Euler.	11
Tabla 2. Modos de funcionamiento del sistema y señales proporcionadas por estos. La casilla marcada con 1 indica que esa variable la recogemos con el modo de funcionamiento y las marcadas con 0 no serán recogidas.	17
Tabla 3. Señales recogidas con IMU - TechNaid.	20
Tabla 4. Señales obtenidas con IMU - WitMotion.	21
Tabla 5. Datos recogidos con los dispositivos TechNaid.	69
Tabla 6. Datos recogidos con los dispositivos WitMotion.	70
Tabla 7. Datos agrupados y promediados por tarea. Dispositivos TechNaid.	71
Tabla 8. Datos agrupados y promediados por tarea. Dispositivos WitMotion.	72
Tabla 9. Datos promedios de porcentaje de fase por usuario con promedio total.	74
Tabla 10. Desviación promedio respecto los valores 60-40 ideales tanto separados por usuario como totales.	75
Tabla 11. Número de inconsistencias por usuario-tarea. Dispositivo WitMotion.	76
Tabla 12. Número de inconsistencias por usuario-tarea. Dispositivo TechNaid.	77
Tabla 13. Número de inconsistencias por tarea. Dispositivo TechNaid.	78
Tabla 14. Número de inconsistencias por tarea. Dispositivo WitMotion.	78
Tabla 15. Porcentaje desviación respecto a valor ideal según el tipo de factor de corrección.	79
Tabla 16. Número de repeticiones descartadas en prueba dirección por usuario. Dispositivo TechNaid (a) y WitMotion (b).	83
Tabla 17. Se recoge el motivo por el cual se descartó la repetición.	84
Tabla 18. Número de repeticiones descartadas en prueba velocidad por usuario. Dispositivo TechNaid (a) y WitMotion (b).	88
Tabla 19. Costes dispositivos TechNaid.	89
Tabla 20. Costes dispositivos WitMotion para modo directo.	89
Tabla 21. Costes dispositivos WitMotion para modo RaspBerry.	89



1. Introducción.

Un accidente cerebrovascular (ACV) ocurre cuando se obstruye el suministro de sangre en alguna parte del cerebro o cuando un vaso sanguíneo del cerebro se rompe. En ambos casos, ciertas partes del cerebro se dañan o mueren. Así, un ACV puede provocar un daño cerebral de larga duración, llevando a una discapacidad a largo plazo, o incluso la muerte [1].

Según la OMS, 15 millones de personas sufren algún tipo de ACV cada año, dentro de estas cifras, 5,5 millones de personas mueren por el ACV, lo que supone un 10% de todas las muertes producidas) junto con otros 5 millones de personas que quedan con alguna discapacidad permanente [2].

Para el caso de las personas que quedan con cierta discapacidad ya sea permanente o no, las nuevas tecnologías pueden ser de gran ayuda en el proceso de rehabilitación.

1.1. Motivación

La siguiente memoria está englobada dentro del proyecto ReGait del Brain-Machine Interface Systems Lab de la Universidad Miguel Hernández de Elche, en el cual se estudia un enfoque moderno de la rehabilitación en pacientes con lesiones de la medula espinal, combinando la rehabilitación tradicional junto con la integración de interfaces neuronales y sistemas robóticos.

Esta combinación con la tecnología, la cual evoluciona a un ritmo cada vez más acelerado, donde tenemos sensores con mayor capacidad de muestreo, nuevos métodos de procesamiento de señal incluso se introducen nuevas tecnologías como la inteligencia artificial (IA), las cuales son cada vez más utilizadas en cualquiera de los campos que podamos imaginar.

1.2. Objetivos

Durante la elaboración de este trabajo se realiza un estudio comparativo motivado por la evolución de los sensores utilizados en la fase anterior del proyecto en comparación con los nuevos sensores estudiados en este proyecto, en lo que podríamos resumir a grandes rasgos en:

- Estudio de las nuevas señales proporcionadas por los sensores estudiados
- Análisis de resultados y comparación con los obtenidos con el sistema de sensores anterior.
- Estudio de nuevas técnicas de análisis de señal que nos ofrezcan resultados similares a los obtenidos.
- Búsqueda de sistemas basados en IA y su posible aplicación en el proyecto.

Todos estos puntos tienen como objetivo final la mejora en un algoritmo de etiquetado y clasificación de señales obtenidas por los dispositivos para posteriormente aplicarlo a otros sistemas como por ejemplo la integración de este en un BMI para el apoyo en la rehabilitación [3].

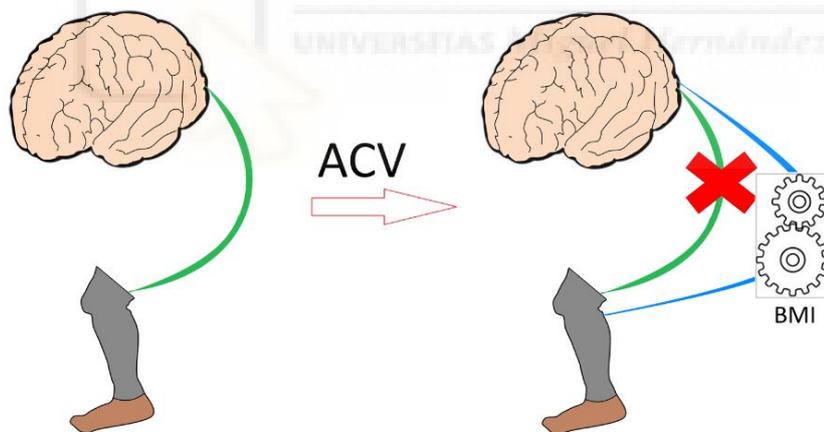


Figura 1. Ilustración del funcionamiento de las BMI en el cuerpo humano.

1.3. Estructura de la memoria

El siguiente trabajo lo dividiremos en 5 capítulos, que se estructurará de la siguiente manera:

- **Capítulo 1:** Introducción. Se expondrá una introducción breve del propósito, objetivos y estructuración del proyecto.
- **Capítulo 2:** Estado del arte. Se desarrolla de manera más extensa sobre las nuevas IMU, los cuaternios junto a diferentes formas representar la orientación, exponiendo aquí sus ventajas y desventajas, con el fin de llegar a una correcta elección sobre la técnica a utilizar.
- **Capítulo 3:** Materiales y métodos. Se detallan los materiales, equipos y desarrollo de las técnicas de obtención de datos.
- **Capítulo 4:** Resultados. Se recogen todos los datos obtenidos en el proceso y se clasifican los resultados con las diferentes técnicas expuestas en el capítulo anterior.
- **Capítulo 5:** Conclusiones y trabajos futuros. Expondremos las conclusiones extraídas del trabajo realizado. Se recoge algunas mejoras futuras con la intención de orientar el trabajo a una mejora continua que evolucione junto a las nuevas tecnologías que aparezcan en un futuro.

2. Estado del arte

En este capítulo nos centraremos en una descripción más extendida de los conceptos en los que se basa el proyecto. Se desarrollan tanto los conceptos geométricos del cuerpo humano a tener en cuenta como las herramientas utilizadas para obtener los datos necesarios que son necesarios para la elaboración del proyecto.

2.1. Unidades de medida inercial [IMU]

La herramienta principal en este trabajo son las conocidas como Unidades de medida inerciales (IMU por sus siglas en inglés), estos son dispositivos los cuales mediante diferentes tipos de sensores obtenemos medidas relacionadas con la posición aceleración y velocidad para obtener, por ejemplo, la orientación del cuerpo al que están fijados.

Dentro de estos encontramos gran variedad de dispositivos, que clasificamos dependiendo de la tecnología mediante la cual están contruidos estos sensores, algunos de estos ordenados de mayor a menor tecnología pueden ser:

1. Basadas en FOG (Giroscopio de fibra óptica): utiliza tecnología de interferometría de fibra óptica para medir la velocidad angular o rotación. Esta rotación se detecta midiendo los cambios en la fase de la luz que viaja a través de una fibra óptica, basado en el efecto Sagnac [4], donde la luz que viaja en direcciones opuestas alrededor de un lazo cerrado experimenta un desplazamiento de fase proporcional a la velocidad angular del sistema.

Estas son conocidas por su alta precisión, estabilidad y resolución angular. Muy utilizadas en aplicaciones que requieren mediciones precisas de orientación y rotación. Algunas de sus ventajas son su larga vida útil, buena resistencia a vibraciones y condiciones ambientales adversas, pero suelen ser costosas y requieren diseño especializado.

2. Basada en RLG (Giroscopio laser de anillo): Estas están basada en el mismo principio que las anteriores pero la luz está es emitida por un laser que lanza dos haces de luz en dirección contraria a lo largo de un lazo cerrado de fibra óptica,

cuya diferencia entre fases cambia en proporción a la velocidad angular del sistema.

También conocidas por su alta precisión y estabilidad incluso en entornos dinámicos y condiciones adversas con las mismas ventajas que las basadas en FOG pero además requieren componentes ópticos especializados para mantener la precisión requerida.

3. IMU de resonancia vibratoria: Estos utilizan sensores basados en tecnología de resonancia para medir la aceleración y velocidad angular. Se basan en el principio de que los cuerpos en movimiento tienen propiedades de resonancia que pueden ser detectadas y utilizadas para medir la magnitud y dirección de la aceleración y rotación. Estas implican el uso de un resonador que responde de manera característica a las fuerzas inerciales, cuando la IMU experimenta una aceleración o rotación, las propiedades resonantes del dispositivo cambian, que se detectan y se convierten en una medición del movimiento que provocó estas variaciones.

Alguna de las ventajas de estas son su alta precisión, su rápida respuesta, robustez y su eficiente consumo de energía. Sin embargo, su diseño y fabricación pueden ser más complejos en comparación con otros tipos mencionados y su costo y disponibilidad pueden verse afectados.

4. IMU híbrida: Estas combinan múltiples tecnologías de sensores para obtener mediciones precisas de aceleración, velocidad angular, y orientación de un objeto. Pueden estar construidas combinando sensores de tipos como MEMS, FOG/RLG, magnetómetros.

Esta combinación tiene como objetivo aprovechar las fortalezas de cada tipo y mediante algoritmos de combinación sensorial para procesar datos de manera eficiente, compensando las limitaciones individuales de cada uno, creando un sensor robusto y resistente en una amplia gama de aplicaciones críticas. Estas son útiles en entornos donde las condiciones pueden cambiar rápidamente y es crucial mantener una orientación precisa.

5. IMU magnética: Estas como su nombre nos indica, utilizan sensores magnéticos como magnetómetros para medir orientación y dirección del objeto. Estas incorporan sensores adicionales para detectar la dirección del campo magnético. Implican el uso de uno o más magnetómetros para detectar la intensidad y dirección del campo local, para posteriormente combinar las mediciones de aceleración y velocidad angular estimando así la orientación del objeto. Estas pueden ser utilizadas en navegación sin GPS donde la señal de este no está disponible o es poco fiable. Como desventajas de estos nos encontramos con que pueden ser susceptibles a interferencias locales del campo al pasar cerca de objetos metálicos o campos no deseados, por ello el diseño y calibración correctos de estas es imprescindible.
6. IMU MEMS (Sistema microelectromecánicos): Utiliza sensores MEMS para medir aceleración y velocidad angular, estos son dispositivos microscópicos, donde componentes mecánicos y electrónicos (Normalmente acelerómetros y giroscopios) están integrados en un chip semiconductor. Se basan en la detección de cambios físicos mediante estos pequeños componentes mecánicos dentro del chip MEMS. Las señales se procesan electrónicamente para calcular la aceleración lineal, velocidad angular y orientación del objeto. Algunas de las ventajas de estos sensores son su pequeño tamaño, bajo costo, bajo consumo de energía y su buena respuesta dinámica. A costa de reducir su precisión y estabilidad, además de ser más frágiles debido a la presencia de componente mecánicos que siempre están sujetos a daños.
7. IMU de masa suspendida: Se basan en el principio de conservación del momento angular, que nos dice que, cuando un objeto gira una masa suspendida dentro de la IMU tiende a mantener su orientación original debido a la inercia. Unos sensores detectan los movimientos de esta masa para posteriormente basándose en estos sensores se calcula la orientación del objeto en el espacio. Como ventaja encontramos la posibilidad de ser utilizadas en entornos extremos y rápida respuesta ante cambios en la orientación. Por otro lado, tenemos que su fabricación puede ser más costosa y compleja que por ejemplo las MEMS, lo que puede llegar a limitar su uso.

Todos estos dispositivos nos proporcionan generalmente la misma información, como son las velocidades y aceleraciones tanto lineales como angulares según el modelo, medidas de temperaturas internas y medidas de campo magnético, que combinando todos estos datos recogidos podemos obtener orientación y posición de un objeto o parte de este. El uso de uno u otro dispositivo dependerá del ambiente de trabajo del dispositivo, la precisión, resolución y exactitud que necesitemos en nuestra aplicación



2.2. Geometría y herramientas matemáticas

Existen diferentes formas de representar la orientación de un objeto, en los siguientes apartados se describen de manera más extensa tres de los más importantes y algunas de sus ventajas y desventajas.

2.2.1. Cuaternios

Los cuaternios forman parte del trabajo realizado por William Rowan Hamilton en el año 1843, que, buscando una solución a la posibilidad de representar rotaciones y traslaciones en 3 dimensiones, se dio cuenta que no le bastaba con lo que él llamó un “álgebra de tripletes” ($a + bi + cj$). Este nuevo método debía cumplir ciertas condiciones que cumple el sistema de números complejos ($a+bi$) en rotaciones para 2 dimensiones.



Figura 2. William Rowan Hamilton

Estas condiciones deben ser [5]:

- i. Todas las operaciones definidas para los números reales deben poder extenderse a esta álgebra.
- ii. Deben poder representar rotaciones y traslaciones en un espacio 3-D.
- iii. Propiedad de cerradura ante todas las operaciones algebraicas.
- iv. Los números reales y complejos deben estar contenidos, por lo tanto, un triplete de la forma $(a,0,0)$ debe ser equivalente al real a , y otro de la forma $(a,b,0)$ tiene que ser exactamente igual que $a + bi$.
- v. Las tres unidades $(1,0,0)$, $(0,1,0)$, $(0,0,1)$ deben ser linealmente independientes.

Con estas condiciones, se podía cumplir tanto la suma como la resta de estos números de forma sencilla. El problema aparece a la hora de multiplicar “tripletes”, donde tenemos:

$$(a + bi + cj)(d + fi + gj) \\ = ad + afi + agj + bdi + bfii + bgij + cdj + cfji + cgjj$$

Considerando que tanto i , como j son unidades imaginarias, podemos reducir la ecuación con $i*i = j*j = -1$, pero aparece la cuestión de cómo reducir $i*j$.

Este producto no podía ser real, ya que suponiendo $i*j = a$ entonces, podemos multiplicar ambos lados por i , y tendríamos $i*i*j = i*a$ lo que equivale a $-j = ai$, lo que nos lleva a perder que las unidades sean linealmente independientes. Finalmente, Hamilton encuentra la solución añadiendo una dimensión más a su nueva algebra, utilizando números de la forma (a,b,c,d) lo que finalmente se expresaría como :

Donde:

$$\mathbb{H} = \{a + bi + cj + dk : a, b, c, d \in \mathbb{R}\} \subset \mathbb{C}^2 \\ i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$$

Figura 3. Conjunto de los cuaternios, expresados como H

Con esto Hamilton había definido los cuaternios con los que podía representar rotaciones en un espacio tridimensional, donde entendemos la rotación como una única rotación en torno a un vector definido en el marco de referencia. El cuaternión, es un vector tetradimensional, cuyos elementos son función de este vector (b,c,d) y la magnitud de la rotación (a) .

2.2.2 Matriz de rotación [DCM]

La matriz de rotación nos relaciona el sistema de referencia fijo con el sistema del objeto, de forma que se puede expresar un vector del sistema asociado al objeto en el sistema fijo, pre-multiplicando por la matriz de rotación en cuestión.

Si llamamos R_B^A a la matriz de rotación del objeto respecto al sistema fijo, podemos definir esta matriz como la matriz de proyecciones de la terna de vectores del sistema B respecto a los del sistema A. $R_B^A = [i_B^A \ j_B^A \ k_B^A]$, que, de forma más desarrollada, nos queda: [6]

$$R_B^A = \begin{bmatrix} i_B i_A & j_B i_A & k_B i_A \\ i_B j_A & j_B j_A & k_B j_A \\ i_B k_A & j_B k_A & k_B k_A \end{bmatrix}$$

Si mediante esta técnica, realizamos una rotación dejando fijo cada uno de los diferentes ejes (i,j,k que corresponden a los ejes x,y,z) obtenemos las matrices de rotación para cada uno de los eje:

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix}$$

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

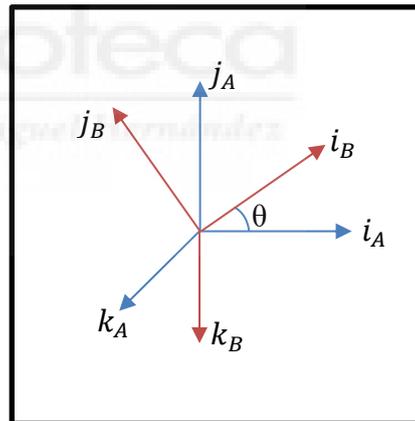


Figura 4. Ejemplo de rotación de las ternas de vectores objeto (naranja) respecto al fijo (azul)

Es importante tener en cuenta que la rotación no solo es función del ángulo girado por cada uno de los ejes, sino también del orden en el que sucede este giro. Esto es importante cuando queremos calcular el giro, especialmente con el método de ángulos de Euler que explicaremos en el capítulo 2.1.3, como ya hemos comentado anteriormente, pre-multiplicaremos cada una de las matrices de rotación de cada eje. Debemos tener en cuenta una propiedad de la matriz de rotación que es:

$$R_A^B = (R_B^A)^{-1} = (R_A^B)^T$$

Así, siendo R_B^A la matriz de rotación del objeto respecto al sistema fijo, y r^A y r^B vectores expresados en el sistema fijo y del objeto, respectivamente, se tiene:

$$\vec{r}^A = R_B^A \vec{r}^B; \quad \vec{r}^B = (R_B^A)^T \vec{r}^A$$

Que por ejemplo para una secuencia de giro de los ejes X-Y-Z tendremos $R_A^B = R_x R_y R_z$.

2.2.3 Angulos de Euler y RPY

Los ángulos de Euler son una herramienta por la cual podemos representar la orientación de un sistema móvil utilizando únicamente 3 ángulos (α, β, γ) . Esta orientación será construida mediante rotaciones sucesivas (no en el mismo eje), de cada uno de los ejes del sistema móvil respecto al mismo sistema anteriormente girado.

Así, para representar la orientación mediante este sistema tenemos varias combinaciones según el orden seleccionado para rotar cada uno de los diferentes ejes. Estas combinaciones pueden ser las que se observan en *Tabla 1* [6]:

Tabla 1. Diferentes convenciones de los ángulos de Euler.

XYX	YXY	ZXZ
XYZ	YXZ	ZXY
XZX	YZY	ZYX
XZY	YZX	ZYZ

Unas de las convenciones más importantes, la cual es utilizada aviación y robótica es la convención XYZ, también llamada RPY por el nombre que reciben los ángulos en esta, *Roll, Pitch and Yaw* (alabeo, cabeceo y guiñada).

Por ejemplo, para la convención **ZYX** con un ángulo $\alpha = 90^\circ, \beta = 90^\circ, \gamma = 90^\circ$, partimos del sistema de referencia xyz primero giramos el eje z un ángulo $\alpha = 90^\circ$, para obtener el sistema $x'y'z'$. Sobre este aplicamos un giro de $\beta = 90^\circ$ sobre el eje y' , obteniendo el sistema $x''y''z''$. Por último, realizamos un giro $\gamma = 90^\circ$ sobre el eje x'' , así obtenemos finalmente el sistema girado $x'''y'''z'''$.

2.2.4. Relaciones entre matriz de rotación, cuaternios y ángulos de euler-RPY

Una vez definidos estos tres métodos nos queda poder relacionarlos entre ellos, para ello, partiremos del cuaternión, que para:

$$q = a + bi + cj + dk ; a, b, c, d \in \mathbb{R}$$

Podemos definir la matriz de rotación a partir de la definición anterior del cuaternión como:

$$R_B^A = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (a^2 + b^2 - c^2 - d^2) & 2(bc - ad) & 2(bd + ac) \\ 2(bc + ad) & (a^2 - b^2 + c^2 - d^2) & 2(cd - ab) \\ 2(bd - ac) & 2(cd + ab) & (a^2 - b^2 - c^2 + d^2) \end{bmatrix}$$

Para obtener a partir de aquí los ángulos RPY tenemos que:

$$\gamma = \text{atan2}(r_{32}, r_{33})$$

$$\beta = \text{atan2}\left(-r_{31}, \sqrt{r_{11}^2 + r_{21}^2}\right) \text{ con } -90^\circ \leq \beta \leq 90^\circ \text{ para raiz positiva}$$

$$\alpha = \text{atan2}(r_{21}, r_{11})$$

A la hora de hacer esta transformación de DCM a ángulos RPY debemos tener en cuenta que existen soluciones degeneradas a $\beta = \pm 90^\circ$ en este caso solo podemos calcular la suma o diferencia de γ y α . Para el caso $\alpha = 0$, tenemos que:

$$\alpha = 0^\circ, \beta = 90^\circ, \gamma = \text{atan2}(r_{12}, r_{22})$$

$$\alpha = 0^\circ, \beta = -90^\circ, \gamma = -\text{atan2}(r_{12}, r_{22})$$

2.3. Anatomía del movimiento, planos y ejes de rotación.

Para facilitar el entendimiento del cuerpo humano, en anatomía y aplicado en áreas como la criminología se secciona el cuerpo humano en diferentes planos.

Estos planos separan el cuerpo desde los ejes vertical y horizontal, con el cuerpo en posición anatómica básica, que se define con el sujeto parado, con los pies levemente separados, en posición erguida y los brazos extendidos

Según la dirección del plano, ilustrados en la *Figura 6*, estos reciben diferentes nombres para facilitar su entendimiento, estos son: [7]

- Plano sagital: Nos divide el cuerpo en dos mitades, derecha e izquierda, donde se describen los movimientos de flexión y extensión. Queda definido por el eje transversal.

- Plano frontal: Este divide el cuerpo en las mitades anterior (delantera) y posterior (trasera). Describe los movimientos de abducción y aducción. Queda definido por el eje longitudinal.
- Plano transversal: Divide el cuerpo en dos partes, superior e inferior, se describen las rotaciones. Definido por el eje longitudinal.

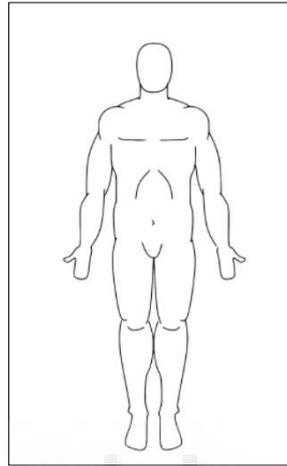


Figura 5. Posición estándar utilizada como referencia para definir y describir los distintos planos, ejes y regiones.

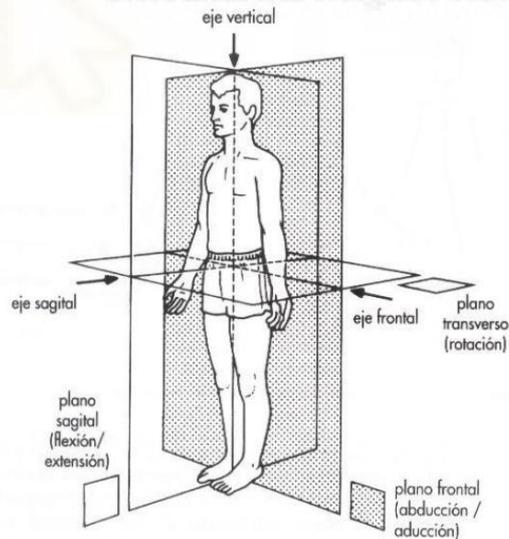


Figura 6. Distribución de los diferentes planos anatómicos del cuerpo humano.

2.4. Aplicaciones de las IMU

Las unidades de medida inercial tienen un abanico muy amplio de aplicaciones en multitud de ámbitos debido a los datos proporcionados por estas y la utilidad de estos en todo tipo de aplicaciones. En este apartado se mencionan algunas de estas aplicaciones.

Un primer uso de estos dispositivos lo encontramos en proyectos topográficos como en [4] donde se utilizaron las IMU pertenecientes a un sistema LiDAR (Light Detection and Ranging) donde se incorpora un sistema de cartografía móvil de alta precisión para la obtención de inventarios geométricos (radios de curva, pendientes y demás parámetros geométricos) y la automatización del trazado de estos.

Las IMU se utilizan en estos proyectos sobre todo para la obtención de la orientación del vehículo que ira recorriendo en este caso la carretera.

En robótica encontramos un nicho donde estos sensores son de gran utilidad, en concreto en robótica móvil y vehículos AGV (Autonomous Guided Vehicle), por ejemplo, en [8] se buscaba la integración de estos sensores para la obtención precisa de un vehículo agrónomo.

En el deporte encontramos también aplicaciones a estos sensores, como en [9] donde se utilizaron las IMU para medir parámetros como la velocidad, aceleración distancias recorridas, cambios de dirección entre otras en deportistas que tras almacenar estos datos se visualizaban en una aplicación web permitiendo a los entrenadores realizar un mayor análisis de estos durante entrenamientos y competiciones.

Un uso parecido se le concede en estudios dentro de la bioingeniería como [10], donde mediante estos sensores se pretende encontrar las fases de la marcha en diferentes sujetos con la finalidad de aplicar estos datos a técnicas de rehabilitación más avanzadas en pacientes con algún tipo de discapacidad provocada por diferentes motivos.

2.5. Exactitud y precisión

Durante el desarrollo de este proyecto se utilizan repetidamente los conceptos de exactitud y precisión para establecer una comparativa a nivel cuantitativo entre los resultados obtenidos con los dispositivos anteriores y los nuevos dispositivos, por ello es importante que se definan estos para entender bien los resultados obtenidos.

Según el CEM (Centro Español de Metrología) define en su web [11]:

- **Exactitud:** Proximidad entre un valor medido y un valor verdadero del mensurando.
- **Precisión:** Proximidad entre las indicaciones o los valores medidos obtenidos en mediciones repetidas de un mismo objeto, o de objetos similares bajo condiciones especificadas. Las “condiciones especificadas” pueden ser condiciones de repetibilidad, condiciones de precisión intermedia, o condiciones de reproducibilidad (véase la norma ISO 5725-3:1994).

Para ejemplificar mejor estos conceptos, en la *Figura 7* encontramos bien ilustradas estas definiciones.

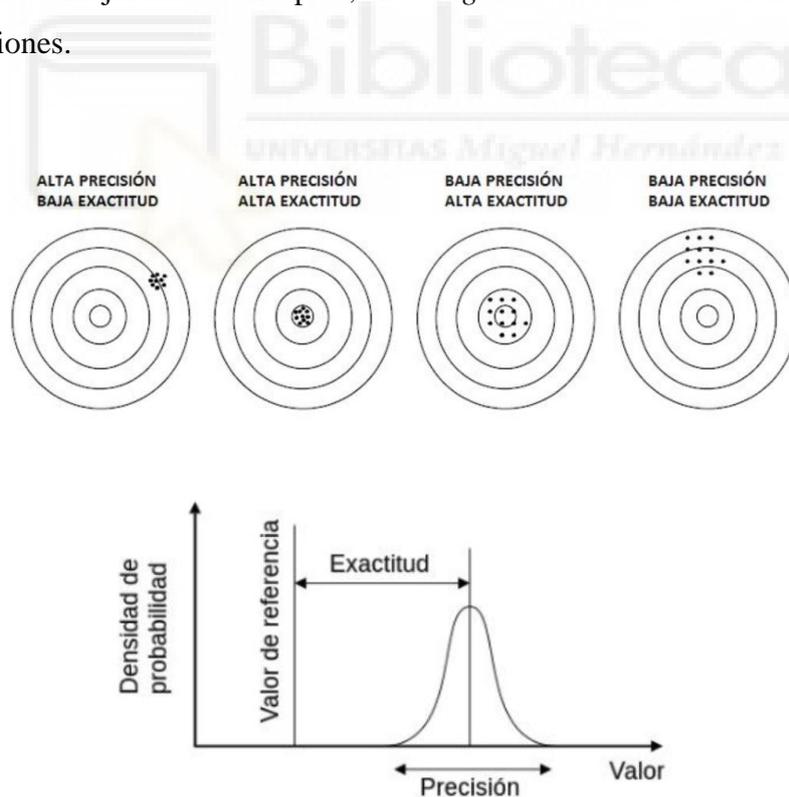


Figura 7. Conceptos ilustrados de precisión y exactitud.

3. Materiales y métodos

Durante el desarrollo de este capítulo se exponen los materiales utilizados durante el proyecto. En el desarrollamos una explicación del equipo de IMUs utilizado y una comparación con el equipo utilizado anteriormente.

3.1 Equipos utilizados

3.1.1. Equipo IMU

Durante el proyecto se han utilizado el equipo formado por IMUs BWT901 de la empresa *WitMotion Shenzhen*. Este corresponde a un sistema MEMS multi sensor (acelerómetro, giroscopio y magnetómetro) conectado mediante Bluetooth 2.0 encargado de realizar mediciones de aceleración, velocidad angular, ángulo y campo magnético en los tres ejes del espacio.

El BWT901 tiene una velocidad de cambio de 115200 baudios con comunicación de nivel lógica transistor-transistor (TTL), la cual no puede ser cambiada y una frecuencia de adquisición de datos ajustable en un rango de 0.2 Hz – 200 Hz. Durante el desarrollo del proyecto utilizaremos una frecuencia de adquisición de **100 Hz** [12].

Para establecer el sentido de los ejes de coordenadas se escoge el sistema de coordenadas Norte-Este como vemos en la *Figura 8*. En este el eje X apunta hacia la derecha (Este) y el eje Y apunta hacia arriba (Norte), con esto el eje Z apuntará hacia fuera del papel.

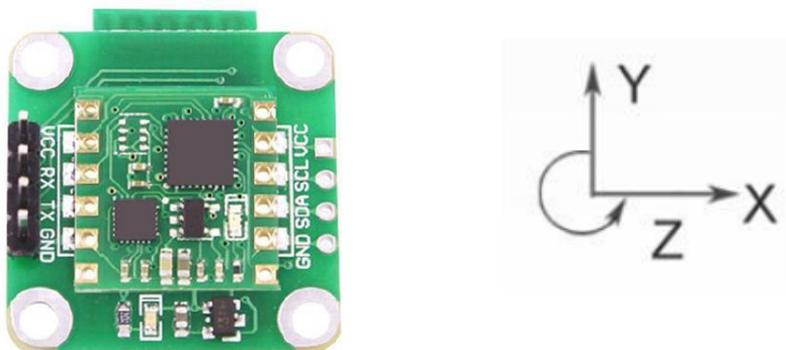


Figura 8. Circuito del BWT901 y dirección de los ejes de lectura.

3.1.2. Selección del modo de funcionamiento del equipo

Como hemos mencionado en el capítulo anterior el sistema nos proporciona una serie de señales: Aceleración lineal, velocidad angular, ángulo, campo magnético y cuaternios. Aunque en nuestro caso no registramos la temperatura, el dispositivo internamente calcula y nos podría enviar datos de esta. Durante el desarrollo del proyecto, no todas estas señales son utilizadas, es por esto que según las señales utilizadas podemos establecer modos de funcionamiento, recogidos en la *Tabla 2* [12].

Tabla 2. Modos de funcionamiento del sistema y señales proporcionadas por estos. La casilla marcada con 1 indica que esa variable la recogemos con el modo de funcionamiento y las marcadas con 0 no serán recogidas.

Nombre	Aceleración Lineal	Velocidad Angular	Ángulos de Euler	Campo Magnético	Cuaternión
WITFull	1	1	1	1	0
WITorientation	0	0	1	0	0
WITPhysical	1	1	0	1	0
WITQuaternion	0	0	0	0	1
WITAAQ	1	1	1	0	1
WITAQ	0	0	1	0	1

Tras analizar los diferentes modos, el seleccionado para la elaboración de las pruebas experimentales, se escogió el modo **WITAAQ**, ya que las señales proporcionadas por este son las idóneas para el funcionamiento del algoritmo y solo descarta la señal recogida del magnetómetro la cual no nos será de ayuda, sin tener que reestructurar el código completo.

3.1.3. Métodos de conexión del dispositivo IMU con el PC

El algoritmo nos permite recoger datos por métodos diferentes cada uno variando principalmente en el modo de conexión que establecen los dispositivos para enviar los datos, aquí tenemos:

- WIT_direct: El dispositivo se conecta directamente con el PC mediante Bluetooth.
- MCS: Es similar al WIT_Direct, pero somos nosotros quien configuramos los modos de funcionamiento y además debemos indicarle el número de IMU que van a ser utilizadas.
- WIT_Raspberrypi_IP: El dispositivo se conecta mediante bluetooth a un dispositivo Raspberry el cual hace de intermediario entre el PC, al que se encuentra conectado por cable de red.
- WIT_Raspberrypi_Bluetooth: De la misma forma que el método anterior el dispositivo se conecta al dispositivo Raspberry mediante Bluetooth, y este a su vez, al PC también por Bluetooth.

