

UNIVERSIDAD MIGUEL HERNÁNDEZ DE ELCHE
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ELCHE
GRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA INDUSTRIAL



“Uso de la transformada de Hilbert-Huang para el análisis de cambios de dirección durante la marcha a partir de señales electroencefalográficas”

TRABAJO DE FIN DE GRADO

Septiembre - 2020

AUTOR: Raúl Bonmatí Campello

TUTORES: Mario Ortiz García

José María Azorín Poveda

Resumen

Hoy en día, muchas personas sufren enfermedades o accidentes que acaban dañando su sistema nervioso llegando a perder la movilidad de distintas partes de su cuerpo, es por ello que las Interfaces Cerebro-Máquina (BMI) adquieren un papel muy importante, ya que permiten traducir las señales cerebrales encargadas de pensar en realizar el movimiento que la persona esta incapacitada para hacer y lo traduce a comandos que son enviados a exoesqueletos que se encargan de realizar dicho movimiento. De esta forma, las BMI permiten llevar a cabo una mejor rehabilitación y mejorar su calidad de vida.

El objetivo de este trabajo es buscar aquellas señales cerebrales del electroencefalograma (EEG) que estén relacionadas con la intención de realizar un cambio de dirección durante la marcha haciendo uso de la Descomposición Empírica Modal (EMD) propuesta por Norden E. Huang [1] y que nos permite obtener las Funciones Intrínsecas de Modo (en inglés IMF), unas funciones obtenidas como resultado de someter a un proceso iterativo que aparece explicado en detalle en el apartado 3.3.4. a la función de la que partimos, en este caso la señal EEG de la que dichas IMF nos proporcionarán las distintas bandas de frecuencia de la señal en las que buscaremos patrones y potenciales relacionados a evento (ERP) que nos permita obtener los instantes en los que el sujeto piensa en cambiar de dirección.

Tras llevar a cabo el trabajo, se han conseguido detectar y aislar patrones relacionados con los cambios de dirección en la señal de potencia instantánea (Imfinse) de la IMF 5 obtenida mediante la aplicación de la Descomposición Empírica Modal (EMD) a la señal de los electrodos seleccionados, para posteriormente, desarrollar un algoritmo capaz de detectar en torno al 70 % de los cambios de dirección realizados por los sujetos.

Agradecimientos

Primeramente, me gustaría dar las gracias tanto al grupo de investigación BMI Systems Lab como a mis tutores Mario Ortiz García y José María Azorín Poveda por la gran oportunidad que me han dado de poder trabajar en este proyecto, en especial a Mario por haberme guiado y enseñado tanto en los momentos en los que los resultados no eran los esperados.

Por otra parte, dar las gracias también a los voluntarios que en su día hicieron las pruebas ya que sin ellos y con la situación que vivimos hoy en día me hubiese resultado imposible realizar este proyecto.

Por último, pero no menos importante, quiero dar las gracias a mi familia y mis amigos, no sólo por animarme en horas bajas cuando las cosas no salían y era difícil encontrar motivación, sino también por el apoyo y la confianza que me han dado siempre ya que sin ellos no hubiese sido posible sacar este proyecto adelante.



Índice

Capítulo 1. Introducción.....	11
1.1 Motivación	12
1.2 Objetivos	12
1.3 Estructura del capítulo	13
Capítulo 2. Estado del arte	15
2.1. Aspectos generales del sistema nervioso humano	15
2.2. Interfaz cerebro-máquina (BMI)	18
2.2.1. Adquisición de señales	20
2.2.1.1. Electroencefalografía	21
2.2.2. Preprocesamiento de las señales	23
2.2.3. Extracción y clasificación de características.....	24
2.3. Sistemas de captura de movimiento.....	25
2.4. Control de cambios de dirección mediante EEG	26
2.5. El papel de una BMI en la rehabilitación.....	27
Capítulo 3. Materiales y métodos	29
3.1. Materiales	29
3.1.1. Sensores Inerciales de Movimiento (IMU).....	29
3.1.2. Gorro de electrodos para señal EEG	33
3.2. Procedimiento experimental para la adquisición de datos	35
3.3. Procesamiento	38
3.3.1. Carga de ficheros.....	39
3.3.2. Detección de cambio de dirección mediante IMU's	40
3.3.3. Preprocesamiento señal EEG	46
3.3.4. Descomposición Empírica Modal (EMD) de la señal EEG.....	47
3.3.5. Selección manual de los electrodos	50
3.3.6. Cálculo del sumatorio de la Potencia Relativa para obtención de rangos temporales .	51
3.3.7. Selección manual de la IMF.....	54
3.3.8. Obtención del punto de cambio de dirección en la señal EEG	56
3.4. Extracción de métricas y características	59
3.5. Otros algoritmos analizados y descartados para el trabajo final	60
3.5.1. Búsqueda de patrones en las señales IMF	61
3.5.2. Búsqueda de patrones en señales resultantes de la suma de IMF's	61
3.5.3. Búsqueda de patrones mediante el cálculo de la potencia relativa	61
Capítulo 4. Resultados y discusión	63

4.1. Análisis electrodo a electrodo.....	65
4.2. Comparación entre los resultados de todos los electrodos.....	70
Capítulo 5. Conclusión.....	73
5.1. Futuras líneas de investigación.	74
Bibliografía	75



Índice de Figuras

Figura 1: Sistema nervioso central (Snell, 2003)	16
Figura 2: Los cuatro principales lóbulos cerebrales (Charles Morel, 1883)	17
Figura 3: Principales ondas cerebrales	18
Figura 4: Diagrama de funcionamiento de una interfaz cerebro-máquina (CC4.0)	19
Figura 5: Diferentes perspectivas del Sistema Internacional 10-20 en la colocación de los electrodos (Adaptado de Malvivuo, 1995)	22
Figura 6: Representación de los potenciales evocados relacionados a eventos respecto a un nivel de referencia (línea discontinua). En azul aparece el potencial de desincronización (ERS) y en rojo el de sincronización (ERS) [36].	27
Figura 7: Exoesqueleto de apoyo para rehabilitación de la marcha Lokomat [27]	28
Figura 8: Sensor inercial de movimiento (IMU). Modelo Tech_IMU V3 [28]	30
Figura 9: Dispositivo Tech-Hub al que van conectadas las IMU's [28]	30
Figura 10: Disposición de las 7 IMU's en el cuerpo del sujeto	32
Figura 11: Disposición de los 32 electrodos en el casco siguiendo el Sistema Internacional 10/10. El electrodo de color verde AFz es el que actúa como tierra [29].	34
Figura 12: Montaje para sincronización de dos amplificadores g.USBamp de diferente versión para su funcionamiento simultáneo [29].....	35
Figura 13: Ventana en torno a una de las 10 tareas de cada registro. Por colores: en rojo el cambio de dirección, en azul los tramos de marcha, en verde el tramo de parada y en amarillo el giro para situarse en posición inicial [24].	36
Figura 14: Diagrama de flujo que muestra esquemáticamente los pasos seguidos a lo largo del trabajo y donde cada color hace referencia a una etapa diferente del proceso (ver leyenda).	39
Figura 15: Señal en bruto de los datos Xz de la IMU 123.	41
Figura 16: Señal normalizada de los datos Xz de la IMU 123.	42
Figura 17: Comparación entre la señal IMU original (azul) y la señal suavizada mediante el filtro Savitzky-Golay (magenta).	43
Figura 18: Haciendo zoom en la primera tarea de la Figura 17 podemos observar un desfase entre el máximo de la señal original y el de la señal suavizada de unas 300 muestras (0.25 segundos).	44
Figura 19: Señal IMU de una tarea de valores positivos (pendiente descendente), con sus respectivos puntos máximos locales en azul, los puntos máximos más distantes en amplitud en verde y el punto de cambio de dirección en rojo.	45
Figura 20: Señal IMU de una tarea de valores negativos (pendiente ascendente), con sus respectivos puntos máximos locales en azul, los puntos máximos más distantes en amplitud en verde y el punto de cambio de dirección en rojo.	45

Figura 21: Sección del código utilizado en la que se muestra la actualización de los coeficientes de normalización para la normalización de los datos EEG.	47
Figura 22: Proceso de obtención de una iteración (posible IMF). (a) función original de partida; (b) función original con sus envolventes en línea discontinua y la media en línea gruesa; (c) diferencia entre la señal original y la media (siguiente iteración) [1].	48
Figura 23: Representación de la señal EEG así como de todas las IMF's y el residuo final, en este caso con los datos sin normalizar para poder observar entre que amplitudes de microvoltios se mueve cada banda de frecuencia, donde los diamantes rojos son los puntos de cambio detectados por las IMU's.	49
Figura 24: Señal correspondiente al electrodo 'FCz' y sus primeras 5 IMF's en las que se pueden observar los picos producidos por artefactos y que se repiten en todas las IMF's. .	50
Figura 25: Homúnculo de Penfield con sus respectivos córtex motor y sensorial.	51
Figura 26: Representación de la Potencia relativa calculada a partir de la Imfinse de la agregación de los valores de IMF 5 en torno a los 10 puntos de cambio para el electrodo Cpz, concretamente el registro A03_1_1 (comportamiento superior).	53
Figura 27: Representación de la Potencia relativa calculada a partir de la Imfinse de la agregación de los valores de IMF 3 en torno a los 10 puntos de cambio para el electrodo Cpz, concretamente el registro A03_1_1.	54
Figura 28: Representación de la Potencia relativa calculada a partir de la Imfinse de la agregación de los valores de IMF 5 en torno a los 10 puntos de cambio para el electrodo Cpz, concretamente el registro A03_2_3 (comportamiento inferior).....	55
Figura 29: Patrón perteneciente a la IMF 5 y que constituirá la base de la que se parte para detectar los puntos de cambio de dirección según la señal EEG.	55
Figura 30: Diagrama del proceso de obtención del punto de cambio de dirección a partir de la señal EEG (los colores utilizados a excepción del verde claro se corresponden con los de la representación gráfica con Matlab como la de la Figura 31).....	56
Figura 31: Ventanas de la señal Imfinse suavizada procedente de la IMF 5 en torno a los 10 puntos de cambio del registro A03_1_1 del sujeto A03 para el electrodo CPz. En magenta el instante en el que se produce el cambio de dirección según la señal EEG y en negro según las IMU's.	57
Figura 32: Error debido a la suavización de la Imfinse de la IMF5, en este caso, se puede observar cómo al suavizar la señal el máximo de ésta se adelanta 0,025 segundos. La imagen compara el suavizado para el cambio 5 del registro A03_1_1 del electrodo CPz del sujeto A03.....	59
Figura 33: Fragmento del código en el que se crean las nuevas funciones que son el resultado de la suma de diversas IMF's que por sí solas no permiten obtener ninguna información.....	61

Índice de Tabla

Tabla 1: Numeración y posicionamiento de las IMU's	33
Tabla 2: Clasificación de los distintos sujetos y sus sesiones, así como la nomenclatura utilizada para cada registro.	37
Tabla 3: Frecuencias medias asociadas a cada IMF (Datos aproximados que pueden variar levemente de un registro a otro).	49
Tabla 4: Formato matriz de resultados	60
Tabla 5: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo Cz.	65
Tabla 6: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C1.	66
Tabla 7: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C2.	67
Tabla 8: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C3.	68
Tabla 9: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C4.	69
Tabla 10: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo CPz.	70
Tabla 11: Comparación entre los valores medios de los datos recogidos para cada electrodo.	71

Capítulo 1. Introducción

De acuerdo con algunas informaciones cada año aumenta el número de personas que por diversas causas pierden la movilidad de algunas partes de su cuerpo [2], otra de las causas son los accidentes cerebrovasculares (ACV) conocidos también como ataque cerebral, stroke o ictus que afecta a un gran número de personas cada año, de las cuales entre un 15 a un 30% sufre de deterioro funcional severo con sustanciales pérdidas de movilidad e independencia [3].

Como hemos dicho anteriormente, una de las principales secuelas que dejan este tipo de enfermedades es la reducción de la movilidad, esto puede afectar mucho a la persona ya que su vida cambia drásticamente de un día para otro convirtiéndose en una persona dependiente. Por todo esto, y para evitar daños mayores, es muy importante la rehabilitación, ya que en este tipo de enfermedades no es la capacidad locomotora la que está afectada, sino que son las conexiones nerviosas que se encargan de llevar a cabo la orden del cerebro a los músculos las que están dañadas. Se ha demostrado que mediante una rehabilitación adecuada, basada en que el paciente repita aquellos movimientos que ha perdido la capacidad de hacer, se pueden restablecer las conexiones nerviosas gracias a la plasticidad neuronal [4].

Con el objetivo de apoyar y facilitar el proceso de rehabilitación, desde el punto de vista de la ingeniería se desarrollan una serie de tecnologías, como pueden ser los exoesqueletos que facilitan el correcto movimiento de las zonas afectadas de los pacientes, así como las interfaces cerebro-máquina (BMI) que permiten involucrar cognitivamente al paciente mediante la lectura de sus señales electroencefalográficas (EEG) permitiendo controlar el dispositivo robótico de asistencia o rehabilitación de forma análoga a como funcionaría la relación cerebro-músculo del paciente [5].

Dentro del ámbito de estudio de las interfaces cerebro-máquina (BMI), este trabajo busca encontrar algún patrón en la señal EEG que esté relacionado con la intención de cambiar de dirección durante la marcha, todo ello haciendo uso de la Descomposición Empírica Modal (EMD) de la propia EEG [1], con el objetivo de detectar cuales son aquellos cambios de la EEG relacionados con el cambio de dirección de forma que pueda ser el propio paciente el que controle el exoesqueleto para cambiar de dirección sin necesidad de mecanismos o mandos externos.

1.1 Motivación

Este trabajo forma parte del proyecto de investigación *Control de exoesqueletos de miembro inferior mediante interfaces cerebro-máquina para asistir a personas con problemas de marcha*, financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades; la Agencia Estatal de Investigación; y la Unión Europea mediante el FEDER.

El objetivo es desarrollar una BMI que conectada a un exoesqueleto de extremidades inferiores permita asistir a personas que hayan sufrido un ictus o SCI con afectación de la marcha. Para ello, se desarrollan varios algoritmos con el fin de detectar los cambios de dirección, utilizando la Descomposición Empírica Modal (EMD) como punto de partida para el procesamiento de la señal EEG.

1.2 Objetivos

Cómo se ha mencionado anteriormente, el objetivo principal de este trabajo es detectar la intención de cambiar de dirección durante la marcha partiendo en este caso de la descomposición empírica modal de la señal electroencefalográfica (EEG). Para ello, se llevan a cabo los siguientes pasos:

1. Detectar los cambios de dirección mediante las señales obtenidas a través de los sensores inerciales de movimiento (IMU), para posteriormente etiquetarlos en la señal EEG y poder usarlos como referencia.
2. Descomposición frecuencial de la señal EEG inicial mediante la descomposición empírica modal (EMD) en las distintas bandas de frecuencia, también conocidas como funciones intrínsecas de modo (IMF).
3. Análisis de las IMF de las distintas frecuencias con el objetivo de encontrar algún patrón o característica que permita establecer un rango temporal de cambio de dirección en torno al punto de cambio de la IMU.

4. Búsqueda de aquellos electrodos e IMF's en los que se pueden observar patrones relacionados con el cambio de dirección todo esto partiendo la potencia instantánea de cada IMF (imfinse).
5. Obtención de puntos de cambio según las señales EEG haciendo uso de la imfinse y extracción de métricas.

1.3 Estructura del capítulo

La memoria del proyecto estará constituida por los siguientes capítulos:

- Capítulo 1. Introducción: Constituido por la introducción, la motivación para la realización del proyecto, además de los objetivos y la estructura de la memoria.
- Capítulo 2. Estado del arte: Breve explicación teórica acerca de los conceptos sobre señales EEG, BMI y detección de cambios de dirección estudiados hasta la fecha.
- Capítulo 3. Materiales y métodos: Se describen los elementos usados para la adquisición de los datos señales, así como los procedimientos utilizados para el procesamiento de dichos datos con el objetivo de obtener resultados.
- Capítulo 4. Resultados y discusión: Se exponen y evalúan los resultados obtenidos.
- Capítulo 5. Conclusiones y trabajos futuros: Exposición de las conclusiones que se pueden sacar a partir de los resultados obtenidos, así como la presentación de posibles futuras líneas de trabajo.



Capítulo 2. Estado del arte

En este capítulo se busca hacer un repaso al estado de desarrollo y estudio en el que se encuentran los proyectos de interfaz cerebro-máquina (BMI) destinados a la rehabilitación de personas con movilidad reducida debida a accidentes cerebrovasculares (ACV) y lesiones medulares (SCI), haciendo hincapié en su futura aplicabilidad para terapias de la rehabilitación de la marcha o mejora en asistencia.

En los últimos años, los avances en el campo de las interfaces cerebro-máquina (BMI) han permitido la aplicación de estos para actividades de rehabilitación con resultados ampliamente positivos respecto a otros tipos de rehabilitación más tradicionales.

Para ello, vamos a introducir con detalle los aspectos más importantes a tener en cuenta en este tipo de proyectos como pueden ser: la electroencefalografía (EEG) y su relación con el sistema nervioso humano ya sea por tipos y clasificación de los ritmos cerebrales, disposición de los electrodos a lo largo del cuero cabelludo para la detección de dichos ritmos, regiones del cerebro relacionadas con los cambios de marcha y la intención de movimiento, y por último, los potenciales de acción de estos ritmos para poder ser considerados como remarcables desde el punto de vista de la ejecución de algún movimiento. Además de los sistemas de captura de movimiento como puedan ser las IMUS (sensores inerciales de movimiento) y los goniómetros.

2.1. Aspectos generales del sistema nervioso humano

El sistema nervioso es considerado el más complejo de nuestro cuerpo, ya que no sólo se encarga de recibir información del exterior, sino también de analizarla, determinar las acciones a realizar y ejecutarlas, todo ello a través de impulsos eléctricos que viajan a través del sistema nervioso periférico (nervios) hasta todas las partes del cuerpo.

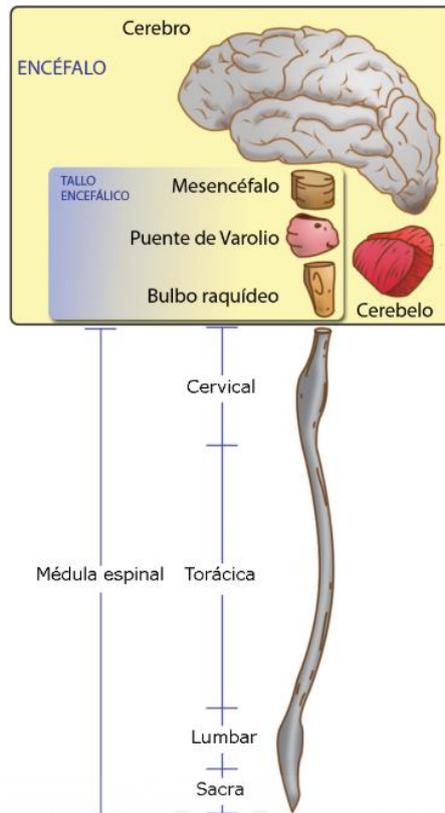


Figura 1: Sistema nervioso central (Snell, 2003)

Estos impulsos eléctricos son generados mediante la sinapsis que se produce entre las neuronas en el sistema nervioso central, formado por la médula espinal y el encéfalo, en este último será donde encontraremos las zonas más implicadas en el proyecto:

- Cerebelo: situado en la parte posterior del cráneo y con una morfología y composición similar a la del cerebro, aunque de reducido tamaño, se encarga de mantener el equilibrio además de coordinar y adaptar los movimientos a las distintas situaciones.