En las pruebas iniciales se probaron métodos diferentes (5 sujetos un modo y otros 5 otro), pero en muchos encontramos problemas a la hora de registrar la señal, como por ejemplo el método WIT_Raspberrypi_IP el cual se encontraba en funcionamiento normal hasta que en cierto punto se dejaba de recoger la señal de manera correcta como se ve en la *Figura 9*.

Es por esto por lo que se decide utilizar el método WIT_direct por ser entre todos el más estable a la hora de recoger datos y aunque no poseemos la interfaz que nos proporciona el equipo Raspberry tenemos un equipo mucho más ligero, ya que solo necesitamos el PC que no debe estar conectado a nada más y los dispositivos en el sujeto.

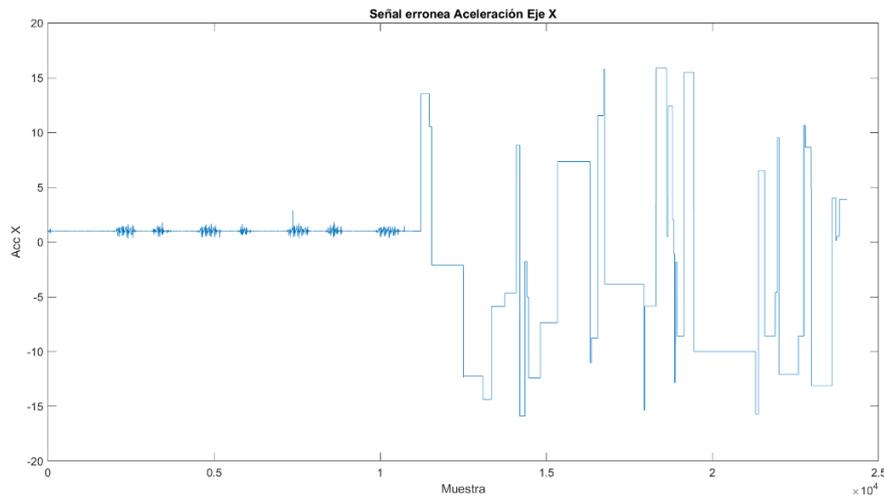


Figura 9. Ilustra un set de datos donde el dispositivo deja de leer correctamente.

3.1.4. Comparativa con el equipo anterior

El equipo utilizado anteriormente está compuesto por dos sistemas diferenciados: Tech-HUB y Tech-IMUs de la marca *TECHNAID* y modelo Tech-MCS V3. Una de las principales y más importantes diferencias, que marcaran un punto clave en la realización del proyecto, la encontramos en cuanto a la adquisición de datos, en el caso de *TECHNAID*, tenemos una $fm = 30 \text{ Hz}$ contra la $fm = 100 \text{ Hz}$ que utilizamos en el equipo actual de WitMotion, lo cual veremos reflejado en el *capítulo 4*. Otra de las diferencias la encontramos en las señales proporcionadas por los sensores, se presentan a continuación dos *Tablas 3 y 4* con una explicación de las señales proporcionadas por cada uno de los sensores.



Figura 10. Equipo completo utilizado anteriormente. Tech-HUB y Tech-IMUs.

Tabla 3. Señales recogidas con IMU - TechNaid.

IMU TECHNAID		
1	Xx	Componentes de la matriz de rotación [DCM]
2	Yx	
3	Zx	
4	Xy	
5	Yy	
6	Zy	
7	Xz	
8	Yz	
9	Zz	
10	Temp	Temperatura
11	Acc-X	Componentes por eje de aceleración lineal
12	Acc-Y	
13	Acc-Z	
14	Gyro-X	Componentes por eje de la velocidad angular
15	Gyro-Y	
16	Gyro-Z	
17	Mag-X	Componentes por eje de la medida del magnetómetro
18	Mag-Y	
19	Mag-Z	

Tabla 4. Señales obtenidas con IMU - WitMotion

IMU WitMotion		
1	Acc-X	Componentes por eje de aceleración lineal
2	Acc-Y	
3	Acc-Z	
4	Vel-X	Componentes por eje de la velocidad angular
5	Vel-Y	
6	Vel-Z	
7	Euler-X	Señal ángulo Euler en cada uno de los ejes.
8	Euler-Y	
9	Euler-Z	
10	Q0	Componentes del cuaternión, siendo este: $q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k$
11	Q1	
12	Q2	
13	Q3	
14	Time	Señal de tiempo. No utilizada

Por un lado, vemos que el número de señales se reduce al eliminar de la ecuación la matriz de rotación, la cual podrá seguir utilizándose, calculando solo las que nos sean necesarios mediante los cuaternios y utilizando la ecuación expuesta en *Figura 3*.

En las siguientes imágenes (*Figuras 11 a 19*) se ve una selección de algunas de las señales recogidas por los dispositivos, se grafican en el intervalo donde se realiza la tarea.

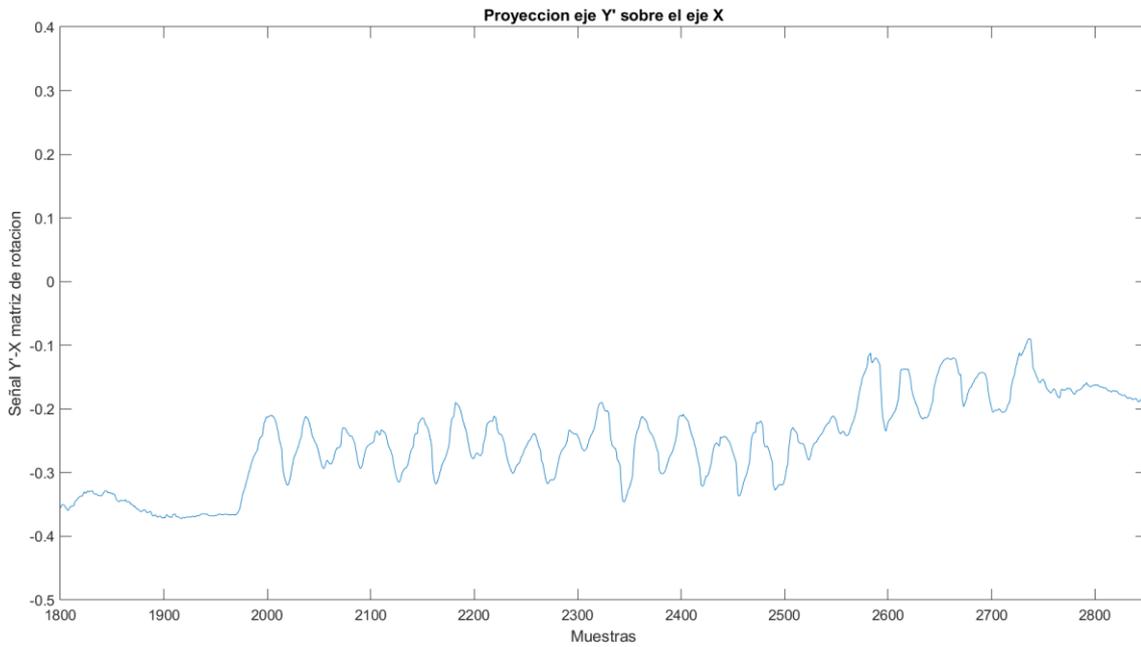


Figura 11. Componente de la matriz DCM correspondiente a la proyección del eje Y' sobre eje X. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.

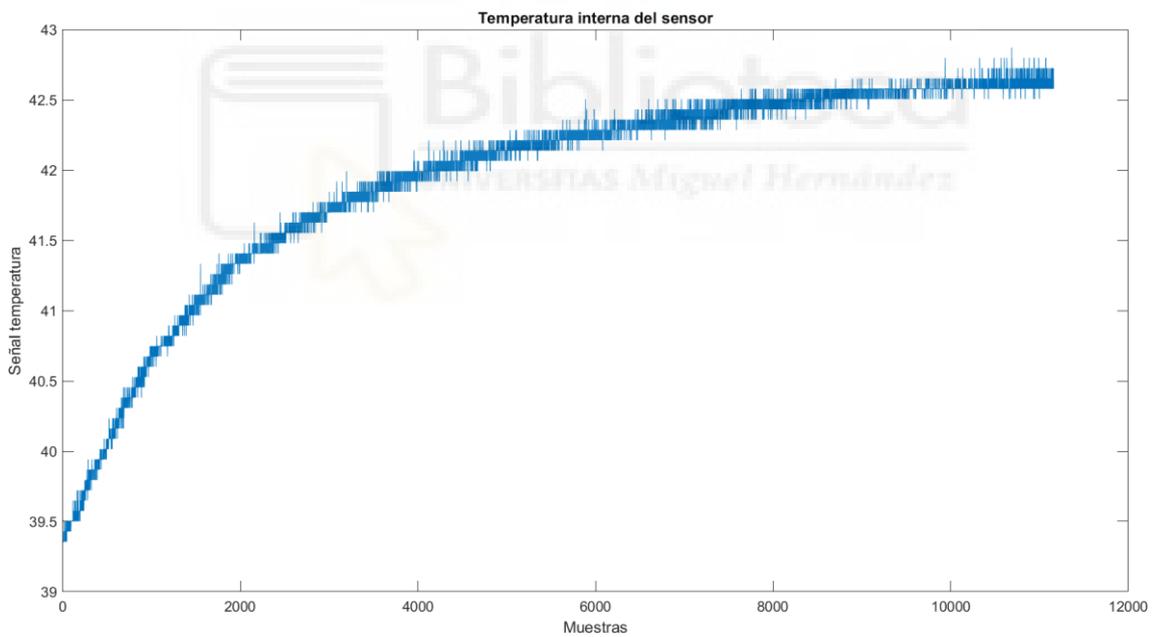


Figura 12. Señal temperatura del dispositivo IMU – TechNaid.

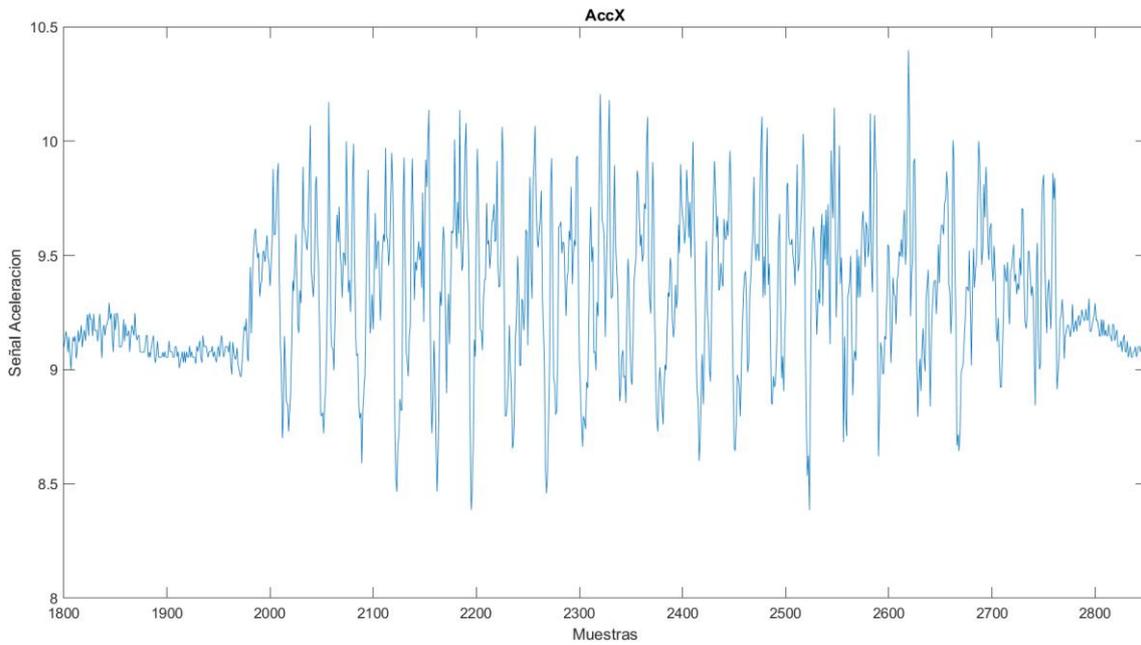


Figura 13. Señal aceleración sobre el eje X. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.

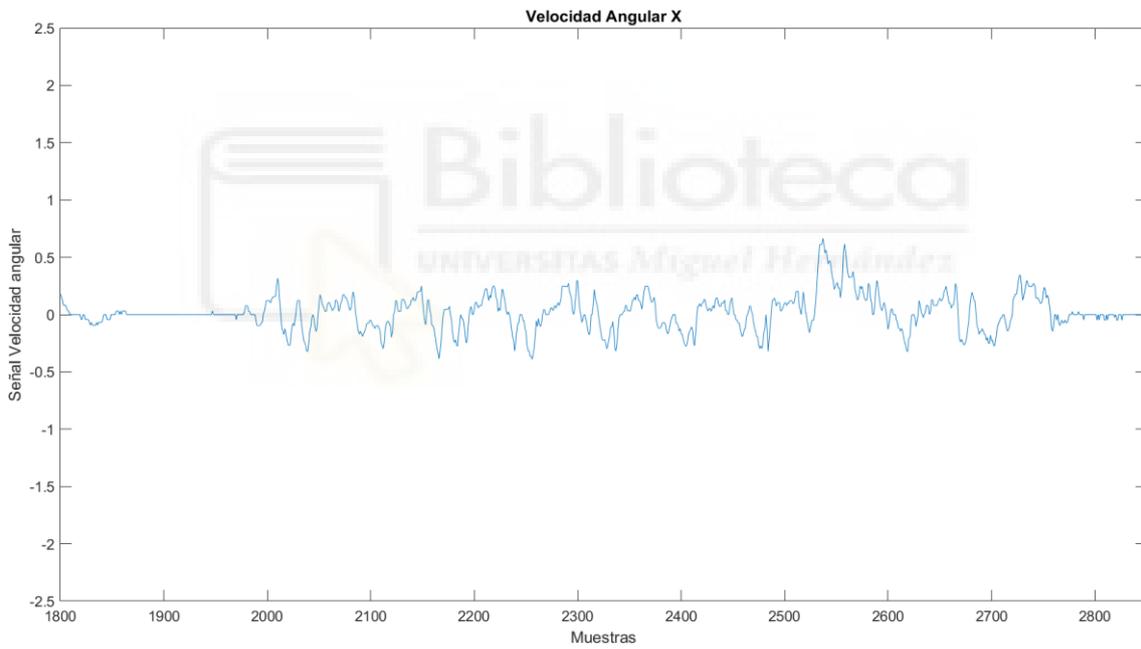


Figura 14. Señal velocidad angular sobre eje X. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.

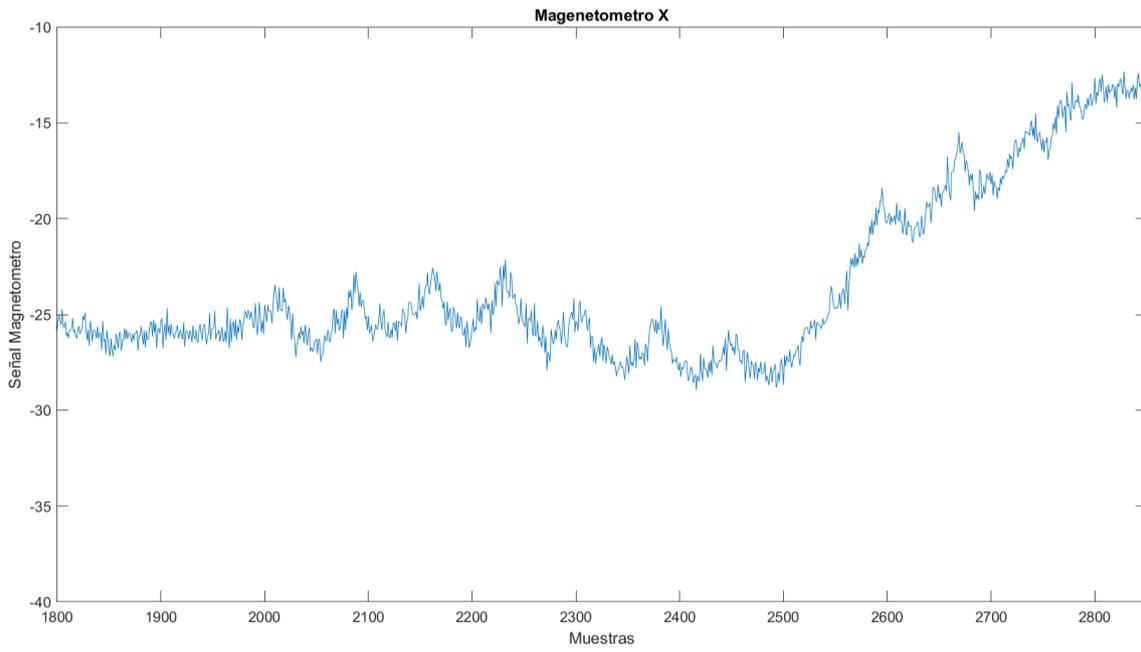


Figura 15. Señal magnetómetro. Señal del dispositivo IMU - TechNaid.

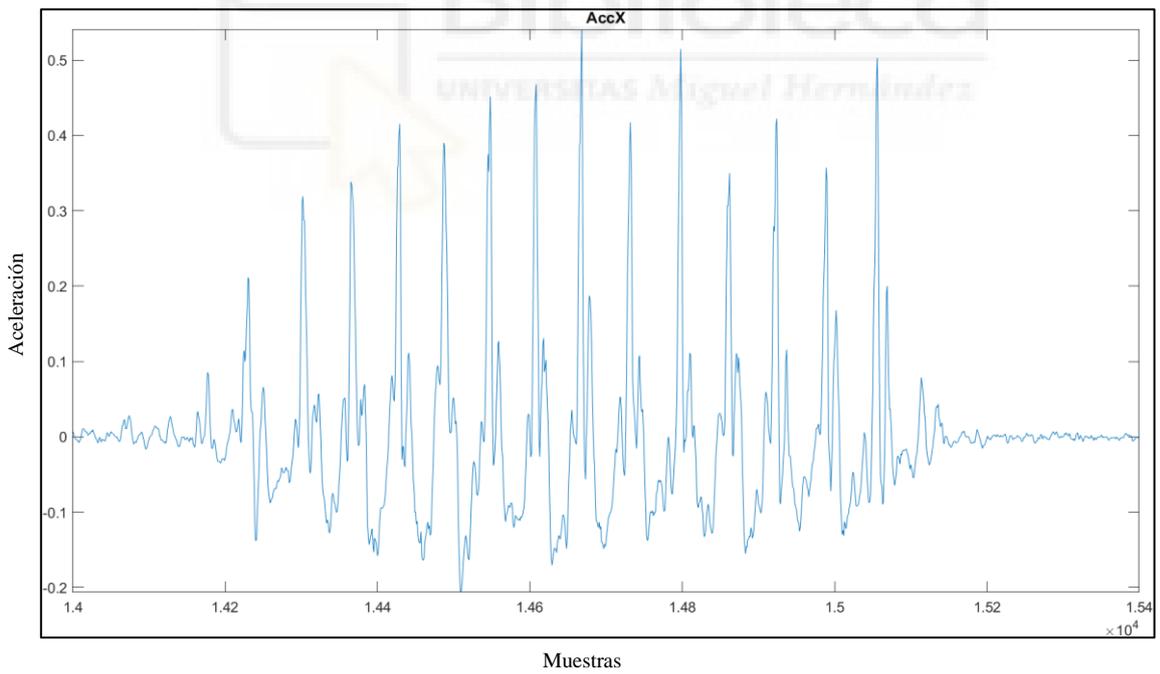


Figura 16. Señal aceleración eje X. Dispositivo IMU - WitMotion

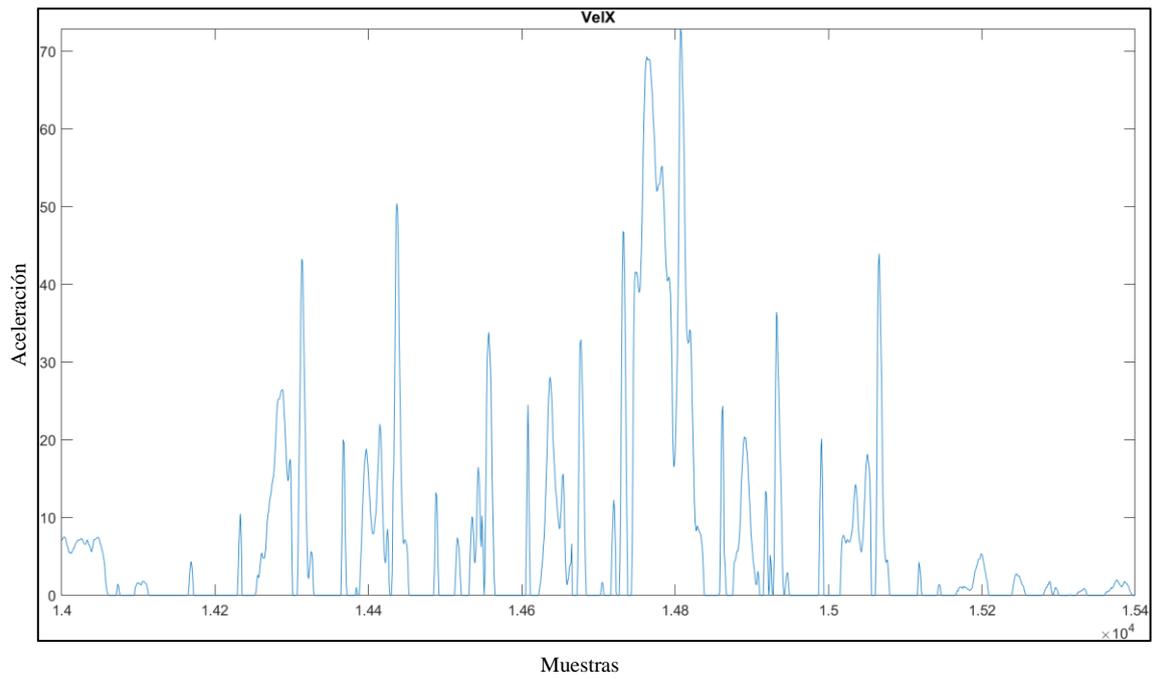


Figura 17. Velocidad angular sobre el eje X. Dispositivo IMU - WitMotion

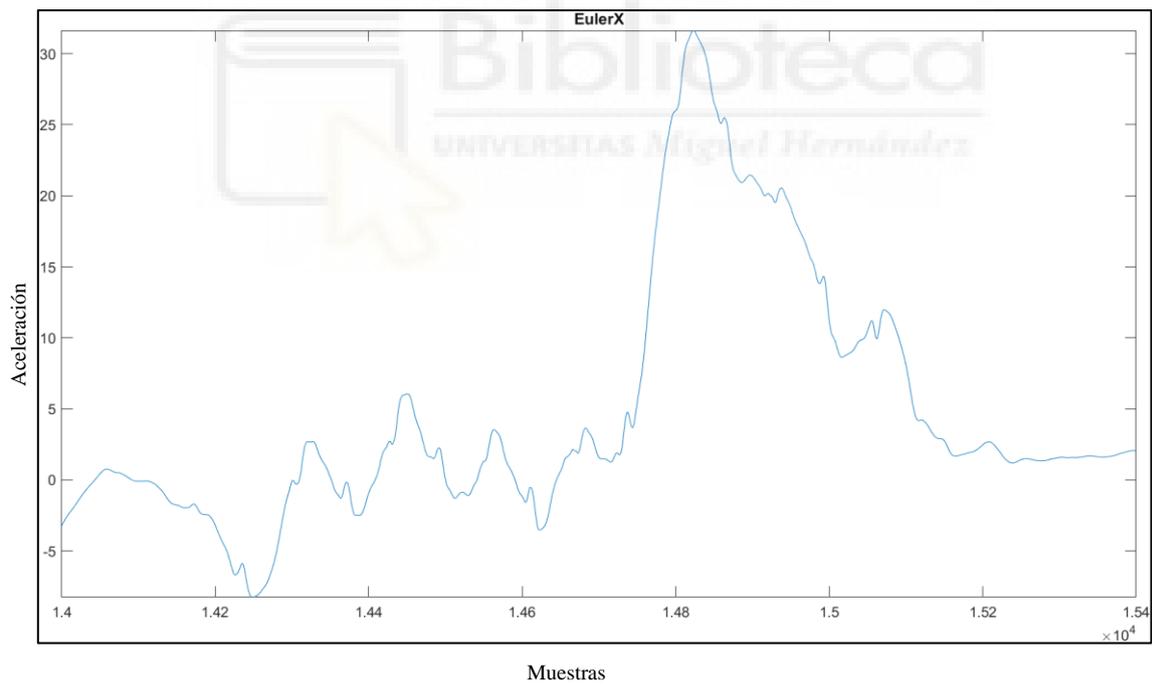


Figura 18. Angulo girado sobre el eje X. Dispositivo IMU – WitMotion.

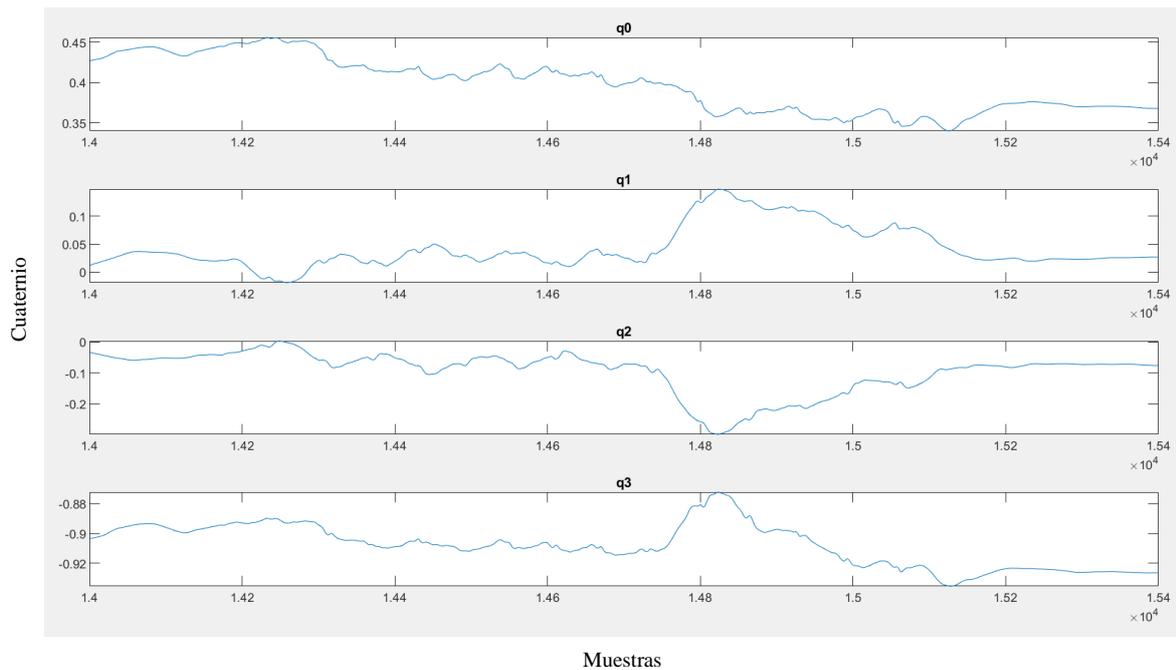


Figura 19. Señales del valor de cada componente del cuaternio. Dispositivo IMU - WitMotion

Otro detalle que debemos tener en cuenta del nuevo sistema, lo encontramos a la hora de inicializar las IMU, en estas se debe seleccionar la posición en la que se encontrará la IMU durante su utilización para a la hora de calibrar lo hagamos de manera correcta para no tener desfases no deseados.

Al inicializar el sistema debemos seleccionar entre el modo Horizontal y modo Vertical, con esto los ejes “rotaran” encontrando, tras esto, varias diferencias en la manera en la que se obtienen los datos:

- Modo Horizontal: Calibrando el sensor en una mesa plana, la calibración se hará de tal modo que los ejes X-Y quedaran paralelos a la mesa y el eje Z quedara perpendicular a esta, apuntando hacia arriba (“saliendo de la mesa”), de esta forma si movemos el sensor sobre su eje X desde la posición horizontal tendremos la señal a 0° y al girar se leerá desde este valor, como en la *Figura 20*.

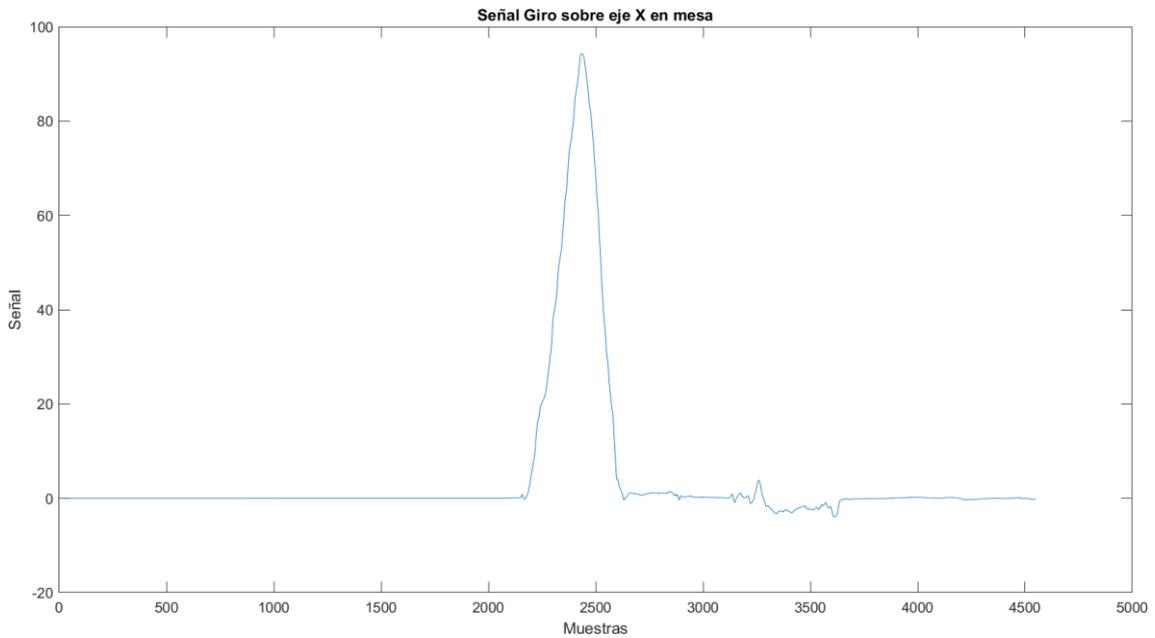


Figura 20. Ejemplo de señal con dispositivo estático y horizontal, posterior giro sobre eje X y calibración en Modo Horizontal. Dispositivo IMU - WitMotion

- Modo Vertical: Si calibramos con sensores en este modo, serán los ejes Y-Z paralelos a la mesa, y el eje X será el que apunte hacia arriba, dando el offset en aceleración de 1 en este eje ya que será este el que absorba esta medición. En la *Figura 21* observamos que, al calibrar en modo Vertical, pero movemos el sensor desde un estado horizontal, observamos que ya existe un ángulo de desfase desde el inicio de la lectura. Esto será importante al inicio de cada prueba, ya que esto nos llevará a fallos en las pruebas.

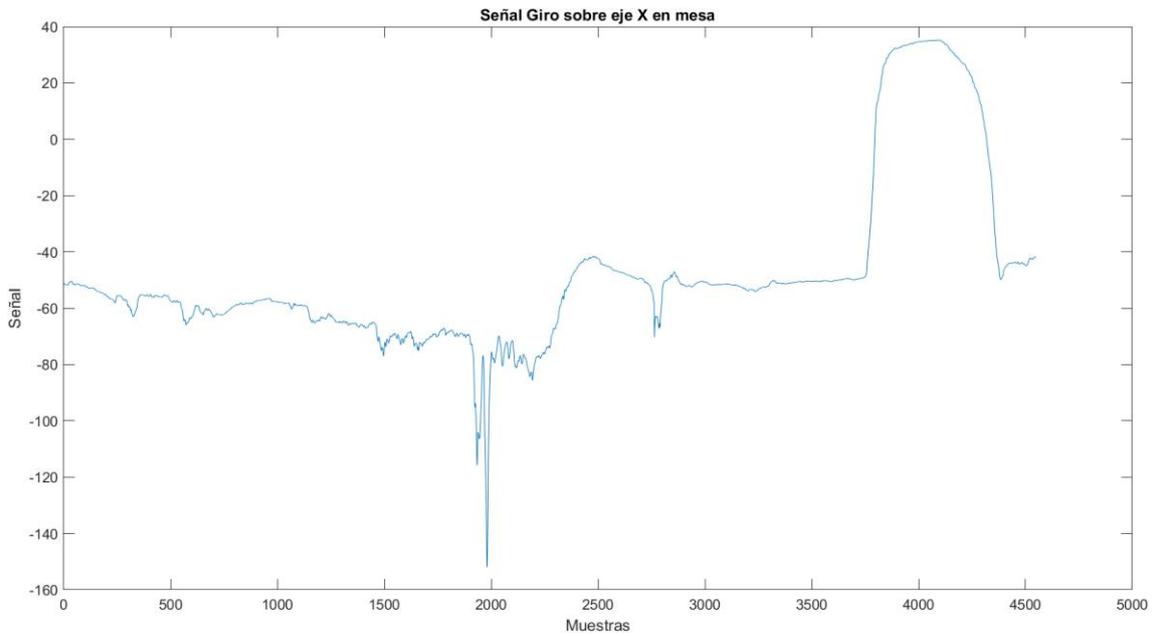


Figura 21. Señal obtenida con el dispositivo calibrado en modo vertical pero manteniendo posición horizontal. Dispositivo IMU – WitMotion.