- Cerebro: situado en el interior del cráneo, es el núcleo del sistema nervioso ya que se encarga de coordinar las funciones vitales del cuerpo además de contener la memoria. Del cerebro vamos a destacar la corteza o córtex cerebral, ya que es en esta zona del cerebro donde se encuentran la mayor parte de neuronas y, por tanto, donde más conexiones sinápticas se producen, dando lugar a los anteriormente mencionados impulsos eléctricos que más adelante veremos cómo detectar mediante un electroencefalograma (EEG). Dicha corteza cerebral se encuentra repartida en diversos lóbulos (frontal, parietal, occipital, temporal, insular y límbico, para cada hemisferio) dispuestos de la siguiente forma:

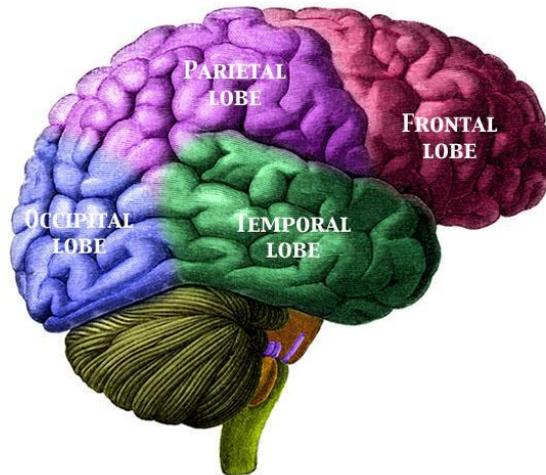


Figura 2: Los cuatro principales lóbulos cerebrales (Charles Morel, 1883)

Como se ha mencionado anteriormente, en la corteza cerebral se producen impulsos eléctricos que son captados por el electroencefalograma (EEG) y que podemos clasificar dependiendo de su frecuencia en distintos tipos de ondas [6]:

-Ondas Delta (0.1 a 3 Hz): son las ondas de menor frecuencia y suelen estar relacionadas a etapas de sueño profundo.

-Ondas Theta (4 a 7 Hz): de mayor frecuencia que las ondas Delta suelen aparecer en las fases de sueño 1 y 2 debido a la interacción de los lóbulos temporal y frontal.

-Ondas Alfa (8 a 15 HZ): se trata de las ondas de menor frecuencia que aparecen mayoritariamente en el lóbulo occipital, estando el sujeto despierto, aunque en periodos de relajación y reposo manteniendo los ojos cerrados. Además, cabe destacar que este tipo de ondas suben de frecuencia al moverse o pensar en moverse.

-Ritmo mu (8 a 12 Hz): aunque es muy similar a las ondas alfa a nivel de frecuencia y amplitud, este tipo de onda es suprimida cuando una persona piensa en moverse además muy importante a tener en cuenta en proyectos BMI como éste.

-Ondas Beta (16 a 30 Hz): son el tipo de onda más presente, ya que están asociadas a cuando el sujeto está despierto y realizando acciones conscientes

-Ondas Gamma (31 a 100 Hz): son las ondas de mayor frecuencia y por tanto de menor amplitud, este tipo de onda suele oscilar en torno a los 40 Hz en el cerebro humano y está relacionada con las actividades de percepción consciente, gestión de la memoria y estados de mucha concentración.

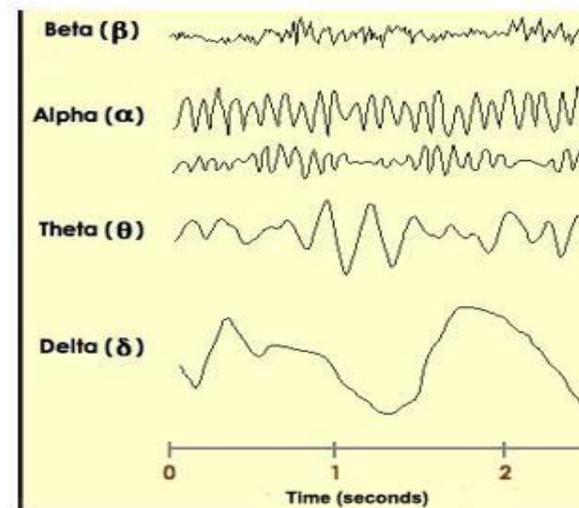


Figura 3: Principales ondas cerebrales

Fuente: <https://www.neurofeedback.cat/que-son-las-ondas-cerebrales/>

2.2. Interfaz cerebro-máquina (BMI)

La tecnología, hoy en día conocida como interfaz cerebro-máquina (BMI), nació a finales del siglo XIX cuando se descubrió la naturaleza eléctrica del cerebro por parte de Richard Caton, aunque no fue hasta 1924 cuando Hans Berger consiguió obtener actividad cerebral y clasificar los ritmos cerebrales mediante el uso de la electroencefalografía (EEG), posteriormente no se desarrollarían más investigaciones en este campo hasta los años 70 cuando se retomaron los estudios en la universidad de Los Ángeles [7].

El principal objetivo de este tipo de tecnología es la obtención de los distintos tipos de ondas que se generan en el cerebro humano para posteriormente ser clasificadas y tratadas para ser interpretadas por un ordenador que a su vez ejecute distintas acciones sobre un dispositivo externo con el fin de obtener un beneficio para la persona a la que se le está aplicando esta tecnología, es decir, permitir la posibilidad de comunicar a dicha persona con un robot o cualquier otro tipo de máquina sin necesidad de cualquier tipo de movimiento articular por parte de la persona.

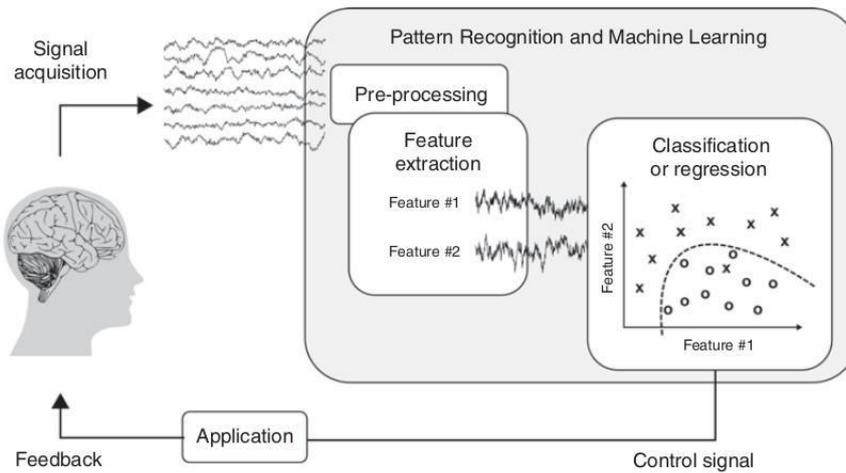


Figura 4: Diagrama de funcionamiento de una interfaz cerebro-máquina (CC4.0)

Fuente: <https://iaarbook.github.io/interfaz-cerebro-computadora-BCI/>

Este proceso se encuentra dividido en varios subprocesos o acciones que son necesarias para el correcto funcionamiento de una interfaz cerebro-máquina:

1. Adquisición de señales: este proceso incluye la obtención de señales cerebrales por medio de cualquiera de las técnicas que se quiera emplear para ello, y la posterior conversión y adaptación de dichas señales mediante amplificadores y filtros para poder ser enviadas al ordenador ya en forma de señal digital y en buenas condiciones.
2. Preprocesamiento de las señales: incluye la aplicación de diversos filtros para eliminar ruidos provenientes de otras actividades tanto internas como pueden ser el movimiento de músculos, parpadeos oculares, movimiento relativo entre la piel y electrodo, etc., como externas como puede ser la componente de frecuencia de la red. Estos ruidos que no nos interesan se les denomina artefactos [8]. Estos filtros no sólo se encargan de eliminar artefactos sino también de realizar un filtrado espacial para potenciar la contribución individual de cada electrodo, filtrar frecuencias para potenciar aquellas bandas de frecuencia que más nos interesen, y hacer resamples para tener otra frecuencia de muestreo y así poder independizar la salida del canal o mejorar los tiempos de procesamiento.
3. Extracción de las características: una vez eliminados los artefactos en el proceso anterior, las señales que nos quedan son las propiamente cerebrales, es decir, las generadas por la sinopsis entre neuronas y que mediante la aplicación de diversos

algoritmos para de esta forma poder estudiarlas por separado y agruparlas según el proceso neurológico o acción con la que estén relacionadas.

4. Clasificación: una vez extraídas las características de las señales seleccionadas se continuará con una clasificación de las señales para interpretar las tareas mentales adquiridas mediante la interfaz cerebro-máquina y generar un comando para interactuar con un dispositivo externo.
5. Ejecución: los comandos elaborados por el ordenador a partir de las señales cerebrales tratadas son enviados a los mecanismos encargados de llevar a cabo la acción determinada para la que han sido creados.

2.2.1. Adquisición de señales

Por lo que respecta al primer paso del proceso como es el de la adquisición de señales, dependiendo de los elementos utilizados para la obtención de éstas y de cómo estén dispuestos en la cabeza de la persona podemos distinguir entre dos tipos de métodos:

-Métodos invasivos: son aquellos en los que la obtención de las señales cerebrales debe ser muy precisa ya que consiste en situar los sensores en el interior o sobre la superficie de la corteza cerebral para lo que se requiere de una intervención quirúrgica, obteniéndose de esta forma una señal menos ruidosa y contaminada que la que obtendríamos mediante métodos no invasivos. La práctica invasiva más utilizada es la conocida como electrocorticografía (ECoG) [9], basada en colocar los electrodos encargados de captar las señales cerebrales sobre la corteza cerebral, cabe destacar que es considerada una técnica parcialmente invasiva, ya que parte de los dispositivos utilizados se implantan dentro del cráneo y otros en el exterior de éste.

-Métodos no invasivos: esto no aportan información tan precisa como los invasivos, pero tienen la principal ventaja de que no requieren de intervención quirúrgica de ningún tipo, ya que los sensores que detectan las señales cerebrales son externos y se pueden colocar y retirar rápidamente cuando ya no se necesiten. Algunas de las técnicas utilizadas en estos métodos no invasivos son: la magnetoencefalografía (MEG) que obtiene la información de las señales cerebrales por medio de campos magnéticos [10], la imagen por resonancia magnética funcional (IRMf) que pretende visualizar los movimientos de las distintas áreas del cerebro así como la dilatación de los vasos sanguíneos y el flujo de sangre que circula por ellos al realizar un determinado movimiento [11], la imagen óptica cercana al infrarrojo

(fNIRS) que consiste en detectar la sangre que circula en una parte del cerebro cuando la hemoglobina de dicha sangre absorbe cierta cantidad de rayos infrarrojos proyectados sobre el cerebro [12], y por último, la técnica más empleada y que se desarrolla más adelante de forma más detallada es la electroencefalografía (EEG), que consiste en la adquisición de las señales cerebrales por medio de un casco de electrodos [13].

2.2.1.1. Electroencefalografía

Acerca de la electroencefalografía se puede decir que es hoy en día la técnica más utilizada para la adquisición de señales cerebrales, ya sea para detectar posibles trastornos cerebrales como para su utilización como parte fundamental en una interfaz cerebro-máquina (BMI).

Este proceso se fundamenta en la utilización de unos electrodos situados a lo largo del cuero cabelludo que tienen como objetivo el de detectar las señales cerebrales originadas en la corteza cerebral debido a la sinapsis que se produce entre las neuronas. Toda la actividad cerebral detectada por los electrodos aparecerá registrada en un electroencefalograma (EEG).

Uno de los aspectos más importantes a tener en cuenta cuando se realiza un electroencefalograma es el de colocar correctamente los electrodos a lo largo del cuero cabelludo, ya que estos deben estar dispuestos de una forma determinada establecida internacionalmente con el objetivo de que todos los encefalogramas a lo largo del mundo tengan validez y puedan ser comparados entre ellos, esta distribución de electrodos es conocida como Sistema Internacional 10-20 y 10-10 [14], donde estos números hacen referencia a que los electrodos estarán dispuestos con una separación equivalente a la distancia porcentual entre dos puntos reconocibles de la cabeza, los 3 puntos más destacables desde los que se hacen estas medidas son:

- El punto donde se unen los huesos nasales con el hueso frontal del cráneo, es decir, la unión entre frente y nariz conocida como nasión.
- La zona trasera inferior del cráneo donde el hueso occipital es más prominente y se insertan el trapecio y el ligamento nuczal, conocida como inión.
- Los puntos situados justo delante del pabellón de la oreja, conocidos como puntos auriculares.

2.2.2. Preprocesamiento de las señales

Tiene como objetivo principal el eliminar posibles ruidos que pueden provenir tanto del interior del cuerpo (fisiológicos), como del exterior y que aparecen en el electroencefalograma (EEG) pudiendo ser confundidos con otro tipo de señales, que sí que nos interesan, dando lugar a errores en su interpretación. A este tipo de ruidos se les conoce como artefactos [8] y su eliminación es uno de los procesos más importantes de cualquier aplicación de una interfaz cerebro- máquina (BMI).

Como se ha dicho anteriormente, podemos distinguir dos tipos de artefactos dependiendo de donde se produzca su origen. Por una parte tenemos a los artefactos que aparecen debido a señales exógenas, es decir, externas al sujeto al que se le está realizando el electroencefalograma, como pueden ser: la interferencia de los propios electrodos debido a un cambio repentino en la impedancia, la componente de frecuencia de la corriente alterna que nos rodea y que puede hacer aparecer una señal de 50 o 60 Hz dependiendo de la zona del mundo donde nos encontremos, señales de radio y televisión que aportan señales de alta frecuencia y ruidos externos en general como puede ser el que hace una persona u otro mecanismo. Por otra parte, también aparecen artefactos endógenos que son aquellos que tienen su origen en el propio organismo del sujeto cómo, por ejemplo: los provocados por movimientos involuntarios como pueden ser la respiración, el latido del corazón o el parpadeo de los ojos, además de movimientos de músculos y huesos, así como espasmos o tirones musculares. Para detectar y eliminar dichos artefactos se utilizan diferentes técnicas y procedimientos.

Algunas de las técnicas utilizadas para la detección y medida de estos artefactos son:

- Electrooculografía (EOG): se encarga de detectar el movimiento de los ojos mediante una serie de electrodos, lo que facilita posteriormente en el electroencefalograma la detección de las señales debidas al parpadeo y movimiento de los ojos [16].

- Electromiografía (EMG): su objetivo es registrar los impulsos eléctricos provocados por los músculos esqueléticos para al igual que con la electrooculografía poder detectar estos impulsos en el electroencefalograma con más facilidad [17].

Por otra parte, para la eliminación de los artefactos detectados se utilizan las técnicas siguientes:

- Análisis de componentes independientes (ICA): se trata de un filtrado que permite separar las distintas señales de un electroencefalograma para poder analizarlas mejor por separado mediante un análisis probabilístico, y es utilizado sobre todo para eliminar los artefactos relacionados con el movimiento del cuerpo en especial al caminar o cambiar de velocidad [18].

- Análisis de componentes principales (PCA): técnica estadística que permite obtener una aproximación de las componentes más importantes de una matriz de datos grande \mathbf{X} , gracias al uso de otras dos matrices mucho más pequeñas \mathbf{T} y \mathbf{P} , cuyo producto es el que nos permite hacer la aproximación previamente citada [19]. Esta técnica es utilizada en métodos de reconstrucción del subespacio de artefactos (ASR), donde una vez obtenidas las ventanas de los componentes principales de las señales se comparan con una ventana limpia para poder así eliminar los artefactos que superen un determinado límite establecido previamente según la desviación estándar. Además, cabe destacar otro filtro que en determinados estudios ha dado mejores resultados que el ASR y que parte de la referencia de las señales de parpadeo para eliminar su contribución, este filtro es conocido como filtro adaptativo (no estacionario) $H \infty$ [20]. En otros estudios consiguieron eliminar de la señal los armónicos de la frecuencia fundamental del movimiento fusionando el filtro adaptativo no estacionario $H \infty$ con un filtro en cascada basado en series Volterra (modelo de comportamiento no lineal).

2.2.3. Extracción y clasificación de características

Una vez eliminados todos los artefactos posibles, se procederá a la extracción de las señales del electroencefalograma que nos interesen, para su posterior clasificación según la acción para la que estén destinadas, todo ello mediante la aplicación de distintos algoritmos capaces de detectar diferentes comportamientos en la señal, entre los cuales podemos destacar:

- Desincronización relacionada con eventos (ERD): caracterizado por una atenuación de los ritmos alfa (μ) y beta [21], suelen aparecer ante estímulos visuales o cuando el sujeto cambia de velocidad lo que los hace muy importante para el ámbito de estudio de este proyecto. Además, cabe destacar que generalmente son detectados en las áreas occipital y parietal.

- Potencial cortical relacionado con el movimiento (MRCP): comportamiento de la señal muy importante, ya que aparece cuando el sujeto piensa con anterioridad en la ejecución de un movimiento voluntariamente y suele aparecer en el electroencefalograma como una caída de la amplitud en ondas de baja frecuencia [22].

-Perturbación espectral relacionada con eventos (ERSP): se trata de una generalización de los potenciales asociados a eventos (ERP) que nos permite obtener información acerca de eventos asociados a la dinámica cerebral relacionados a estímulos externos que no podemos obtener mediante ERP [23], mediante los que se pretende asociar las atenuaciones generalmente de ondas de frecuencia alfa de la zona occipital con la intención del sujeto de cambiar de velocidad, ya sea para aumentar o disminuir ésta.

2.3. Sistemas de captura de movimiento

Además de la obtención por medio de un electroencefalograma de las señales cerebrales, también conviene registrar el movimiento del cuerpo del sujeto al mismo tiempo para poder clasificar las distintas señales correctamente. Para ello utilizaremos una serie de dispositivos que no sólo nos permitirán obtener el movimiento relativo del sujeto respecto a los elementos que le rodean, sino también el de alguna de sus articulaciones como pueden ser la rodilla o el tobillo. Algunos de los dispositivos utilizados para detectar estos movimientos son:

-Unidades de medición inercial (IMUs): como su nombre indica, estos dispositivos se colocan en el cuerpo del sujeto para medir su posición en el espacio, aceleración y giros en tiempo real para posteriormente poder observarlos gráficamente en herramientas como MatLab; para ello están dotados de giroscopios, acelerómetros y brújulas que permiten la obtención de todos estos datos.