Es importante comentar como diferencia el modo de conexión de los sensores con el PC, que como ya hemos comentado en el apartado anterior, los sensores quedan conectados mediante Bluetooth, ya sea directamente al PC o al dispositivo Raspberry. En nuestro caso es directamente al PC lo cual nos aporta mayor portabilidad de todo el sistema ya que eliminamos de la ecuación todos los cables de conexión de los sensores con el dispositivo Tech-Hub y nos permite combinarlo con diferentes tipos de accesorios.

3.2. Protocolos experimentales

Durante la realización del presente trabajo se repitieron de la manera más fiel posible las pruebas realizadas en los estudios anteriores con el objetivo de conseguir una comparación lo más exacta posible. Durante este capítulo desarrollamos los protocolos a seguir durante cada una de estas pruebas, que son, dirección, velocidad y fases de la marcha.

Durante la prueba experimental *detección de las fases de la marcha* realizada en el Set 1 de datos del estudio [10] el sujeto deberá caminar sobre una cinta de correr durante cinco periodos de 1 minuto con 30 segundos entre cada uno de estos para dar tiempo al sistema a que se realice el cambio de pendiente/velocidad.

Este procedimiento seguirá una secuencia entre velocidades 4 km/h a 0°, 3 km/h a 0° 2 km/h a 0°, 2 km/h a 5° y finalmente 2 km/h a 10° de inclinación, las cuales serán etiquetadas dentro del algoritmo como 7,5,6,8 y 9 respectivamente, intercaladas como una tarea etiquetada como 720 utilizada para el cambio, que se recorrerán sin detener la marcha en ningún momento para no perder la condición de marcha continua.

Durante la prueba es importante que el sujeto mantenga una postura y una marcha lo más natural posible, para que los datos recogidos mantengan una forma con poca variación entre sujetos y el algoritmo pueda funcionar correctamente.



Figura 22. Sujeto R36 sobre cinta con los dispositivos IMU WitMotion para prueba detección fases de la marcha.

De la misma forma, para la detección de los *cambios de dirección* en la fase de la marcha, como se realizó en [13] el sujeto se colocará en un extremo de la estancia donde se realiza

la prueba y tras permanecer estático durante 2-3 segundos, comenzará a caminar a una velocidad lo más constante y con un paso lo más natural posible, y tras recorrer una distancia, lo más constante posible entre intentos de la misma prueba, el sujeto decide aleatoriamente girar 45° en la dirección de la marcha, como queda ilustrado en la *Figura 23*, para continuar caminando durante otros 3 segundos, quedando estático al final de la marcha, dando la oportunidad al dispositivo a recoger datos en la condición de sujeto estático, para tener unos datos lo menos ruidosos posibles tanto al principio como al final de la prueba.

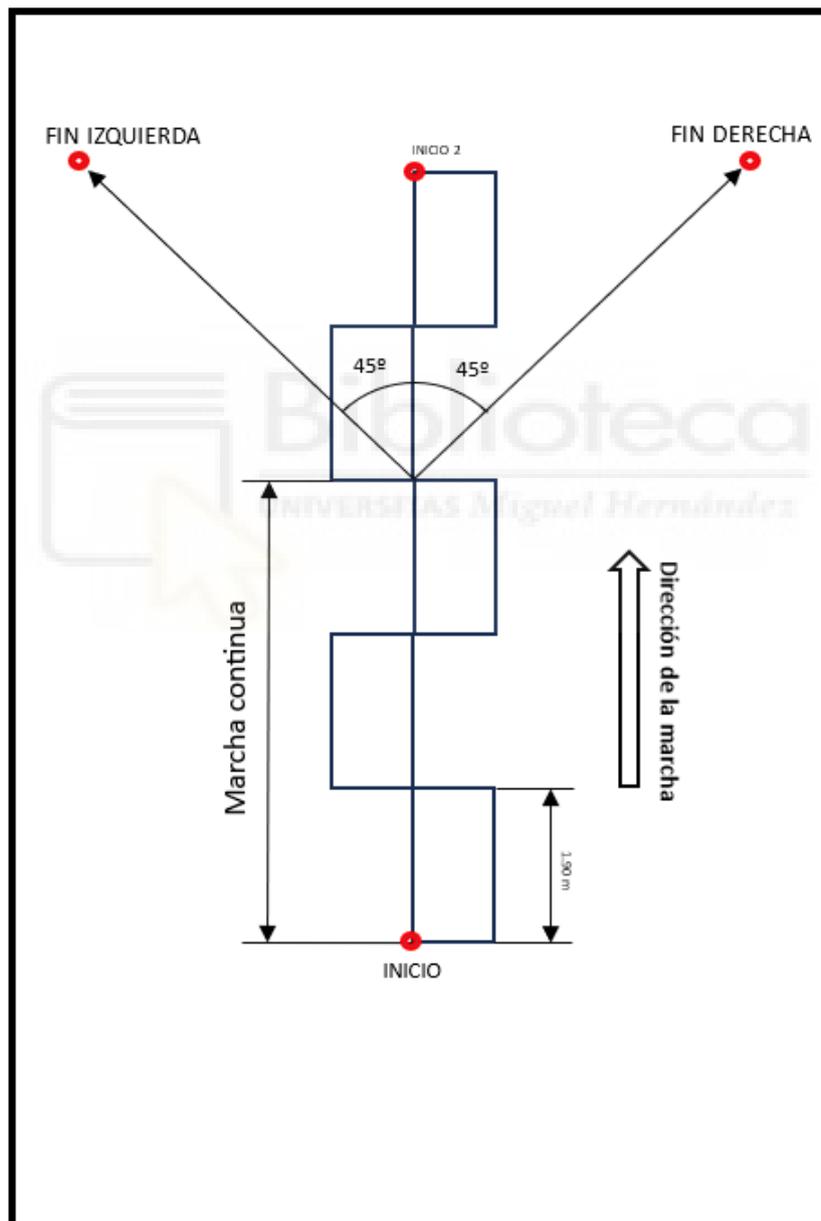


Figura 23. Croquis estancia y movimiento en prueba detección cambios de dirección.

Por último, los sujetos realizaron las pruebas realizadas en [14], estos deberán permanecer estáticos durante 2-3 segundos al comienzo de la prueba (velocidad 0), tras este tiempo el sujeto comenzará la marcha en línea recta a una velocidad 1, para tras recorrer la distancia marcada como zona 1 en *Figura 24* subir o bajar la velocidad a decisión del sujeto a una velocidad 2 para así recorrer la zona etiquetada como zona 2. Una vez recorrida esta distancia, deberá quedar estático de nuevo para volver a recoger datos a velocidad 0.



Figura 24. Imagen con las distintas zonas aproximadas para prueba detección cambios de velocidad.

3.3. Metodología

3.3.1. Colocación del dispositivo y calibración

Un primer detalle diferenciado de los estudios anteriores lo tenemos en el momento de colocación de los dispositivos sería la reducción del número de dispositivos que se colocan en el sujeto, ya que tras los estudios realizados en [10] [13] [14] se observa que solo se necesitarían unas señales concretas expuestas posteriormente en los *apartados* 3.4, 3.5 y 3.6 por lo que se decidió eliminar de cada prueba los dispositivos que no son necesarios para evitar recoger datos extra que hagan el tiempo de ejecución del algoritmo más elevado.

Los dispositivos eliminados para este estudio son los situados en la región femoral del sujeto por ser estos los que tras probarse diferentes combinaciones se observa que los colocados en esta zona son los que peor recogen datos como la aceleración utilizada en pruebas como la detección de cambios en la velocidad.

Finalmente, podemos utilizar diferente número de IMU para cada prueba:

1. Fases de la marcha: IMU lumbar, IMU pie derecho, IMU pie izquierdo.
2. Dirección: IMU lumbar, IMU pie derecho, IMU pie izquierdo.
3. Velocidad: IMU lumbar, IMU tibial izquierda, IMU tibial derecha, IMU pie izquierdo, IMU pie derecho.

De manera general, utilizaremos siempre las 5 IMU de la prueba de velocidad durante el estudio, quedando estas colocadas como se muestra en la *Figura 25*.

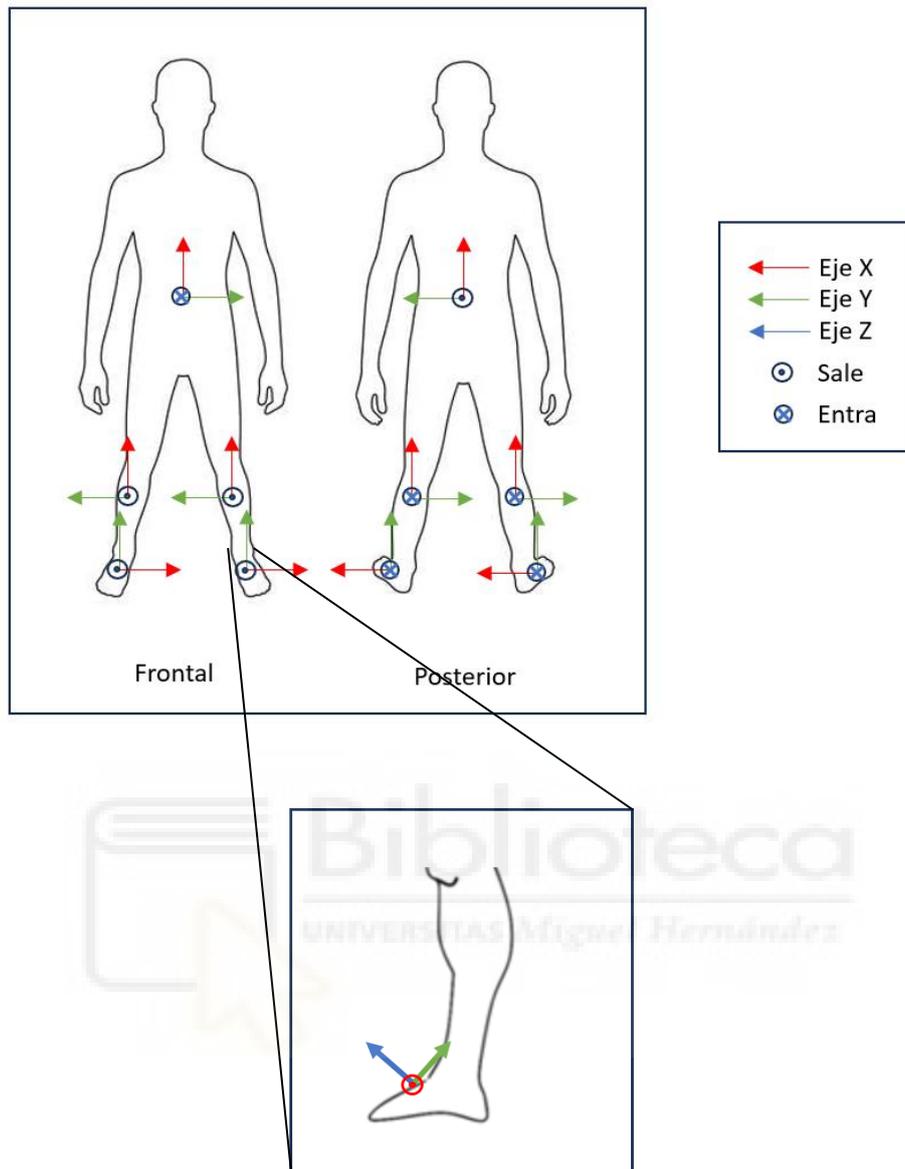


Figura 25. Situación de cada dispositivo IMU una vez colocadas sobre el sujeto.

Otro detalle para tener en cuenta antes de comenzar las pruebas es el momento de la calibración ya que aquí encontramos uno de los puntos importantes si queremos obtener la señal más limpia posible.

Hasta ahora solo habíamos hablado de la calibración en una superficie plana, como lo era una mesa, pero esto solo será útil cuando queramos ver el comportamiento de la señal (Formas y sentidos de rotación).

Antes de comenzar la prueba debemos colocar todos los sensores IMU en el sujeto en la posición donde se encontrarán durante la prueba. Tras esto colocamos al sujeto sentado

en una silla donde pueda mantener una posición lo más recta posible para así simular la posición estática en el momento de estar en pie antes de comenzar la marcha, donde la espalda y espinillas quedan totalmente verticales.

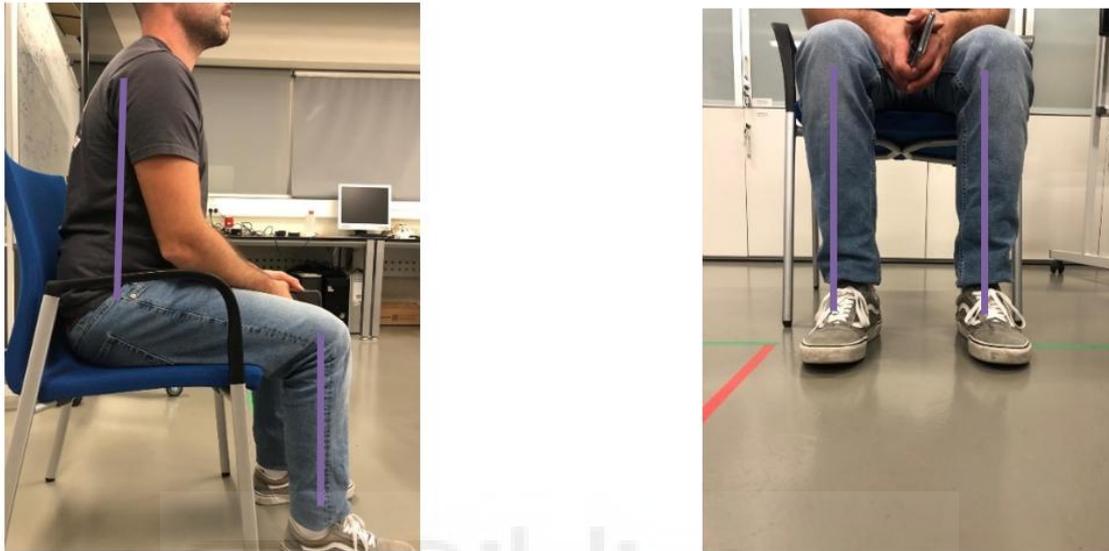


Figura 26. Se observa la perpendicularidad deseada al calibrar con el sujeto sentado asimilándose a la que mantendría estando en pie pero con más estabilidad.

Pero ¿Qué conseguimos con esto? Si lanzamos el comando de calibración a las IMU con el sujeto en esta situación, haremos que el punto 0 de las medidas tomadas sea lo más “plano” posible cuando este esté en pie, caminando, ya sea en cinta o en suelo, pero con la seguridad de que no hará movimientos que puedan entorpecer la calibración.

En las siguientes imágenes observamos la importancia de esto al mismo tiempo que una comparación de las señales en la situación en la que el sujeto se encuentra estático antes de comenzar la prueba.

En la *Figura 27 a y b* pese a aumentar la frecuencia de muestreo no se introduce mucho ruido, en la señal habiendo calibrado sobre el sujeto, además que el valor estático es más cercano a 0 (demostrando así la mejor exactitud de los sensores), ya que se calibro sobre la misma posición en la que se encuentra el sensor en todo momento durante la prueba, podemos ver la diferencia con la *Figura 27 a* que el momento estático tiene un Offset respecto al 0 de unos -6° . Al contrario, ocurre en la *Figura 28*, donde si observamos que, si calibramos sobre la mesa para luego colocar el dispositivo sobre el sujeto, la señal es más ruidosa aun encontrándose el sujeto en reposo, llegando a pasar de -10° a 10° lo que

nos puede llevar a errores en algún momento de la prueba sobre todo si lo que queremos es leer el ángulo girado por el sujeto.

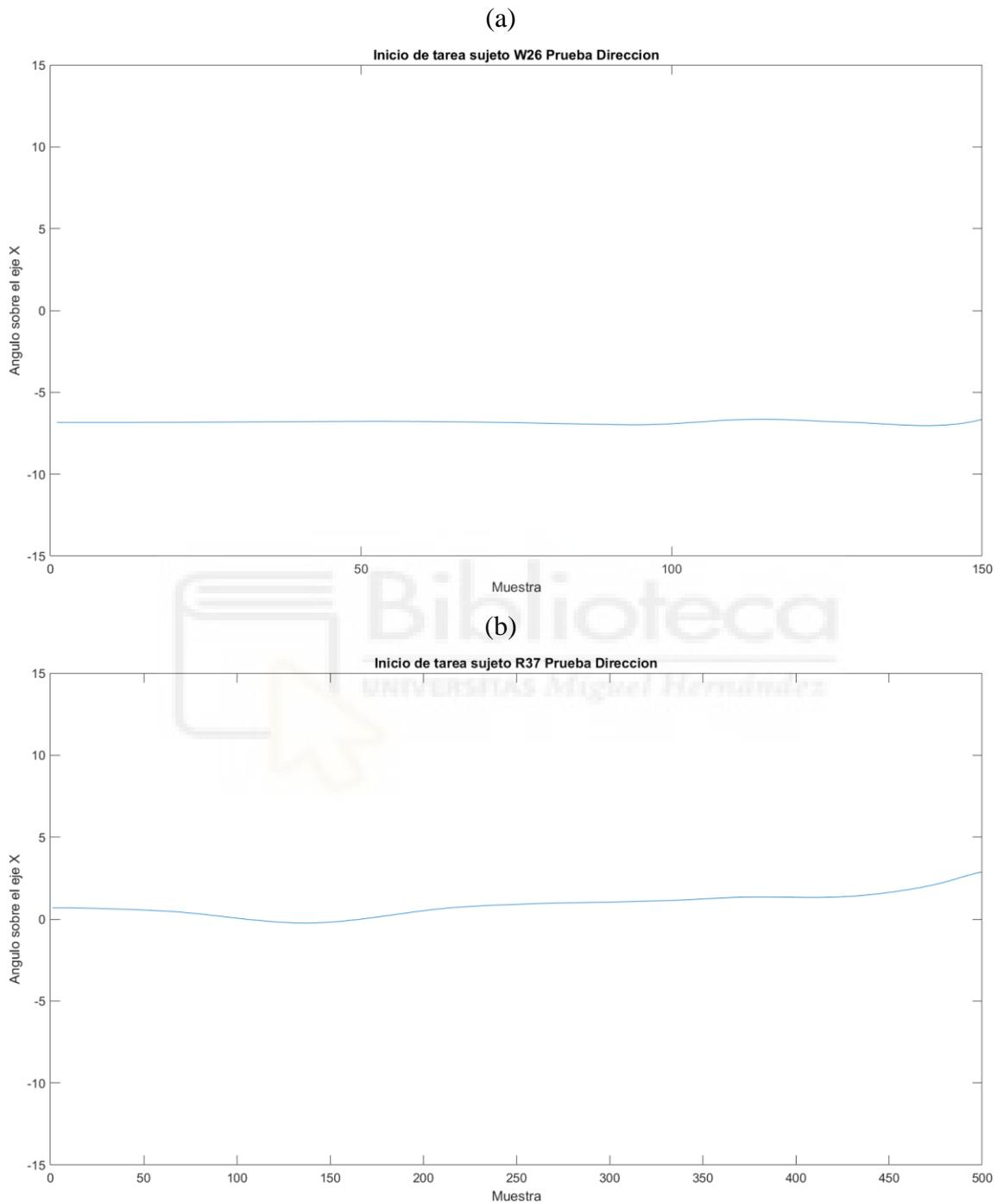


Figura 27. Comparativa entre la señal de giro con el dispositivo anterior (a) y el dispositivo actual (b).

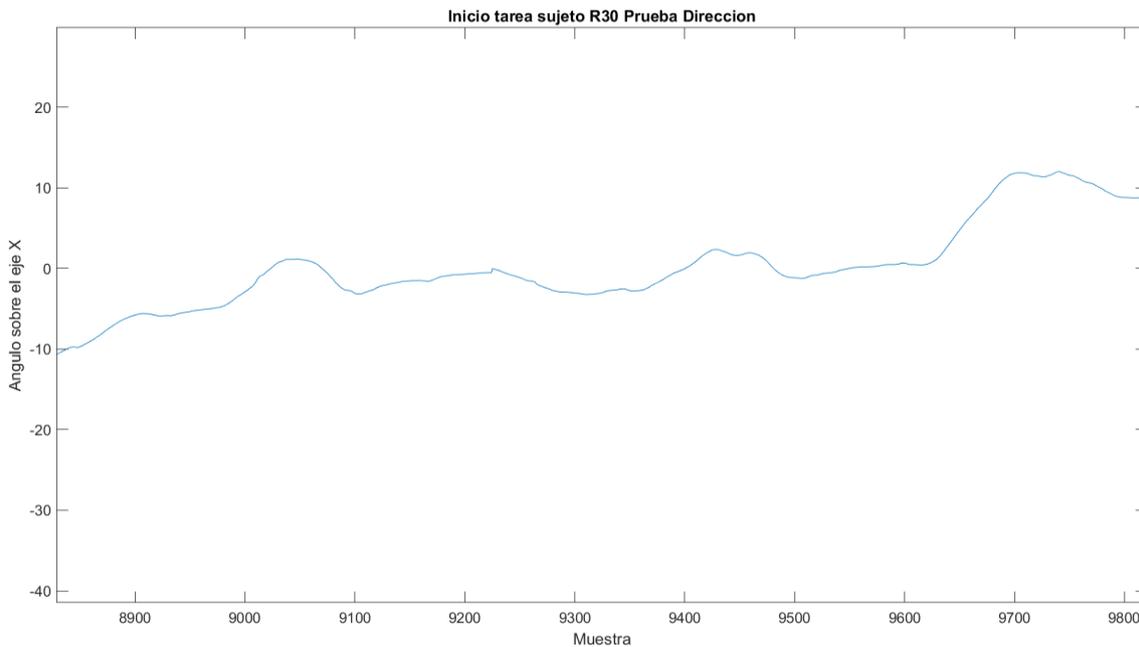


Figura 28. Señal de giro con el sujeto en estado estático habiendo calibrado los sensores previamente a colocarlos sobre el sujeto.

Una vez analizado con más detalle la señal en el momento que el sujeto está en reposo en las siguientes imágenes estudiamos la señal para la prueba completa en el caso que, con los nuevos dispositivos, calibramos sobre la mesa y analizamos el comportamiento de la señal obtenida de ángulo girado sobre el eje X en la IMU lumbar donde se observa que en la *Figura 29* cuando el sujeto está en marcha continua previo al giro la señal es mucho menos estable oscilando entre valores muy diferentes y en la *Figura 30* en el caso donde se calibro sobre el sujeto vemos que la señal mantiene el patrón senoidal en la fase de marcha continua y queda reflejado el giro de manera mucho más clara sin oscilar entre valores tan diferentes.

Por otro lado, si nos fijamos en las IMU colocadas en los pies en la *Figura 31a* observamos que la señal es mucho más caótica sin ningún patrón definido y sin poder aportar información ninguna para el caso donde se calibra el sistema sobre una superficie plana, pero si observamos esta misma señal en la *Figura 31b* cuando calibramos sobre el sujeto, aparecen patrones bien definidos donde si se puede obtener información y llegar a unos resultados coherentes.

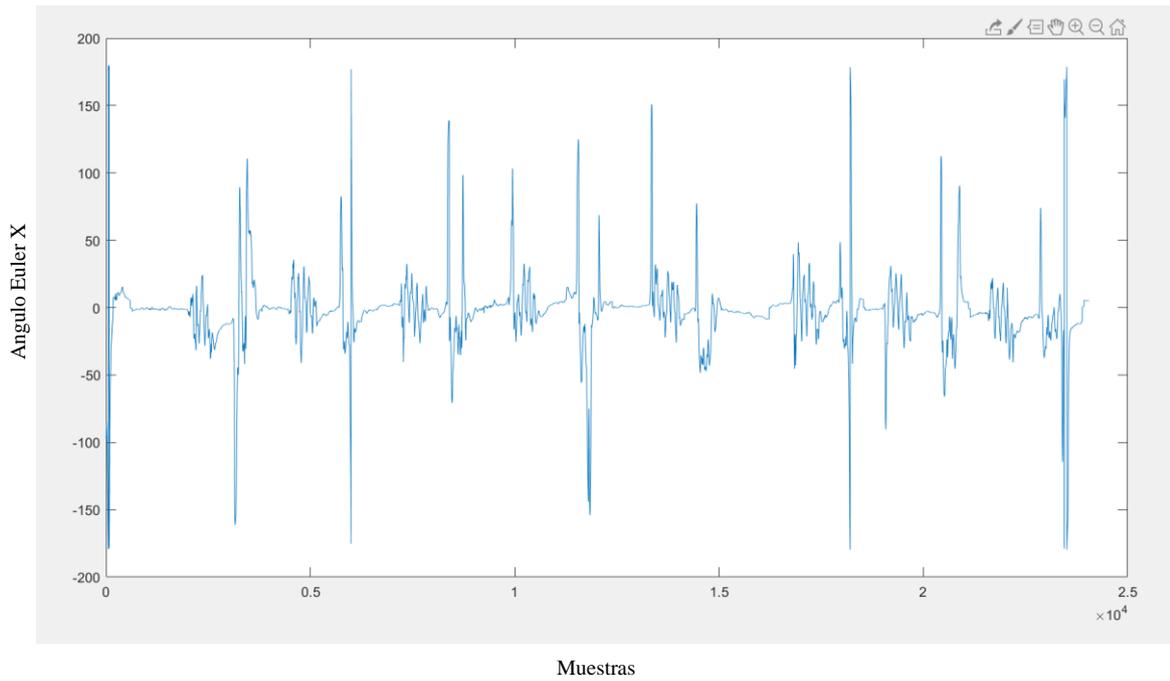


Figura 29. Señal de un try completo en cambio de dirección habiendo calibrado previo a colocación.

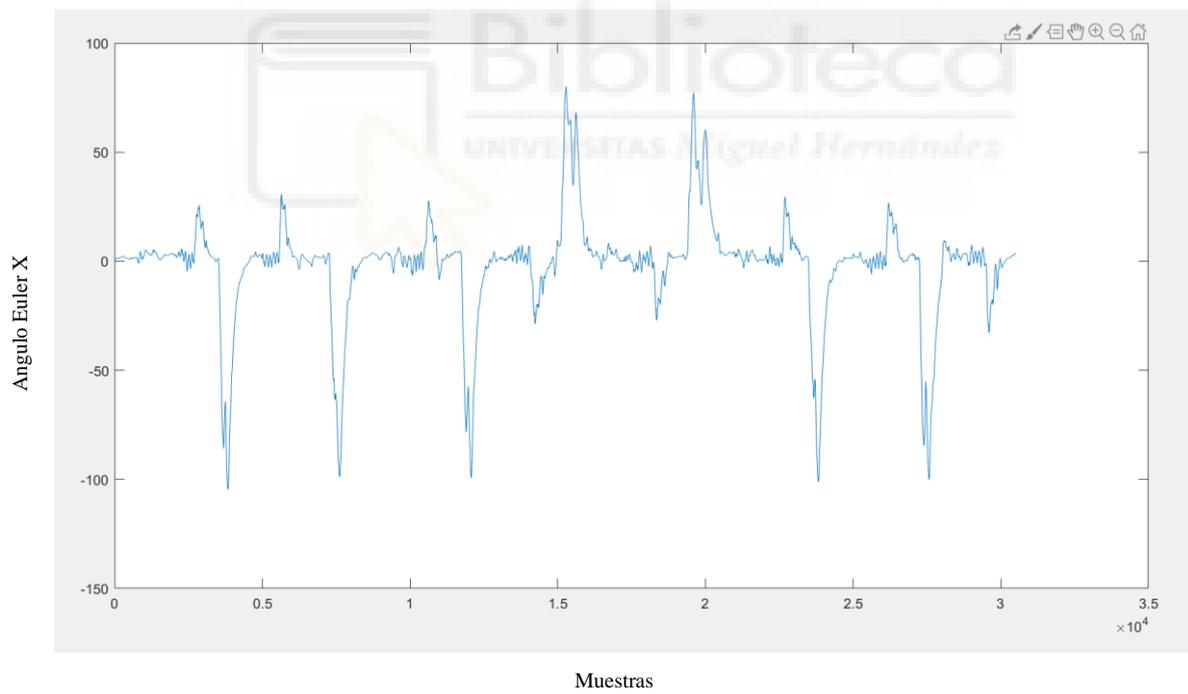
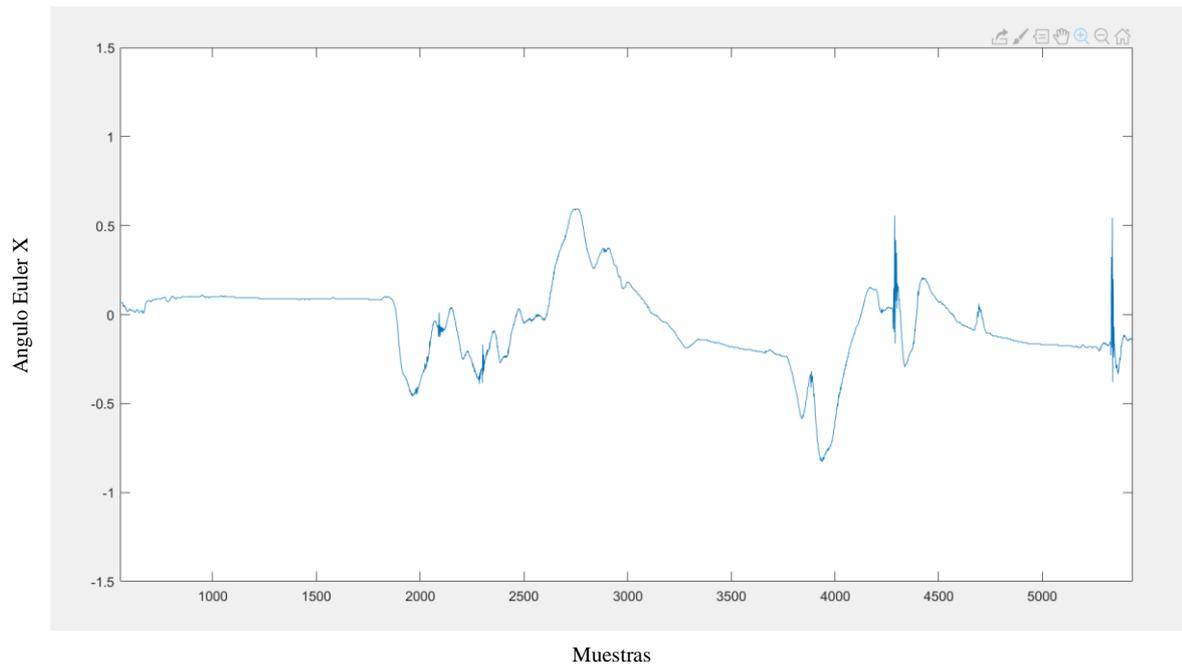


Figura 30. Señal de un try completo en cambio de dirección habiendo calibrado posterior a colocación de los dispositivos.

(a)



(b)

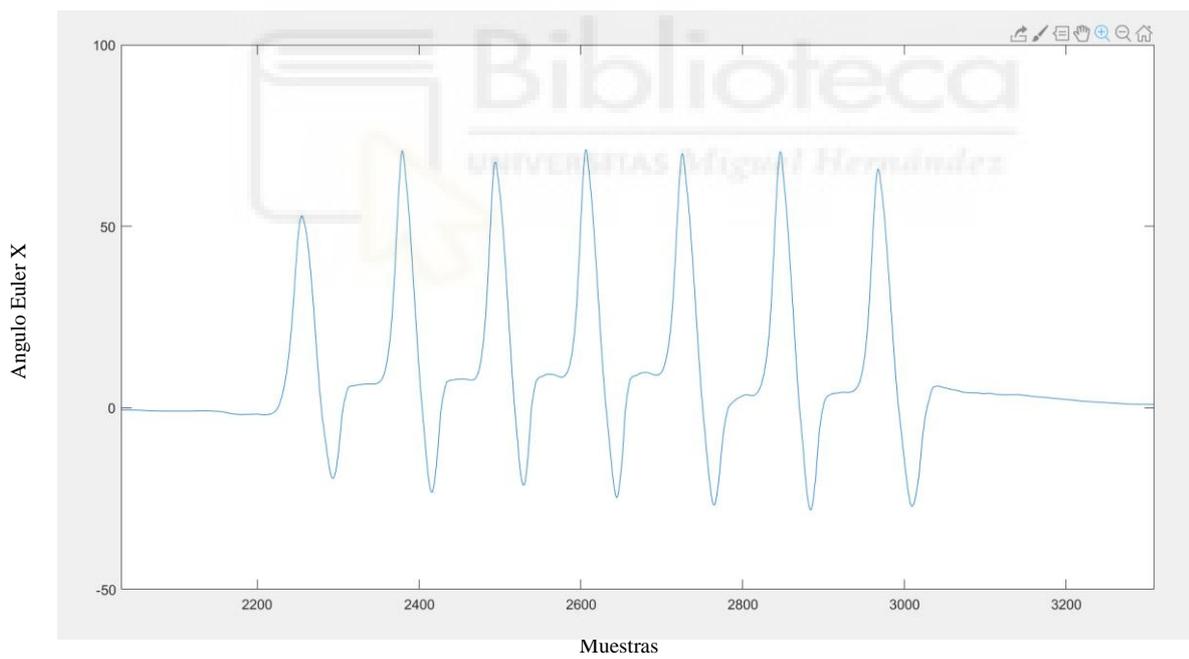


Figura 31. Señales ángulo de giro eje X en IMU pie. Calibración previa (a) y calibración posterior (b).