-Goniómetros: dispositivo cuyo fin principal es el de medir ángulos, en nuestro caso se suelen utilizar para medir los ángulos que forman las distintas articulaciones (tobillo, rodilla, cadera) mientras nos movemos con el fin de obtener otro dato más que nos ayude en la clasificación de las señales cerebrales relacionadas con el hecho de caminar.

2.4. Control de cambios de dirección mediante EEG

Cómo se ha mencionado anteriormente, una de las principales aplicaciones de una interfaz cerebro-máquina (BMI) es la de usarse en procesos destinados a la rehabilitación o asistencia de personas que han perdido la movilidad del tren inferior, por este motivo, existen numerosos estudios que tienen como objetivo común el de detectar aquellas señales cerebrales relacionadas con el movimiento de las extremidades inferiores, incluyendo tanto el planeamiento motor que es el hecho de pensar en realizar un determinado movimiento para posteriormente realizarlo, como el propio movimiento en sí.

En su etapa preliminar, este tipo de estudios se basa en realizar una serie de pruebas experimentales a sujetos sanos que irán caminando y cambiando de dirección siguiendo unas determinadas instrucciones mientras sus señales cerebrales son detectadas por unos electrodos. Cabe destacar que los giros de dichos cambios de dirección son de 45°, ya que esta actividad estará destinada a personas con dificultad para caminar. Una vez la herramienta está desarrollada con sujetos sanos, se pasa a la etapa clínica llevando a cabo la comprobación en sujetos con problemas de movilidad.

Hasta la fecha, la forma más usada para detectar patrones de cambio de dirección en las señales EEG recogidas ha sido la de detectar potenciales relacionados a eventos (ERP) relacionados a estos cambios de dirección, ya que estos aparecen con el mero hecho de pensar en cambiar de dirección y son fácilmente identificables por tener dos tramos claramente diferenciados, como podemos observar en la Figura 6: el potencial de desincronización (ERD) caracterizado por una marcada bajada del potencial respecto al nivel medio de la señal registrada mientras se camina, y el de sincronización (ERS) caracterizado por una subida respecto a dicho nivel medio, siendo el primero de estos (ERD) el más importante, ya que se ha demostrado que gracias a algunas de sus características podemos diferenciar los ERP's relacionados a cambios de dirección de aquellos que puedan aparecer durante la marcha [24].

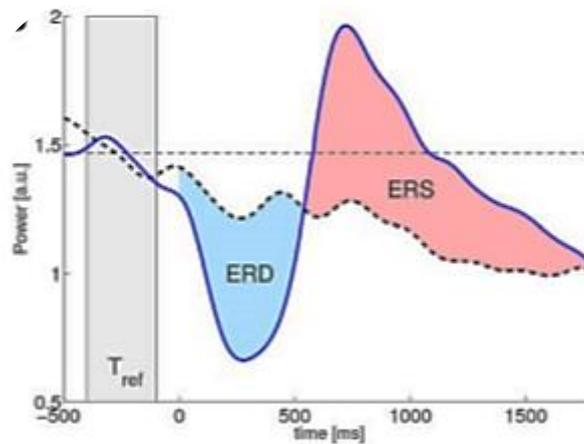


Figura 6: Representación de los potenciales evocados relacionados a eventos respecto a un nivel de referencia (línea discontinua). En azul aparece el potencial de desincronización (ERD) y en rojo el de sincronización (ERS) [36].

2.5. El papel de una BMI en la rehabilitación

Como se ha mencionado anteriormente, a lo largo de los últimos años la participación de las interfaces cerebro-máquina (BMI) han ido adquiriendo un papel cada vez más importante en los procesos de rehabilitación para persona con lesiones motoras, ya que los resultados obtenidos indican una mejora respecto a la rehabilitación tradicional [25]. Esto se debe a que mediante la utilización de una BMI el paciente participa de forma activa en su rehabilitación ya que debe pensar en realizar un movimiento para que el mecanismo o exoesqueleto lo realice por lo que en general el paciente está más motivado lo que ayuda a acelerar la terapia, además de que ayuda a reestablecer las conexiones nerviosas entre las neuronas y los músculos encargados de realizar el movimiento [26].

Para todo esto, además de para servir de apoyo a los fisioterapeutas, se utilizan diversos mecanismos entre los que destacan los exoesqueletos que una vez adaptados al paciente permiten que éste le ordene con solo pensarlo el movimiento que quiere hacer para que dicho exoesqueleto lo realice de la forma más realista posible.

Algunos de los exoesqueletos más utilizados para este tipo de rehabilitación y en los que el paciente se encuentra sujeto y en suspensión para evitar cualquier tipo de resistencia externa como pueda ser el propio peso del paciente son el Lokomat donde el paciente se encuentra sobre una cinta y el Haptic Walker donde se encuentra sobre unos pedales.



Figura 7: Exoesqueleto de apoyo para rehabilitación de la marcha Lokomat [27]

Por último, cabe destacar que las interfaces cerebro-máquina no sólo pueden tener un importante papel para la rehabilitación de los pacientes, sino también para su día a día ya que también se busca desarrollar exoesqueletos y robots asistentes para ayudar a las personas en sus tareas diarias aportándoles una mayor independencia y mejor calidad de vida.

Capítulo 3. Materiales y métodos

En este capítulo se busca explicar de forma clara y sencilla todo el equipamiento utilizado a lo largo del proyecto para la adquisición de las señales tanto de movimiento como cerebrales. Así mismo, también se describe de forma detallada todo el proceso experimental que se ha llevado a cabo incluyendo el tanto pretratamiento de las señales mencionadas anteriormente, como todos los pasos siguientes que tienen como objetivo la extracción de unas características que nos permitan obtener los instantes en los que se produce el cambio de dirección, además de algunos de los procedimientos que también se han llevado a cabo, pero no han arrojado los resultados esperados.

3.1. Materiales

Para llevar a cabo el proyecto, se parte de la adquisición de las distintas señales. Para ello se utilizarán unos sensores inerciales de movimiento (IMU) que nos permitirán obtener los datos relacionados con el movimiento del sujeto en el espacio (desplazamiento, cambio de velocidad de la marcha, cambio de dirección, etc.), además del equipamiento del electroencefalograma que nos permite la adquisición de las señales cerebrales EEG sobre las que trabajaremos en este proyecto.

3.1.1. Sensores Inerciales de Movimiento (IMU)

Como se ha mencionado anteriormente, para la adquisición de todos aquellos datos relacionados con el movimiento del sujeto en el medio físico utilizamos un conjunto de sensores de pequeño tamaño conocidos como sensores inerciales de movimiento (IMU, del inglés: Inertial Measurement Unit) que nos aportan información precisa acerca de velocidad, aceleración y orientación principalmente, y que nos será de gran importancia a la hora de determinar el instante exacto en el que el sujeto ha cambiado de dirección.

Para nuestro trabajo hacemos uso del equipo Tech-MCS V3 (Motion Capture System) de la empresa Technaid S.L., en el que vienen una serie de sensores Tech-IMU's basados en la tecnología MEMS (Micro Electro Mechanical Systems) que son los encargados de calcular

la posición y orientación 3D del sujeto en cada instante mediante tecnología inercial, para ello utiliza un acelerómetro, un giróscopo y un magnetómetro, todos ellos 3D [28].



Figura 8: Sensor inercial de movimiento (IMU). Modelo Tech_IMU V3 [28]

Todas estas IMU's van conectadas a un dispositivo conocido como Tech-Hub que se encarga de transmitir a el ordenador la información obtenida por las IMU's ya sea por por conexión bluetooth, conexión USB o a través de una tarjeta microSD, en nuestro caso utilizamos la conexión USB.



Figura 9: Dispositivo Tech-Hub al que van conectadas las IMU's [28]

Volviendo a las IMU's, su funcionamiento se basa en las dos primeras leyes de Newton, la ley de la inercia y la ley fundamental de la dinámica respectivamente. La primera de estas dice que un cuerpo se mantendrá en reposo o con un movimiento recto a velocidad constante siempre y cuando no actúen sobre él otras fuerzas externas, mientras que la segunda afirma

que si una fuerza es aplicada a un cuerpo de masa constante, dicha fuerza será proporcional a la aceleración que adquiere el cuerpo.

$$\sum \vec{F} = 0 \leftrightarrow \frac{d\vec{v}}{dt} = 0 \quad (1^{\text{a}} \text{ Ley de Newton})$$

$$F = m \cdot \vec{a} \quad (2^{\text{a}} \text{ Ley de Newton})$$

Basándose en estas 2 leyes el acelerómetro triaxial presente en el interior de cada IMU tiene una masa que puede desplazarse en cada uno de los tres ejes pudiéndose usar la distancia de desplazamiento y la gravedad en cada eje como puntos de partida para calcular la aceleración del sujeto.

Por otra parte, el giroscopio triaxial nos permite calcular la velocidad angular del sujeto, para ello se basa en la aceleración de Coriolis, ya que la masa experimenta una fuerza de Coriolis perpendicular a la velocidad angular al rotar con dicha velocidad angular perpendicular al plano, por lo que podemos utilizar el desplazamiento de la masa causado por la fuerza de Coriolis para calcular la velocidad angular al ser estas dos proporcionales.

Mientras que para conocer la orientación con precisión las IMU's cuentan con un magnetómetro también triaxial el cual es sensible al campo magnético y proporciona la orientación respecto al polo norte magnético.

Una vez se han obtenido todos los datos necesarios con los métodos explicados anteriormente ya se puede desarrollar la matriz de rotación también conocida como Matriz de Cosenos Directores (DCM) que define la orientación de los ejes X, Y y Z respecto a un sistema de coordenadas fijo donde X apunta al polo norte magnético y Z tiene la dirección de la gravedad. A partir de los elementos ya mencionados podemos obtener los siguientes valores:

$$\text{Acelerómetro} \quad \rightarrow \quad \vec{W}_{(z)} \approx [0 \ 0 \ 9.8] \quad (3)$$

$$\text{Magnetómetro} \quad \rightarrow \quad \vec{M} = [M_x \ M_y \ M_z] \quad (4)$$

$$\text{Giroscopio} \quad \rightarrow \quad \vec{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z] \quad (5)$$

A partir de estos valores ya podremos desarrollar cada una de las columnas de la matriz DCM, así como la estimación de su evolución a lo largo del tiempo basándonos en el Filtro de Kalman Extendido (EKF) dónde se tienen en cuenta los valores en el instante anterior, así como la rotación de cada eje (integral de las velocidades angulares):

$$\vec{U}_{(X)} = |\vec{W}_{(Z)} \times \vec{M}| \quad (6)$$

$$\vec{V}_{(Y)} = |\vec{W}_{(Z)} \times \vec{U}_{(X)}| \quad (7)$$

$$D = [\vec{U}_{(X)} \ \vec{V}_{(Y)} \ \vec{W}_{(Z)}] = \begin{bmatrix} \hat{u}_x & \hat{v}_x & \hat{w}_x \\ \hat{u}_y & \hat{v}_y & \hat{w}_y \\ \hat{u}_z & \hat{v}_z & \hat{w}_z \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\text{Variación} \quad \rightarrow \quad DCM_{(t)} = DCM_{(t-1)} + \int \vec{\omega}_{(t)} \quad (9)$$

Para finalizar, cabe destacar que para nuestra recogida de datos sólo utilizaremos 7 IMU's distribuidas desde los tobillos hasta la zona lumbar tal y como se puede observar en la Figura 10.

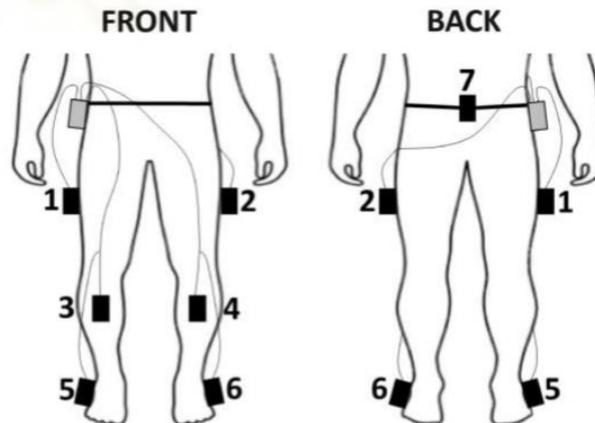


Figura 10: Disposición de las 7 IMU's en el cuerpo del sujeto

Para nuestra recogida de datos a cada una de las IMU's se le asigna un número y una posición determinada en el cuerpo que aparecerán detallados en la Tabla 1, ya que cada IMU nos da 19 señales diferentes con una frecuencia de 30 Hz.

N° IMU en Figura 10	N° IMU en nuestros datos	Posición IMU
1	123	Cuádriceps derecho
2	130	Cuádriceps izquierdo
3	124	Gemelo derecho
4	133	Gemelo izquierdo
5	125	Pie derecho
6	134	Pie izquierdo
7	122	Lumbar

Tabla 1: Numeración y posicionamiento de las IMU's

3.1.2. Gorro de electrodos para señal EEG

Anteriormente se ha explicado la obtención de los datos del movimiento de los sujetos durante el experimento, además del material utilizado para ello. En este apartado se expondrán los materiales indispensables para llevar a cabo el registro de las señales cerebrales de las diferentes áreas del cerebro, así como la preparación previa y disposición correcta de los instrumentos de medida en el sujeto.

Los materiales utilizados para el registro de estas señales cerebrales son un gorro de electrodos concretamente 32 electrodos más un electrodo de referencia distribuidos siguiendo el sistema internacional 10/10 como aparece en la Figura 5, un módulo de sincronización g.INTERsync y dos amplificadores g.USBamp, estos últimos, tanto el módulo de sincronización como los amplificadores fabricados por la empresa Guger Technologies.

Por lo que respecta a los electrodos, estos se encuentran distribuidos siguiendo el sistema internacional 10/10 como se ha mencionado anteriormente [15] quedando como en la Figura 11 y utilizando un gel especial con el objetivo de reducir la impedancia y mejorar la conectividad entre dichos electrodos y el cuero cabelludo. Además de los 32 electrodos encargados de captar las señales cerebrales de las distintas zonas del cerebro, hay dos electrodos más, uno de ellos identificado como AFz y que se utiliza como toma a tierra y el otro se utiliza como electrodo de referencia y se sitúa en el lóbulo de la oreja derecha. Por último, cabe destacar que las señales son obtenidas con una frecuencia de muestreo de 1200 Hz.

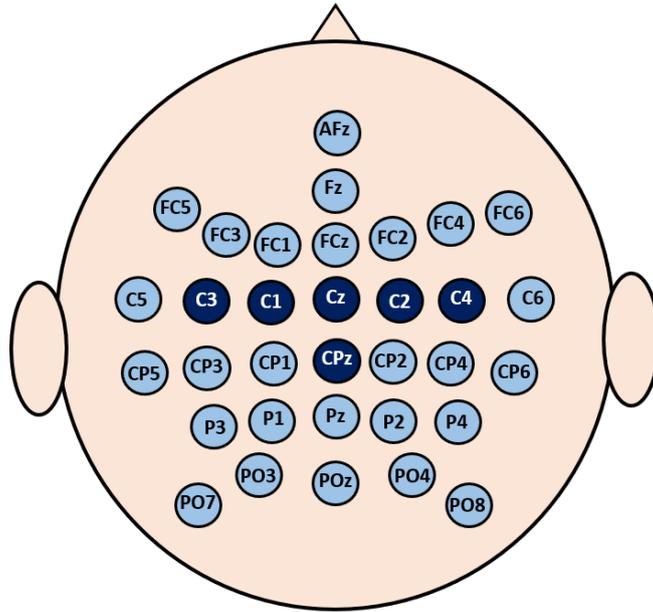


Figura 11: Disposición de los 32 electrodos en el casco siguiendo el Sistema Internacional 10/10. El electrodo de color verde AFz es el que actúa como tierra [29].

Todos estos datos recogidos por los electrodos pasan por unos amplificadores g.USBamp de 16 canales de entrada, por lo que tendremos que usar 2 amplificadores para poder conectar los 32 electrodos, y que no sólo amplifican la señal sino que también tienen un filtro Notch a 50 Hz para eliminar el ruido proveniente de la red de corriente alterna.

Además por el hecho de usar dos amplificadores g.USBamp de diferente versión haremos uso de un módulo de sincronización g.INTERsync para sincronizar los amplificadores de forma que uno haga la función de maestro y el otro la de esclavo, quedando un montaje como el de la Figura 12.

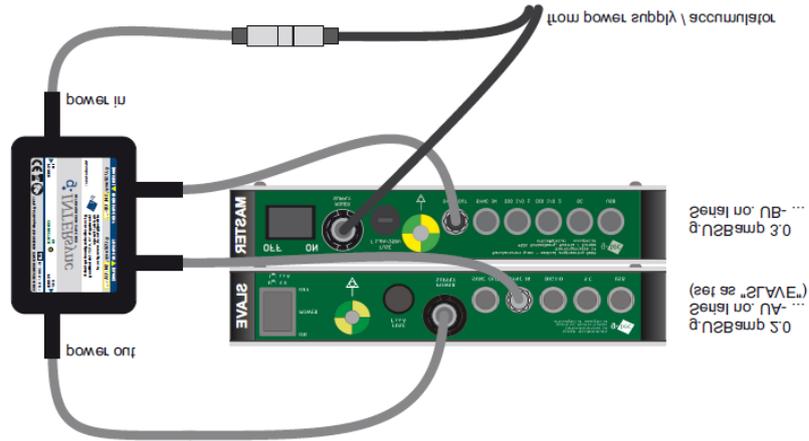


Figura 12: Montaje para sincronización de dos amplificadores g.USBamp de diferente versión para su funcionamiento simultáneo [29].

3.2. Procedimiento experimental para la adquisición de datos

Una vez ya hemos descrito todo el material necesario para llevar a cabo la recogida de datos, ya podremos empezar con el experimento, pero no sin antes explicar las pautas que se siguen a la hora de registrar dichos datos.

Para este trabajo en concreto, debido a la situación generada por el COVID-19 y que ha hecho que resulte imposible llevar a cabo nuevas pruebas con voluntarios durante el periodo que tenía destinado a ello, se han utilizado sesiones de pruebas de años anteriores. En dichas pruebas un mismo sujeto realizó 2 o 3 sesiones de pruebas en días distintos, cada una de ellas formada por 8 registros que a su vez incluyen 10 tareas (cambios de dirección), estos registros se guardan en una estructura de Matlab llamada *session* en la que se recogen todos los datos destacados y necesarios para llevar a cabo el experimento y entre los que destacan las señales adquiridas tanto de movimiento ya que contiene los datos recogidos por las 7 IMU's, como de EEG al contener también los datos de registro de los 32 electrodos. También se encuentran dentro de esta estructura: el tiempo transcurrido, las etiquetas de las diferentes tareas, aspectos relacionados con la configuración (frecuencias de muestreo, orden de electrodos e IMU's, características de registro de los equipos, etc.).