Otro de los problemas que observamos si calibramos sobre una superficie plana y posteriormente colocamos los sensores sobre el sujeto, es la aparición de desfases en la señal, que para algunos casos, puede llevar a la señal fuera de su rango, como por ejemplo

en las señales de tipo ángulo observada en la *Figura 32* donde el rango es $(-180^{\circ}, 180^{\circ})$ y al salir de este volvemos al valor máximo o mínimo.

Para solucionar esto se realizó un algoritmo complementario para reconstruir la señal sin necesidad de tener que realizar la prueba de nuevo, en el caso de que tengamos salidas de rango en la señal.

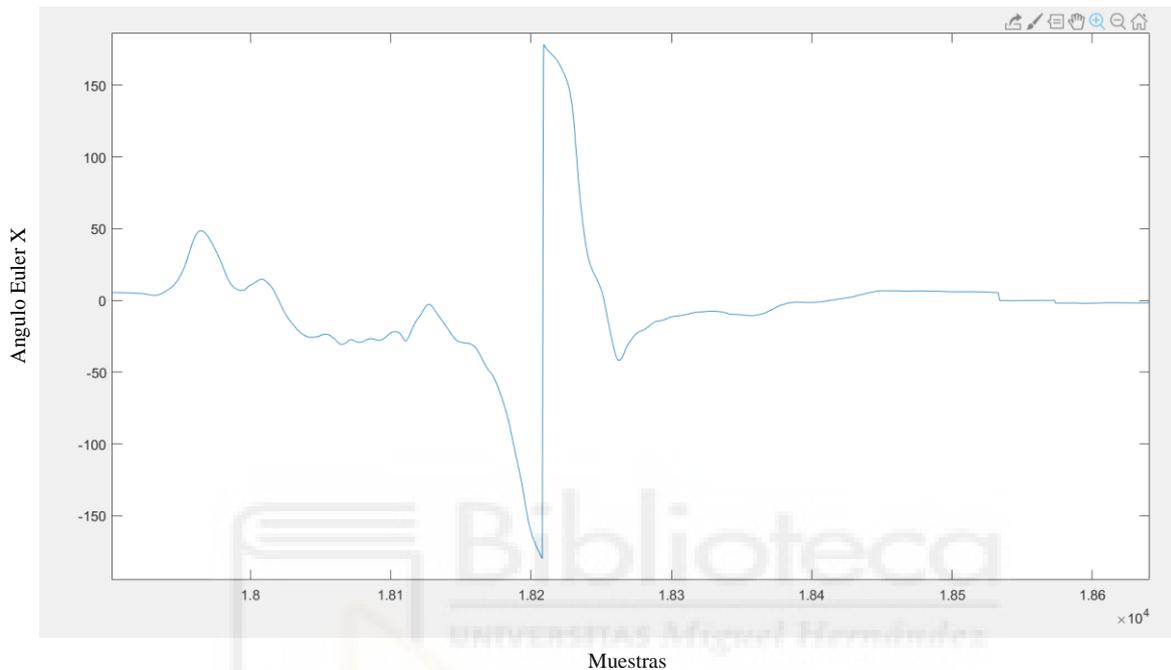


Figura 32. Señal de giro en el caso en el que el giro supera los $\pm 180^{\circ}$.

Como solución a esto se realizó un código externo al algoritmo principal el cual analiza la señal, detecta estas salidas de rango y elimina los saltos en la señal, para luego una vez recortemos la señal en el algoritmo principal, podamos detectar los cambios de dirección correctamente.

En la *Figura 33* observamos en primer lugar la señal del ángulo girado por la IMU lumbar y que la señal sale de su rango de lectura y tras lanzar el código realizado vemos como obtenemos esta señal (*Figura 33b*) sin saltos entre los extremos de rango de lectura.

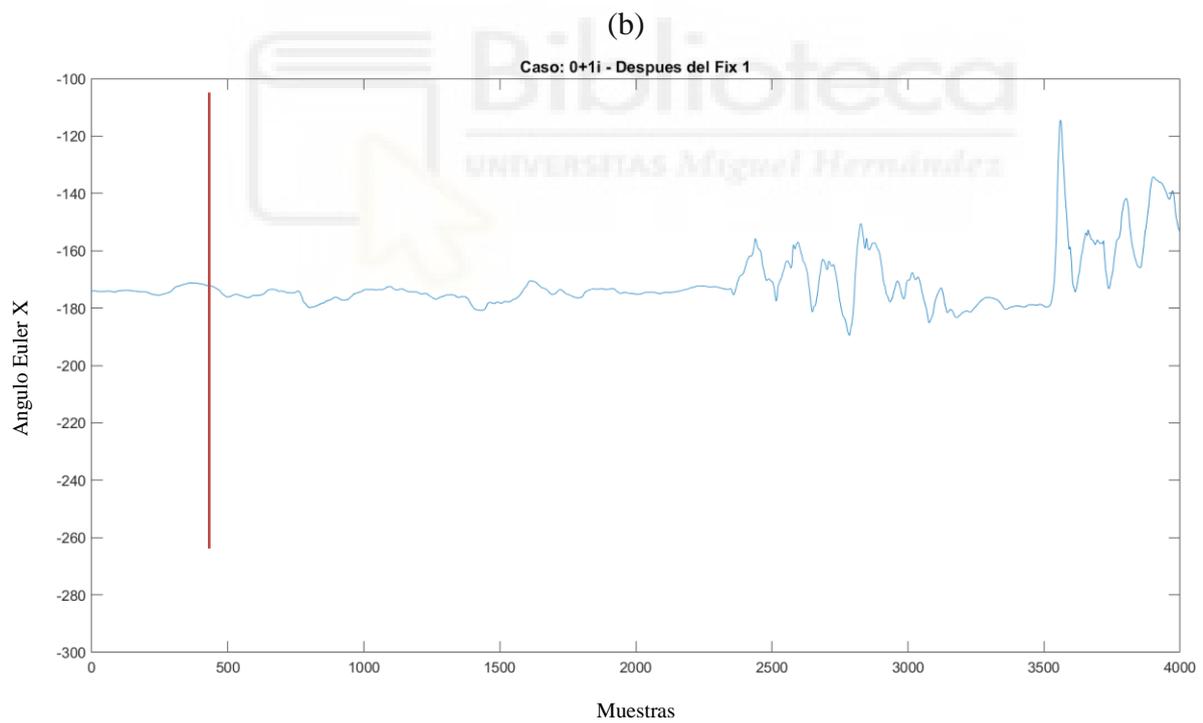
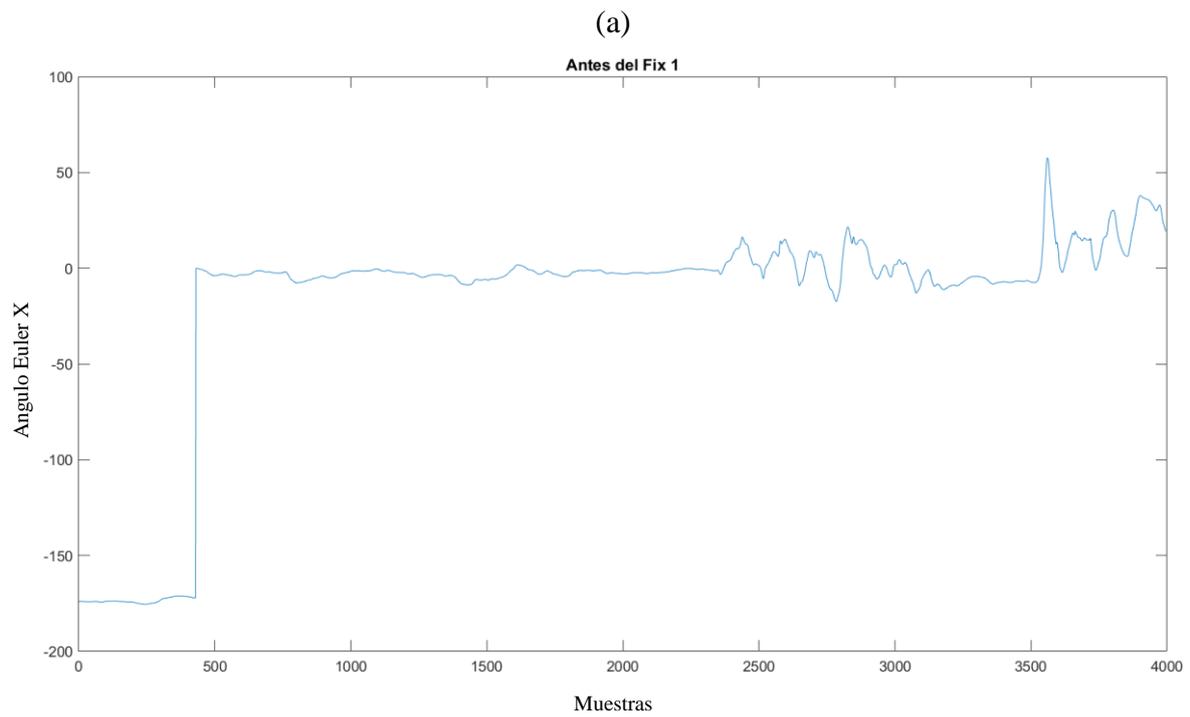


Figura 33. Señal de giro con salto entre extremos de intervalos (a) y misma señal tras pasar por el código diseñado para solucionar este problema (b).

3.4. Fases de la marcha

Durante la realización de este proyecto se aborda la comparación de los datos recogidos con los dispositivos anteriores y los actuales y el comportamiento del algoritmo con estos, pero también se busca la automatización de ciertas zonas del proceso.

En la *Figura 34* observamos el diagrama de flujo del algoritmo elaborado en [10], donde se separan en etapas e indican las acciones más importantes realizadas en estas.

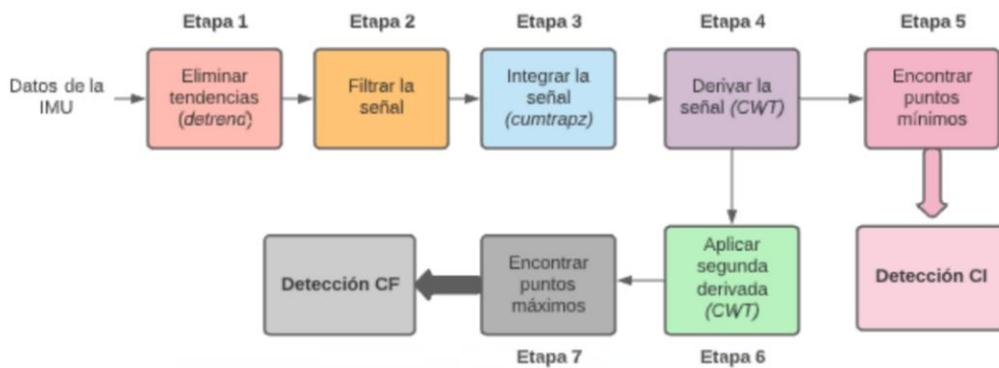


Figura 34. Diagrama código detección fases de la marcha.

Los cambios derivados sobre todo en la resolución de la señal provocados por el aumento en la frecuencia de muestreo pasando de 30 Hz a 100 Hz y la sensibilidad de los sensores, nos hacen tener que analizar la señal resintonizando los filtros, recalculando integrales y derivadas para el correcto funcionamiento del algoritmo.

Por otro lado, se quiere automatizar la obtención de uno de los parámetros más importantes utilizados en este algoritmo, el factor de corrección, el cual será el indicador de cuanto de desfasadas deben estar las señales obtenidas en Etapa 4 y en Etapa 6 para la obtención de las fases de la marcha.

Es importante tener en cuenta que, durante la marcha continua del paso, pueden darse momentos en los que el sujeto tropiece, se caiga algún dispositivo o de un paso de forma extraña respecto a los demás, es por esto por lo que el algoritmo debe encontrar estos puntos a los que llamaremos inconsistencias de la marcha.

En la gráfica de resultados final de este, encontraremos estos puntos marcados de alguna forma, para posteriormente observar como el sujeto recupera la marcha y vuelve al análisis correcto de la marcha.

Como observamos en la *Figura 35* al sujeto durante la marcha en la tarea 7 se le cae la IMU colocada en el pie derecho, el algoritmo detecta el punto donde ocurre esto y lo

marca de un color más oscuro, tras colocar de nuevo el dispositivo y reanudar la marcha el algoritmo vuelve a detectar las fases de la marcha correctamente.

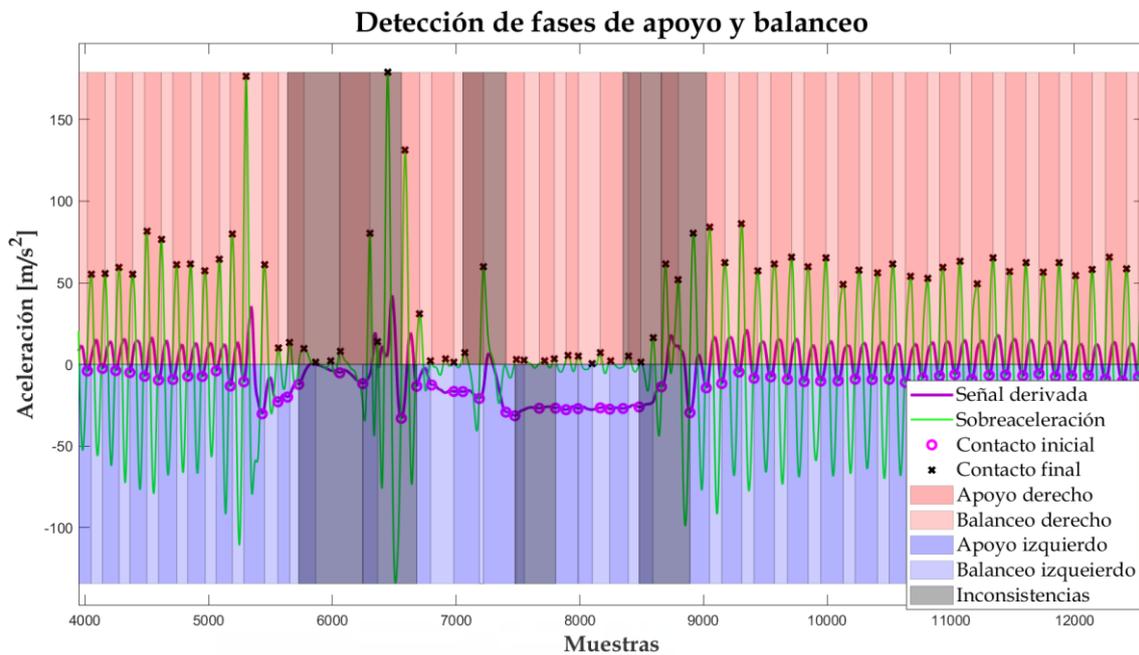


Figura 35. Señal resultado del algoritmo de detección de un try donde existen inconsistencias marcadas con tonos grises en la gráfica.

3.4.1. Obtención dinámica del factor de corrección

Una forma de automatizar el proceso de análisis que realiza el algoritmo es obtener este parámetro tan importante como es el factor de corrección. En estudios anteriores se utiliza un factor de corrección estático, diferente entre usuarios y tareas, pero se establece a mano para cada uno de estos. En el transcurso de este proyecto se elaboró un algoritmo el cual obtiene este factor de corrección de forma dinámica, analizando ciertas características de la señal lo cual lo hace óptimo para cada caso.

Para el desarrollo de este se parte de la situación ideal en la que la señal obtenida de los filtros en la etapa 2 y 4 es un seno perfecto, que vemos en la *Figura 36* graficada de color azul, y nos referimos a ella como CI.

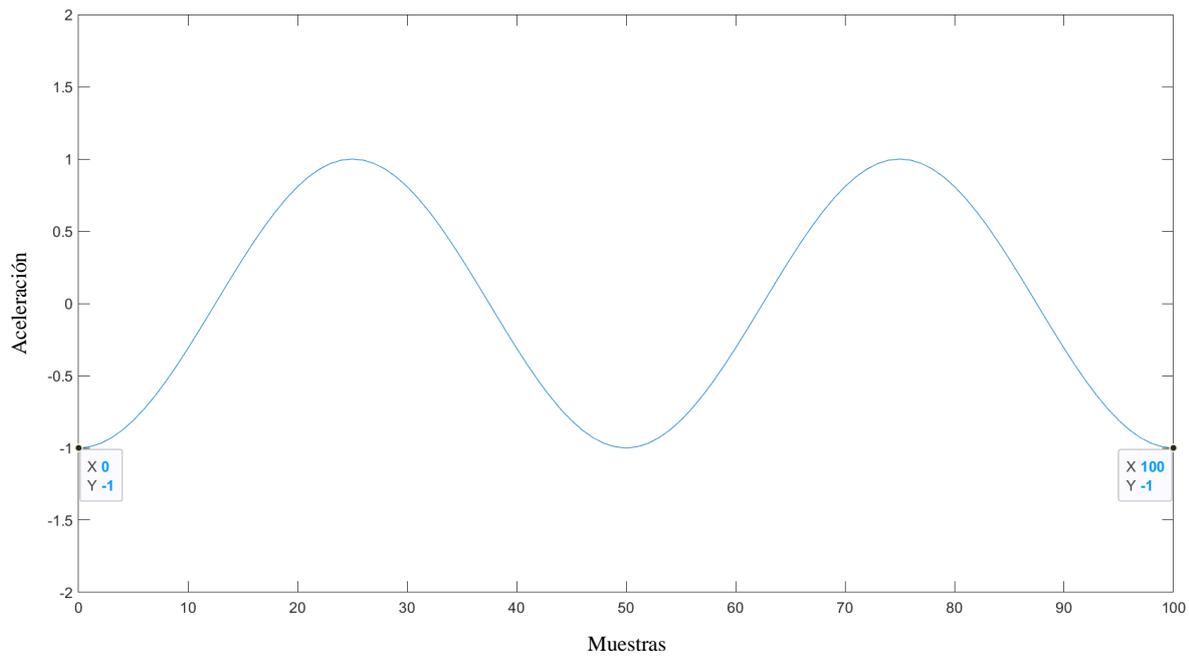


Figura 36. Señal aceleración eje Z IMU lumbar para un caso ideal.

Supongamos que esta señal corresponde a la obtenida en la etapa 4 de *Figura 34*, de la cual buscamos los mínimos encontrando así los puntos de contacto inicial del paso, con esto, los mínimos situados en 0 y en 100, por ejemplo, corresponderán entonces con el inicio y el fin de un paso, con esto y la frecuencia de muestreo de nuestros equipos a 100 Hz, tendríamos un tiempo de paso ideal de 1 segundo.

Quedaría ahora obtener la señal equivalente a la obtenida en la etapa 6, la cual corresponde a la derivada de la aceleración (jerk), esta es obtenida a través de la transformada Wavelet [10], donde sus máximos corresponderán a un máximo de aceleración en las IMU situadas en los pie, lo que llevado a las fases indicadas en la *Figura 37* corresponderá al punto CF (señal naranja), punto en el que el pie analizado levanta del contacto con el suelo, momento en el cual se encontrará el inicio de la fase de balanceo.

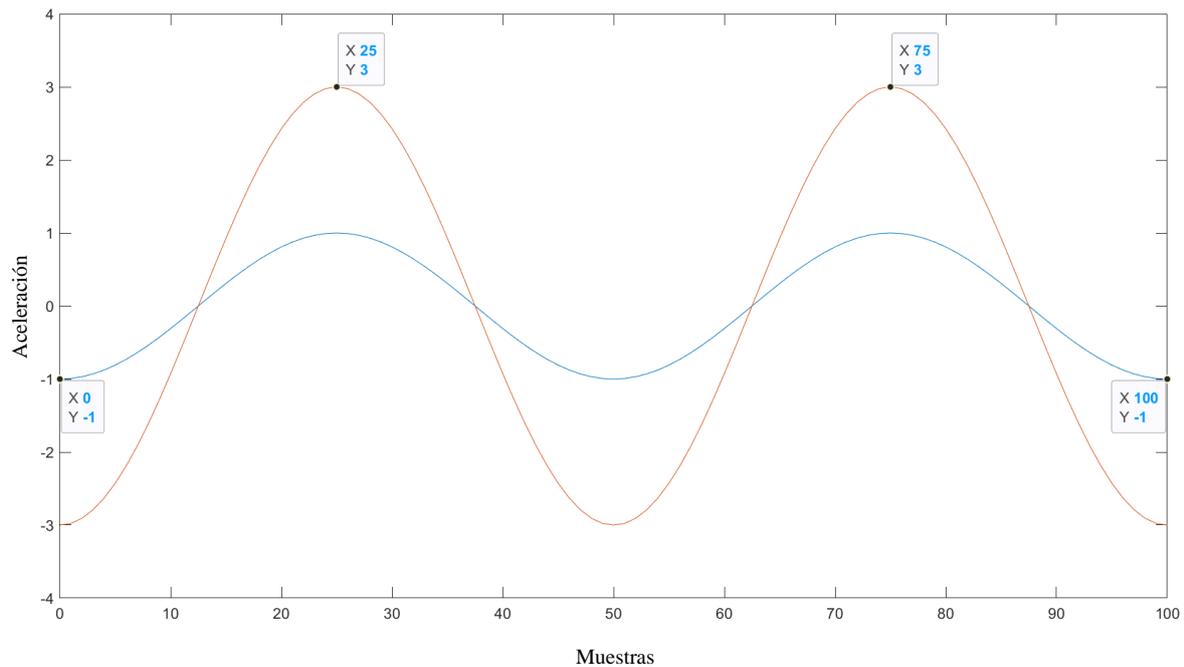


Figura 37. En azul la señal aceleración eje Z dispositivo lumbar, en rojo el resultado de la señal obtenida de la etapa 6.

En esta figura observamos ambas señales en fase, ya que la señal naranja es obtenida a través de la CWT, el punto de cambio de fase, para este pie en concreto, lo encontramos en el segundo máximo de la señal CF tras el mínimo de la señal CI.

Tal y como se encuentran las señales, correspondería a un factor de corrección utilizado de 0, lo que corresponde a un 75% en la fase de apoyo y un 25% en la fase de balanceo. Como ya sabemos de [15] las fases deben mantener un reparto del 60% para la fase de apoyo y un 40% para la fase de balanceo.

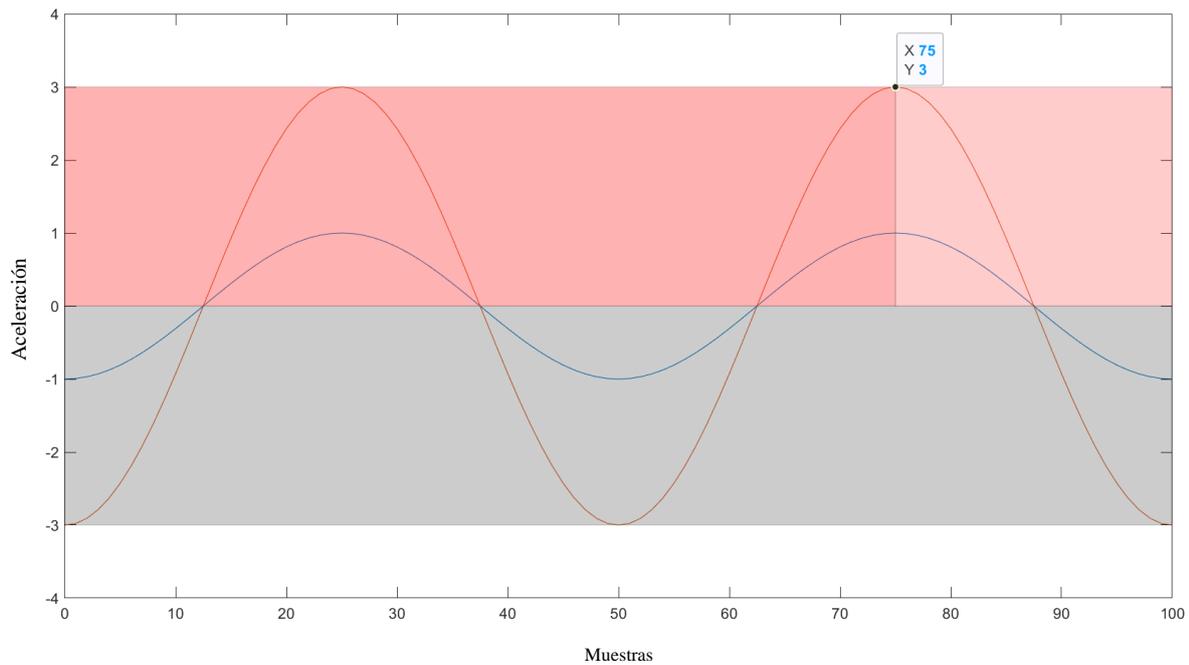


Figura 38. Se muestra porcentaje de fase que ocupa la fase de apoyo 75% y balanceo 25% previo a aplicar la Para que nuestra señal cumpla la proporción 60-40 debemos adelantar la señal CI en 15 muestras, la idea, de nuestro algoritmo será por tanto que calcule este valor del factor de corrección de manera automática.

Podemos centrarnos ahora haciendo zoom en el instante de tiempo entre las muestras 50 y 100. Observamos que el 75% corresponde en este caso ideal, a justo la mitad entre dos mínimos de la señal CI, si dividimos este número de muestras (50 en el caso ideal) entre dos, obtendremos las muestras correspondientes a el trozo de señal entre 50% y el 75% del tiempo de paso, encontrándose en algún punto el 60% que buscamos.

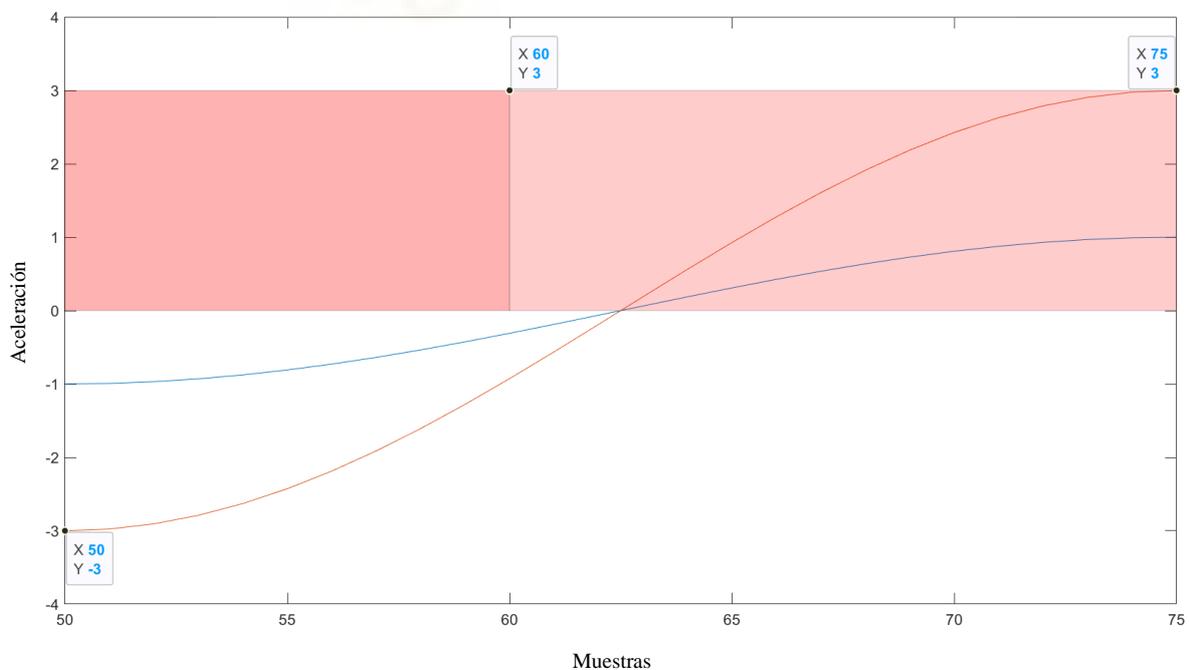


Figura 39. Señales CI y CF ideales en intervalo [50,75].

Para el caso ideal tenemos un tramo de 25 muestras donde para que el máximo de la señal CF coincida con el 60 % debemos adelantar la señal 15 muestras lo que corresponde a un 60% del tramo [50,75].

Extrapolando esto a toda la señal, en primer lugar, debemos encontrar todos los mínimos de la señal CI, obtener la media de todas estas distancias y dividir esta media entre dos, para obtener posteriormente el 60% de este valor, obteniendo así, el factor de corrección mediante el cual será la cantidad de muestras que debemos adelantar la señal CF para tener los índices correctos, para la obtención de las fases de la marcha.

$$factor = 0.6 * mean\left(\frac{dif}{2}\right)$$

Donde *dif* es el número de muestras entre mínimos de la señal CI.

Tras obtener este valor si adelantamos la señal CF este número de muestras obtenemos lo observado en *Figura 40*.

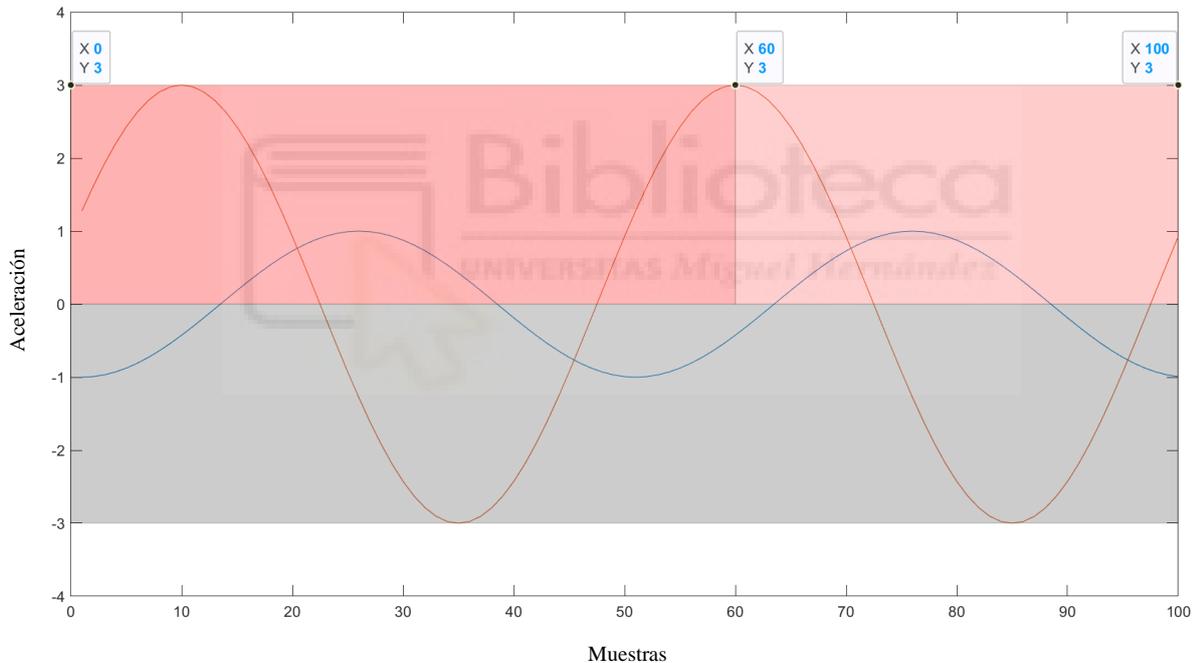


Figura 40. Señales CI CF ideales tras aplicar la corrección y sus porcentajes esperados 60-40.

Observamos así que de las 100 muestras que ocupa nuestro paso, el momento CF donde comienza la fase de balanceo se da en la muestra 60 dejando la duración de ambas fases en un 60-40 % como ya se estudió en [15].

3.5. Cambios en la dirección de la marcha

Una vez recogidos los datos se realiza un procedimiento inicial el cual es común en la parte de dirección y la en la parte de cambios en la velocidad de la marcha. Este consiste en la obtención de los puntos de contacto inicial y final del paso, y el número de pasos realizados con cada pie.

Para ello, se analizan en primer lugar la señal de aceleración en el eje coincidente con la dirección de la marcha del sujeto, para nuestro caso, el eje Z. Sobre esta señal realizaremos un procesamiento integrando la señal para así obtener la señal de velocidad lineal en este eje para tras esto, filtrar la señal y obtener una señal lo suficientemente limpia para realizar la búsqueda de puntos mínimos y máximos, los cuales serán respectivamente los puntos HS (golpe de talón) y TO (Levantar pie).

De esta forma y normalizando los puntos obtenidos en valores entre 1 y 2 obtenemos la secuencia de puntos que observamos en la *Figura 41* donde la señal de color verde representa los puntos HS (mínimos de la señal) y la de color azul los puntos TO (máximos de la señal) observamos que entre cada punto HS se intercala un punto TO siguiendo la secuencia de paso, comenzando con el apoyo del talón y terminando por levantar el pie como se observa en la *Figura 42*.