Cabe destacar que para cada registro se siguen unos determinados pasos a seguir por el sujeto que realiza las pruebas, en primer lugar, se parte desde reposo para iniciar la marcha, tras

unos segundos caminando el sujeto cambia de dirección de forma voluntaria sin que se le haga ninguna indicación realizando un giro de unos 45 grados bien hacia la izquierda o bien hacia la derecha, para posteriormente seguir caminando unos segundos y finalmente parar. Todo este procedimiento queda más claro si nos fijamos en la Figura 13 donde se observa claramente como a lo largo de los tramos en los que el sujeto se encuentra caminando (azul) la variación del ángulo oscila levemente, mientras que en el tramo rojo la variación del ángulo es muy brusca tratándose claramente de un cambio de dirección.

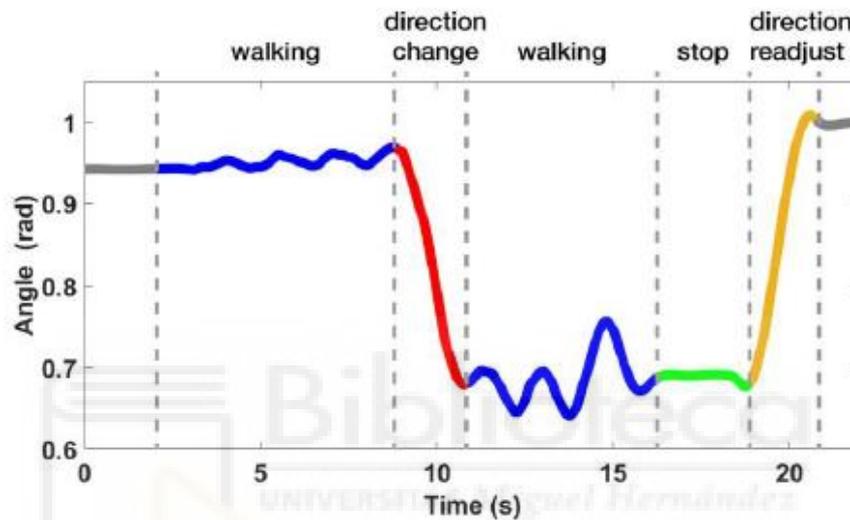


Figura 13: Ventana en torno a una de las 10 tareas de cada registro. Por colores: en rojo el cambio de dirección, en azul los tramos de marcha, en verde el tramo de parada y en amarillo el giro para situarse en posición inicial [24].

Los diferentes registros quedarán ordenados como en la Tabla 2, en la que además se indica la nomenclatura utilizada en Matlab para cada registro.

Tabla 2: Clasificación de los distintos sujetos y sus sesiones, así como la nomenclatura utilizada para cada registro.

Sujeto	Sesión	Nº registros	Nombre registros
A03	S1	8	A03_1_1, A03_1_2, A03_1_3, A03_1_4, A03_1_5, A03_1_6, A03_1_7, A03_1_8
	S2	8	A03_2_1, A03_2_2, A03_2_3, A03_2_4, A03_2_5, A03_2_6, A03_2_7, A03_2_8
A04	S3	8	A04_1_1, A04_1_2, A04_1_3, A04_1_4, A04_1_5, A04_1_6, A04_1_7, A04_1_8
	S4	8	A04_2_1, A04_2_2, A04_2_3, A04_2_4, A04_2_5, A04_2_6, A04_2_7, A04_2_8
	S5	6	A04_3_2, A04_3_4, A04_3_5, A04_3_6, A04_3_7, A04_3_8
B04	S6	6	B04_1_1, B04_1_4, B04_1_5, B04_1_6, B04_1_7, B04_1_8
	S7	8	B04_2_1, B04_2_2, B04_2_3, B04_2_4, B04_2_5, B04_2_6, B04_2_7, B04_2_8
B07	S8	8	B07_1_1, B07_1_2, B07_1_3, B07_1_4, B07_1_5, B07_1_6, B07_1_7, B07_1_8
	S9	8	B07_1_1, B07_1_2, B07_1_3, B07_1_4, B07_1_5, B07_1_6, B07_1_7, B07_1_8

De la tabla anterior cabe destacar que no todos los registros de los sujetos aparecen en esta, como ocurre en el caso de las sesiones S6 y S9 donde en un principio se contaba con 9 registros. Para el caso de la sesión S5 en la que sólo hay 6 registros esto es debido a que faltan dichos registros (1 y 3).

En el caso de la sesión S6, su primer registro apenas tenía una tarea de las diez que debería tener por lo que dicho registro quedó descartado, además, los registros 2 y 3 también se descartaron ya que el primer cambio de dirección detectado por la IMU se producía antes de los 5 segundos por lo que resultaba imposible ejecutar nuestro algoritmo ya que éste necesita procesar los 5 segundos previos al cambio detectado por la IMU.

Por último, en el caso de la sesión S9 ocurre algo similar a el caso anterior, ya que el primer registro de los nueve apenas tiene dos tareas de las diez que marca el protocolo experimental por lo que se acaba descartando, quedando así 8 de los 9 registros de la sesión S9.

3.3. Procesamiento

Una vez obtenidos todos los datos necesarios mediante las pruebas realizadas y estando estos guardados como una estructura en Matlab, ya podemos empezar a trabajar con ellos.

Empezaremos cargando los registros de datos en Matlab para posteriormente partiendo de los datos de las IMU's obtener los puntos de cambio de dirección detectados, a continuación, se acude a los datos pertenecientes al electroencefalograma, es decir, los obtenidos mediante el gorro de electrodos y se les aplica un preprocesamiento previo a la aplicación de diversos métodos que tienen como objetivo principal buscar algún tipo de patrón en las diferentes bandas de frecuencia y que nos pueda servir para la detección de los cambios de dirección en la señal EEG. Por último, una vez encontrado dicho patrón se podrán sacar los puntos de cambio de dirección y el instante en el que se producen, además de obtener algunas de las características que mejor los definan y comparar dichos puntos de cambio con los detectados por las IMU's. Todo este proceso queda más claro observado el diagrama de la Figura 14.

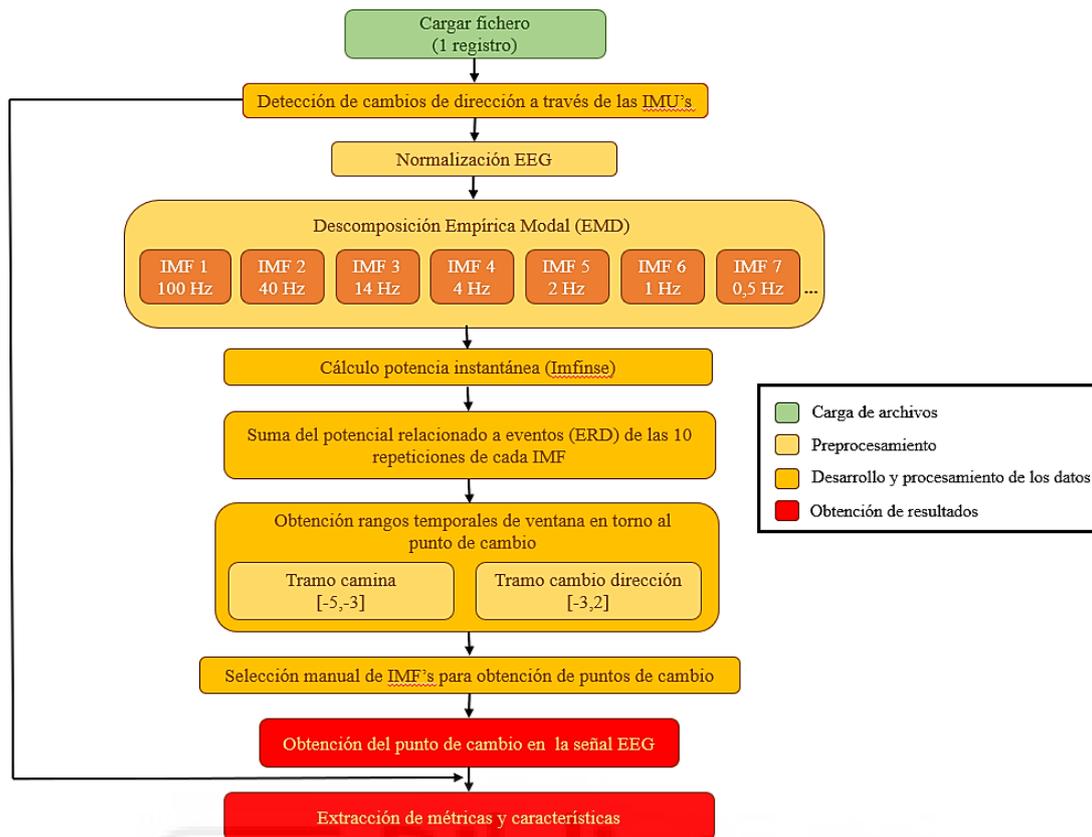


Figura 14: Diagrama de flujo que muestra esquemáticamente los pasos seguidos a lo largo del trabajo y donde cada color hace referencia a una etapa diferente del proceso (ver leyenda).

3.3.1. Carga de ficheros

Para comenzar con el trabajo, lo primero que se hace es cargar los archivos en los que se ha guardado toda la información de las pruebas realizadas con voluntarios. Estos archivos son unas estructuras de Matlab de las que ya hemos hablado anteriormente y que contienen la información esencial para poder llevar a cabo el proyecto: registro de las señales del electroencefalograma y las IMU's, índice de tareas y una multitud de aspectos relacionados con la configuración y la nomenclatura de los diferentes tipos de datos.

Al cargar este tipo de estructura, nos aparecerá como una estructura de Matlab denominada *sesión*, y que contiene los datos correspondientes a un registro de un sujeto, es decir, 10 tareas o cambios de dirección. Para nuestro trabajo lo que hacemos es ir cargando estos registros de uno en uno y les damos una nomenclatura específica en función del sujeto, la

sesión y el registro al que pertenezcan, dicha nomenclatura se corresponderá con la de la Tabla 2.

3.3.2. Detección de cambio de dirección mediante IMU's

El primer paso, una vez hemos cargado los archivos, es desarrollar un código en Matlab que nos permita obtener los puntos de cambio de dirección de la forma más precisa posible partiendo de los datos registrados por las IMU's.

Pero lo primero que debemos conocer es cómo funcionan exactamente las IMU's y que datos nos aportan, ya que cada IMU es capaz de recoger hasta 19 señales, por lo que tendremos que averiguar qué señal nos permite detectar mejor el cambio de dirección y trabajar a partir de ella.

Para comprender el funcionamiento de las IMU's tenemos que entender que entre los datos que registra la IMU están los del ángulo que rota un eje respecto a otro por lo que tendríamos los datos siguientes: X_x , Y_x , Z_x , X_y , Y_y , Z_y , X_z , Y_z y Z_z . Atendiendo a la disposición de los ejes de las IMU's que aparece representado en las propias IMU's como puede observarse en la Figura 8, donde el eje Z se corresponde con la vertical al suelo podremos determinar que los cambios de dirección del sujeto serán apreciables en los giros de los ejes X e Y en torno al eje Z; es decir, nos centraremos bien en el vector de datos X_z o bien en Y_z , en nuestro caso decidimos quedarnos con los datos correspondientes a X_z .

Para llevar a cabo el trabajo se ha decidido seleccionar la IMU 123 (1 en la Figura 10) colocada en el cuádriceps derecho, ya que las señales de las IMU's de los muslos son las que menos ruido presentan junto con la señal de la IMU lumbar (7 en la Figura 10), sólo que en esta última de acuerdo con estudios anteriores su representación está desfasada respecto a la de otras IMU's por motivos desconocidos, por lo que se acaba trabajando sólo con la IMU 123 del muslo derecho pese a que también tiene sus desventajas, y es que el punto de cambio de dirección estará un poco desfasado en función de si el giro es a izquierda o derecha.

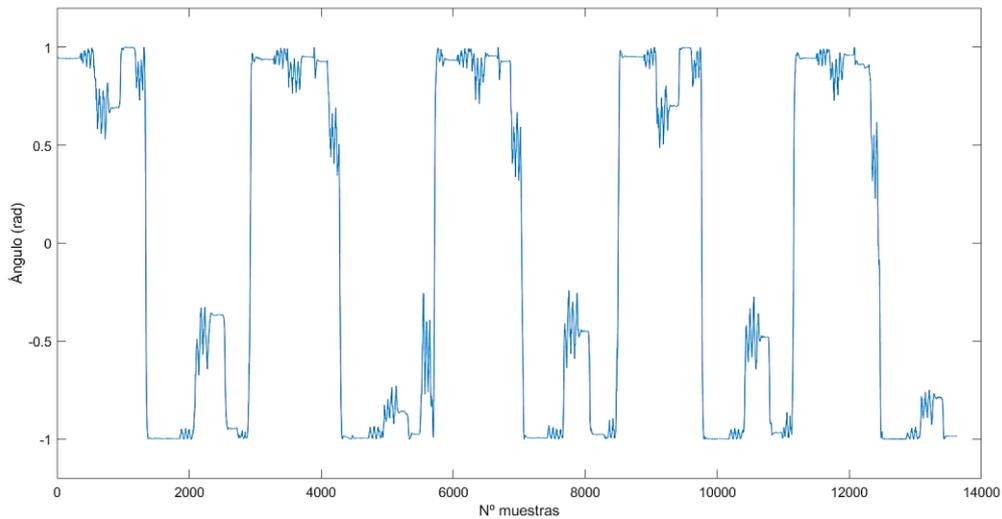


Figura 15: Señal en bruto de los datos Xz de la IMU 123.

Una vez ya hemos seleccionado los datos de partida para determinar los cambios de dirección a partir de la IMU 123, el siguiente paso es obtener de la forma más precisa posible el instante en el que se producen dichos cambios, para ello se creará un código donde el primer paso a seguir será el de normalizar estos datos XZ de forma que estén a cero cuando no se esté realizando la tarea y tengan un valor cercano a -1 o 1 cuando el sujeto esté realizando una tarea, es decir, caminando y realizando los cambios de dirección, el hecho de que haya valores negativos cercanos a -1 se debe a que el sujeto realiza una vez la tarea y para hacer la siguiente se reorienta de forma que el trayecto a seguir tendrá el sentido contrario al de la tarea anterior por lo que esta alternancia de signos que queda patente en la Figura 16 se debe a esto.

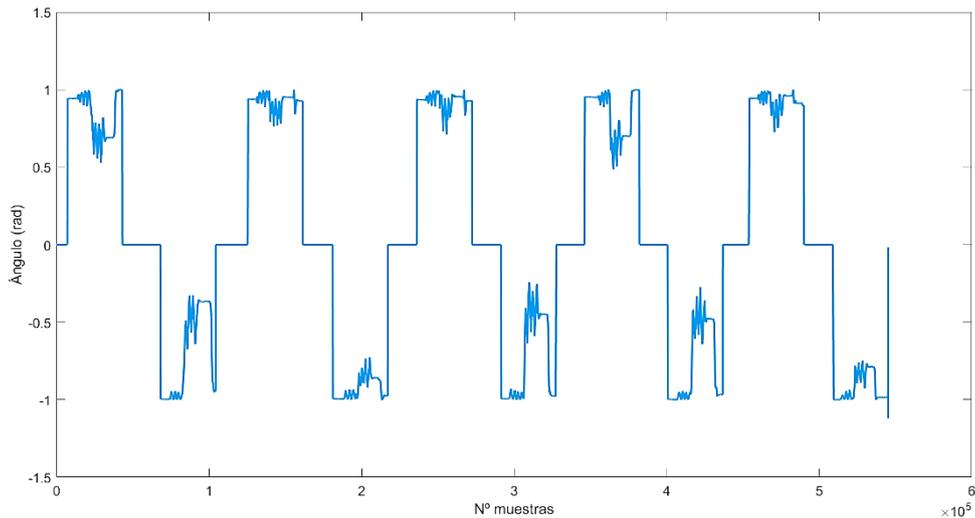


Figura 16: Señal normalizada de los datos Xz de la IMU 123.

Cabe destacar que si nos fijamos en el eje de las abscisas de las Figuras 15 y 16 observamos que el número de muestras varía de una a otra. Esto se debe a que en la Figura 15 las muestras se toman con una frecuencia de 30 Hz que coincide con la frecuencia de las IMU's, mientras que para la Figura 16 el eje de las abscisas es el resultado de haber re-muestreado estos datos, pero a una frecuencia de 1200 Hz para de esta forma hacer coincidir el número de muestras de los datos de las IMU's con el número de muestras de la señal EEG cuya frecuencia de muestreo si que es de 1200 Hz resultando más fácil relacionar los eventos que sucedan en las IMU's con los de la señal electroencefalográfica y viceversa. Más adelante este eje de las abscisas pasará a mostrar el tiempo transcurrido en segundos con el objetivo de ser más fácil de comprender.

A continuación, se desarrolla un código que sea capaz de detectar los cambios de dirección, lo primero que se hace en este código es analizar una a una las 10 tareas en búsqueda de los principales picos y puntos de inflexión, no sin antes filtrar la señal para suavizarla, debido a que la señal presenta muchos picos que pueden dificultar la búsqueda de los puntos de cambio de dirección.

El filtro utilizado es un filtro Savitzky-Golay, se trata de un filtro tipo FIR (Finite Impulse Response) que en función del orden del polinomio de suavizado suavizará más o menos la señal de forma que cuanto mayor sea el orden del polinomio más se respetará la señal original

[30]. Para nuestro trabajo se selecciona un polinomio de orden 3 ya que es el que mejor eliminar el exceso de picos sin distorsionar demasiado la señal original.