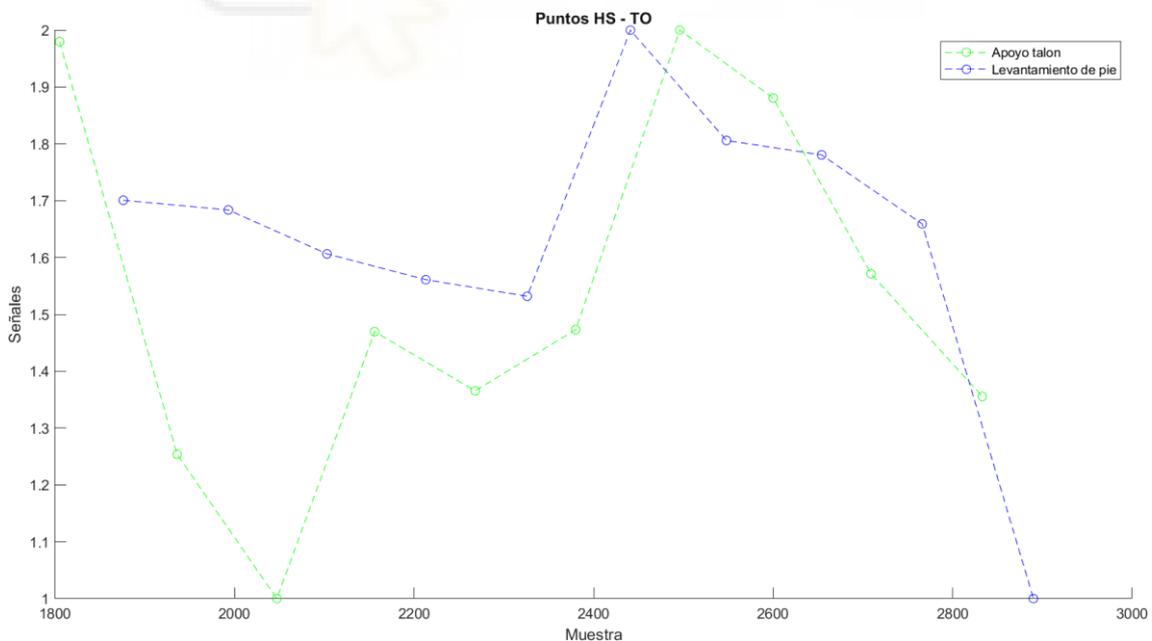


Figura 41. Puntos TO (Verde) -HS (Azul) de la marcha.

Por otro lado, el algoritmo utiliza las señales obtenidas de las IMU situadas en ambos pies para encontrar de manera lo más exacta posible el punto donde tienen lugar el paso utilizando la señal de ángulo sobre el eje X y la velocidad sobre este.

En esta parte del código se buscan picos mínimos sobre la señal de ángulo y máximos sobre la señal de velocidad, siempre y cuando estos sean superiores al 40% de la media de todos los mínimos. Una vez encontrados estos puntos que cumplan la condición umbral buscamos el punto anterior a este, pero en el vector de velocidad donde encontraremos un momento significativo en la señal el cual quedara relacionado con cada paso y guardando estos en un vector que posteriormente graficaremos junto con los obtenidos anteriormente como queda en la *figura 43*.

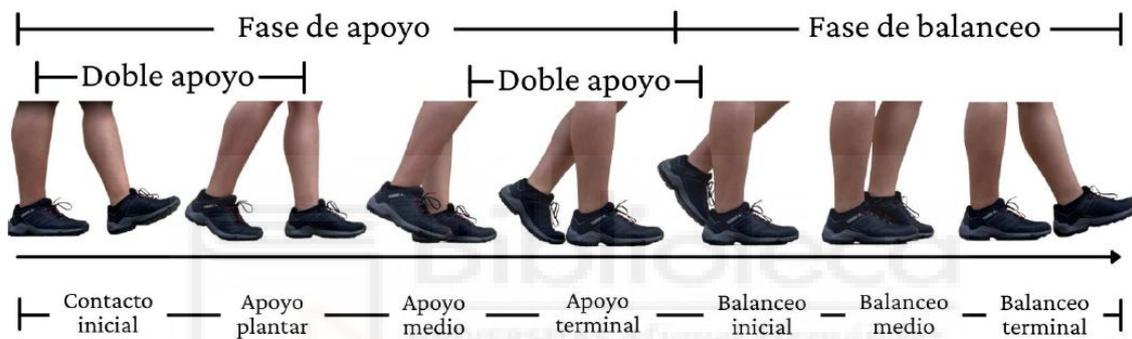


Figura 42. Se observa los momentos más significativos de la marcha.

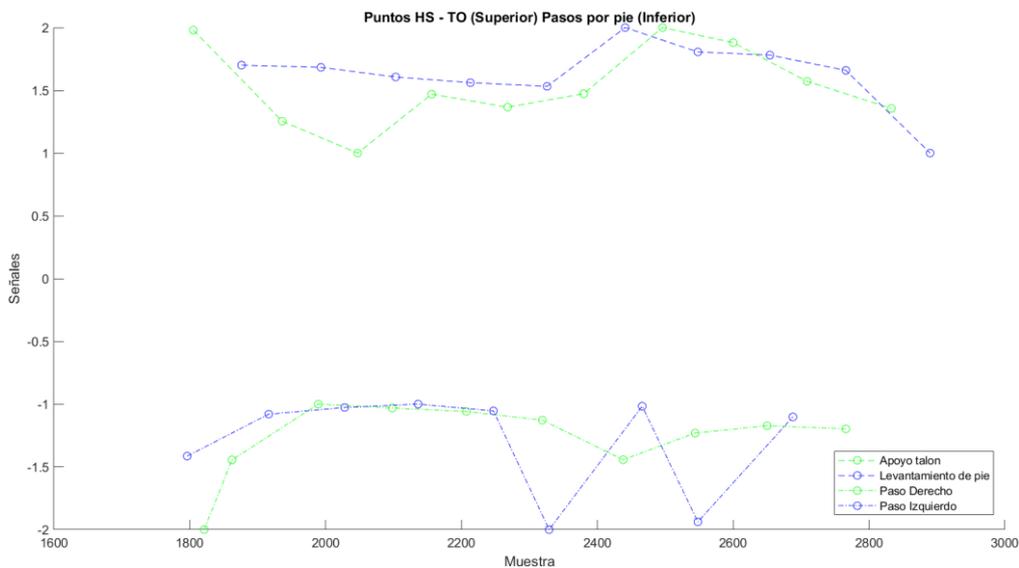


Figura 43. Se incluye en la parte inferior la detección de los pasos realizados con el pie derecho (Verde) y pie izquierdo (Azul).

Tras encontrar los puntos HS, TO y los pasos con cada pie, se analiza la señal del ángulo girado sobre el eje X de la IMU la cual nos marcará cuanto gira el plano sagital del sujeto sobre el eje vertical. Se busca en primer lugar todos los picos de la señal y se obtiene el vector de diferencias entre estos para encontrar la diferencia mayor que según su signo, se etiquetará la señal en derecha (diferencia negativa) o izquierda (diferencia positiva). Tras esto se calcula las señales provenientes de las medias de todas las pruebas a derechas y las medias a izquierdas para tras esto ir comparando una a una mediante la matriz de correlación para así encontrar las que no sean similares al grupo que corresponden con lo que el algoritmo descartará esta señal y la enviará al grupo de señales descartadas. Este método de clasificación basado en los valores obtenidos de la matriz de correlación se utiliza también en la prueba de velocidad una vez se han etiquetado los momentos de cambio de ritmo.

3.5.1. Mejora en la detección de los puntos de paso

Dentro del procedimiento inicial mencionado antes se realizó un pequeño cambio en el algoritmo el cual mejoraba la detección de estos puntos en la señal, ya que lo que se buscaba era el momento exacto donde se daba el momento de inicio y final del paso.

Para encontrar estos puntos primero procesaba la señal para luego encontrar máximos y mínimos de la señal filtrada, la problemática encontrada es al aplicar el filtro digital con la función de Matlab *filter()*, la cual nos introduce un desfase de retraso en la señal, lo que entra en conflicto con el objetivo final del algoritmo.

Por esto, se plantea el cambio de la función *filter()* por la función *fitfilt()*. Esta no introduce cambios en la velocidad computacional ni mejora a nivel cuantitativo la detección, pero si a la hora de combinar este algoritmo con estudios como [14] donde se busca encontrar el momento donde se genera la intención de cambio de velocidad con el momento físico donde este tiene lugar. Así, si mantenemos la función *filter* la cual introduce un retraso al filtrar nos distorsionaría los resultados.

Por ello, se decide cambiar a la función *fitfilt* la cual no introduce este retardo en la señal lo que hace la sincronización de ambas señales mucho más correcta y elimina posibilidades de errar en la detección.

3.5.2. Cálculo de la señal ángulo

Como se comenta *apartado 3.1.4* una de las diferencias más significativas entre ambos dispositivos son las señales recogidas por estos. Durante la ejecución del algoritmo encontramos una de las señales que cobra gran importancia y es, la que nos muestra el ángulo girado sobre el eje X de la IMU lumbar, es por esto por lo que debemos considerar como encontrar el valor final de esta señal. Tenemos dos alternativas, obtener esta señal directamente desde el sensor o calcularla a través de los valores de los cuaterniones que nos proporciona el sensor.

Analicemos entonces el valor de la señal que nos proporciona el cálculo desde los cuaterniones, que desde el sensor, recogemos el valor de **q0**, **q1**, **q2** y **q3** como veíamos en la *tabla 4 del apartado 3.1.4* que mediante la función *quatnion()* creamos un arreglo de tipo cuaternión de cada **q** por muestra.

Tras esto para cada instante tenemos un cuaternión definido y de la misma forma creamos un vector de matrices mediante la función de casting *quat2rotm()* la cual nos calculará la matriz de rotación equivalente desde el sistema de referencia original, por lo que si queremos girar cualquier vector con esta matriz debemos pre-multiplicarla con el vector en cuestión [16] .

Esta matriz de rotación tendrá la forma especificada en la *figura 4* donde se indica el valor de la proyección del nuevo eje sobre el original.

El siguiente paso fue buscar cual es realmente el ángulo que nos es necesario para encontrar la dirección en la cual el sujeto realiza el giro.

De la *Figura 44* observamos la vista aérea del sistema **i,j,k** de la IMU colocada en el lumbar del sujeto caminando en la dirección del eje k en sentido inverso a este y al girar un ángulo cualquiera (obteniendo **i',j',k'**) sobre el eje i aparecen 4 ángulos posibles, pero, si tenemos en cuenta la dirección de la marcha del sujeto, nos podemos centrar en dos de estos (B y C).

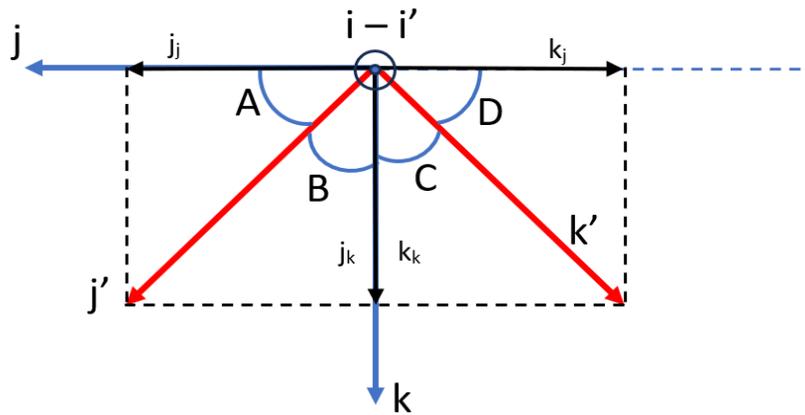


Figura 44. Vista de los ejes en el plano transversal donde se da la rotación y se observa los distintos ángulos que podemos calcular con DCM. Sistema original (Azul), sistema rotado (Rojo) y proyecciones (Negro).

Si aplicamos la regla de la mano derecha observamos que por ejemplo el giro a izquierdas será positivo (en el sentido contrario de las agujas del reloj) por lo que nos deberíamos quedar con el ángulo entre el eje K y el K' y el resto serán la misma señal, pero sumando 90 grados según vayamos avanzando en el sentido de las agujas del reloj.

Así, aplicando la ecuación siguiente y los elementos correspondientes a la matriz de rotación de la figura 4 obtenemos la señal idéntica al ángulo de Euler con el ángulo C.

$$tg = \frac{\text{cateto opuesto}}{\text{cateto adyacente}}$$

$$R_B^A = \begin{bmatrix} i_B i_A & j_B i_A & k_B i_A \\ i_B j_A & j_B j_A & k_B j_A \\ i_B k_A & j_B k_A & k_B k_A \end{bmatrix}$$

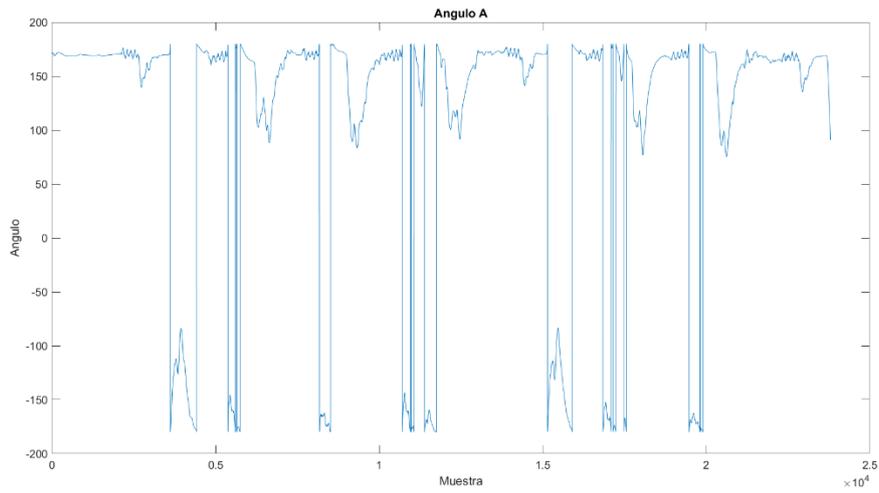


Figura 45. Señal resultante del cálculo del ángulo A con DCM.

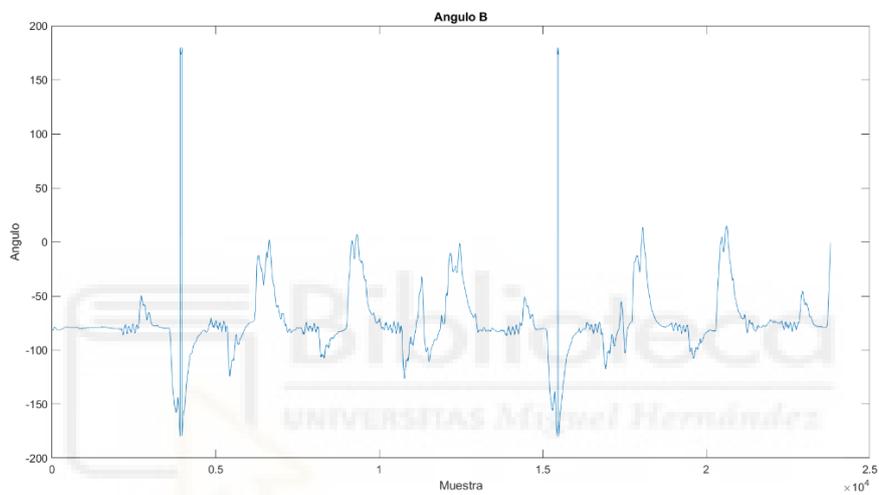


Figura 46. Señal resultante del cálculo del ángulo B con DCM.

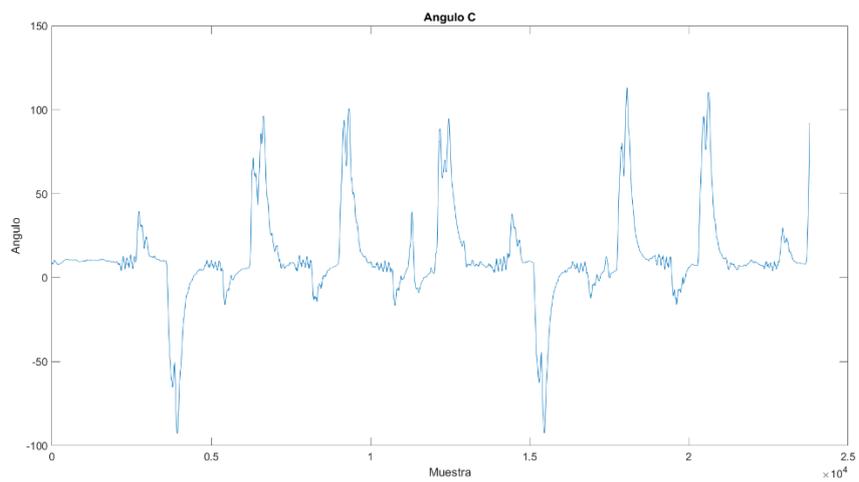


Figura 47. Señal resultante del cálculo del ángulo C con DCM.

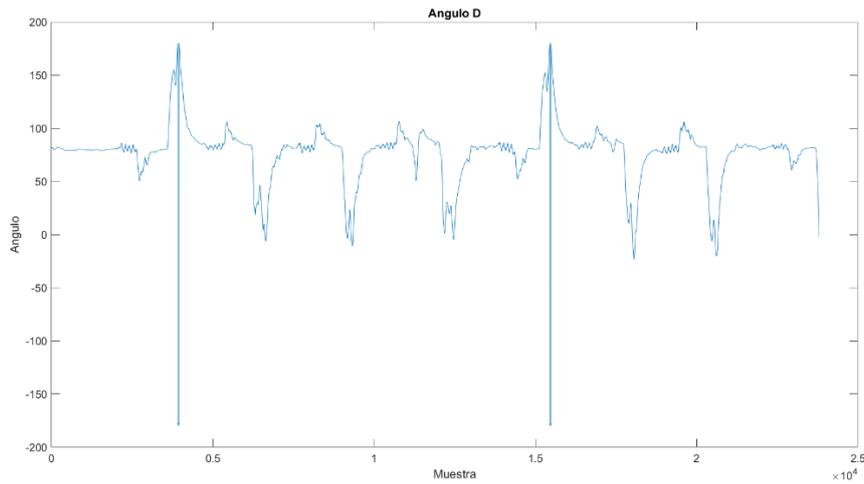


Figura 48. Señal resultante del cálculo del ángulo D con DCM.

Debemos tener en cuenta que todo este proceso nos añade tiempo de computación, en torno a 2 segundos al ejecutar el algoritmo.

Esta aplicación puede resultarnos útil ya que nos permite obtener ángulos más específicos en torno a cualquier eje permitiendo conocer más características de la orientación del sujeto en cuestión.

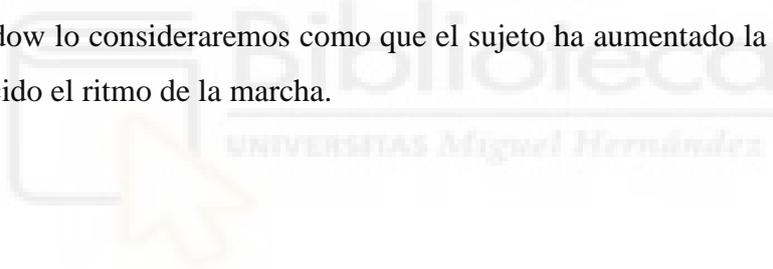
Finalmente, dada nuestra aplicación donde solo se necesitaba un ángulo, el cual ya nos proporciona el sensor en el modo el cual estamos trabajando, se decide no utilizar este procedimiento buscando la eficiencia del algoritmo.

3.6. Cambios en la velocidad en la marcha

Una vez calculados estos puntos que son comunes para dirección y velocidad, el algoritmo pasa a analizar las señales de aceleración obtenidas de las IMU tibiales y las situadas en los pies. Para ello obtiene las aceleraciones en todos sus ejes y obtiene el módulo para obtener una señal para cada una de las IMU. Tras esto obtiene la media de estas cuatro señales para obtener una señal única que nos muestre los cambios en la velocidad del sujeto durante la prueba.

Sobre esta señal se calcula en primer lugar el valor medio de la señal dentro de lo que llamaremos WalkWindow el cual corresponde a un trozo de la señal mientras el sujeto está caminando a la velocidad 1, para posteriormente encontrar los puntos inicial y final de la parte de cambio y etiquetarla según su sentido positivo o negativo como aumento o disminución de la velocidad.

Esta clasificación la realizaremos analizando el máximo de esta pendiente de cambio que, si este máximo, es un número (Threshold) de veces mayor que la media de la señal dentro del WalkWindow lo consideraremos como que el sujeto ha aumentado la velocidad y si no se ha reducido el ritmo de la marcha.



3.6.1 Obtención dinámica de WalkWindow

Uno de los parámetros más importantes en el análisis de la señal en cuanto a la detección de cambios en la velocidad del sujeto es el llamado WalkWindow. Este será el encargado de acotar la señal dentro del primer análisis en el cual se obtiene el valor medio de la señal durante el momento en el que el sujeto caminaba a la primera velocidad, para, con este valor, hacer que el algoritmo decida si el sujeto posteriormente aumenta o disminuye su velocidad.

Inicialmente el algoritmo tenía fijados dos valores que serían posteriormente los límites inferior y superior del intervalo, los cuales, si podían cambiar entre sujetos, pero permanecían constantes durante el análisis de los 8 try realizados en cada set de datos.

Estos valores, se obtenían mediante datos de otra de las señales utilizadas, la señal llamada HS, la cual es la señal que recoge los puntos donde el sujeto levantaba el pie del suelo (pudiendo utilizar también la señal TO que es cuando el sujeto marcaba el inicio del paso con el apoyo del talón).

Así, en el algoritmo anterior se fijaba de que punto HS a que punto HS se quería recoger la señal y este se mantendría estático durante todo el análisis ya que este se fijaba por sujeto. Esto puede funcionar correctamente, pero puede ser que en el caso de que el sujeto tarde más tiempo de la cuenta en llegar a la velocidad 1, obviamente este dará más pasos para llegar a esta y el algoritmo obtendrá datos erróneos ya que aun estará acelerando si los extremos del algoritmo son bajos. O por ejemplo en el caso contrario, si la elección de extremos de intervalo es alta, podemos encontrarnos en la zona de bajada/subida a velocidad 2 o incluso dentro de esta volviendo a obtener datos erróneos.

Así, como vemos en la *Figura 49* si utilizamos la señal HS con el algoritmo anterior, deberíamos marcar como extremos del intervalo cogeríamos [3 5] para acotar la señal en los puntos donde el sujeto camina a velocidad 1 antes del cambio. Pero ¿Qué ocurre si en el mismo set de datos tenemos un try en el que el sujeto tarda mucho en alcanzar la velocidad 1?

En la *Figura 50* vemos que el sujeto tarda bastante en alcanzar la velocidad 1, lo que provoca que nuestro WalkWindow anterior de [3,5] acotamos la señal durante el tramo de subida de la aceleración y queda lejos de la zona que debemos analizar, lo que hará que la media obtenida de este tramo no sea correcta y pueda llevar al algoritmo a descartar o clasificar de manera incorrecta alguna de las señales. Observamos que para este caso nuestro WalkWindow debería idealmente ser [9,11]

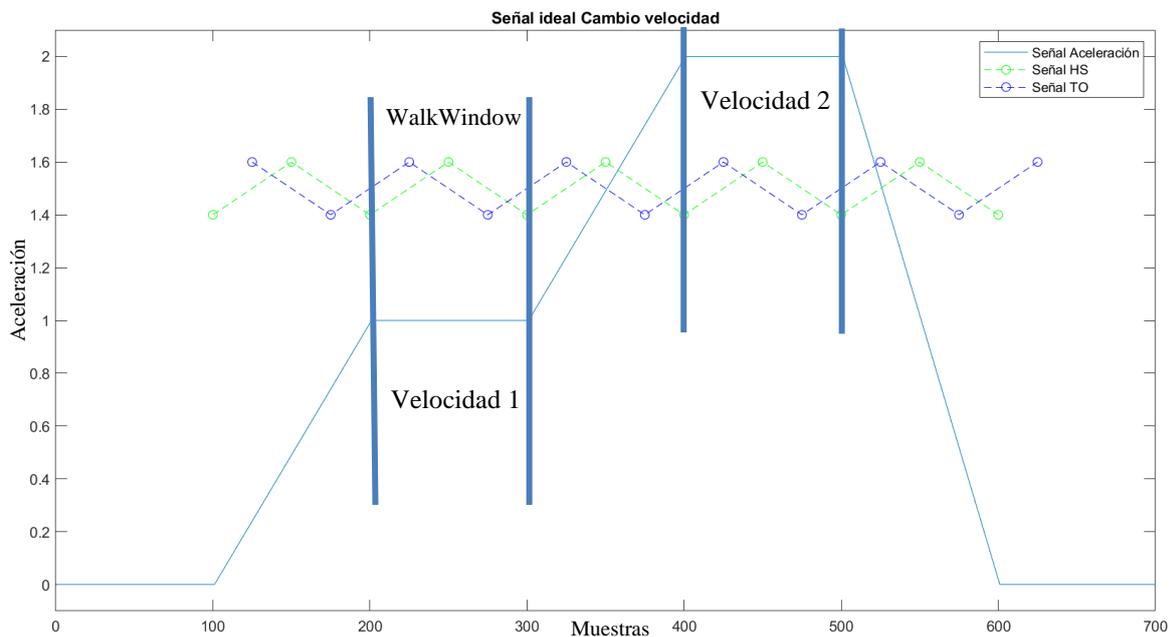


Figura 49. Señal ideal aceleración sujeto. WalkWindow coincide con velocidad 1.

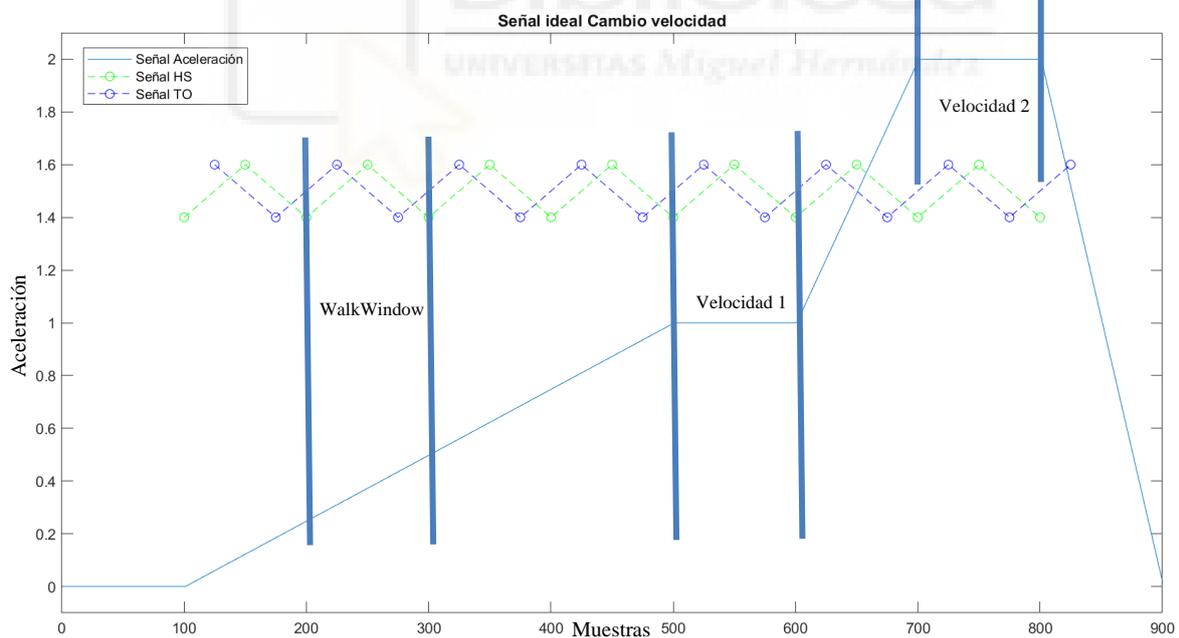


Figura 50. Señal ideal aceleración sujeto. WalkWindow no coincide con la velocidad 1.

Como solución a esto se amplió el código de adquisición del parámetro haciendo de manera muy sencilla el algoritmo busque un punto de disparo para guardar el primer valor del intervalo. Este punto, se decide fijar en el momento en el primer momento HS donde la señal de aceleración super un límite (para el caso ideal de la Figura 51 será 0.8)

marcado en el algoritmo. Con esto conseguimos que este parámetro WalkWindow dependa de forma dinámica de la forma en la que evoluciona la señal.

Observamos que en la *Figura 51* para el primer caso, el WalkWindow, termina coincidiendo con el original, pero para el caso en que el sujeto tarda el algoritmo nos fijaría como WalkWindow [8,10] lo que si se asemeja mucho más a lo que idealmente debería ser [9,11] y si obtendremos una media de velocidad 1 más cerca de lo ideal de manera específica para cada trozo set analizado.

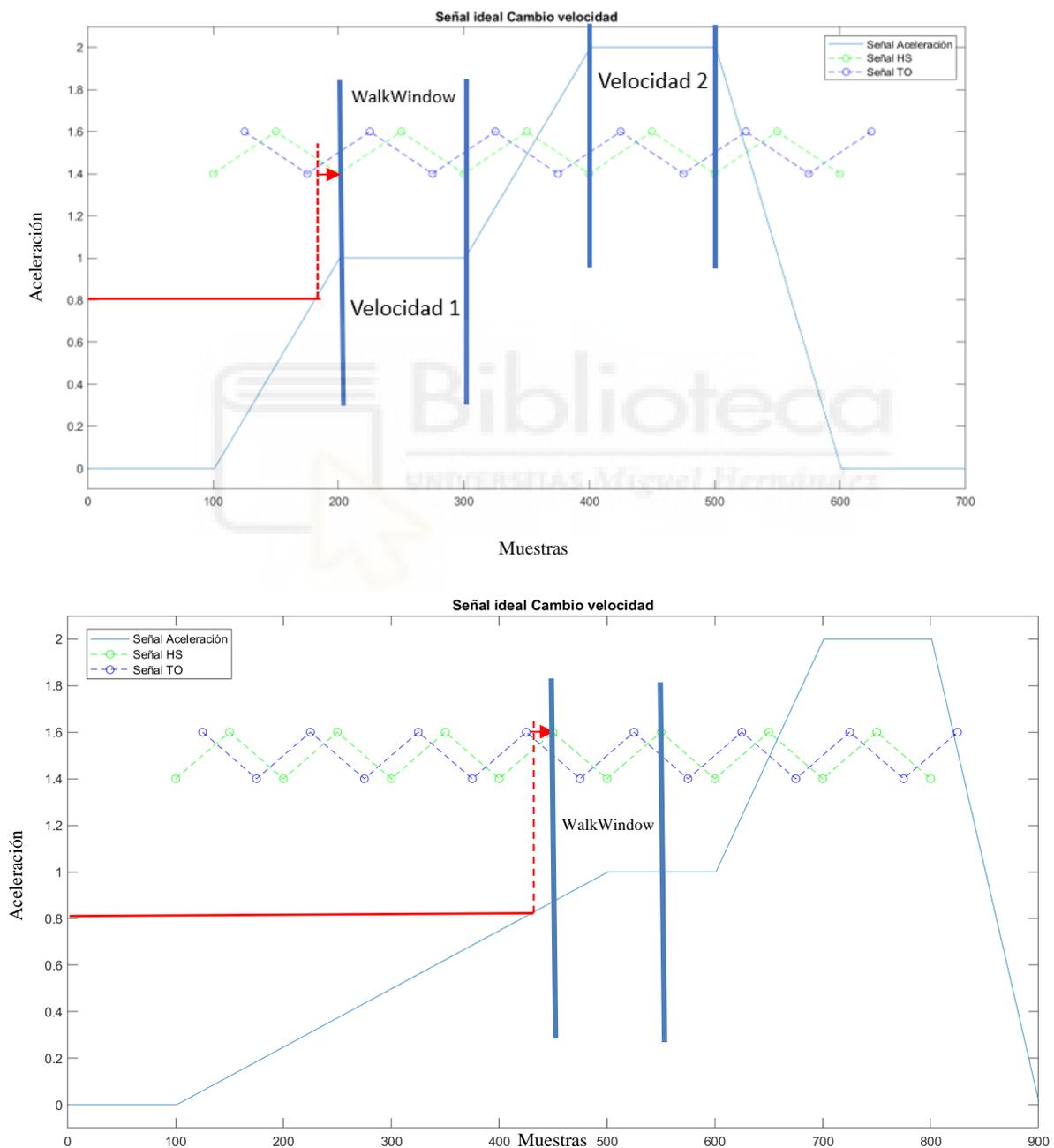


Figura 51. Se observa cómo se desplaza WalkWindow en función del valor de la señal cuando supera cierto umbral fijado en el código.

Este código si introduce algo de tiempo computacional y retrasaría un poco el proceso de análisis, pero con el tiempo eliminado al reducir el orden de ciertos filtros y la mejora en los resultados obtenida, se decide dejar implementado este cambio en el código existente asumiendo como prácticamente nulo el tiempo introducido por la búsqueda de este punto de forma dinámica.

3.7. Sujetos

Durante la realización de este trabajo se han realizado las diferentes pruebas tanto las de velocidad y dirección con 10 sujetos sanos con edades comprendidas entre 24-28 años de ambos géneros escogidos de forma aleatoria numerados de ahora en adelante con R-3X (con X de 0 a 9). Para las pruebas de detección de fases de la marcha se realizaron pruebas con 5 sujetos, para mantener un número de datos similar a los 3 sujetos que se utilizaban en los estudios anteriores.

Todos estos realizaron las pruebas en las mismas condiciones, intentando ser lo más fiel posible a las realizadas en los estudios de los cuales se recogieron los datos con el equipo anterior, manteniendo protocolos, número de repeticiones, estancias donde estas se realizaban, etc.