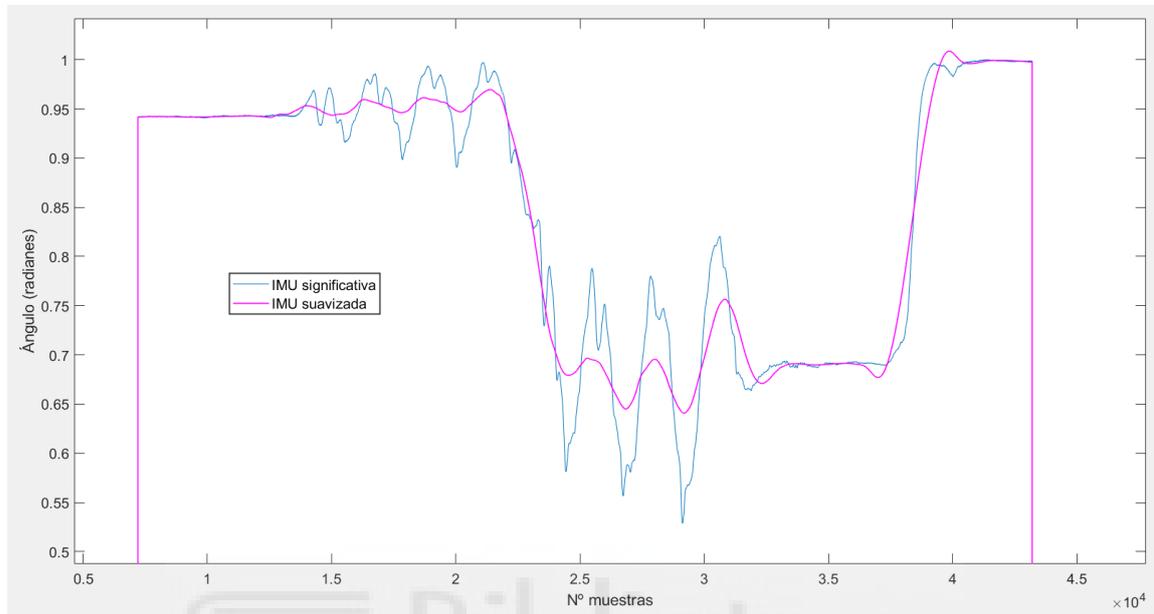


Figura 17: Comparación entre la señal IMU original (azul) y la señal suavizada mediante el filtro Savitzky-Golay (magenta).

Sin embargo, la aplicación de este filtro no sólo supone ventajas, si no que presenta también sus desventajas ya que la distorsión de la señal puede provocar un desfase temporal entre el punto de cambio real y el obtenido por el algoritmo como se puede observar en la Figura 18, o incluso puede llegar a suprimir el verdadero punto de cambio.

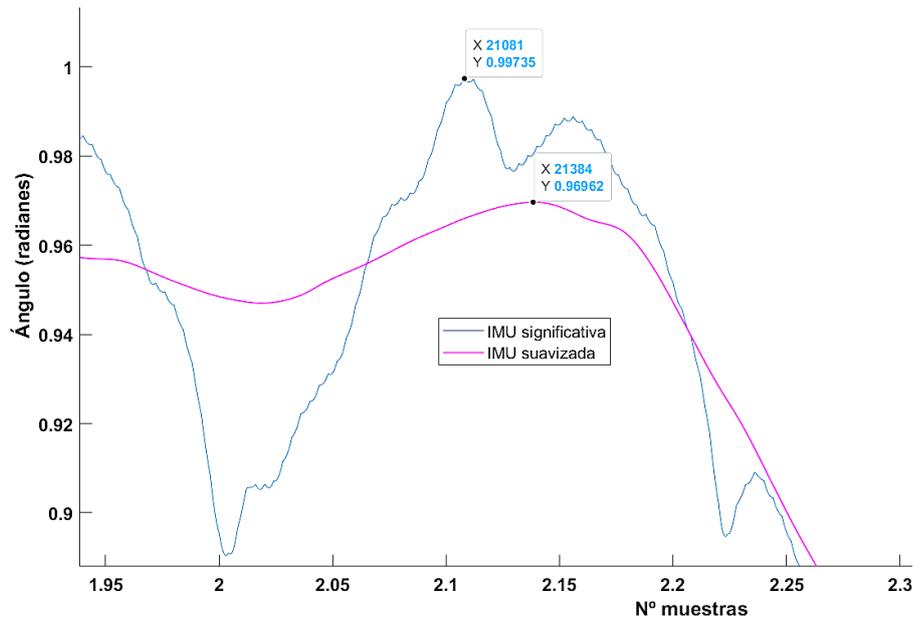


Figura 18: Haciendo zoom en la primera tarea de la Figura 17 podemos observar un desfase entre el máximo de la señal original y el de la señal suavizada de unas 300 muestras (0.25 segundos).

Una vez suavizada la señal ya podemos proceder a la búsqueda de los puntos de cambio de dirección, para ello hacemos uso de la función `findpeaks` de Matlab [31], que nos devuelve los máximos locales de la función, una vez tenemos estos puntos máximos lo que hace el algoritmo es buscar aquellos pares de puntos máximos locales en los que la diferencia de amplitud en radianes entre ellos sea mayor, de esta forma se obtienen dos pares de puntos entre los que la diferencia en radianes es elevada, el primero de ellos temporalmente hablando es el que cogemos como par de puntos para obtener el punto de cambio de dirección, mientras que el segundo par de puntos representa la reorientación del sujeto al finalizar la tarea para volver a empezar de nuevo. Una vez ya tenemos los dos puntos entre los que se encuentra el cambio de dirección habrá que determinar donde se encuentra dicho cambio, en nuestro caso optamos por tomar como punto de cambio el mínimo entre estos dos puntos en caso de que la pendiente entre ambos puntos sea ascendente (Figura 19) y el máximo entre ambos puntos cuando la pendiente sea descendente (Figura 20).

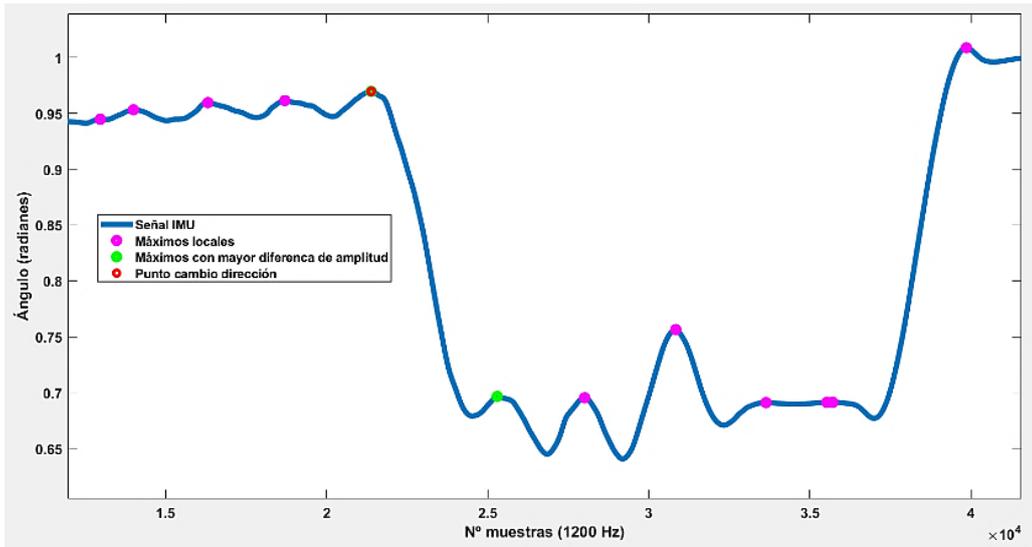


Figura 19: Señal IMU de una tarea de valores positivos (pendiente descendente), con sus respectivos puntos máximos locales en azul, los puntos máximos más distantes en amplitud en verde y el punto de cambio de dirección en rojo.

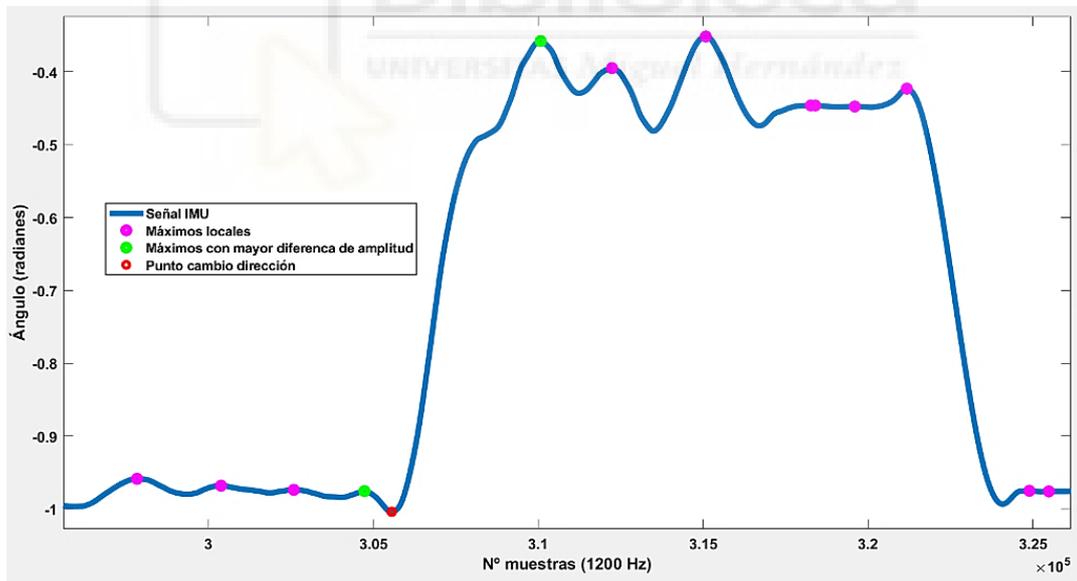


Figura 20: Señal IMU de una tarea de valores negativos (pendiente ascendente), con sus respectivos puntos máximos locales en azul, los puntos máximos más distantes en amplitud en verde y el punto de cambio de dirección en rojo.

3.3.3. Preprocesamiento señal EEG

El primer paso a la hora de empezar a trabajar con los datos de las señales EEG recogidas por los electrodos es normalizar dichas señales, ya que de no ser normalizadas los cambios en el tiempo de las señales podrían modificar la salida de los resultados.

Con el objetivo de normalizar la señal desarrollamos un algoritmo en el que partiendo de los datos iniciales de la señal EEG de todos los electrodos, primero se determina un tamaño de ventana para ir tratando la señal a tramos, en nuestro caso se establece un tamaño de ventana correspondiente a la mitad de la frecuencia de muestreo del equipo de recogida de señales EEG (1200 Hz), es decir, trabajaremos con ventanas de 600 muestras.

Una vez obtenidas estas ventanas también conocidas como *epochs* las vamos analizando de la siguiente forma: en primer lugar se establece un límite de ruido para diferenciar entre electrodos ruidosos y no ruidosos, este límite lo establecemos en $1000 \mu\text{V}$ (1 mV) de forma que al ordenar de mayor a menor los 600 datos de la ventana, si la media de los 6 primeros supera dicho límite, el electrodo será clasificado como ruidoso y se procederá a la actualización de los umbrales o coeficientes de normalización para dicho electrodo, mientras que si no lo supera el electrodo se clasificarán como no ruidosos y los umbrales no sufrirán ninguna modificación. Para llevar a cabo la actualización de los coeficientes de normalización mencionada anteriormente, lo que se hace es sobrescribir en un buffer de coeficientes los coeficientes anteriores a excepción del primero que será sustituido por la media de los 6 primeros valores mencionados anteriormente, para una vez completado el buffer hallar la media de sus 200 elementos que se convertirá en el nuevo coeficiente de normalización del electrodo correspondiente, todo este proceso puede observarse en la Figura 21.

```

function buffer_coeff=recompute_thresholds_Anahis(buffer_coeff,data_to_process)
global conf
limit=1000;%Threshold in microVolts
for z = 1:length(conf.processing.classifier_model.coefficients)
    aux2 = sort(abs(data_to_process(z,:))','descend');
    if (mean(aux2(1:6))< limit)
        buffer_coeff(z,:) = [buffer_coeff(z,2:end) mean(aux2(1:6))];
        conf.not_noisy_elec(z)=1;
    else%New to correct noisy electrodes
        conf.not_noisy_elec(z)=0;
    end
end
conf.processing.classifier_model.coefficients = mean(buffer_coeff');
end

```

Figura 21: Sección del código utilizado en la que se muestra la actualización de los coeficientes de normalización para la normalización de los datos EEG.

En segundo lugar, una vez obtenidos los umbrales para cada electrodo se procederá a dividir los valores de cada epoch por su coeficiente de normalización correspondiente obteniéndose de esta forma los datos ya normalizados [32].

3.3.4. Descomposición Empírica Modal (EMD) de la señal EEG

Lo que diferencia a este trabajo de otros relacionados con la detección de cambios de dirección, es la utilización de la Descomposición Empírica Modal (EMD del inglés: Empirical Mode Decomposition) a través de la transformada de Hilbert-Huang para la obtención de las componentes de las distintas bandas de frecuencia de la señal EEG en forma de IMF (Intrinsic Mode Functions) que obtendremos en base a una serie de iteraciones a partir de la función EEG principal siguiendo una serie de pautas que se detallarán a continuación [1].

Para obtener cada IMF se siguen los siguientes pasos: en primer lugar, se calculan las envolventes tanto superior como inferior de la función de la que partimos, una vez hecho esto se calcula la media de dichas envolventes para cada instante de la función. Por último, restando a la función de la que partimos el valor de la media calculada se obtiene la iteración (IMF) siguiente, todo este proceso queda más claro si observamos la Figura 22.

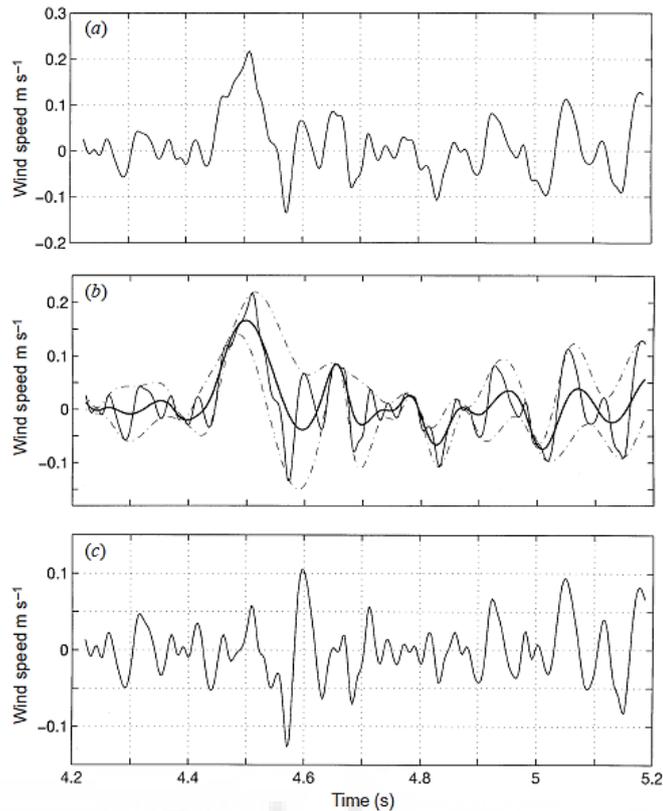


Figura 22: Proceso de obtención de una iteración (posible IMF). (a) función original de partida; (b) función original con sus envolventes en línea discontinua y la media en línea gruesa; (c) diferencia entre la señal original y la media (siguiente iteración) [1].

Una vez obtenida la nueva función mediante el proceso descrito anteriormente, ésta tendrá que cumplir una serie de pautas para poder ser definida como IMF, en el caso de no cumplir alguna de esas pautas la función obtenida será considerada como residuo por lo que a partir de ella ya no se podrán obtener nuevas IMF's.

Las dos pautas que debe cumplir la nueva función obtenida para poder ser considerada como IMF son: en primer lugar, que el número de picos de la función debe ser igual o como mucho diferir en uno al número de pasos por cero de la función y en segundo lugar, en cualquier punto a lo largo de la función la media de las envolventes superior e inferior debe ser cero [1].

En nuestro trabajo para implementar la descomposición Empírica Modal (EMD) recurriremos a la función ya implementada en Matlab 2018 llamada “emd.m” a la que le pasaremos como variable de entrada los datos de la señal EEG del electrodo que queremos

analizar para obtener como resultado las IMF de la función más el residuo correspondiente [33].

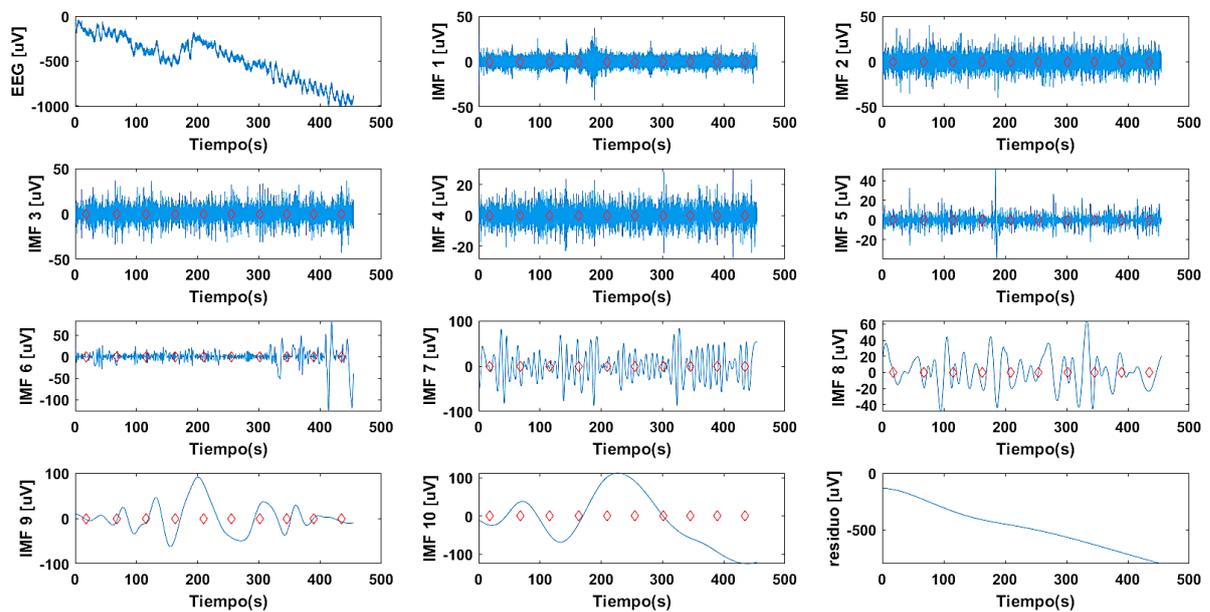


Figura 23: Representación de la señal EEG así como de todas las IMF's y el residuo final, en este caso con los datos sin normalizar para poder observar entre que amplitudes de microvoltios se mueve cada banda de frecuencia, donde los diamantes rojos son los puntos de cambio detectados por las IMU's.

De esta forma solemos obtener entre 9 y 11 iteraciones a partir de la función EEG inicial, es decir, entre 8 y 10 IMF's más un residuo. Cada una de estas IMF se corresponde con una banda de frecuencia de la función inicial, y pese a que puede variar bien de un electrodo a otro o bien de un registro a otro, estas frecuencias suelen oscilar en torno a los mismos valores para cada IMF, estos valores aparecen recogidos en la Tabla 3.

Tabla 3: Frecuencias medias asociadas a cada IMF (Datos aproximados que pueden variar levemente de un registro a otro).

Nº IMF	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Frecuencia (Hz)	100	40	14	3.5	2	1	0.1	0.05	0.015	0.001

Como se puede observar en la tabla, existe un gran abanico de frecuencias que van desde los 100 Hz hasta frecuencias de valor despreciable. Según lo mencionado en el apartado 2.1.,

las IMF 1 y 2 pertenecerán a las ondas Gamma, la IMF 3 a las ondas Alfa, la IMF 4 a las ondas Theta, las IMF 5, 6 y 7 a las ondas Delta, mientras que el resto de IMF se desprecian por tener una frecuencia muy baja.

Para llevar a cabo nuestro trabajo nos centraremos en las IMF que van de la 2 a la 6, es decir, entre 1 y 40 Hz de frecuencia ya que es en este rango de frecuencias donde según algunos estudios previos es más fácil poder detectar algún tipo de patrón relacionado con los cambios de dirección

3.3.5. Selección manual de los electrodos

Para determinar aquellos electrodos que nos permitan obtener de forma más veraz y precisa los cambios de dirección, se han ido analizando uno a uno extrayendo gráficas como las de la Figura 23 para cada uno de ellos.

De esta forma se ha llevado a cabo una selección manual de los electrodos que están mejor situados para ofrecernos unos datos lo menos ruidosos y más claros posibles, esta selección ha consistido en ir descartando grupos de electrodos como se detalla a continuación.

En primer lugar, se decide descartar los electrodos frontales y fronto-centrales, ya que estos están contaminados con artefactos previsiblemente de origen ocular, aunque no se descartan otras fuentes de ruido. Estos artefactos se pueden observar claramente en la Figura 24 ya que fijándonos en las diferentes IMF's podemos observar cómo los artefactos se repiten en todas ellas.

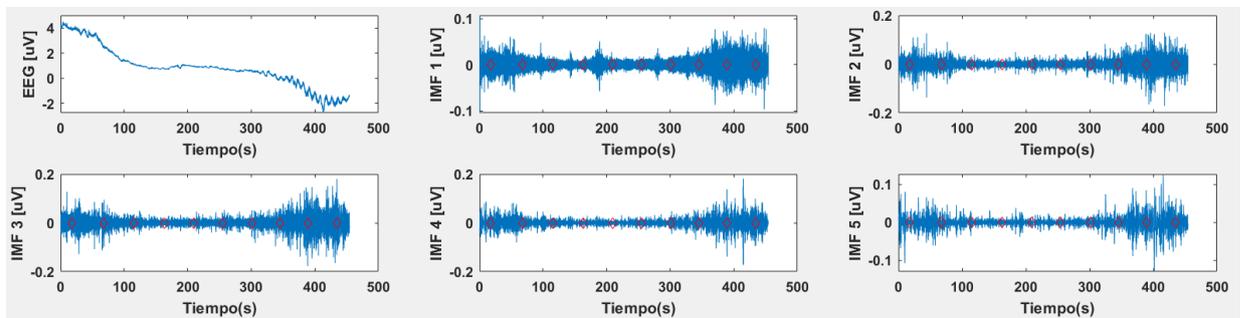


Figura 24: Señal correspondiente al electrodo 'FCz' y sus primeras 5 IMF's en las que se pueden observar los picos producidos por artefactos y que se repiten en todas las IMF's.

Por otra parte, descartaremos el resto de electrodos, a excepción, de los situados en la zona central del cuero cabelludo, ya que es en esta zona de la corteza motora primaria del cerebro donde según el homúnculo de Penfield se controla el movimiento de las piernas [34], y por lo tanto, donde los patrones relacionados con los cambios de dirección serán más fácilmente detectables.

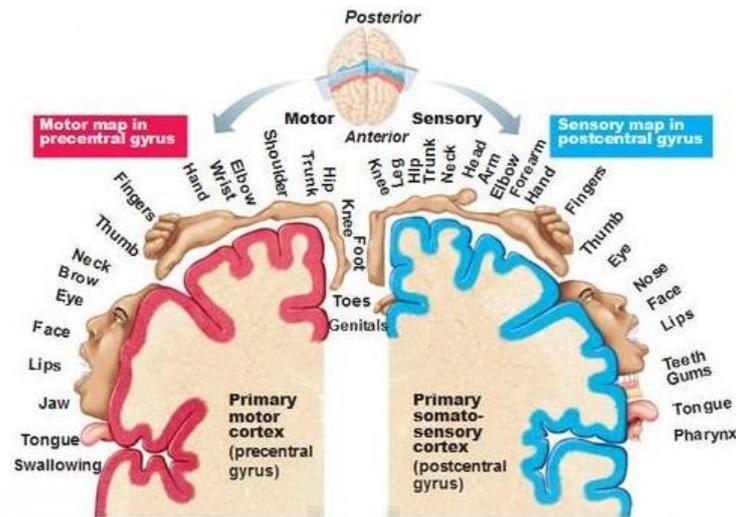


Figura 25: Homúnculo de Penfield con sus respectivos córtex motor y sensorial.

Fuente: <https://sites.google.com/site/anatomiabellaguarda3/expresion-y-comunicacion-corporal/motricidad>

Por lo tanto, aquellos electrodos seleccionados para llevar a cabo el trabajo son: C1, C2, C3, C4, Cz y Cpz, cuya disposición podemos observar en la Figura 11 del apartado 3.1.2.

3.3.6. Cálculo del sumatorio de la Potencia Relativa para obtención de rangos temporales

Una vez obtenidas las distintas IMF's, el siguiente paso es buscar la forma que mejor nos permita determinar en torno a qué punto suelen empezar y acabar los sujetos la intención de cambiar de dirección. Esto, con el fin de poder ajustar de forma más precisa la ventana temporal en torno al punto de cambio de dirección detectado por las IMU's y analizar la señal EEG en torno a dicho punto.

Para obtener dichos rangos, se realiza la suma de cada una de las IMFs para cada uno de los electrodos a analizar en los tramos correspondientes a los 5 s. anteriores al cambio. Esto significa que se agregan las IMFs para los 10 cambios realizados durante cada registro.

Una vez se tiene la suma de los 10 tramos de IMF por registro y electrodo, podemos proceder al cálculo de la potencia relativa de dicha suma. En primer lugar, tendremos que calcular la potencia instantánea de la agregación. Para ello, haremos uso de la transformada de Hilbert-Huang que será implementada en Matlab con la función “hht.m”. Mediante ella se puede obtener la potencia instantánea de la función en cada instante, proporcionada por Matlab en la variable *Imfinse* [35], que nos devuelve el valor al cuadrático de la amplitud de la IMF en el tiempo.

$$Imfinse_i = |a_i(t)|^2 \quad (10)$$

A partir de *Imfinse* procedemos al cálculo de la potencia relativa. Para ello, comenzamos por fijarnos en los datos recogidos por las IMU's como los de las Figuras 19 y 20, para a partir de estos determinar un rango de muestras (en segundos) en el que el sujeto suele estar caminando antes de realizar el cambio de dirección y tomarlo como referencia a la hora de calcular la potencia relativa. Este tramo lo podemos observar como una oscilación constante justo antes de la brusca pendiente del cambio de dirección. Para nuestro caso, una vez analizados varios registros decidimos establecer dicho rango entre los 5 y los 2,2 segundos previos al punto de cambio de dirección según las IMU's, ya que es en este rango de tiempo donde suele aparecer este patrón relacionado con la marcha del sujeto en la gran mayoría de los registros obtenidos por las IMU's.

Para calcular la potencia relativa de referencia de la IMF *i* para el electrodo *j*, se toma el valor promedio de *imfinse* correspondiente a la IMF *i* agregada para los 10 cambios en el rango establecido de -5 a -2,2 segundos para cada electrodo.

$$Referencia_{i,j} = \frac{\sum_{t=-5}^{-2.2} imfinse_{agregada_{i,j}}(t)}{n^{\circ} \text{muestras}(t=-5, t=-2.2)} \quad (11)$$

Finalmente, la potencia relativa $PR_{i,j}(\%)$ de la IMF agregada *i* para el electrodo *j* se obtendrá en forma de porcentaje haciendo uso de la siguiente fórmula:

$$PR_{i,j}(t, \%) = \frac{\text{imfinse agregada}_{i,j}(t) - \text{Referencia}_{i,j}}{\text{Referencia}_{i,j}} * 100 \quad (12)$$

De esta forma representando $PR_{i,j}(t, \%)$ obtendríamos para el caso de la IMF 5 un gráfico como el de la Figura 26.

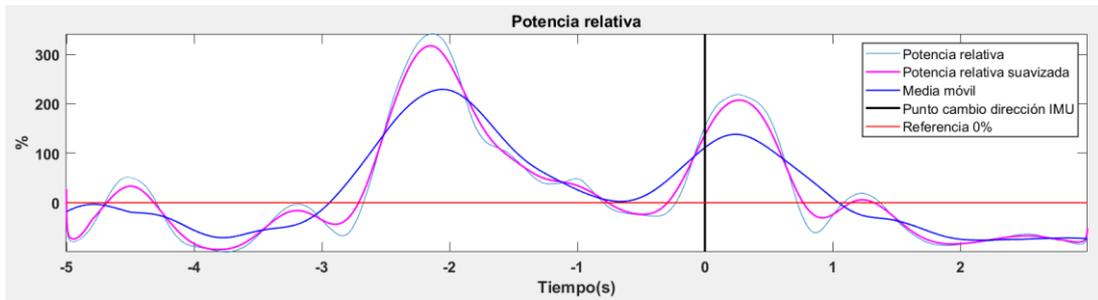


Figura 26: Representación de la Potencia relativa calculada a partir de la Imfinse de la agregación de los valores de IMF 5 en torno a los 10 puntos de cambio para el electrodo Cpz, concretamente el registro A03_1_1 (comportamiento superior).

De la figura anterior podemos obtener que entre los 3 segundos previos y los 2 siguientes al punto de cambio de la IMU es el rango de tiempo en el que se producen las mayores variaciones de potencia relativa de forma repetitiva en los 10 cambios de un registro.

Por lo tanto, para poder determinar con exactitud dicho rango temporal mencionado anteriormente [-3,2], podremos fijarnos en la media móvil de la Figura 26 que en la mayoría de registros suele presentar picos entre los -2,5 y 1,5 segundos respecto al punto de cambio de dirección según la IMU. Es por esta razón que a estos datos temporales obtenidos mediante la observación de varias gráficas correspondientes a dos o tres registros elegidos al azar de cada uno de los usuarios y para cada uno de los electrodos a analizar (C1, C2, C3, C4, Cz y CPz), se decide establecer el rango de representación para estudiar y evaluar los puntos de cambio entre los 3 segundos previos y los 2 segundos posteriores al cambio de dirección según la IMU. Añadiéndose 0,5 segundos adicionalmente para ampliar posibles cambios levemente fuera del rango. En el siguiente paso del trabajo se desarrollará un código

que evalúe la intención de cambio de dirección a partir de la señal EEG en la ventana temporal [-3,2] segundos.

3.3.7. Selección manual de la IMF

Para llevar a cabo la selección de la IMF que mejores resultados nos puede dar, se realizó un análisis visual de las gráficas de potencia relativa obtenidas en el apartado anterior. El criterio fue buscar aquellas IMFs que mostraran un patrón similar para la mayoría de los registros (> 50 %), esta situación se da en las IMF 3 y 5, y para todos los electrodos estudiados individualmente (aquellos resaltados en la Figura 11).

Para el caso de la IMF 3 se puede observar cómo en torno al punto de cambio se produce un aumento del valor de la media móvil de la potencia relativa sostenido durante un periodo de unos 0,5 segundos debido a una sucesión de picos de valor elevado (Figura 27), este comportamiento se observa en alrededor de un 50 % de los registros.

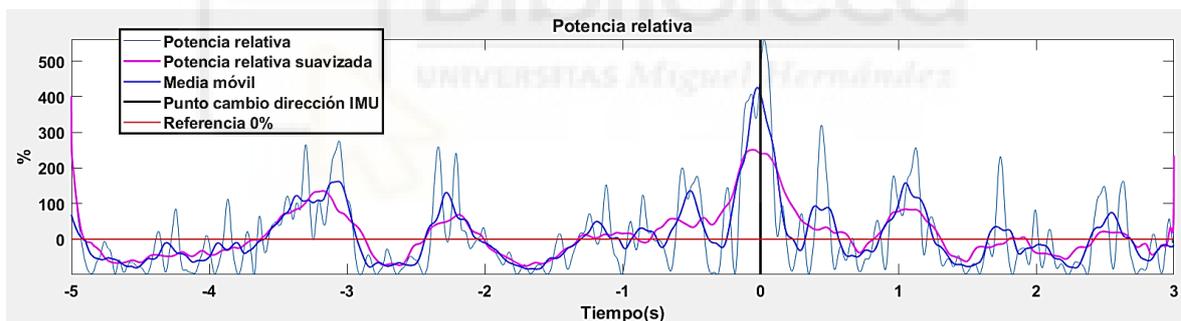


Figura 27: Representación de la Potencia relativa calculada a partir de la Imfinse de la agregación de los valores de IMF 3 en torno a los 10 puntos de cambio para el electrodo Cpz, concretamente el registro A03_1_1.

Por otra parte, la señal de la potencia relativa calculada para la IMF 5 se caracteriza por mostrar dos comportamientos distintos pero que se producen dentro del mismo rango de tiempo. El primero de estos comportamientos (Figura 26) está caracterizado por una media móvil que se mantiene por debajo del valor de referencia (0%) hasta llegar a las inmediaciones del punto de cambio de dirección según la IMU cuando dicha media móvil sube por encima del valor de referencia (0%), mientras que el segundo de los comportamientos (Figura 28) es justamente al contrario, es decir, la media móvil se mantiene por encima del valor de

referencia hasta acercarse al punto de cambio de la IMU cuando entonces se mantiene por bajo de dicha referencia. Estos comportamientos se suelen producir en el rango que va desde los 2,5 segundos previos al cambio de la IMU hasta los 2 segundos posteriores y se producen en torno a un 60 % de las señales analizadas.

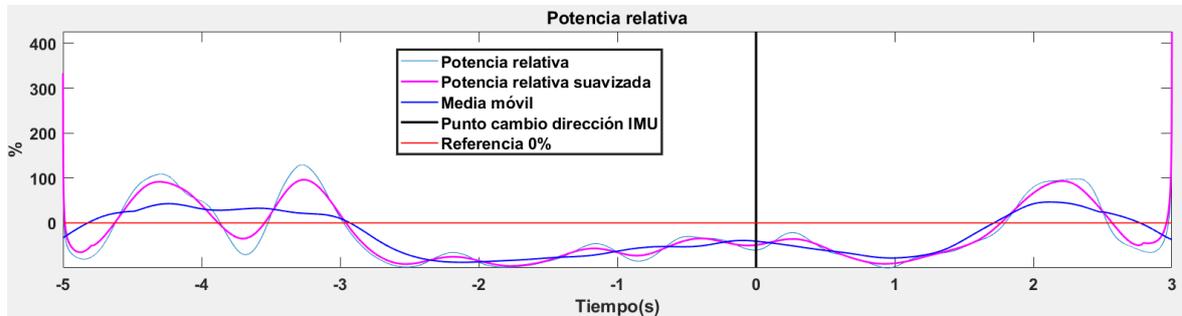


Figura 28: Representación de la Potencia relativa calculada a partir de la Imfinse de la agregación de los valores de IMF 5 en torno a los 10 puntos de cambio para el electrodo Cpz, concretamente el registro A03_2_3 (comportamiento inferior).

De estas dos IMF buscaremos aquella en la que sea más sencillo aislar un patrón de forma clara en las tareas independientes, quedándonos claramente con la IMF 5 que además de ser la que muestra un patrón más claro, caracterizado por una bajada hasta un mínimo para a continuación, una subida fuerte en forma de pico en torno al punto de cambio de dirección detectado por la IMU, esto se presenta como una doble joroba donde la primera de ellas suele ser más pequeña que la segunda y separadas por un valle de valores cercanos a cero como se puede observar en la Figura 29, también es la IMF que tiene un comportamiento más regular entre los distintos registros de los distintos usuarios repitiéndose en un porcentaje superior al 60/70 % de los registros analizados para los electrodos C1, C2, C3, C4, Cz y CPz.

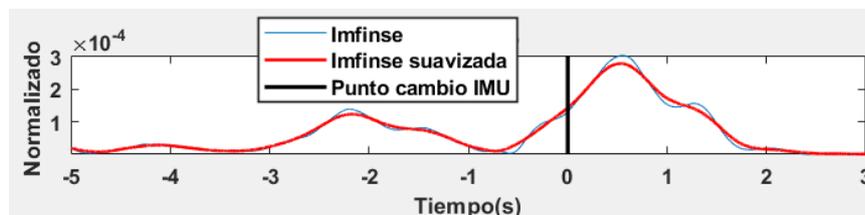


Figura 29: Patrón perteneciente a la IMF 5 y que constituirá la base de la que se parte para detectar los puntos de cambio de dirección según la señal EEG.

3.3.8. Obtención del punto de cambio de dirección en la señal EEG

Una vez ya tenemos el intervalo de tiempo en torno al punto de cambio de dirección detectado por la IMU en el que debemos buscar los puntos de cambio de dirección según la EEG, desarrollaremos un script que se encargará de analizar una por una las 10 ventanas de cada registro en torno a cada punto de cambio de dirección detectado por la IMU.

Los pasos a seguir para obtener los puntos de cambio mediante el script en base al patrón que consideramos como provocado por la intención de cambiar de dirección y que se puede observar en la Figura 29 como una doble joroba con un valle entre ellas en las proximidades del punto de cambio de dirección según la IMU, serán descritos a continuación y se entienden mejor observando el diagrama del proceso de la Figura 30.