4. Resultados y discusión

En este apartado se recogen en tres apartados diferenciados los resultados obtenidos durante la realización del estudio, en el apartado **4.1** encontramos los resultados de la detección de fases de la marcha, en **4.2** la detección en el cambio de dirección y en **4.3** encontramos los resultados en los cambios de velocidad de la marcha del sujeto.

En estos apartados se recogen los resultados porcentuales de acierto tanto en la detección como en la clasificación de señal para el caso de velocidad y dirección.

4.1. Resultados detección fases de la marcha

En este apartado se muestran las señales adquiridas, los resultados de detección y clasificación obtenidos en el estudio con el equipo anterior en paralelo con los resultados obtenidos con el equipo actual.

Finalmente se realiza una comparación basada en estos resultados planteando una tasa de mejora/empeoramiento obtenido.

Comenzamos analizando las señales recogidas con los nuevos sensores y comparando con las señales obtenidas con el equipo anterior.

En el algoritmo utilizado en esta prueba se recogen tres señales concretas para trabajar con ellas, que son: aceleración en el eje Z de la IMU lumbar, y aceleración en el eje Z de las IMU de ambos pies.

4.1.1. Análisis cualitativo de la señal

En este primer análisis se hace una comparativa a nivel cualitativo de las señales obtenidas tanto de la IMU lumbar como de las IMU colocadas en los pies del sujeto, observando las diferencias en ruido, resolución y otras características de la señal analizada.

Comenzamos el análisis con la señal procedente de la IMU lumbar la cual será la base de todo el análisis de las fases de la marcha, en concreto usamos la señal correspondiente a la aceleración en el eje Z el cual es coincidente con la dirección de avance del sujeto.

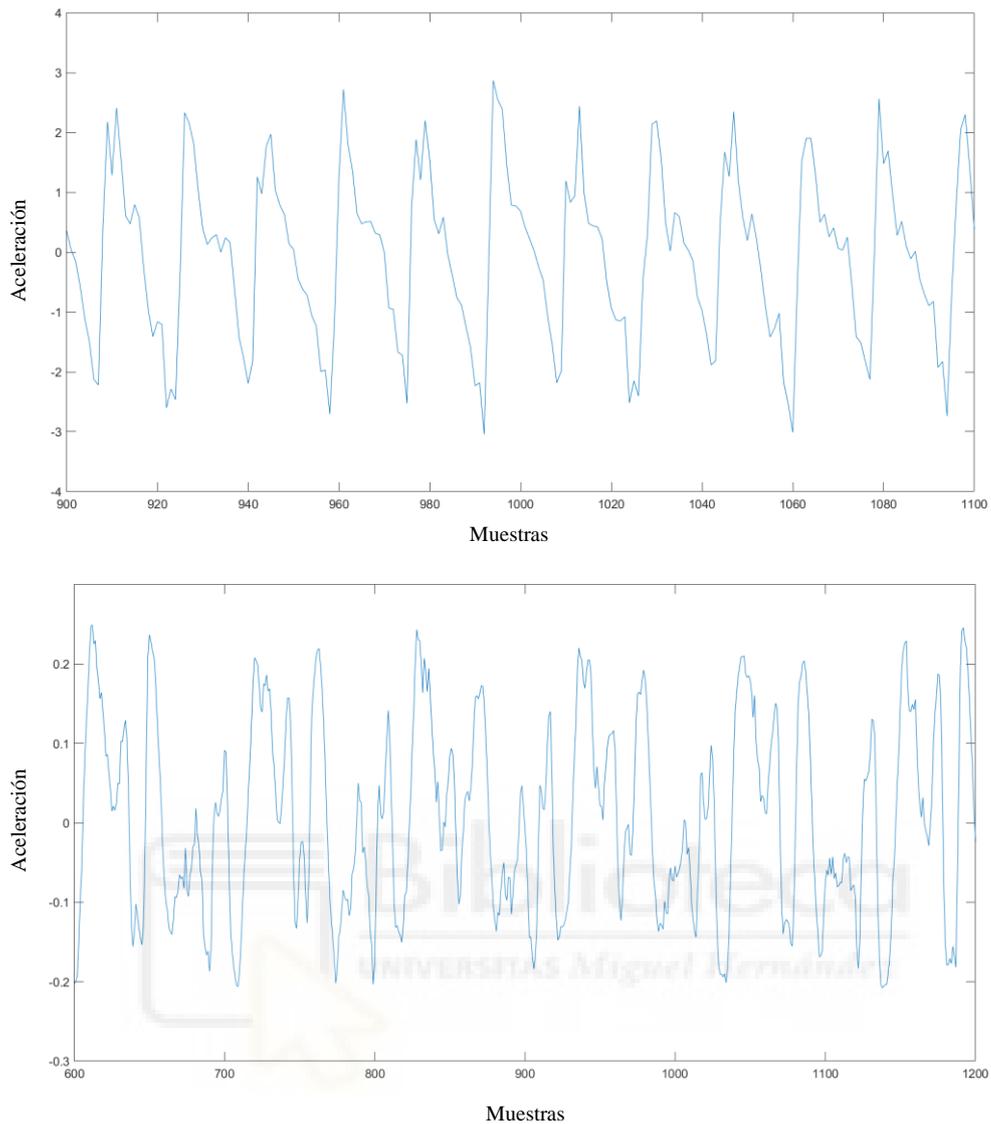


Figura 52. Comparativa señal aceleración eje Z lumbar dispositivo anterior (superior) y actual (inferior).

De esta primera señal podemos observar el aumento en el ruido de la señal provocado por el aumento en la frecuencia de muestreo de los dispositivos, los cuales los hace más sensibles a cualquier tipo de perturbación debida al movimiento generado por los sujetos al caminar, podemos ver esto de forma más clara si realizamos un análisis en el espectro frecuencial de ambas señales.

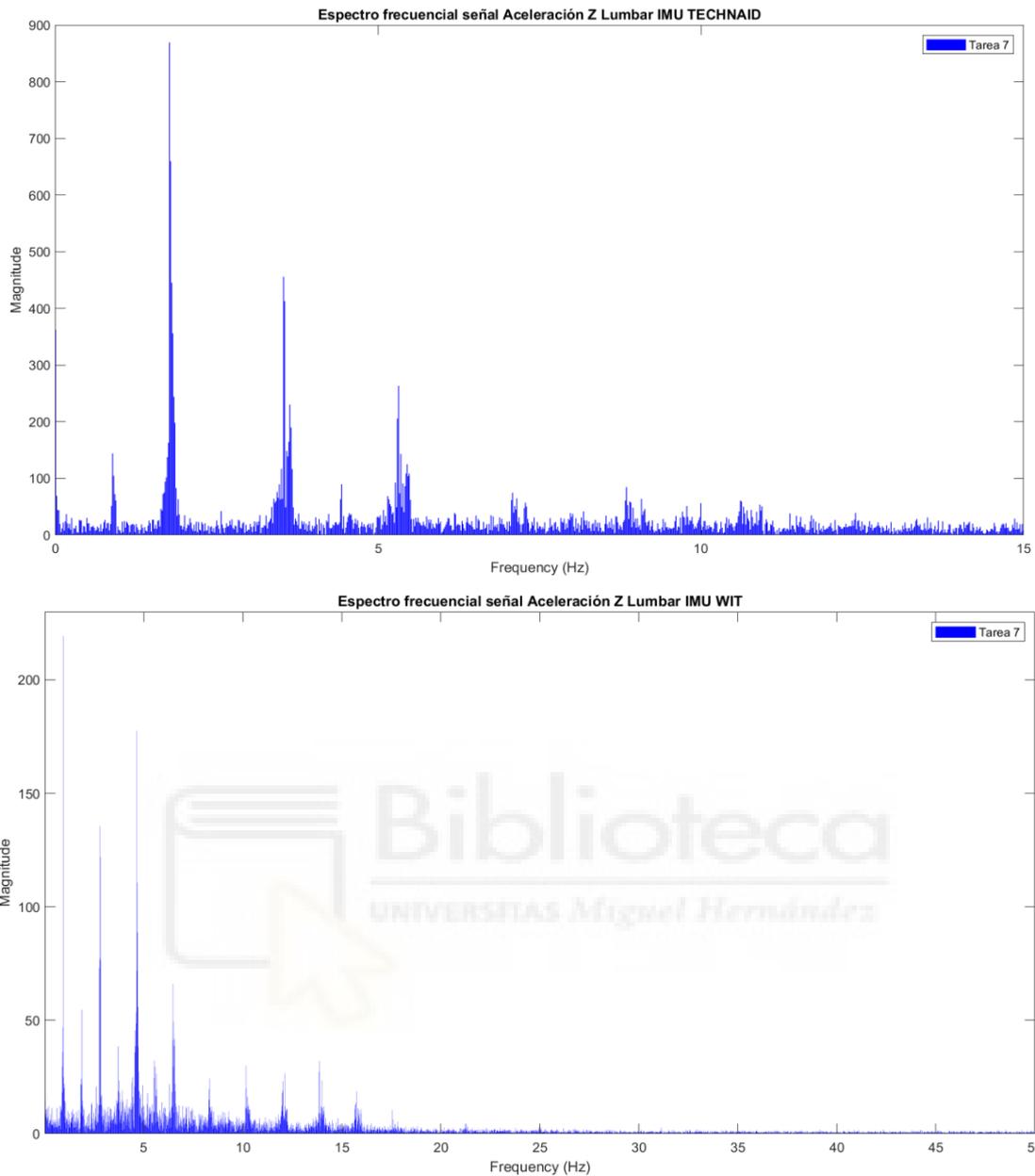


Figura 53. Espectros frecuenciales dispositivos anterior (superior) y actual (inferior).

Del análisis frecuencial encontramos que ambas imágenes mantienen componentes de baja frecuencia debido a la dinámica humana la cual mantiene movimientos lentos al caminar, lo que es un resultado esperado, por otro lado, la presencia de picos en frecuencias más altas para el caso de las nuevas IMU, debidos a la mayor frecuencia de muestreo de los nuevos dispositivos, lo que aplica también a movimientos más lentos de menos de 2 Hz ya que estos nuevos dispositivos son capaces de capturarlos. Se observa también un descenso en la sensibilidad del nuevo sensor bien apreciada en la amplitud de los picos frecuenciales bajando de casi 900 a un máximo de 250 aproximadamente.

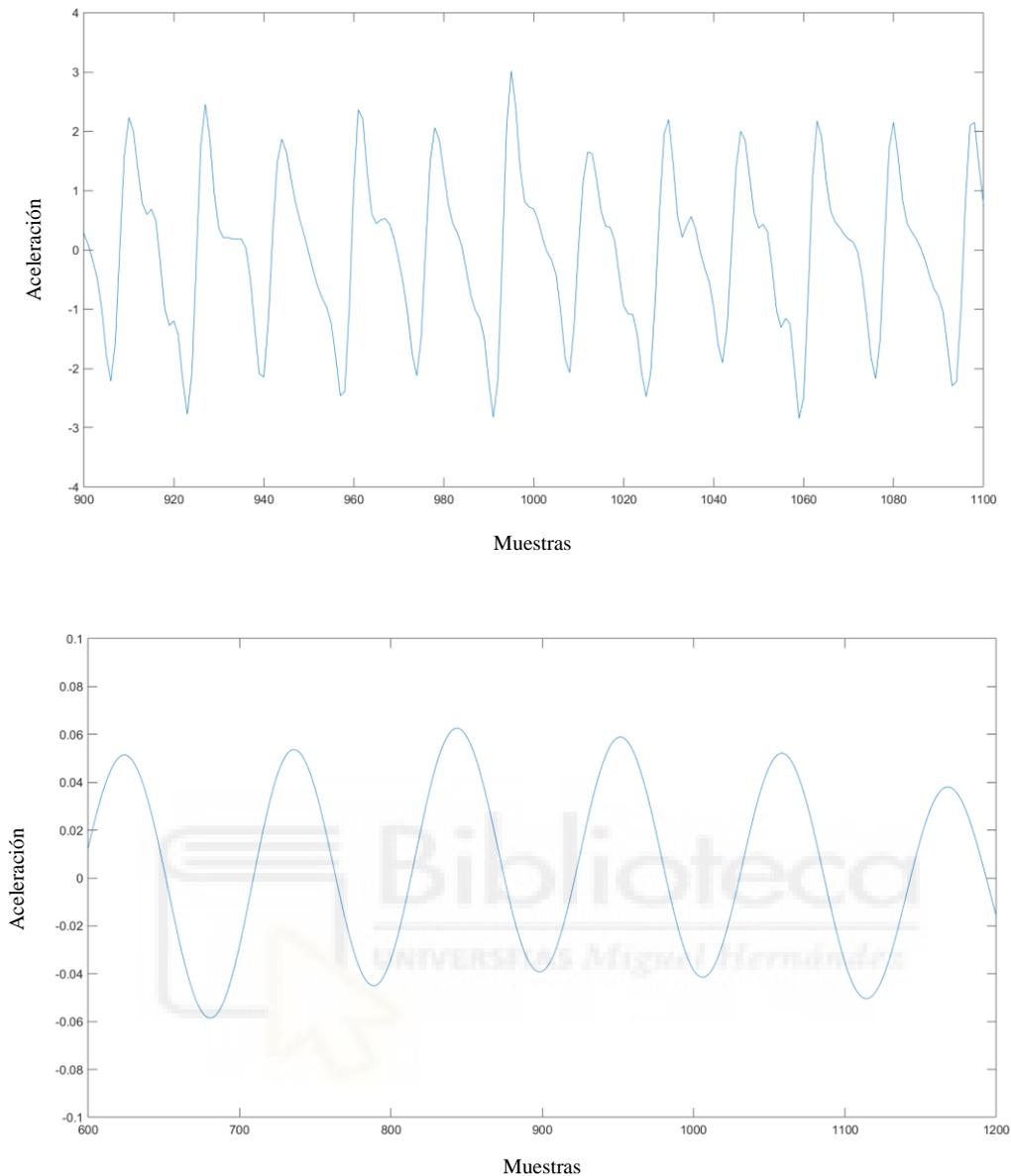


Figura 54. Señales aceleración IMU lumbar tras pasar por el filtro de la primera etapa. IMU anterior (superior) e IMU actual (inferior).

En la primera etapa de filtrado correspondiente a la etapa 2 mencionada en el apartado 3.4 y con el nuevo filtrado aplicado a la señal, observamos que esta adquiere el comportamiento sinusoidal que nos interesa en el análisis posterior, lo que desde un principio mejora nuestros resultados, ya que la información que se ha eliminado corresponde a ruido generado por movimientos no deseados presentes en la marcha continua del sujeto lo cual se observa en la figura 55 donde las componentes de baja frecuencia tienen más peso en el espectro frecuencial que son las correspondientes a los momentos de contacto inicial (contacto del talón) en el momento de la marcha.

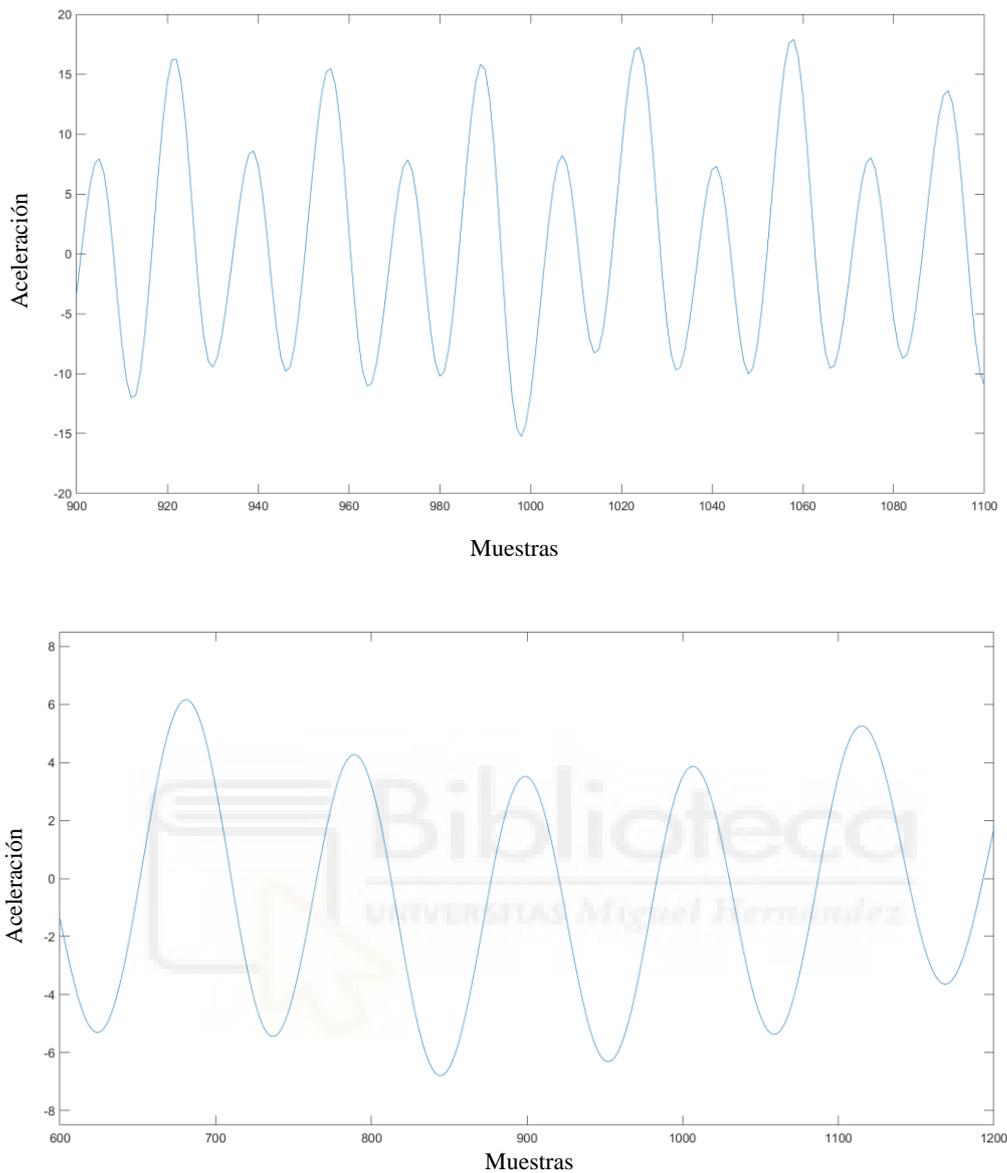


Figura 55. Señal resultante de la segunda etapa del algoritmo. . IMU anterior (superior) e IMU actual (inferior).

Es a partir de esta etapa 3 donde aplicamos la transformada Wavelet donde los dos tipos de señal son iguales con la única diferencia que con los nuevos dispositivos obtenemos una mayor resolución en los datos y por tanto encontraremos de manera más precisa y exacta el punto donde se sitúa el inicio y final de las fases de la marcha analizadas.

En un punto posterior correspondiente a la etapa 5 del algoritmo donde se obtiene la señal de sobre oscilación o jerk del movimiento, y donde se aplica el nuevo factor de corrección dinámico integrado como parte de este proyecto, obteniendo la señal de la figura 56.

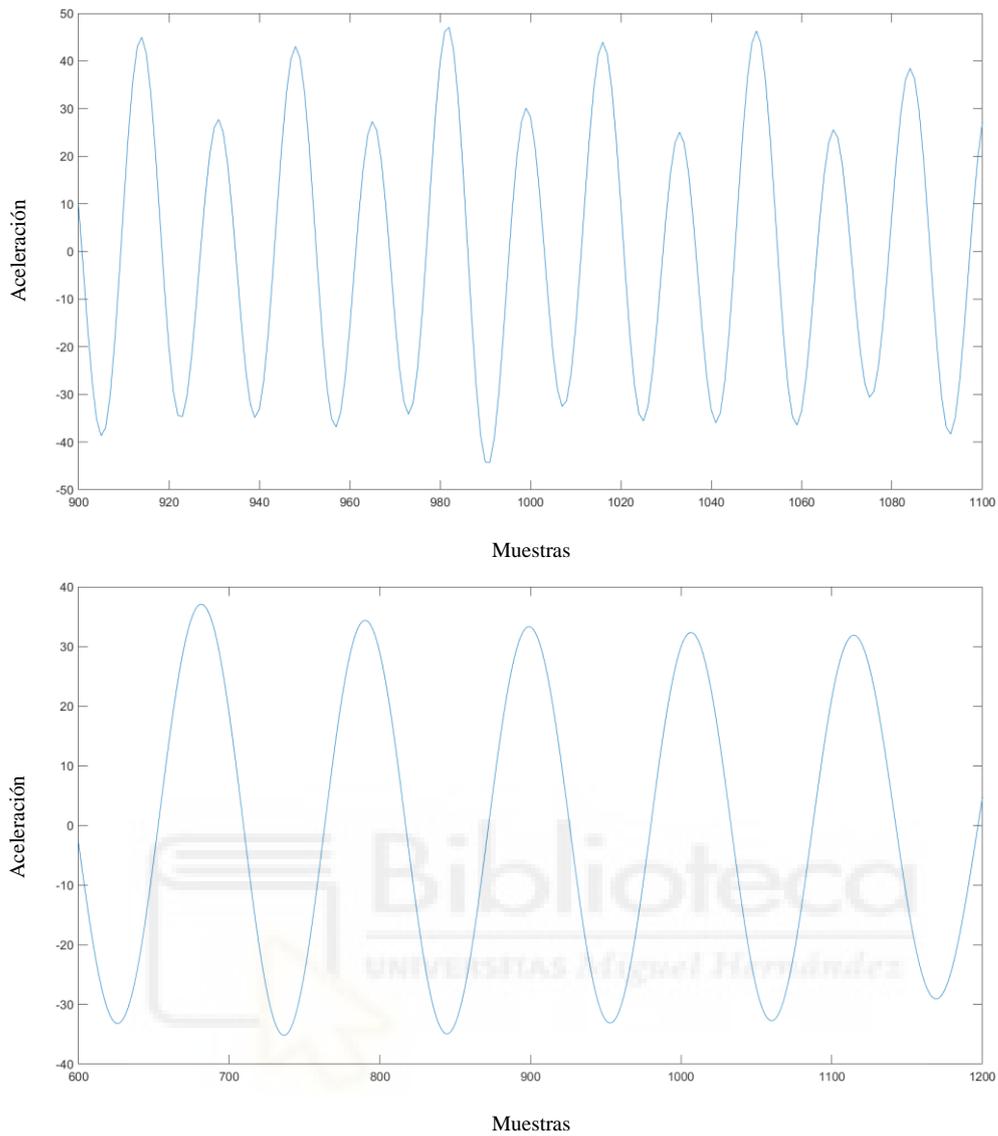


Figura 56. Señales de aceleración tras pasar por la etapa 3 del algoritmo. IMU anterior (superior) e IMU actual (inferior).

Por último, nos quedaría analizar las señales obtenidas de los dispositivos IMU colocados en cada uno de los pies del sujeto, los cuales dentro del algoritmo tienen la función de marcar con que pie comenzamos el análisis de las fases de la marcha.

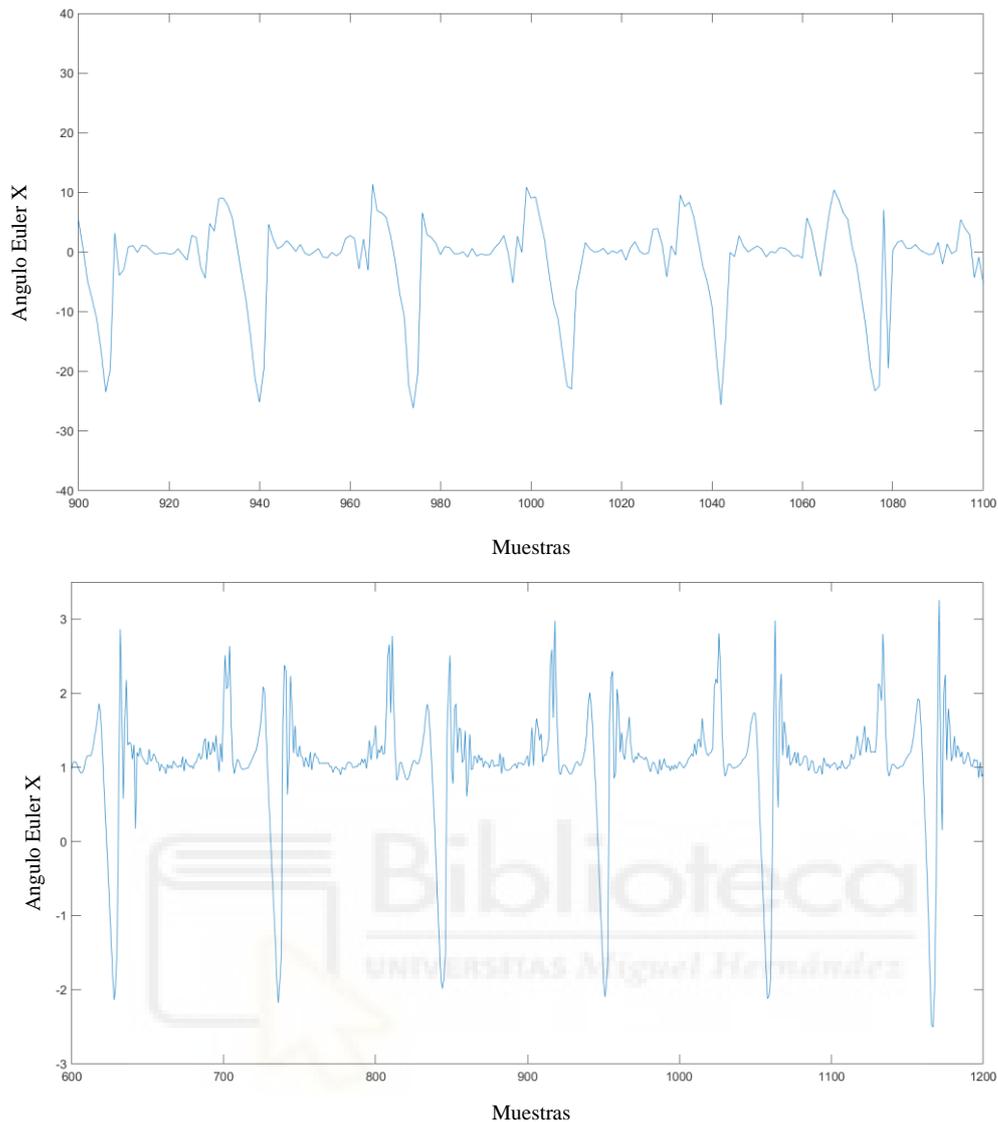


Figura 57. Señal giro eje X en crudo de las IMU colocadas en los pies. IMU anterior (superior) y actual (inferior).

De la misma forma que ocurría con las IMU lumbares en estas encontramos más ruido en las señales obtenidas, dado que los movimientos realizados con los pies son de carácter más rápido que los que pueden realizarse con la parte superior del cuerpo a la hora de la marcha, esto de nuevo debido al aumento de la frecuencia de muestreo de los sensores. Estas señales también pasan por un primer filtrado y aplicación de la transformada Wavelet para derivar y volver a filtrar esta señal, cuyo resultado observamos en la *figura 58* a continuación.

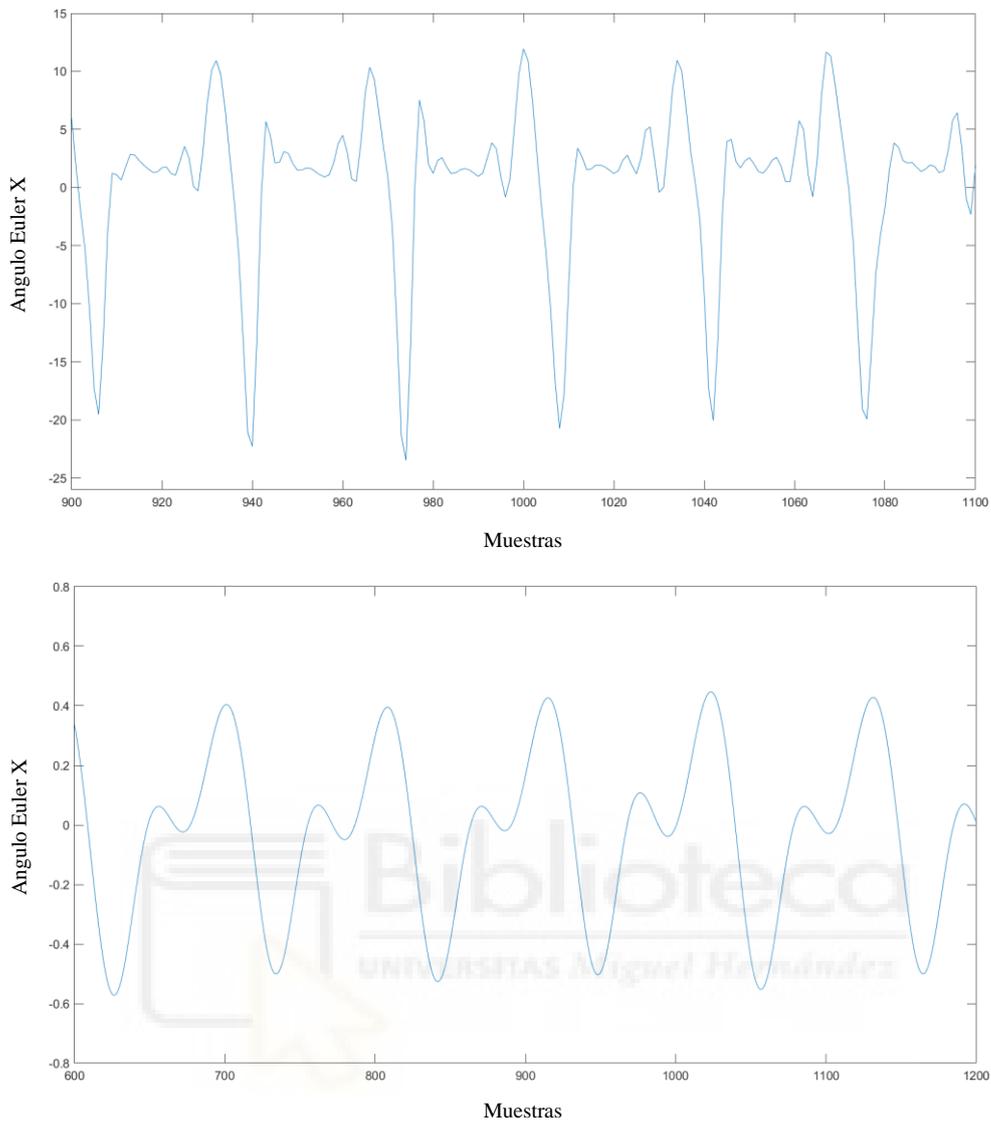


Figura 58. Señales giro eje X IMU colocada en pie tras ser filtradas. IMU anterior (superior) y actual (inferior).

Observamos que el primer filtrado nos vuelve a proporcionar una señal mucho más limpia con los nuevos dispositivos, lo que posteriormente nos evitará problemas en la detección de picos y hará más efectivo el algoritmo.

Es aquí donde, de nuevo, podemos sacar partido del mayor espectro frecuencial de las nuevas señales y filtrar de forma más exacta eligiendo una escala concreta en la transformada Wavelet sin perder la información que nos es necesaria en el algoritmo.

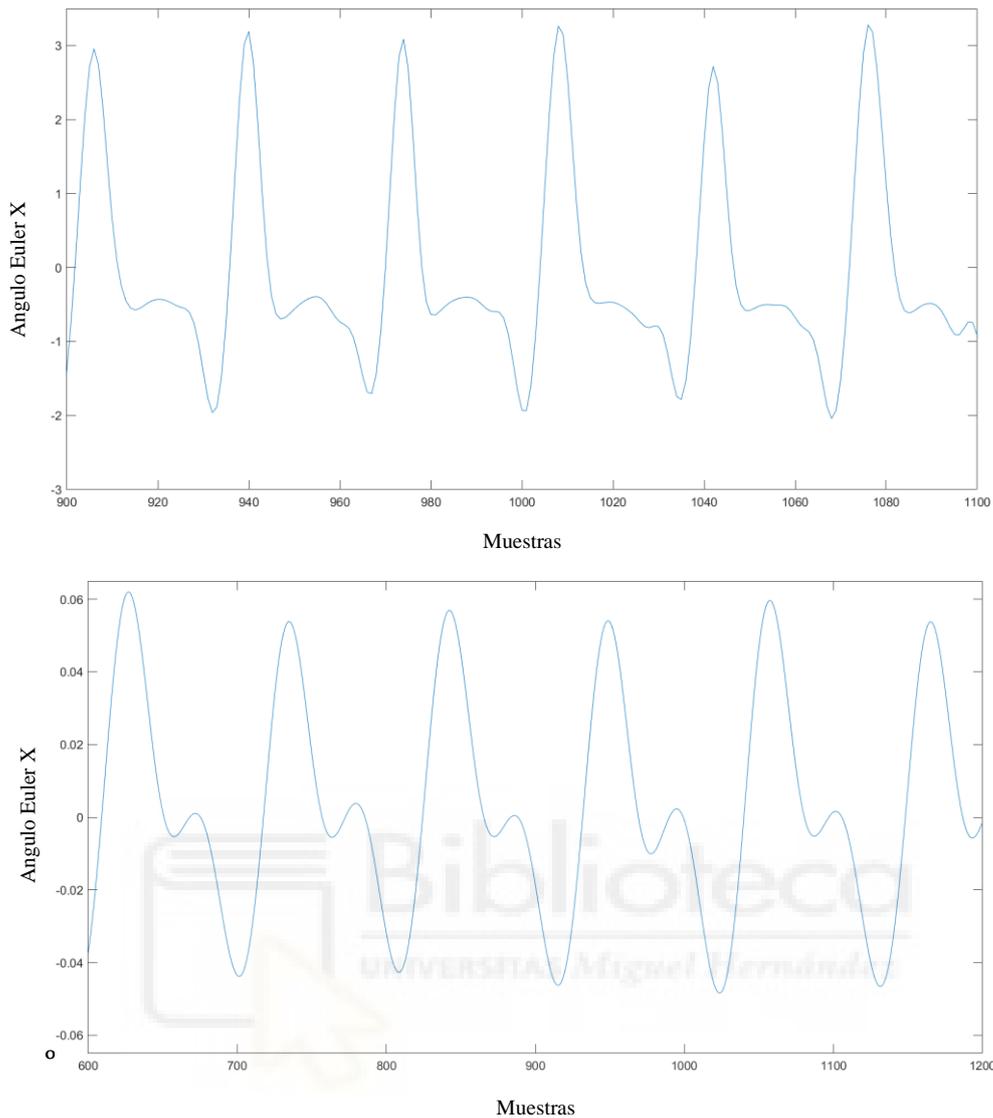


Figura 59. Señales giro eje X IMU pies tras transformada Wavelet y segundo filtrado. IMU anterior (superior) y actual (inferior).

Tras este último filtrado obtenemos una señal con las mismas características, pero de nuevo con una mayor resolución, que hará más exacto el algoritmo de detección.

Como anotación, se puede añadir que esta fase del algoritmo no es necesaria tanta resolución, con lo que se podría reducir un poco más el orden del filtro mejorando así el tiempo computacional empleado en la ejecución del algoritmo.

Con esto habremos obtenido las señales necesarias para situar ambas fases de la marcha con una carga computacional más leve, ya que los filtros utilizados son menos pesados computacionalmente hablando.

De este primer análisis cualitativo encontramos como primera mejora el aumento en la resolución de las señales obtenidas lo que posteriormente observaremos en los análisis cuantitativos, provoca una mejora en la detección de las fases de la marcha. El espectro frecuencial es más amplio lo que nos permite filtrar mediante el uso de la transformada Wavelet aplicada en la etapa 3 y 5 de una forma más exacta, buscando la componente frecuencial (escala de la wavelet madre) que más nos interese a la hora de realizar en análisis, incluso podría utilizarse una combinación de estas escalas.

Así, pese a ser unas señales más ruidosas inicialmente, las señales obtenidas tras las diferentes etapas del algoritmo son menos ruidosas.

4.1.2. Análisis cuantitativo de la señal

Tras revisar las señales en sus etapas más significativas dentro del algoritmo podemos pasar a un análisis de los resultados más cuantitativo que nos dará cual es la mejoría real en la detección de las fases buscadas.

Utilizando los datos de los mejores sujetos del set del experimento anterior, ejecutamos el código sobre estos y siguiendo el modelo del trabajo realizado en [10] se obtienen las siguientes tablas de resultados, en las que se muestra tanto para el pie izquierdo como para el pie derecho los tiempos medios de paso junto con su desviación estándar en segundos en la primera columna de cada pie, y en la segunda y tercera columna se muestra que porcentaje de ese tiempo corresponde a la fase de apoyo y cual a la fase de balanceo junto con su desviación porcentual respecto a la media, estos datos se presentan desglosado por usuario y tarea. Para los dispositivos anteriores tenemos la *tabla 5*.

Tabla 5. Datos recogidos con los dispositivos TechNaid.

Sujeto - Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase Balanceo
A03-7	1,19 ± 0,025	56,72 ± 1,23%	43,28 ± 1,23%	1,19 ± 0,024	58,65 ± 1,15%	41,35 ± 1,15%
A03-6	1,37 ± 0,028	57,43 ± 1,22%	42,57 ± 1,21%	1,37 ± 0,033	59,26 ± 1,19%	40,75 ± 1,19%
A03-5	1,64 ± 0,05	60,72 ± 1,43%	39,28 ± 1,44%	1,64 ± 0,048	61,59 ± 1,24%	38,41 ± 1,24%
A03-8	1,58 ± 0,039	59,5 ± 1,23%	40,51 ± 1,24%	1,57 ± 0,04	60,7 ± 1,14%	39,3 ± 1,14%
A03-9	1,54 ± 0,038	63,46 ± 1,2%	36,54 ± 1,22%	1,54 ± 0,034	64,32 ± 1,12%	35,68 ± 1,13%
A04-7	1,1 ± 0,02	57,42 ± 9,93%	42,58 ± 6,02%	1,1 ± 0,02	56,23 ± 5,41%	43,77 ± 4,64%
A04-6	1,24 ± 0,03	55,5 ± 5,39%	44,5 ± 5,27%	1,24 ± 0,04	55,3 ± 1,71%	44,7 ± 1,74%
A04-5	1,49 ± 0,043	57,38 ± 1,35%	42,62 ± 1,34%	1,49 ± 0,038	57,13 ± 1,24%	42,87 ± 1,25%
A04-8	1,45 ± 0,033	57,86 ± 7,23%	42,14 ± 5,72%	1,45 ± 0,035	59,5 ± 11,02%	40,5 ± 4,16%
A04-9	1,42 ± 0,062	60,73 ± 3,17%	39,27 ± 3,35%	1,42 ± 0,065	60,78 ± 1,99%	39,22 ± 2,04%
B07-7	1,21 ± 0,03	57,74 ± 1,47%	42,26 ± 1,47%	1,21 ± 0,03	57,66 ± 1,47%	42,34 ± 1,48%
B07-6	1,43 ± 0,037	58,78 ± 1,38%	41,22 ± 1,38%	1,43 ± 0,037	59,92 ± 1,34%	40,08 ± 1,34%
B07-5	1,73 ± 0,056	61,27 ± 1,68%	38,73 ± 1,68%	1,73 ± 0,051	61,91 ± 1,54%	38,09 ± 1,56%
B07-8	1,74 ± 0,049	60,6 ± 5,2%	39,4 ± 4,84%	1,75 ± 0,041	61,88 ± 1,6%	38,12 ± 1,6%
B07-9	1,75 ± 0,065	64,05 ± 1,86%	35,95 ± 1,86%	1,75 ± 0,064	64,32 ± 1,78%	35,68 ± 1,78%

De la misma forma si una vez realizados los cambios ejecutamos el código sobre los datos obtenidos con el nuevo equipo, se obtiene la *tabla 6*, en la cual manteniendo el formato anterior se presentan los siguientes resultados:

Tabla 6. Datos recogidos con los dispositivos WitMotion

Sujeto - Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase Balanceo
R35-7	1,28 ± 0,029	60,46 ± 0,88%	39,54 ± 0,89%	1,28 ± 0,031	60,45 ± 0,96%	39,55 ± 0,96%
R35-6	1,5 ± 0,038	60,37 ± 1,46%	39,63 ± 1,46%	1,5 ± 0,051	59,88 ± 1,68%	40,12 ± 1,68%
R35-5	1,83 ± 0,059	58,86 ± 2,32%	41,14 ± 2,27%	1,83 ± 0,065	59,44 ± 1,42%	40,56 ± 1,41%
R35-8	1,88 ± 0,07	58,89 ± 2,1%	41,11 ± 2,15%	1,87 ± 0,053	59,48 ± 2,28%	40,52 ± 2,29%
R35-9	1,85 ± 0,05	59,96 ± 1,61%	40,05 ± 1,62%	1,85 ± 0,059	60,28 ± 1,92%	39,73 ± 1,92%
R36-7	1,13 ± 0,018	60,34 ± 0,58%	39,67 ± 0,57%	1,13 ± 0,016	60,26 ± 0,61%	39,74 ± 0,61%
R36-6	1,3 ± 0,027	60,66 ± 0,67%	39,35 ± 0,67%	1,3 ± 0,035	60,38 ± 0,87%	39,62 ± 0,87%
R36-5	1,59 ± 0,059	60,81 ± 1,32%	39,2 ± 1,33%	1,58 ± 0,084	59,65 ± 1,38%	40,35 ± 1,38%
R36-8	1,62 ± 0,052	59,94 ± 1,37%	40,06 ± 1,38%	1,62 ± 0,055	60,51 ± 1,08%	39,5 ± 1,09%
R36-9	1,59 ± 0,045	60,6 ± 1,17%	39,4 ± 1,17%	1,59 ± 0,043	60,2 ± 1,28%	39,81 ± 1,28%
R37-7	1,09 ± 0,02	60,57 ± 0,56%	39,43 ± 0,56%	1,09 ± 0,014	60,61 ± 0,6%	39,39 ± 0,6%
R37-6	1,27 ± 0,024	60,55 ± 0,5%	39,45 ± 0,5%	1,27 ± 0,02	60,35 ± 0,57%	39,65 ± 0,57%
R37-5	1,52 ± 0,038	60,26 ± 1,18%	39,74 ± 1,18%	1,52 ± 0,037	60,09 ± 0,75%	39,91 ± 0,75%
R37-8	1,45 ± 0,047	60,28 ± 0,78%	39,72 ± 0,79%	1,45 ± 0,037	60,41 ± 0,97%	39,59 ± 0,97%
R37-9	1,43 ± 0,041	60,54 ± 0,7%	39,46 ± 0,7%	1,43 ± 0,044	60,29 ± 0,88%	39,71 ± 0,88%
R38-7	1,1 ± 0,079	60,29 ± 3,06%	39,72 ± 3,1%	1,1 ± 0,081	60,21 ± 3,2%	39,79 ± 3,23%
R38-6	1,23 ± 0,025	60,57 ± 0,73%	39,43 ± 0,73%	1,23 ± 0,025	60,72 ± 0,68%	39,28 ± 0,68%
R38-5	1,49 ± 0,048	60,54 ± 1,23%	39,46 ± 1,22%	1,49 ± 0,045	60,56 ± 1,32%	39,44 ± 1,33%
R38-8	1,55 ± 0,051	60,32 ± 1,06%	39,68 ± 1,06%	1,54 ± 0,054	60,28 ± 1,25%	39,72 ± 1,25%
R38-9	1,58 ± 0,05	60,39 ± 1,36%	39,62 ± 1,36%	1,58 ± 0,046	60,46 ± 1,19%	39,54 ± 1,19%
R39-7	1,05 ± 0,017	60,4 ± 0,78%	39,6 ± 0,78%	1,05 ± 0,02	60,82 ± 0,78%	39,18 ± 0,78%
R39-6	1,18 ± 0,088	60,28 ± 2,46%	39,72 ± 2,52%	1,18 ± 0,082	60,46 ± 2,46%	39,54 ± 2,5%
R39-5	1,33 ± 0,017	60,78 ± 0,69%	39,22 ± 0,69%	1,33 ± 0,02	60,43 ± 0,7%	39,57 ± 0,71%
R39-8	1,34 ± 0,031	60,62 ± 0,82%	39,38 ± 0,82%	1,34 ± 0,024	60,65 ± 0,62%	39,35 ± 0,62%
R39-9	1,33 ± 0,02	60,61 ± 0,69%	39,39 ± 0,69%	1,33 ± 0,02	60,41 ± 0,61%	39,59 ± 0,61%

Para hacer este análisis un poco más simple separamos estos datos por tarea con los datos promedios junto sus desviaciones tanto en tiempo de paso como en fases de apoyo y balanceo, que se muestra en la *tabla 7*.

Tabla 7. Datos agrupados y promediados por tarea. Dispositivos TechNaid

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
7	1,19 ± 0,03	56,72 ± 1,23%	43,28 ± 1,23%	1,19 ± 0,024	58,65 ± 1,15%	41,35 ± 1,15%
7	1,1 ± 0,02	57,42 ± 9,93%	42,58 ± 6,02%	1,1 ± 0,02	56,23 ± 5,41%	43,77 ± 4,64%
7	1,21 ± 0,03	57,74 ± 1,47%	42,26 ± 1,47%	1,21 ± 0,03	57,66 ± 1,47%	42,34 ± 1,48%
Promedio	1,17 ± 0,03	57,29 ± 5,85%	42,71 ± 3,64%	1,17 ± 0,03	57,51 ± 3,24%	42,49 ± 2,96%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
6	1,37 ± 0,03	57,43 ± 1,22%	42,57 ± 1,21%	1,37 ± 0,033	59,26 ± 1,19%	40,75 ± 1,19%
6	1,24 ± 0,03	55,5 ± 5,39%	44,5 ± 5,27%	1,24 ± 0,04	55,3 ± 1,71%	44,7 ± 1,74%
6	1,43 ± 0,04	58,78 ± 1,38%	41,22 ± 1,38%	1,43 ± 0,037	59,92 ± 1,34%	40,08 ± 1,34%
Promedio	1,35 ± 0,03	57,24 ± 3,21%	42,76 ± 3,33%	1,35 ± 0,04	58,16 ± 1,42%	41,84 ± 1,47%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
5	1,64 ± 0,05	60,72 ± 1,43%	39,28 ± 1,44%	1,64 ± 0,048	61,59 ± 1,24%	38,41 ± 1,24%
5	1,49 ± 0,043	57,38 ± 1,35%	42,62 ± 1,34%	1,49 ± 0,038	57,13 ± 1,24%	42,87 ± 1,25%
5	1,73 ± 0,056	61,27 ± 1,68%	38,73 ± 1,68%	1,73 ± 0,051	61,91 ± 1,54%	38,09 ± 1,56%
Promedio	1,62 ± 0,05	59,79 ± 1,5%	40,21 ± 1,48%	1,62 ± 0,05	60,21 ± 1,35%	39,79 ± 1,35%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
8	1,58 ± 0,039	59,5 ± 1,23%	40,51 ± 1,24%	1,57 ± 0,04	60,7 ± 1,14%	39,3 ± 1,14%
8	1,45 ± 0,033	57,86 ± 7,23%	42,14 ± 5,72%	1,45 ± 0,035	59,5 ± 11,02%	40,5 ± 4,16%
8	1,74 ± 0,049	60,6 ± 5,2%	39,4 ± 4,84%	1,75 ± 0,041	61,88 ± 1,6%	38,12 ± 1,6%
Promedio	1,59 ± 0,04	59,32 ± 5,15%	40,68 ± 4,42%	1,59 ± 0,04	60,69 ± 6,34%	39,31 ± 2,71%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
9	1,54 ± 0,038	63,46 ± 1,2%	36,54 ± 1,22%	1,54 ± 0,034	64,32 ± 1,12%	35,68 ± 1,13%
9	1,42 ± 0,062	60,73 ± 3,17%	39,27 ± 3,35%	1,42 ± 0,065	60,78 ± 1,99%	39,22 ± 2,04%
9	1,75 ± 0,065	64,05 ± 1,86%	35,95 ± 1,86%	1,75 ± 0,064	64,32 ± 1,78%	35,68 ± 1,78%
Promedio	1,57 ± 0,06	62,75 ± 2,2%	37,25 ± 2,39%	1,57 ± 0,06	63,14 ± 1,66%	36,86 ± 1,72%

Que, aplicando el mismo formato para los dispositivos actuales, tenemos en la *tabla 8*:

Tabla 8. Datos agrupados y promediados por tarea. Dispositivos WitMotion.

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
7	1,28 ± 0,029	60,46 ± 0,88%	39,54 ± 0,89%	1,28 ± 0,031	60,45 ± 0,96%	39,55 ± 0,96%
7	1,13 ± 0,018	60,34 ± 0,58%	39,67 ± 0,57%	1,13 ± 0,016	60,26 ± 0,61%	39,74 ± 0,61%
7	1,09 ± 0,02	60,57 ± 0,56%	39,43 ± 0,56%	1,09 ± 0,014	60,61 ± 0,6%	39,39 ± 0,6%
7	1,1 ± 0,079	60,29 ± 3,06%	39,72 ± 3,1%	1,1 ± 0,081	60,21 ± 3,2%	39,79 ± 3,23%
7	1,05 ± 0,017	60,4 ± 0,78%	39,6 ± 0,78%	1,05 ± 0,02	60,82 ± 0,78%	39,18 ± 0,78%
Promedio	1,17 ± 0,02	60,46 ± 0,69%	39,55 ± 0,69%	1,17 ± 0,02	60,44 ± 0,74%	39,56 ± 0,74%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
6	1,5 ± 0,038	60,37 ± 1,46%	39,63 ± 1,46%	1,5 ± 0,051	59,88 ± 1,68%	40,12 ± 1,68%
6	1,3 ± 0,027	60,66 ± 0,67%	39,35 ± 0,67%	1,3 ± 0,035	60,38 ± 0,87%	39,62 ± 0,87%
6	1,27 ± 0,024	60,55 ± 0,5%	39,45 ± 0,5%	1,27 ± 0,02	60,35 ± 0,57%	39,65 ± 0,57%
6	1,23 ± 0,025	60,57 ± 0,73%	39,43 ± 0,73%	1,23 ± 0,025	60,72 ± 0,68%	39,28 ± 0,68%
6	1,18 ± 0,088	60,28 ± 2,46%	39,72 ± 2,52%	1,18 ± 0,082	60,46 ± 2,46%	39,54 ± 2,5%
Promedio	1,36 ± 0,03	60,53 ± 0,97%	39,48 ± 0,97%	1,36 ± 0,04	60,2 ± 1,14%	39,8 ± 1,15%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
5	1,83 ± 0,059	58,86 ± 2,32%	41,14 ± 2,27%	1,83 ± 0,065	59,44 ± 1,42%	40,56 ± 1,41%
5	1,59 ± 0,059	60,81 ± 1,32%	39,2 ± 1,33%	1,58 ± 0,084	59,65 ± 1,38%	40,35 ± 1,38%
5	1,52 ± 0,038	60,26 ± 1,18%	39,74 ± 1,18%	1,52 ± 0,037	60,09 ± 0,75%	39,91 ± 0,75%
5	1,49 ± 0,048	60,54 ± 1,23%	39,46 ± 1,22%	1,49 ± 0,045	60,56 ± 1,32%	39,44 ± 1,33%
5	1,33 ± 0,017	60,78 ± 0,69%	39,22 ± 0,69%	1,33 ± 0,02	60,43 ± 0,7%	39,57 ± 0,71%
Promedio	1,65 ± 0,05	59,98 ± 1,67%	40,03 ± 1,68%	1,64 ± 0,07	59,73 ± 1,22%	40,27 ± 1,22%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
8	1,88 ± 0,07	58,89 ± 2,1%	41,11 ± 2,15%	1,87 ± 0,053	59,48 ± 2,28%	40,52 ± 2,29%
8	1,62 ± 0,052	59,94 ± 1,37%	40,06 ± 1,38%	1,62 ± 0,055	60,51 ± 1,08%	39,5 ± 1,09%
8	1,45 ± 0,047	60,28 ± 0,78%	39,72 ± 0,79%	1,45 ± 0,037	60,41 ± 0,97%	39,59 ± 0,97%
8	1,55 ± 0,051	60,32 ± 1,06%	39,68 ± 1,06%	1,54 ± 0,054	60,28 ± 1,25%	39,72 ± 1,25%
8	1,34 ± 0,031	60,62 ± 0,82%	39,38 ± 0,82%	1,34 ± 0,024	60,65 ± 0,62%	39,35 ± 0,62%
Promedio	1,65 ± 0,06	59,7 ± 1,51%	40,3 ± 1,56%	1,65 ± 0,05	60,13 ± 1,55%	39,87 ± 1,58%

Tarea	Pie Izquierdo			Pie Derecho		
	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo	Tiempo de paso	Fase de Apoyo	Fase de Balanceo
9	1,85 ± 0,05	59,96 ± 1,61%	40,05 ± 1,62%	1,85 ± 0,059	60,28 ± 1,92%	39,73 ± 1,92%
9	1,59 ± 0,045	60,6 ± 1,17%	39,4 ± 1,17%	1,59 ± 0,043	60,2 ± 1,28%	39,81 ± 1,28%
9	1,43 ± 0,041	60,54 ± 0,7%	39,46 ± 0,7%	1,43 ± 0,044	60,29 ± 0,88%	39,71 ± 0,88%
9	1,58 ± 0,05	60,39 ± 1,36%	39,62 ± 1,36%	1,58 ± 0,046	60,46 ± 1,19%	39,54 ± 1,19%
9	1,33 ± 0,02	60,61 ± 0,69%	39,39 ± 0,69%	1,33 ± 0,02	60,41 ± 0,61%	39,59 ± 0,61%
Promedio	1,62 ± 0,05	60,37 ± 1,22%	39,64 ± 1,23%	1,62 ± 0,05	60,26 ± 1,43%	39,75 ± 1,43%

De esta primera comparación observamos que en lo que se refiere a los tiempos medios de paso, no se encuentran grandes diferencias, pues estos son en promedio prácticamente iguales y su desviación estándar es prácticamente la misma ya que esta solo mejora para algunos sujetos y tareas en 0,01 segundos e incluso empeora para otros en 0,02 segundos, por lo que aquí no encontraremos puntos de mejora significativos.

(a)



(b)

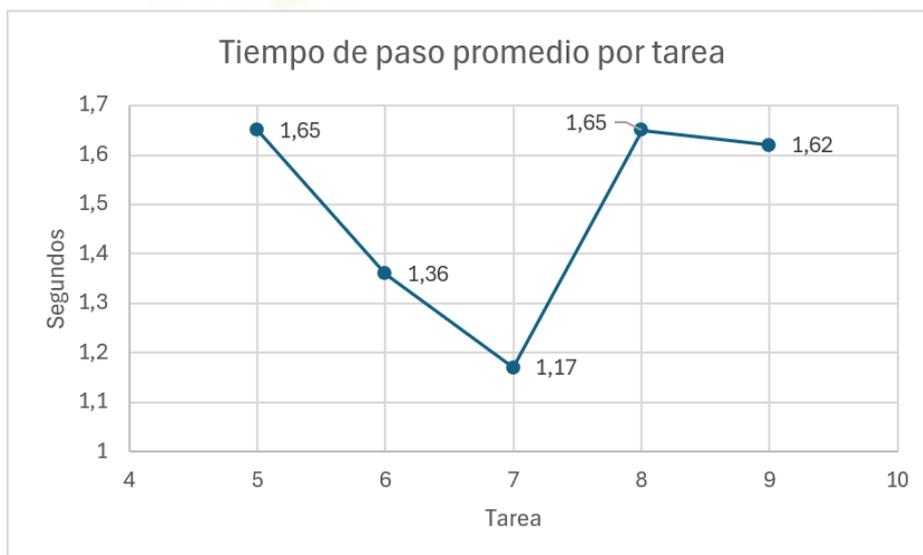


Figura 60. Tiempo promedio de paso para cada tarea. IMU anterior (a) y actual (b).

Pasando al análisis de los porcentajes de fase de la marcha dentro de estos tiempos si encontramos mejoras significativas para cada una de estas fases. En primer lugar, podemos analizar para cada sujeto el valor promedio del porcentaje para cada fase de la marcha encontrado. En la *tabla 9* se muestran todos los valores promedio del porcentaje obtenidos que según [15], debe ser idéntica independientemente de la velocidad a la que se mueva el sujeto y por otro lado obtenemos la desviación estándar tomando como muestra todos los datos (Apoyo y Balanceo) por sujeto y tras esto un valor promedio junto con su desviación estándar lo cual podremos utilizar como indicador para cada dispositivo.

De estos indicadores obtenidos obtenemos que ambos dispositivos son igual de exactos, pero encontramos una muy alta mejora en la precisión, observada en la reducción de la desviación estándar, utilizando los nuevos dispositivos y los cambios introducidos en el código.

Tabla 9. Datos promedios de porcentaje de fase por usuario con promedio total.

Sujeto	Pie Izquierdo				Pie Derecho			
	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion
A03	59,57	2,70	40,44	2,70	60,90	2,23	39,10	2,24
A04	57,78	1,88	42,22	1,88	57,79	2,29	42,21	2,29
B07	60,49	2,44	39,51	2,44	61,14	2,49	38,86	2,49
TOTAL	59,28 ± 2,48		40,72 ± 2,48		59,94 ± 2,68		40,06 ± 2,68	

Sujeto	Pie Izquierdo				Pie Derecho			
	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion
R35	59,71	0,78	40,29	0,78	59,91	0,46	40,10	0,45
R36	60,47	0,34	39,54	0,34	60,20	0,33	39,80	0,33
R37	60,44	0,16	39,56	0,16	60,35	0,19	39,65	0,19
R38	60,42	0,13	39,58	0,13	60,45	0,21	39,55	0,21
R39	60,54	0,20	39,46	0,20	60,55	0,18	39,45	0,18
TOTAL	60,32 ± 0,48		39,69 ± 0,48		60,29 ± 0,35		39,71 ± 0,35	

En la *tabla 10* vemos la desviación porcentual respecto al valor ideal del 60/40 que deberíamos obtener, observamos que ambos valores son muy parecidos, pero más precisos, en el caso de los nuevos dispositivos ya que estos se mantienen para todos los sujetos en torno a un 0,7%.

Un último punto que analizar sería la cantidad de inconsistencias encontradas en el Set de datos, las cuales para nuestro caso del Set tipo 1, desarrollado en [10], no se debería encontrar ninguna inconsistencia, ya que se trata de una marcha continua sin obstáculos en las *tablas 11 y 12* se muestra el número de inconsistencias obtenidos para los nuevos dispositivos y los antiguos respectivamente, posteriormente en *tabla 13 y 14* separamos estos datos para analizar por tareas y su promedio.

Tabla 10. Desviación promedio respecto los valores 60-40 ideales tanto separados por usuario como totales.

Sujeto	Pie Izquierdo				Pie Derecho			
	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion
A03	59,57	0,72%	40,44	1,09%	60,90	1,51%	39,10	2,26%
A04	57,78	3,70%	42,22	5,55%	57,79	3,69%	42,21	5,53%
B07	60,49	0,81%	39,51	1,22%	61,14	1,90%	38,86	2,85%
TOTAL	Promedio	Desviacion 60%	Promedio	Desviacion 40%	Promedio	Desviacion 60%	Promedio	Desviacion 40%
	59,28	1,20%	40,72	1,81%	59,94	0,09%	40,06	0,14%

Sujeto	Pie Izquierdo				Pie Derecho			
	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion	Fase de Apoyo	Desviacion	Fase Balanceo	Desviacion
R35	59,71	0,49%	40,29	0,74%	59,91	0,16%	40,10	0,24%
R36	60,47	0,78%	39,54	1,16%	60,20	0,33%	39,80	0,49%
R37	60,44	0,73%	39,56	1,10%	60,35	0,58%	39,65	0,88%
R38	60,42	0,70%	39,58	1,04%	60,45	0,74%	39,55	1,12%
R39	60,54	0,90%	39,46	1,35%	60,55	0,92%	39,45	1,39%
TOTAL	Promedio	Desviacion 60%	Promedio	Desviacion 40%	Promedio	Desviacion 60%	Promedio	Desviacion 40%
	60,32	0,53%	39,69	0,78%	60,29	0,49%	39,71	0,72%

Tabla 11. Número de inconsistencias por usuario-tarea. Dispositivo WitMotion.

	Pie Izquierdo	Pie Derecho
Sujeto - Tarea	Inconsistencias	Inconsistencias
R35-7	0	0
R35-6	1	1
R35-5	4	6
R35-8	3	4
R35-9	2	0
R36-7	0	0
R36-6	0	0
R36-5	0	0
R36-8	0	0
R36-9	0	0
R37-7	0	0
R37-6	0	0
R37-5	0	0
R37-8	0	0
R37-9	0	0
R38-7	0	0
R38-6	0	0
R38-5	0	0
R38-8	0	0
R38-9	0	0
R39-7	0	0
R39-6	0	0
R39-5	0	0
R39-8	0	0
R39-9	0	0

Tabla 12. Número de inconsistencias por usuario-tarea. Dispositivo TechNaid.

	Pie Izquierdo	Pie Derecho
Sujeto - Tarea	Inconsistencias	Inconsistencias
A03-7	0	0
A03-6	0	0
A03-8	0	0
A03-9	0	0
A04-7	0	0
A04-6	1	0
A04-5	0	0
A04-8	1	1
A04-9	0	0
B07-7	0	0
B07-6	0	0
B07-5	0	0
B07-8	47	36
B07-9	0	0

Tabla 13. Número de inconsistencias por tarea. Dispositivo TechNaid.

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
6	0		0	
6	1		0	
6	0		0	
Promedio	1		0	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
7	0		0	
7	0		0	
7	0		0	
Promedio	0		0	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
5	0		0	
5	0		0	
5	0		0	
Promedio	0		0	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
8	0		0	
8	1		1	
8	47		36	
Promedio	48		37	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
9	0		0	
9	0		0	
9	0		0	
Promedio	0		0	

Tabla 14. Número de inconsistencias por tarea. Dispositivo WitMotion.

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
7	0		0	
7	0		0	
7	0		0	
7	0		0	
7	0		0	
Promedio	0		0	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
6	1		1	
6	0		0	
6	0		0	
6	0		0	
6	0		0	
Promedio	1		1	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
5	4		6	
5	0		0	
5	0		0	
5	0		0	
5	0		0	
Promedio	4		6	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
8	3		4	
8	0		0	
8	0		0	
8	0		0	
8	0		0	
Promedio	3		4	

Tarea	Pie Izquierdo		Pie Derecho	
	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias	Inconsistencias
9	2		0	
9	0		0	
9	0		0	
9	0		0	
9	0		0	
Promedio	2		0	

De estos datos podemos observar que en los datos del dispositivo anterior encontramos gran cantidad de inconsistencias, pero están condensadas en un mismo sujeto, debido a fallos de protocolo en la prueba, como pueden ser algún tropiezo.

Si eliminamos las inconsistencias encontradas para el sujeto R35 en la tarea 5 ya que aparecieron por la caída del dispositivo colocado en el pie, nos quedamos con un numero de inconsistencias muy similar en ambos dispositivos, por lo que no resultaría una variable de importancia en el análisis comparativo.

Por otro lado, tras aplicar los cambios en el código para obtener de forma dinámica el factor de corrección y aplicarlo tanto al set de datos anterior como al set de datos recogido con los nuevos dispositivos, obtenemos los resultados recogidos en las *tablas 15 a y b*.

Observamos que para los dispositivos anteriores si aplicamos la búsqueda dinámica del factor de corrección, encontramos unos resultados los cuales empeoran enormemente en cuanto a la exactitud, un 111% menos, pero pasan a ser un 26% más precisos.

Por otro lado, con los nuevos dispositivos, encontramos unos resultados mucho más prometedores, ya que mejoramos la exactitud en un 61 % manteniendo la precisión del dispositivo prácticamente igual, pues solo varía en un 1%.

Tabla 15. Porcentaje desviación respecto a valor ideal según el tipo de factor de corrección.

(a)			
Dispositivo anterior			
	Con factor estatico	Con factor Dinamico	Tasa Mejora/Empeoramiento
Diferencia promedio respecto al 60-40	2,49	5,26	-111%
Promedio de la desviacion	1,86	1,38	26%

(b)			
Nuevo Dispositivo			
	Con factor estatico	Con factor Dinamico	Tasa Mejora/Empeoramiento
Diferencia promedio respecto al 60-40	1,40	0,55	61%
Promedio de la desviacion	1,15	1,16	-1%

4.2. Resultados en detección de cambios de dirección

Un primer análisis, como en el apartado anterior sería el realizado sobre las señales obtenidas con los dispositivos originales utilizados en el estudio realizado en [13]. Este lo haremos en los tres puntos clave del algoritmo, los cuales serán: Obtención de la señal en crudo en *Figura 61*, primer filtrado de la señal (mslowess) presentes en *Figura 62* y análisis de los puntos clave de la señal en *Figura 63*.

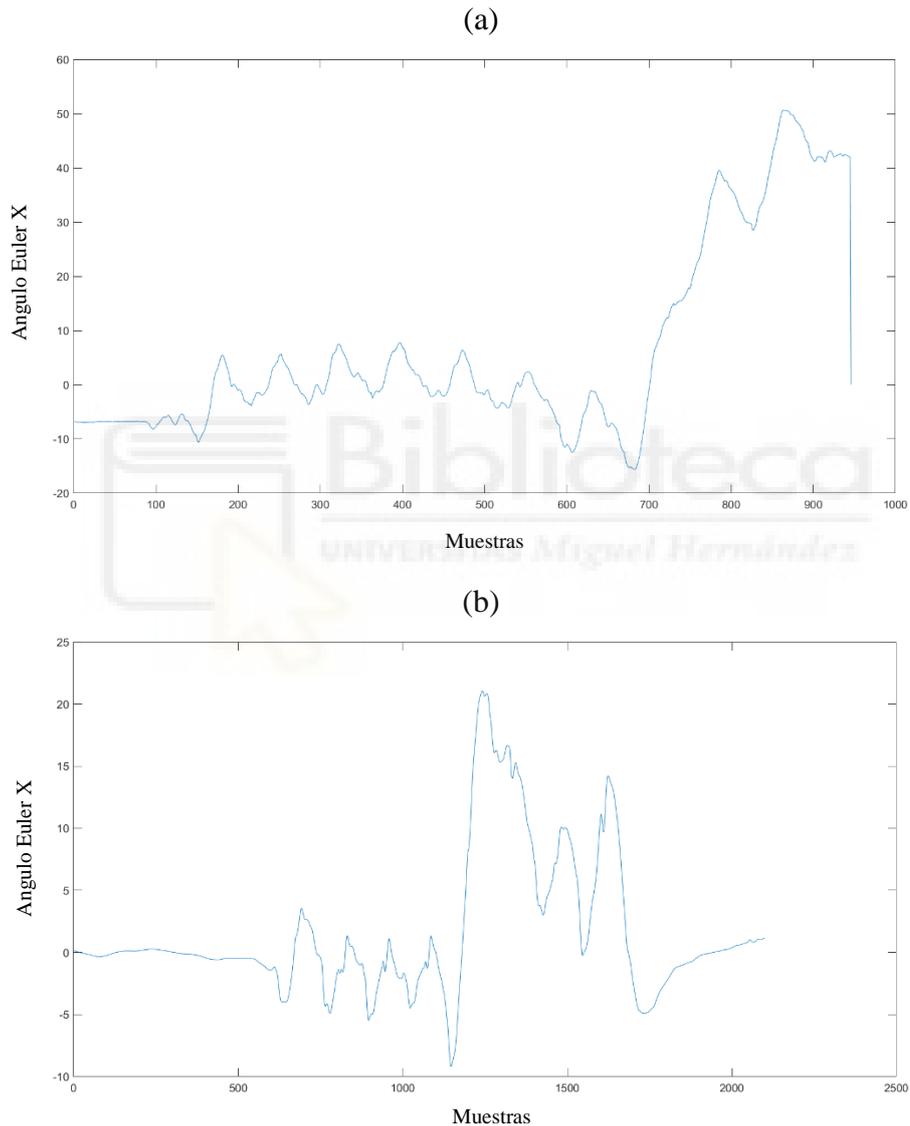


Figura 61. Señales ángulo de giro eje X lumbar anterior (a) y nuevo (b) sin filtrar.