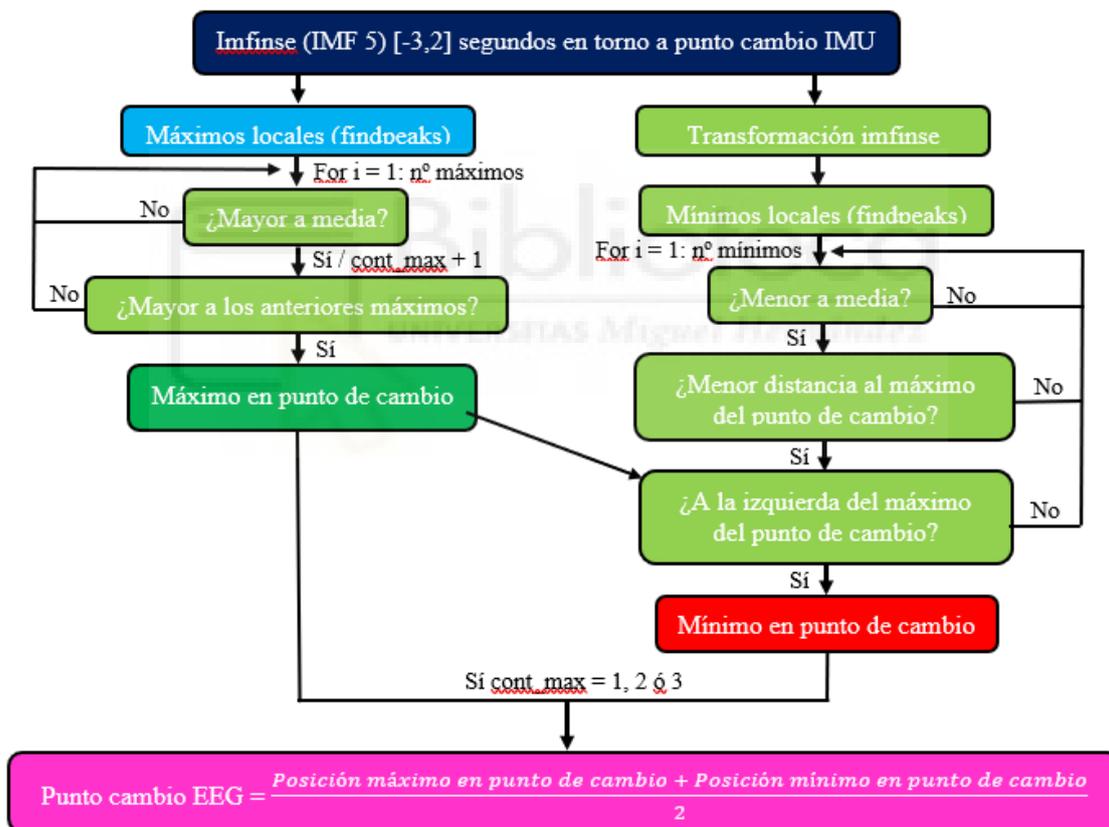


Figura 30: Diagrama del proceso de obtención del punto de cambio de dirección a partir de la señal EEG (los colores utilizados a excepción del verde claro se corresponden con los de la representación gráfica con Matlab como la de la Figura 31).

En primer lugar, se obtienen los máximos y mínimos locales de la función Imfinse para la IMF5 en la ventana de cambio sobre la que se trabaja [-3,2]. Para el caso de los máximos, se

utilizará la función findpeaks implementada en Matlab que nos devuelve directamente los máximos locales, estos puntos aparecen representados como círculos de color cian en la Figura 31.

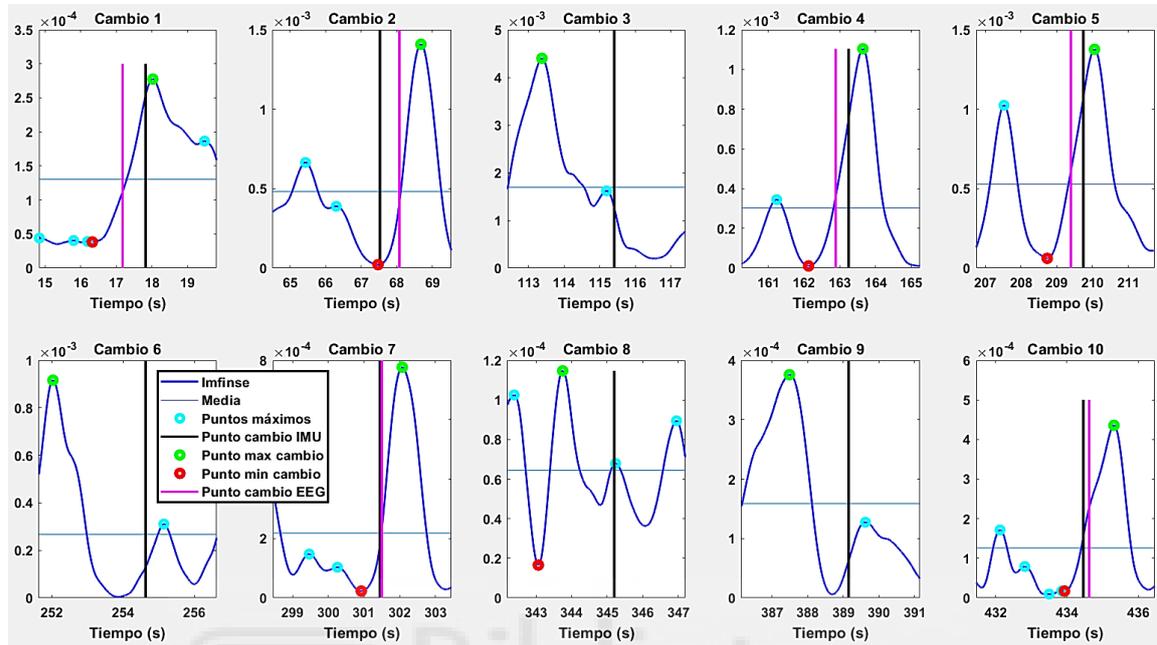


Figura 31: Ventanas de la señal Imfinse suavizada procedente de la IMF 5 en torno a los 10 puntos de cambio del registro A03_1_1 del sujeto A03 para el electrodo CPz. En magenta el instante en el que se produce el cambio de dirección según la señal EEG y en negro según las IMU's.

Para obtener los mínimos locales el proceso es más complejo (parte derecha de la Figura 30) ya que la función findpeaks sólo puede obtener máximos, por lo que tendremos que transformar el valor de Imfinse de forma que los mínimos se conviertan en máximos utilizando la siguiente fórmula:

$$Imfinse_{min} = Imfinse + 2 * (Punto_{máximo}_{Imfinse} - Imfinse) \quad (13)$$

Con la fórmula anterior se pretende obtener la localización en la que se encuentran los puntos mínimos, para ello lo que se hace es sumarle a la función original el doble de la diferencia entre el punto máximo y cada punto de la Imfinse de forma que aquellos puntos que eran mínimos pasan a ser máximos por ser estos los que mayor diferencia tiene con el máximo.

Una vez obtenida la localización de los mínimos aplicando la función `findpeaks` sobre la nueva función `Imfinse_min`, podremos obtener los valores mínimos extrayendo los valores de la `Imfinse` original en dichas localizaciones.

Una vez ya tenemos los valores máximos y mínimos de la `Imfinse`, el siguiente paso será buscar entre que máximo y que mínimo se va a definir el punto de cambio según la señal EEG. Para el punto máximo, se desarrolla un algoritmo que filtra los máximos. Éste máximo debe cumplir dos condiciones:

1. Tiene que ser mayor a la media de la función `Imfinse` de la ventana.
2. Ser el mayor de los máximos.

Dicho máximo aparece representado como un círculo verde en la Figura 31.

Por otra parte, para el mínimo se debe cumplir las siguientes condiciones:

1. Ha de ser menor a la media de la `Imfinse` de la ventana.
2. Estar a la izquierda y lo más cercano posible del punto máximo que determina el cambio de dirección obtenido en el paso anterior.

Este punto se representará con un círculo de color rojo tal y como aparece en la Figura 31.

Tras la obtención de ambos, el punto de cambio de dirección según la señal EEG se calcula como el punto medio entre ellos. Dicho punto de cambio aparece representado en la Figura 31 como una línea vertical de color magenta.

Fijándonos bien en la figura anterior podemos observar que en algunos de los cambios no se representa la línea vertical en color magenta que indicaría el punto de cambio de dirección obtenido por el algoritmo. Esto se debe principalmente a que se han establecido una serie de criterios para clasificar los patrones como aptos o no aptos, siendo estos últimos aquellos en los que no se representa dicha línea magenta. Estos criterios se definen a continuación:

1. Al menos un punto mínimo (inferior a la media) a la izquierda del punto definido como máximo del punto de cambio (círculo verde de la figura 31), este criterio puede observarse en los cambios 3, 6 y 9 de la figura, donde podemos observar que no hay punto mínimo (círculo rojo) y, por lo tanto, la tarea se clasifica como no apta por lo que no se extrae ningún punto de cambio de dirección.
2. Entre 1 y 3 (ambos inclusive) puntos máximos (círculos color cian más el de color verde) por encima de la media para que el patrón sea clasificado como apto para la obtención del punto de cambio de dirección, esto puede observarse en el cambio 8

de la Figura 31 donde al haber 4 puntos máximos por encima de la media no se calcula el punto de cambio de dirección. Esto último se hace para evitar la detección de cambios de dirección cuando no se produce el patrón de cambio sino un aumento de la frecuencia de la señal con sucesivos picos que podrían ser detectados como cambio cuando en realidad no lo son.

Por último, cabe tener en cuenta que para extraer estos puntos de cambio de dirección se trabaja con la Imfinse suavizada mediante el filtro de Savitzky-Golay, por lo que de igual forma que ocurría en el apartado 3.3.3. con la señal de las IMU's, esta suavización supone una distorsión de la señal que puede suponer un pequeño desfase de la posición del punto de cambio de dirección detectado respecto del que sería el verdadero punto de cambio como se puede observar en la siguiente figura.

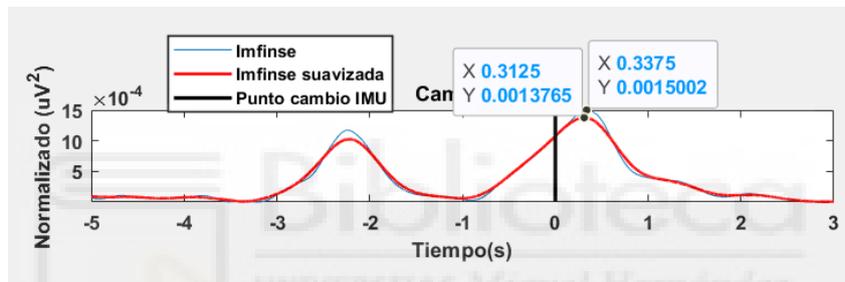


Figura 32: Error debido a la suavización de la Imfinse de la IMF5, en este caso, se puede observar cómo al suavizar la señal el máximo de ésta se adelanta 0,025 segundos. La imagen compara el suavizado para el cambio 5 del registro A03_1_1 del electrodo CPz del sujeto A03.

3.4. Extracción de métricas y características

Una vez obtenidos los puntos de cambio de dirección a partir de la señal EEG, procederemos a extraer las métricas y características que mejor definan la relación entre los puntos que determinan dicho cambio de dirección. Las características que se obtienen son las siguientes:

- Posición temporal del punto de cambio de dirección obtenido a partir de la señal EEG en segundos.
- Desfase que hay entre el punto de cambio de dirección detectado por las IMU's y el obtenido a partir de la señal EEG, es decir, la distancia entre las líneas magenta y negra de la Figura 331.

- Pendiente de la recta imaginaria que une el punto mínimo del cambio de dirección (círculo rojo en la Figura 31) con el punto máximo del cambio de dirección (círculo verde en la Figura 31).

De esta forma estos datos serán recogidos en una matriz llamada “resultados” que tendrá el formato de la siguiente tabla:

Tabla 4: Formato matriz de resultados

Nº Cambio	Apto (1) / No apto (0)	Punto_Cambio (segundos)	Desfase (segundos)	Pendiente
1				
...				
10				

Una vez obtenidas dichas características para cada uno de los registros podremos utilizarlas para agrupar los resultados y compararlos entre ellos con la finalidad de determinar la mejor forma de detectar el cambio de dirección a partir de la señal EEG.

3.5. Otros algoritmos analizados y descartados para el trabajo final

A lo largo de este trabajo han sido muchos los procedimientos que se han llevado a cabo con la intención de detectar patrones que puedan indicar la intención de cambiar de dirección por parte del sujeto y para los que finalmente no se han obtenido los resultados esperados. A continuación, se explicarán algunos de estos procesos que no arrojaron resultados positivos, pero que permitieron descubrir nuevos procedimientos que ayudaron a finalmente detectar los esperados patrones.

3.5.1. Búsqueda de patrones en las señales IMF

En primer lugar, se realizó una búsqueda de los patrones mencionados anteriormente directamente sobre las IMF's que obtuvimos al aplicarle a la señal la Descomposición Empírica Modal, centrándonos sobre todo en las IMF's de la 3 a la 7, ya que el resto presentaban frecuencias bien demasiado altas o bien demasiado bajas como para poder aislar cualquier patrón más si tenemos en cuenta la presencia de posibles artefactos. Sobre estos datos se calcularon tanto la media móvil como la envolvente, aunque de ninguna de estas permitió obtener resultados.

3.5.2. Búsqueda de patrones en señales resultantes de la suma de IMF's

Con el objetivo de aprovechar aquellas IMF's que habían sido desechadas por su baja frecuencia, se decidió crear otras 3 señales adicionales en base a ellas. La primera de ellas consistía en la suma de las IMF's comprendidas entre la 6 y la 10 (ambas inclusive), la segunda entre la 7 y la 10, y la última, la suma de las IMF's 8, 9 y 10. Sobre estas IMF's extra se calculó su media móvil y se analizaron en ventanas en torno a los puntos de cambio, también sin resultados.

```
%% Señales IMF extra como resultado de la suma de algunas de las IMF's que por separado no aportan información relevante:  
  
%IMF resultado de sumar las últimas 5 IMF's:  
imf_extra(:,1) = imf(:,total_imfs-4)+imf(:,total_imfs-3)+imf(:,total_imfs-2)+imf(:,total_imfs-1)+imf(:,total_imfs);  
%IMF resultado de sumar las últimas 4 IMF's:  
imf_extra(:,2) = imf(:,total_imfs-3)+imf(:,total_imfs-2)+imf(:,total_imfs-1)+imf(:,total_imfs);  
%IMF resultado de sumar las últimas 3 IMF's  
imf_extra(:,3) = imf(:,total_imfs-2)+imf(:,total_imfs-1)+imf(:,total_imfs);
```

Figura 33: Fragmento del código en el que se crean las nuevas funciones que son el resultado de la suma de diversas IMF's que por sí solas no permiten obtener ninguna información.

3.5.3. Búsqueda de patrones mediante el cálculo de la potencia relativa

También se intentó aislar patrones que indicaran cambios de dirección en la potencia relativa calculada a partir de la Imfinse para cada ventana en torno a los puntos de cambio detectados por la IMU, analizando dicha potencia relativa tampoco se pudo encontrar ningún patrón, aunque sí que sirvió para darnos cuenta de que sumando la Imfinse de las 10 ventanas de

cada IMF para posteriormente calcular la potencia relativa de la suma nos permitía obtener los rangos de tiempo en los que se producía una mayor variación de la señal que podría estar relacionada con los cambios de dirección. Esto último lo utilizamos en el trabajo como aparece explicado en el apartado 3.3.6.



Capítulo 4. Resultados y discusión

En este capítulo se recogen los resultados obtenidos como consecuencia de aplicar todo el proceso explicado anteriormente en los datos de los electrodos que se ha decidido analizar (Cz, C1, C2, C3, C4 y CPz) para cada uno de los registros, para poder ser comparados entre ellos y determinar con que electrodos se puede obtener de forma más precisa los puntos de cambio a partir de las señales EEG.

En primer lugar, para la obtención de los datos que se analizarán en este capítulo se desarrolla un script llamado “puntos_cambio_EEG.m” que por una parte se encarga de obtener el instante de cada tarea en el que se detecta el punto de cambio de dirección a través del proceso que aparece representado en la Figura 30 y explicado a lo largo del apartado 3.3.8., y por otra parte, se encarga de obtener las principales métricas en base a esos puntos de cambio de dirección y las guarda en la matriz “resultados” como se explica en el apartado 3.4.

Este proceso se realiza registro a registro, de manera que una vez realizado todo el proceso, la matriz “resultados” recogerá las métricas correspondientes a las 10 tareas de un registro individual, estas métricas son pasadas a Excel desde dicha matriz para posteriormente ser promediadas. Primero se obtiene el promedio de las 10 tareas de cada registro para a continuación, promediar por sesiones, es decir, se calcula el promedio del promedio previamente calculado de los 6 a 8 registros de cada sesión. Todo este proceso se repite para cada electrodo analizado.

De esta forma, el primer apartado de este capítulo consistirá en un análisis de los promedios obtenidos de cada sesión agrupados en función del electrodo del que se han obtenido para poder ser analizados de forma más individualizada pudiendo observar que sujetos son los que mejores resultados aportan en función de sus sesiones.

Posteriormente en el segundo apartado, se comparan los promedios obtenidos de promediar los valores de las 9 sesiones (calculados en el apartado anterior) de cada electrodo para poder comparar entre electrodos y analizar cuál de ellos nos aporta una información más fiable y precisa a la hora de detectar los cambios de dirección.

Los datos que utilizaremos para llevar a cabo estas comparaciones son los siguientes:

- **Porcentaje de cambios aptos:** indica en tanto por ciento el número de cambios detectados por nuestro algoritmo, es decir, de los 10 eventos que tiene cada registro, indica cuántos de ellos han sido reconocidas como similares al patrón que indica el cambio de dirección en la señal EEG.
- **Desfase:** indica la distancia en segundos que hay entre el punto de cambio de dirección detectado por nuestro algoritmo a partir de la señal EEG y el punto de cambio de dirección detectado por la IMU. Además, se tiene en cuenta si se produce antes o después, de forma que el desfase será negativo si se detecta el cambio mediante EEG previamente al detectado mediante la IMU, es decir, adelantado; mientras que el desfase será positivo en caso de que el cambio según EEG sea detectado posteriormente al cambio según la IMU, es decir, retrasado.
- **Desfase en valor absoluto:** determina al igual que el desfase anterior la distancia entre el punto de cambio de dirección detectado a partir de la señal EEG y el detectado por la IMU, pero en este caso, no se tiene en cuenta el signo, ni si se produce con adelanto o con retraso, sino que se toma el dato en valor absoluto como una manera de determinar el “error” entre una forma y otra de determinar el cambio de dirección.
- **Pendiente:** como ya se ha explicado en el apartado anterior, hace referencia a la pendiente de la recta que une los puntos mínimo y máximo utilizados como puntos de partida para determinar el punto de cambio de dirección, de forma que cuanto mayor sea la pendiente, más brusco será el cambio de la señal y, por tanto, el punto de cambio de dirección estará mejor definido.

Cabe destacar que los datos anteriores (porcentaje de cambios aptos, desfase y pendiente), los obtenemos directamente de Matlab a través de la matriz “resultados”, mientras que el dato de desfase absoluto se calcula en Excel partiendo de los valores de desfase.

$$Desfase\ absoluto = |t_{cambio\ dirección\ EEG} - t_{cambio\ dirección\ IMU}| \quad (14)$$

4.1. Análisis electrodo a electrodo

En este apartado se agrupan en tablas los resultados de las 9 sesiones realizadas por los 4 sujetos de pruebas en función del electrodo a analizar, para posteriormente comparar y evaluar los resultados obtenidos.

Tabla 5: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo Cz.