Tras aplicar este primer filtro ya encontramos una mejora en la información presentada por los datos, incluso habiendo reducido el orden del filtro y cambiando el Kernel de Gaussiano a Lineal, obteniendo una mejora en el tiempo computacional, observamos que durante la fase de marcha continua con los dispositivos actuales, se observa el comportamiento sinusoidal de la señal de dirección que es deseable como ya vimos en el apartado anterior, durante el análisis de fases de la marcha.

Con la nueva señal obtenida encontramos que el momento del cambio de dirección es mucho más notorio lo que ayudará al algoritmo posterior a encontrar el momento exacto de cambio y mejorando los resultados desde este punto.

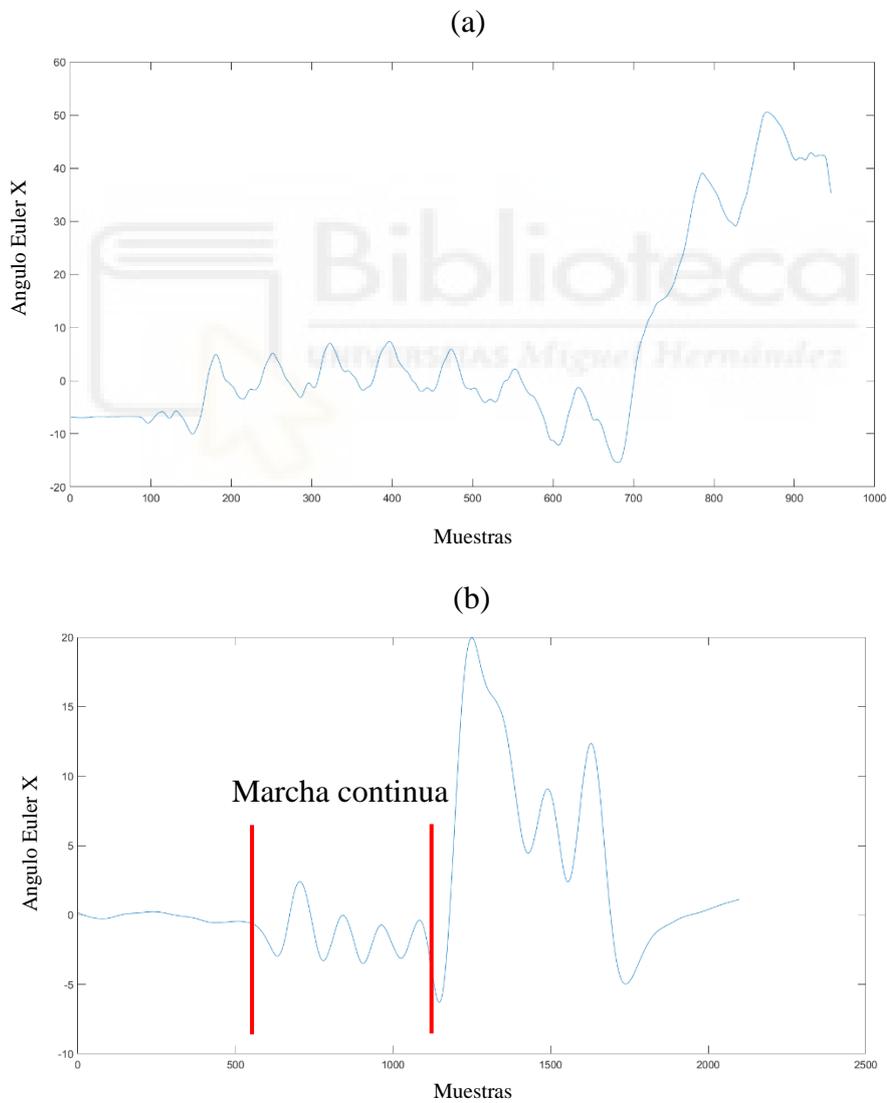


Figura 62. Señales tras aplicar filtro mslowess. Anterior (a) y nuevos (b).

El siguiente paso donde podemos comparar los resultados es en la obtención del momento TO y HS, estos de nuevo volvemos a utilizar la señal de la IMU lumbar en concreto la aceleración en el eje Z, el cual volveremos a filtrar junto con operación de integración y derivación (CWT).

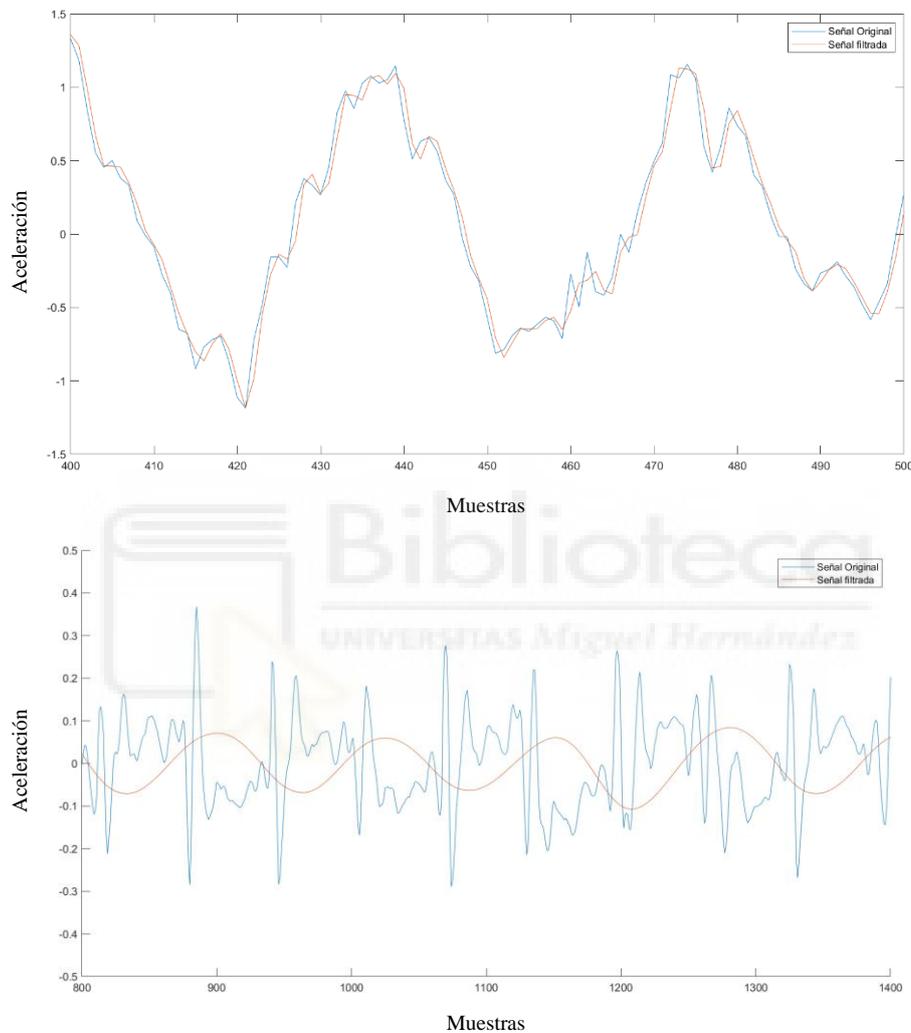


Figura 63. Resultado del filtrado final de la señal donde buscaremos puntos clave para el análisis de fases de la marcha. IMU anterior (superior) e IMU actual (inferior)..

Una vez analizadas las diferencias podemos centrarnos en los resultados a nivel cuantitativo para poder observar si los cambios en las señales son significativos en cuanto al correcto funcionamiento del algoritmo.

En primer lugar, encontramos en la *tabla 16* los resultados de 5 de los sujetos del set datos anterior utilizado en [13], donde presentamos en la misma tabla las repeticiones en las

cuales se clasificó correctamente la señal (última columna) y en las columnas de 2 a 4 encontramos que criterio seguimos a la hora de descartar cada repetición.

Seguido observamos la *Tabla 16* donde de la misma forma se observan los resultados para los nuevos sujetos. De aquí observamos que el algoritmo descarta menos señales, llegando a clasificar un 96,7% de las señales de manera correcta frente al 86,3% de las señales clasificadas en el set de datos anterior lo que supone una mejora considerable en cuanto a la clasificación.

Debemos tener en cuenta que, de las señales descartadas para el set de datos recogido durante este trabajo, gran parte de estas se descartaron por fallos en el protocolo de la prueba como, por ejemplo, sensores que durante la marcha se descolgaron del sujeto lo que provoca que las señales sean descartadas, lo que nos lleva a que el porcentaje de clasificación pueda llegar a ser mayor.

Vemos en las *Tablas 17 a y b* pese al clasificarse algunas de las señales por el algoritmo, si realizamos una inspección visual sobre estas se llegaron a descartar por no detectar correctamente el punto de cambio, la mayoría de estos casos están dentro de los descartes por protocolo donde, el giro leído por el sensor al descolgarse se interpreta como un giro que el algoritmo es capaz de clasificar.

Tabla 16. Número de repeticiones descartadas en prueba dirección por usuario. Dispositivo TechNaid (a) y WitMotion (b).

(a)

Sujeto	Repeticiones Descartadas			Repeticiones Validas
	Descartado Protocolo	Descartado Algoritmo	Descartado Tiempo	
S1	-	6	-	74/80
S2	1	3	1	75/80
S3	-	16	-	72/88
S4	-	10	-	70/80
S5	2	18	-	68/88
			Resultado:	86,30%

(b)

Sujeto	Repeticiones Descartadas			Repeticiones Validas
	Descartado Protocolo	Descartado Algoritmo	Descartado Tiempo	
R35	-	-	-	72/72
R36	2	-	-	70/72
R37	2	-	-	62/64
R38	4	1	-	59/64
R39	1	-	-	31/32
			Resultado:	96,71%

Tabla 17. Se recoge el motivo por el cual se descartó la repetición.

Motivo Descarte Señal IMU	S1	S2	S3	S4	S5
Ambos	5	3	16	10	20
Solo Algoritmo	0	2	0	0	0
Solo Inspeccion Visual	1	0	0	0	0

Motivo Descarte Señal IMU	R35	R36	R37	R38	R39
Ambos	-	2	1	1	1
Solo Algoritmo	-	-	-	-	-
Solo Inspeccion Visual	-	-	1	4	-

Tras realizar todos los cambios en el algoritmo y adaptar este al nuevo equipo, podemos llegar a la conclusión que, aunque el equipo anterior ya era suficiente para realizar la tarea, este nuevo equipo nos ofrece mejora en la clasificación de las señales y permite que el algoritmo llegue a ser más óptimo tras realizar cambios en los filtros, reduciendo el orden de estos, llegando a resultados muy similares y en ciertos casos mostrando mejoras en la calidad de la señal.

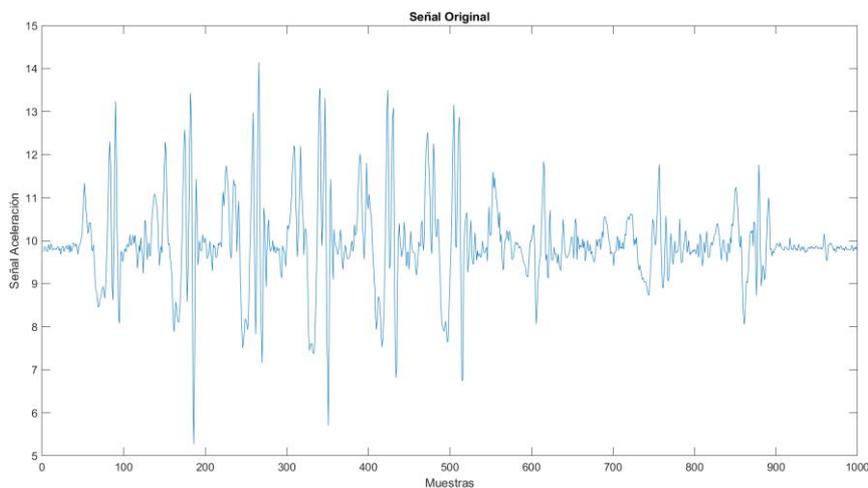
4.3. Resultados en detección de cambios de velocidad

Al igual que en las pruebas anteriores podemos empezar el análisis de las señales más importantes que se utilizan en este procedimiento y su mejora o empeoramiento respecto a las señales obtenidas en el estudio anterior [14] cuyos puntos más importantes son, la señal obtenida de todas las aceleraciones de las 4 IMU inferiores, estas mismas señales tras su filtrado y la señal única obtenida del promedio de estas cuatro señales filtradas de donde obtendremos los puntos clave del análisis buscado en este apartado.

En las *Figuras 64 y 65* observamos cierta similitud en los datos en crudo recogidos de las señales de las IMU colocadas en los pies del sujeto en este caso, pero es en las señales ya filtradas donde empezamos a observar diferencias significativas entre ellas.

De las señales recogidas con los dispositivos anteriores observamos que una vez filtrada muestra todavía las oscilaciones derivadas de la marcha del sujeto, en comparación con las obtenidas con los nuevos dispositivos donde, una vez filtradas, eliminamos estas oscilaciones, pero mantenemos los dos niveles en la velocidad, que en definitiva es lo que buscamos en esta prueba.

Eliminar estas oscilaciones hace la señal más sencilla de analizar visualmente, lo que nos puede ser de gran utilidad descartando algunas de las señales que el algoritmo pueda detectar como correcta ya que estas pueden ser detectadas como cambios de una velocidad a otra, ya sea ascendente o descendente.



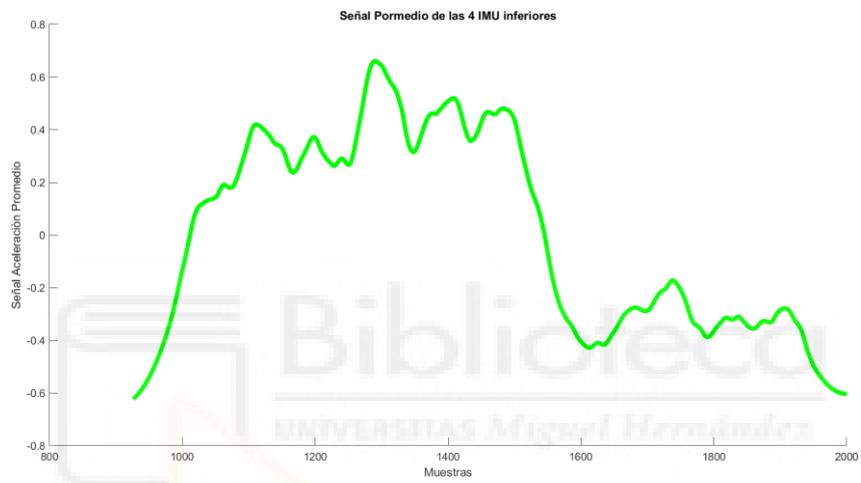
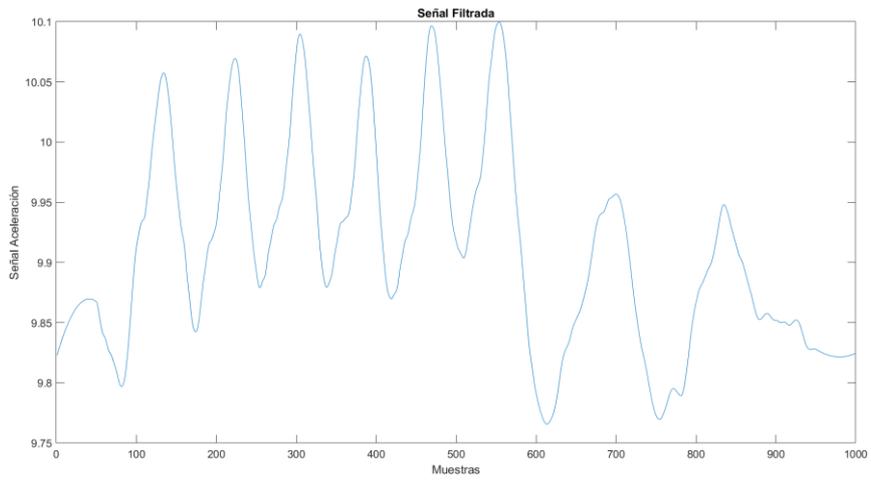
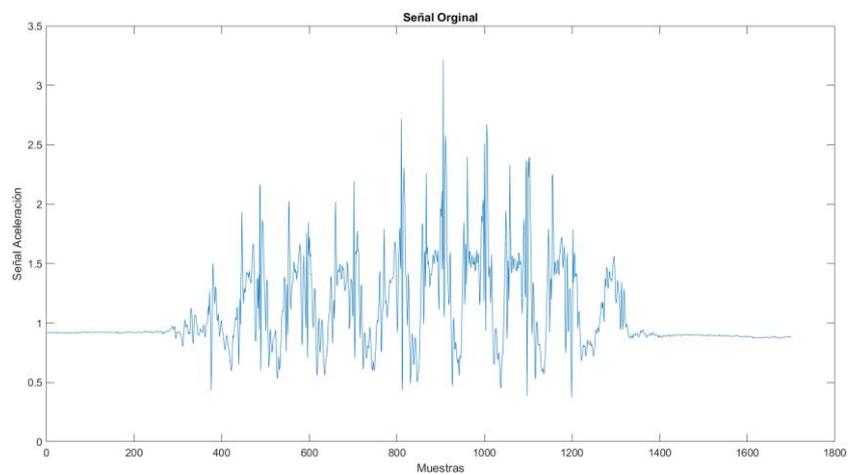


Figura 64. Señales originales, filtrada y promedio respectivamente de las señales aceleración de las IMU anteriores colocadas en los pies y tibia.



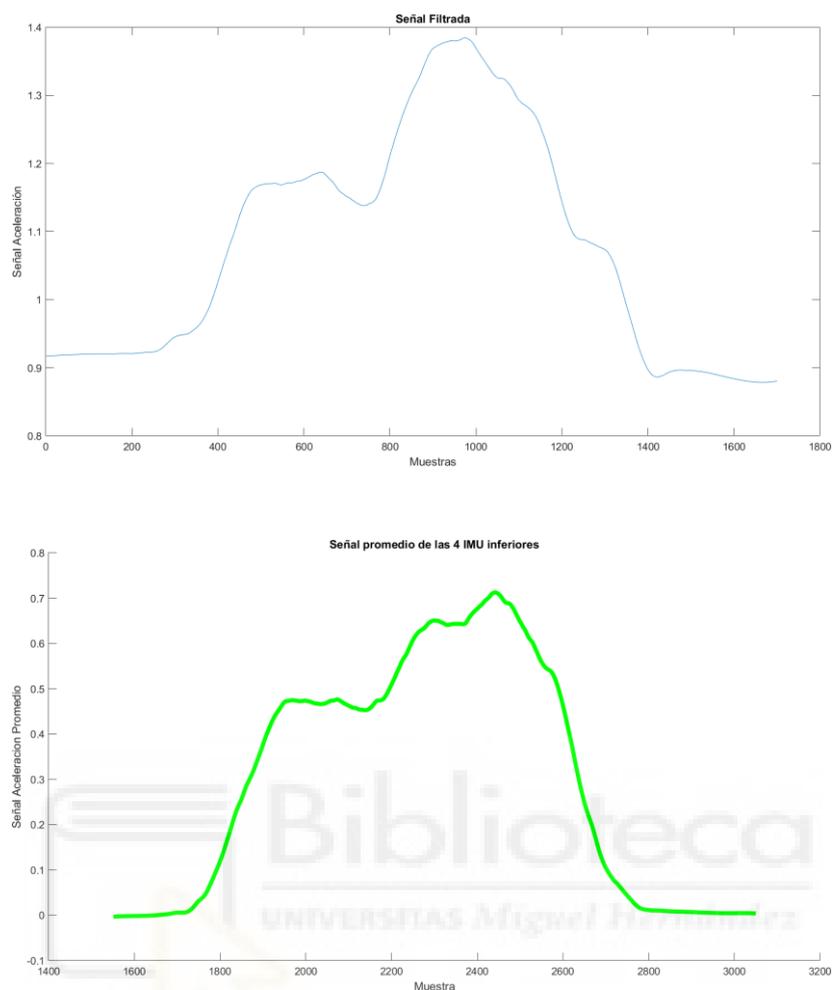


Figura 65. Señales originales, filtrada y promedio respectivamente de las señales aceleración de las IMU actuales colocadas en los pies.

Las modificaciones en el filtrado y la detección dinámica de ciertos parámetros nos dan como resultado una detección más fina y concreta para cada uno de los tries realizados por cada sujeto. Así, en la *tabla 16* observamos a un nivel más cuantitativo como el algoritmo, tiene una capacidad de detección, más alta pasando de un 93% a un casi 97,3% lo que supone una mejora de un 4,3% en la tasa de detecciones correctas.

Observando cada tipología por separado observamos que el algoritmo con los nuevos dispositivos obtiene casi un 100% (99,15 %) en la tasa de acierto en la detección de reducción de velocidad, aumentando en casi 5 puntos porcentuales respecto a los dispositivos anteriores. Del otro lado, encontramos una detección correcta en un 95% de los casos a la hora de aumentar la velocidad lo que supone también una mejora en 4 puntos en la tasa de detección.

Tabla 18. Número de repeticiones descartadas en prueba velocidad por usuario. Dispositivo TechNaid (a) y WitMotion (b).

Sujeto	Deteccion cambio velocidad		Total
	Aumento	Decremento	
S1	31/43	32/37	63/80
S2	45/48	31/32	76/80
S3	44/45	32/35	76/80
S4	45/46	34/34	79/80
S5	39/41	39/39	78/80
		Resultado:	93,00%

Sujeto	Deteccion cambio velocidad		Total
	Aumento	Decremento	
R35	20/20	20/20	40/40
R36	15/17	23/23	38/40
R37	29/32	32/32	61/64
R38	35/35	28/29	63/64
R39	12/12	12/12	24/24
		Resultado:	97,41%

Con esto, podemos concluir que, para esta tipología de pruebas, los nuevos dispositivos presentan mejora en todos los aspectos a tener en cuenta en esta. El nuevo algoritmo para la detección de la ventana de análisis utilizada durante esta prueba nos lleva al correcto funcionamiento del algoritmo, ya que, sin este, encontrábamos errores en el código para algún try concreto, lo que queda solucionado con esta modificación, pudiendo todavía mejorar, haciendo que, el valor de disparo para la detección también sea dinámico para cada señal de cada try y sujeto, consiguiendo la automatización total del proceso de detección.

4.4. Ahorro económico

Un punto diferencial entre ambos sensores también es el aspecto económico, desde un primer momento buscaremos un ahorro tanto en la compra inicial tanto en posibles compras posteriores de nuevos sensores ya sea para ampliar los dispositivos presentes en el sistema o recambios de los ya existentes. En la *tabla 19*, observamos los costes correspondientes al sistema de dispositivos TechNaid utilizado anteriormente. Observamos los altos costes que suponen sobre todo el TechHub y la utilización de 7 dispositivos IMU. Por otro lado, para nuestro estudio se reducen los elementos presentes en el sistema debido al tipo de conexión bluetooth utilizada. Podemos establecer dos casos principales, según los modos de conexión de los dispositivos al PC expuestos en el apartado 3.1.3. En la *Tabla 20* encontramos los costes del sistema si establecemos que el

modo de conexión será el modo directo, por lo que simplemente necesitamos los dispositivos IMU conectados directamente al PC. Posteriormente, en la *Tabla 21*, se exponen los costes del sistema si finalmente, se decide utilizar el modo RaspBerry con conexión Ethernet.

Tabla 19. Costes dispositivos TechNaid.

Dispositivos TechNaid			
Concepto	Cantidad	Coste unidad	Precio final
TechHub	1	3.000,00 €	3.000,00 €
Dispositivos IMU TechNaid	7	1.000,00 €	7.000,00 €
Repuesto cables	8	60,00 €	480,00 €
Total			10.480,00 €

Tabla 20. Costes dispositivos WitMotion para modo directo.

Dispositivos WitMotion Modo WIT_direct			
Concepto	Cantidad	Coste unidad	Precio final
Dispositivos IMU WitMotion	5	45,00 €	225,00 €
Total			225,00 €

Tabla 21. Costes dispositivos WitMotion para modo RaspBerry.

Dispositivos WitMotion Modo WIT_Raspberrypi_IP			
Concepto	Cantidad	Coste unidad	Precio final
Dispositivos IMU WitMotion	5	45,00 €	225,00 €
Pantalla 7"	1	50,00 €	50,00 €
Carcasa	1	18,00 €	18,00 €
Cable MicroHDMI a HDMI	1	5,00 €	5,00 €
Fuente alimentación USB-C	1	7,00 €	7,00 €
Kit de ventilador de refrigeración	1	17,00 €	17,00 €
Total			322,00 €

Con estos datos, observamos la evidente reducción de los costes de adquisición del sistema, el abaratamiento de los sensores hace posible aumentar el número de sensores si fuese necesario en futuros trabajos obteniendo nuevas señales en extremidades diferentes. Encontramos que, para el caso en *modo directo*, se da un ahorro de **10255 €**, casi un 98% del coste inicial. Por otro lado, si utilizásemos cualquiera de los modos que utiliza RaspBerry, el ahorro, aunque menor, sigue considerable respecto al sistema inicial. Para estos casos será **10158 €**, cerca también del 97% del coste inicial.

5. Conclusión

En el presente trabajo se planteó un estudio comparativo para un mismo set de pruebas enfocadas a encontrar ciertos aspectos importantes de la marcha de un sujeto sano mediante la utilización de un nuevo modelo de sistema IMU, tratando de encontrar una mejora en los resultados obtenidos tras la realización de las pruebas, detección y clasificación de las señales obtenidas de estos sistemas.

Una primera mejora la encontramos en la portabilidad del sistema ya que este realiza la conexión directamente con el PC mediante Bluetooth, al contrario que el sistema anterior que conectaba los sensores al TechHub y este colocado sobre el sujeto se conectaba al PC.

En cuanto a la calidad de los datos obtenidos, debido al aumento en la frecuencia de muestreo, encontramos señales con más resolución, lo que supone una mejora significativa en los códigos de búsqueda de cambios de dirección y velocidad.

Esta resolución la vemos de gran importancia también en la búsqueda de las fases de la marcha, ya que es esta la que nos ayuda en la mejora de la precisión, sin afectar tanto en la exactitud, la cual permanece aproximadamente igual cuando hablamos de promedios, pero si notamos mejora si analizamos los datos, sujeto a sujeto.

Encontramos entonces una mejoría en 3 de las 3 pruebas realizadas con los datos del Set tipo 1. Es por esto por lo que podemos concluir que el equipo anterior es perfectamente reemplazable por el equipo WIT, tanto por su comodidad a la hora de utilizarlo en pacientes, tanto por los resultados obtenidos.

Por último, en cuanto a lo económico, se encontró también un ahorro sustancial, utilicemos el modo que utilicemos, se encuentra un ahorro superior al 95%. Dado los resultados obtenidos en cuanto a calidad de la señal y minimizando errores, se decide utilizar el modo directo lo que supondrá el ahorro del 98%, que teniendo en cuenta la calidad de los resultados obtenidos en comparación con los obtenidos con los dispositivos anteriores, esto podría ser motivo suficiente para aceptar estos nuevos dispositivos Witmotion como válidos para reemplazar los anteriores en la aplicación presente en los estudios en los que se basa este proyecto.

No todo el trabajo quedaría aquí, ya que este proyecto realiza la comparación solo con un Set de datos, es por esto por lo que quedan diferentes enfoques futuros a realizar con los resultados y códigos obtenidos en la realización de este proyecto.

Los resultados obtenidos pese a ser prometedores en cuanto a las pruebas de marcha continua, sería de gran interés realizar esta comparación para los Set de datos tipo 2 y 3, donde se añadirán obstáculos, aprovechando esta mayor resolución para encontrar con más exactitud el momento donde aparece estos obstáculos.

Por otro lado, debido a la naturaleza de los datos y la facilidad encontrada para hallar un parámetro mediante el cual etiquetar los datos de manera inmediata, se planteó un método de clasificación de los datos mediante un modelo entrenado de aprendizaje supervisado, el cual nos ayudará a etiquetar la tarea en función del tiempo promedio entre paso.

Para esto, se utilizó la app **Classification Learner** que encontramos en Matlab y se creó un código el cual genera y complementa un data set mediante el cual entrenaremos el modelo.

Una vez entrenado este modelo podrá ser usado en trabajos futuros como el etiquetado de los cambios de velocidad del sujeto de manera más óptima gracias a la velocidad de clasificación de estos modelos el ahorro computacional posterior y la precisión que encontramos en los modelos de aprendizaje supervisado.

También sería de gran interés para el futuro del algoritmo seguir alimentando el data set para mejorar los datos con nuevos sujetos.

Por último, se podría trabajar en la búsqueda de parámetros para lograr etiquetar correctamente y crear un data set para los protocolos de cambios de dirección y velocidad, para finalmente implementar el modelo total en un sistema capaz de obtener resultados en tiempo real.

BIBLIOGRAFIA

- [1] “Accidente cerebrovascular - Síntomas y causas - Mayo Clinic.” Accessed: Sep. 11, 2024. [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/es/diseases-conditions/stroke/symptoms-causes/syc-20350113>
- [2] Ministerio de Salud Pública, “Guías de práctica clínica para la prevención primaria, el manejo en la fase aguda y la prevención secundaria del ictus (Versión resumida),” 2007.
- [3] M. Rodríguez-Ugarte, “New approach for gait rehabilitation based on the combination of neurotechnologies and exoskeletons,” vol. 3, no. 1.
- [4] Holgado Barco Alberto, “Automatización en la extracción del trazado y el inventario geométrico de carreteras mediante sistemas de cartografiado móvil,” 2016.
- [5] B. William Rowan Hamilton, “On quaternions, or on a new system of imaginaries in algebra.”
- [6] Miguel Rivas Gil, “Unidad de medida inercial algoritmo de estimación e implementación software,” 2006.
- [7] H. A. Clavijo Montoya, “Los Planos Anatómicos,” Dec. 2009, Accessed: Jul. 06, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.konradlorenz.edu.co/handle/001/2572>
- [8] J. Esteban Director and A. Perez Gracia, “Integración de sensores IMU para la navegación autónoma de robot.”
- [9] L. B. Robles and C. Barreto, “Uso de dispositivos GPS e IMU para analizar la performance de deportistas de alto rendimiento.”
- [10] Alondra Janeth Cárdenas Torres and Andrea Maria Molina Molano, “Detección de las fases principales de la marcha utilizando sensores inerciales de movimiento,” May 2021.
- [11] “¿Hay alguna diferencia entre ‘exactitud’ y ‘precisión’? | Centro Español de Metrología.” Accessed: Sep. 11, 2024. [Online]. Available: <https://www.cem.es/es/divulgacion/preguntas-frecuentes/hay-alguna-diferencia-entre-exactitud-precision>
- [12] WitMotion Shenzhen Co., “WitMotion Shenzhen Co., Ltd| Datasheet Bluetooth AHRS IMU sensor | BWT901 Datasheet.” [Online]. Available: <http://wiki.wit-motion.com/english>

- [13] V. Quiles, L. Ferrero, E. Iáñez, M. Ortiz, and J. M. Azorín, “Decoding of Turning Intention during Walking Based on EEG Biomarkers,” *Biosensors (Basel)*, vol. 12, no. 8, Aug. 2022, doi: 10.3390/bios12080555.
- [14] Dr. Juan Manuel Belda Lois, “1° Simposio CEA de Bioingeniería”, doi: 10.4995/CEABioIng.2019.10558.
- [15] T. Liu, Y. Inoue, and K. Shibata, “Development of a wearable sensor system for quantitative gait analysis,” *Measurement (Lond)*, vol. 42, no. 7, pp. 978–988, Aug. 2009, doi: 10.1016/j.measurement.2009.02.002.
- [16] “Crear un arreglo de cuaterniones - MATLAB - MathWorks España.” Accessed: Sep. 11, 2024. [Online]. Available: <https://es.mathworks.com/help/robotics/ref/quaternion.html>