Electrodo Cz				
Sesión	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (seg)	Pendiente
S1 (A03_1)	77,50 ± 7,07	-0,284 ± 0,234	0,647 ± 0,165	0,00037 ± 0,00028
S2 (A03_2)	82,50 ± 13,89	-0,719 ± 0,266	0,921 ± 0,205	0,00027 ± 0,00005
S3 (A04_1)	73,75 ± 11,88	-0,701 ± 0,412	0,970 ± 0,260	0,00402 ± 0,00475
S4 (A04_2)	67,50 ± 14,88	-0,728 ± 0,254	1,036 ± 0,299	0,00050 ± 0,00019
S5 (A04_3)	72,50 ± 8,94	-0,413 ± 0,367	0,893 ± 0,261	0,00351 ± 0,00748
S6 (B04_1)	70,00 ± 8,94	-0,382 ± 0,431	0,867 ± 0,185	0,00038 ± 0,00054
S7 (B04_2)	80,00 ± 5,35	-0,472 ± 0,303	0,946 ± 0,135	0,00020 ± 0,00005
S8 (B07_1)	82,50 ± 16,69	-0,505 ± 0,374	0,759 ± 0,235	0,00064 ± 0,00022
S9 (B07_2)	73,75 ± 18,47	-0,429 ± 0,329	0,774 ± 0,269	0,00095 ± 0,00050
Media	75,56 ± 5,38	-0,515 ± 0,163	0,868 ± 0,121	0,00120 ± 0,00147

De la tabla anterior correspondiente a los resultados obtenidos a partir del electrodo Cz podemos destacar que son los sujetos A03 y B07 los que mejor porcentaje de cambios aptos presentan, a su vez, se puede observar como el desfase es negativo en todos los registros, cosa que tiene sentido ya que el cambio de dirección ha de ser pensado antes de ser realizado por lo que la señal cerebral se producirá antes que la detectada por la IMU.

Tabla 6: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C1.

Electrodo C1				
Sesión	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (seg)	Pendiente
S1 (A03_1)	87,50 ± 10,35	-0,395 ± 0,232	0,746 ± 0,199	0,00077 ± 0,00127
S2 (A03_2)	85,00 ± 14,14	-0,571 ± 0,208	0,710 ± 0,135	0,00042 ± 0,00013
S3 (A04_1)	70,00 ± 15,12	-0,570 ± 0,238	0,867 ± 0,212	0,00075 ± 0,00023
S4 (A04_2)	75,00 ± 15,12	-0,766 ± 0,515	1,184 ± 0,318	0,00156 ± 0,00158
S5 (A04_3)	65,00 ± 14,72	-0,575 ± 0,227	0,822 ± 0,192	0,00055 ± 0,00016
S6 (B04_1)	76,67 ± 12,11	-0,535 ± 0,707	0,967 ± 0,163	0,00073 ± 0,00019
S7 (B04_2)	76,25 ± 14,08	-0,385 ± 0,264	0,959 ± 0,108	0,00145 ± 0,00049
S8 (B07_1)	77,50 ± 14,88	-0,509 ± 0,312	0,723 ± 0,216	0,00303 ± 0,00101
S9 (B07_2)	83,75 ± 16,85	-0,413 ± 0,420	0,721 ± 0,372	0,00341 ± 0,00251
Media	77,41 ± 7,21	-0,524 ± 0,119	0,856 ± 0,159	0,00141 ± 0,00110

En la tabla anterior correspondiente a los datos recogidos partiendo del electrodo C1 se puede observar como en la mayoría de sujetos el porcentaje de cambios aptos es elevado, a excepción del sujeto A04 en el que los porcentajes descienden levemente, además, igual que el caso anterior, el desfase es negativo y la detección del cambio se produce en torno a los 0,5 segundos antes de la detección mediante la IMU.

Tabla 7: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C2.

Electrodo C2				
Sesión	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (seg)	Pendiente
S1 (A03_1)	75,00 ± 11,95	-0,389 ± 0,212	0,731 ± 0,219	0,00016 ± 0,00003
S2 (A03_2)	73,75 ± 14,08	-0,499 ± 0,282	0,964 ± 0,337	0,00021 ± 0,00004
S3 (A04_1)	71,25 ± 8,35	-0,504 ± 0,419	0,889 ± 0,217	0,00315 ± 0,00546
S4 (A04_2)	67,50 ± 10,35	-0,596 ± 0,392	0,965 ± 0,346	0,00180 ± 0,00156
S5 (A04_3)	72,50 ± 15,17	-0,535 ± 0,314	0,896 ± 0,319	0,00044 ± 0,00020
S6 (B04_1)	70,00 ± 16,73	-0,602 ± 0,313	0,934 ± 0,186	0,00018 ± 0,00014
S7 (B04_2)	73,75 ± 13,02	-0,419 ± 0,267	0,951 ± 0,213	0,00017 ± 0,00004
S8 (B07_1)	83,75 ± 11,88	-0,487 ± 0,319	0,746 ± 0,310	0,00053 ± 0,00007
S9 (B07_2)	76,25 ± 10,61	-0,581 ± 0,503	0,874 ± 0,332	0,00142 ± 0,00163
Media	73,75 ± 4,59	-0,512 ± 0,075	0,883 ± 0,088	0,00090 ± 0,00103

De la Tabla 7 cuyos datos pertenecen a los resultados obtenidos del electrodo C2 se puede destacar que el sujeto B07 vuelve a ser el que mayor porcentaje de cambios aptos presenta seguido por el sujeto A03, mientras que A04 repite como el peor sujeto en este aspecto, también el desfase vuelve a ser negativo como en los casos estudiados anteriormente.

Tabla 8: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C3.

Electrodo C3				
Sesión	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (seg)	Pendiente
S1 (A03_1)	95,00 ± 5,35	-0,406 ± 0,330	0,683 ± 0,176	0,00152 ± 0,00041
S2 (A03_2)	77,50 ± 17,53	-0,378 ± 0,520	0,850 ± 0,251	0,01117 ± 0,00702
S3 (A04_1)	68,75 ± 18,85	-0,579 ± 0,259	0,838 ± 0,241	0,00220 ± 0,00166
S4 (A04_2)	71,25 ± 20,31	-0,404 ± 0,562	0,891 ± 0,385	0,00049 ± 0,00006
S5 (A04_3)	72,50 ± 10,33	-0,578 ± 0,220	0,785 ± 0,142	0,00062 ± 0,00033
S6 (B04_1)	71,67 ± 16,02	-0,297 ± 0,463	0,825 ± 0,103	0,00028 ± 0,00024
S7 (B04_2)	83,75 ± 13,02	-0,168 ± 0,401	0,693 ± 0,208	0,00025 ± 0,00006
S8 (B07_1)	87,50 ± 8,86	-0,369 ± 0,207	0,688 ± 0,166	0,00053 ± 0,00010
S9 (B07_2)	82,50 ± 15,81	-0,413 ± 0,356	0,767 ± 0,299	0,00224 ± 0,00218
Media	78,94 ± 8,85	-0,399 ± 0,127	0,780 ± 0,078	0,00214 ± 0,00347

De la tabla previa, en la que se recogen los resultados del electrodo C3 destaca sobre todo el alto porcentaje de cambios aptos que presenta la primera sesión del sujeto A03 que junto con el sujeto B07 vuelven a ser los mejores en este aspecto. También cabe destacar que el desfase vuelve a ser negativo y oscila en torno a los 0,4 segundos, por lo que la mayoría de cambios detectados tienen lugar con anterioridad al cambio detectado por la IMU.

Tabla 9: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo C4.

Electrodo C4				
Sesión	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (seg)	Pendiente
S1 (A03_1)	76,25 ± 5,18	-0,292 ± 0,500	0,814 ± 0,337	0,00023 ± 0,00007
S2 (A03_2)	73,75 ± 13,02	-0,859 ± 0,321	1,097 ± 0,297	0,00031 ± 0,00008
S3 (A04_1)	63,75 ± 10,61	-0,770 ± 0,629	1,122 ± 0,366	0,00111 ± 0,00056
S4 (A04_2)	70,00 ± 10,69	-0,603 ± 0,375	1,056 ± 0,257	0,00121 ± 0,00207
S5 (A04_3)	70,00 ± 13,66	-0,710 ± 0,397	0,993 ± 0,310	0,00287 ± 0,00219
S6 (B04_1)	73,33 ± 13,66	-0,862 ± 0,210	1,107 ± 0,246	0,00067 ± 0,00017
S7 (B04_2)	62,50 ± 15,81	-0,317 ± 0,554	0,958 ± 0,197	0,00110 ± 0,00037
S8 (B07_1)	77,50 ± 19,09	-0,462 ± 0,317	0,700 ± 0,212	0,00276 ± 0,00053
S9 (B07_2)	78,75 ± 6,41	-0,360 ± 0,283	0,828 ± 0,250	0,00333 ± 0,00436
Media	71,76 ± 5,75	-0,581 ± 0,231	0,964 ± 0,151	0,00151 ± 0,00117

Observando la Tabla 9 en la que se recogen los resultados extraídos del procesamiento de la señal EEG del electrodo C4 podemos observar cómo los valores del porcentaje de cambios aptos sufren un pequeño descenso generalizado respecto a estos mismos datos de otros electrodos, no obstante, siguen siendo los sujetos A03 y B07 los que muestran unos porcentajes mayores y por encima de la media en todas sus sesiones. Asimismo, todos los desfases son negativos por lo que ya va quedando claro el hecho de que la señal EEG detecta el cambio de dirección con anterioridad a las IMU's.

Tabla 10: Comparación entre los datos extraídos de las distintas sesiones partiendo de la señal EEG del electrodo CPz.

Electrodo CPz				
Sesión	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (seg)	Pendiente
S1 (A03_1)	80,00 ± 9,26	-0,283 ± 0,434	0,754 ± 0,236	0,00027 ± 0,00024
S2 (A03_2)	81,25 ± 15,53	-0,738 ± 0,295	0,975 ± 0,252	0,00026 ± 0,00007
S3 (A04_1)	67,50 ± 14,88	-0,628 ± 0,344	0,919 ± 0,174	0,00039 ± 0,00010
S4 (A04_2)	75,00 ± 15,12	-0,432 ± 0,608	0,970 ± 0,323	0,00111 ± 0,00127
S5 (A04_3)	77,50 ± 18,97	-0,534 ± 0,281	0,835 ± 0,256	0,00034 ± 0,00006
S6 (B04_1)	76,67 ± 5,16	-0,406 ± 0,357	0,994 ± 0,190	0,00015 ± 0,00004
S7 (B04_2)	76,25 ± 10,61	-0,164 ± 0,339	0,826 ± 0,205	0,00024 ± 0,00007
S8 (B07_1)	76,25 ± 18,47	-0,392 ± 0,254	0,693 ± 0,195	0,00059 ± 0,00016
S9 (B07_2)	81,25 ± 12,46	-0,635 ± 0,441	0,966 ± 0,322	0,00097 ± 0,00098
Media	76,85 ± 4,19	-0,468 ± 0,183	0,881 ± 0,183	0,00048 ± 0,00034

En la tabla superior se recogen los datos obtenidos del procesamiento de la señal proveniente del electrodo CPz que es el electrodo de los estudiados que más hacia atrás sobre el cuero cabelludo está situado. De estos datos podemos destacar que los datos de porcentaje de cambios aptos son relativamente elevados excepto en la sesión 4 del sujeto A04 que presenta un valor más bajo, a su vez, como ocurre en todos los electrodos, el desfase presenta valores negativos para todos los sujetos

4.2. Comparación entre los resultados de todos los electrodos

En este apartado se examinan los datos obtenidos como la media de todas las sesiones para cada electrodo, para de esta forma poder comparar los valores medios de todos los electrodos y determinar cuál de ellos nos aporta mejor información a la hora de detectar los cambios de dirección en la señal EEG a través de nuestro algoritmo. En la tabla siguiente se recogen dichos datos:

Tabla 11: Comparación entre los valores medios de los datos recogidos para cada electrodo.

Electrodo	Cambios aptos (%)	Desfase (seg)	Desfase absoluto (%)	Pendiente
Cz	75,56 ± 5,38	-0,515 ± 0,163	0,868 ± 0,121	0,00120 ± 0,00147
C1	77,41 ± 7,21	-0,524 ± 0,119	0,856 ± 0,159	0,00141 ± 0,00110
C2	73,75 ± 4,59	-0,512 ± 0,075	0,883 ± 0,088	0,00090 ± 0,00103
C3	78,94 ± 8,85	-0,399 ± 0,127	0,780 ± 0,078	0,00214 ± 0,00347
C4	71,76 ± 5,75	-0,581 ± 0,231	0,964 ± 0,151	0,00151 ± 0,00117
CPz	76,85 ± 4,19	-0,468 ± 0,183	0,881 ± 0,183	0,00048 ± 0,00034
Media	75,71 ± 2,61	-0,500 ± 0,061	0,872 ± 0,059	0,00127 ± 0,00057

De estos datos podemos concluir que utilizando nuestro algoritmo los electrodos que más puntos de cambio de dirección nos permitirán detectar son: Cz, Cpz, C1 y C3, siendo los dos últimos los que mayor porcentaje presentan, aunque también son los que más desviación estándar tienen. En todo caso, para estos electrodos los porcentajes de cambios detectados serán del 70 % o superiores.

Por otra parte, atendiendo a los valores de desfase podemos determinar que como se esperaba, los cambios se detectan en su mayoría con anterioridad a los detectados por las IMU's ya que todos los valores medios de los desfases son negativos. Asimismo, el desfase medio oscila en torno a los 0,5 segundos previos al cambio detectado por la IMU, siendo de entre los cuatro electrodos anteriores C1 y C3 los que menos desviación estándar presentan.

En cuanto al desfase absoluto podemos decir que la distancia media entre los instantes de cambio de dirección de las señales EEG e IMU es de unos 0,87 segundos, siendo el electrodo C3 el que menor distancia presenta.

Por último, en cuanto a la pendiente, se puede observar cómo su valor medio es de 0,00127 siendo el electrodo C3 aquel en el que es más acusada, por lo que los cambios de dirección en la señal de dicho electrodo estarán más marcados facilitándose de esta forma su detección.



Capítulo 5. Conclusión

En este capítulo se evaluarán los resultados obtenidos en el trabajo y se expondrán las principales conclusiones, así como propuestas de futuras líneas de investigación que puedan mejorar lo desarrollado en este trabajo.

El objetivo de este trabajo consistía en detectar los cambios de dirección en la señal EEG partiendo de la utilización de la Descomposición Empírica Modal (EMD) que nos permite obtener la señal en las distintas bandas de frecuencia mediante sus Intrinsic Mode Functions (IMF's). Esto finalmente se ha conseguido aislando un patrón que se producía en la señal de la imfinse (potencia instantánea) de la IMF 5 y desarrollando un algoritmo que nos permite obtener el instante en el que se produce el cambio de dirección de manera más o menos precisa.

Una vez obtenidos los resultados, podemos llegar a la conclusión de que con los seis electrodos que se decidió trabajar (C1, C2, C3, C4, Cz y CPz) se obtienen resultados bastante aceptables que nos permiten detectar en torno al 70% de cambios de dirección que se producen en cada registro.

De entre estos electrodos, el C3 destaca levemente sobre los demás por lo que a priori será el que mejores resultados nos permita obtener al procesar su señal con nuestro algoritmo cómo podemos observar en la Tabla 11. Esto se debe a que es el electrodo que mayor porcentaje de cambios aptos presenta, además de tener el desfase absoluto más reducido y preciso de todos los electrodos, a juzgar por su desviación estándar. Por último, también cabe destacar que su pendiente es la más elevada de todas, lo que indica que los cambios de dirección serán más bruscos y fácilmente detectables en su señal. Sin embargo, esto último es engañoso ya que los valores medios de la pendiente tanto de C3 cómo del resto de electrodos presentan una desviación estándar considerablemente grande por lo que el rango de valores de la pendiente es muy variable.

5.1. Futuras líneas de investigación.

Este trabajo que tiene como objetivo detectar los cambios de dirección a partir de una señal EEG partiendo de la Descomposición Empírica Modal (EMD) nos proporciona unos resultados relativamente satisfactorios detectando alrededor de un 70 % de los cambios que se producen. Sin embargo, hay varias mejoras que se podrían llevar a cabo para mejorar estos porcentajes.

La primera de ellas sería la aplicación de filtros que nos permitan eliminar el máximo número de artefactos posibles, ya que las señales utilizadas para este trabajo no habían sido filtradas por lo que la presencia de dichos artefactos hacía imposible examinar y extraer información de las señales de algunos electrodos que finalmente se terminaban descartando del proceso.

Otra mejora que se podría llevar a cabo es el hecho de buscar en otras IMF's aparte de la 5 algunos patrones que se puedan relacionar con el cambio de dirección, además de mejorar el algoritmo utilizado en este trabajo para detectar los cambios en la IMF 5 para que dicha detección sea lo más precisa posible.

También convendría el utilizar las señales sin suavizar ya que a lo largo de este trabajo se ha suavizado la señal (tanto EEG como IMU) varias veces lo que supone una distorsión de la señal original dando lugar a un pequeño error con cada suavización llevada a cabo, como se puede observar en las Figuras 18 y 31.

Por último, cabe tener en cuenta que la metodología empleada en este trabajo no nos permite el trabajo en tiempo real por lo que convendría adaptar lo realizado en este trabajo con la IMF 5 a otras técnicas que permitan analizar la señal en tiempo real basándose en información de comportamiento similar a la IMF 5 en frecuencia-tiempo como por ejemplo wavelet o S-transform.

Bibliografía

- [1] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. T. Liu y H. H., «The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,» *The Royal Society*, pp. 903-995, 1998.
- [2] OMS, «<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/spinal-cord-injury>,» 19 Noviembre 2013. [En línea]. Available: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/spinal-cord-injury>.
- [3] Á. M. V., «El accidente cerebrovascular desde la mirada del rehabilitador,» *Hospital Clínico Universidad de Chile*, pp. 348-355, 2010.
- [4] B. B. Johansson, «Brain plasticity in health and disease,» *The Keio Journal of Medicine*, vol. 53, n° 4, pp. 231-246, 2004.
- [5] R. Abiri, S. Borhani, E. W. Sellers, Y. Jiang y X. Zhao, «A comprehensive review of EEG-based brain-computer interface paradigms,» *Journa of neural engineering*, pp. 1741-2552, 2019.
- [6] S. Sanei y J. Chambers, EEG Signal Processing, 2007.
- [7] Á. M. García, «Diseño de interfaces cerebro-máquina controlados mediante registros de EEG,» 2015.
- [8] A. Kilicarslan y J. L. C. Vidal, «Characterization and real-time removal of motion artifacts from EEG signals,» *Journal of Neural Engineering*, vol. 16, n° 5, 2019.
- [9] L. Geddes y C. Hodge, «The retrospectroscope: electrocorticography,» *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1996.
- [10] M. Hämmäläinen, R. Hari, R. Ilmoniemi, J. Knuutila y O. Lounasmaa, «Magnetoencephalography theory, instrumentation, and applications to no-invasive studies of the working human brain.,» 1993.
- [11] E. m. r. forum., «Magnetic resonance, a critical peer-reviewed introduction; functional mri.,» 2014.
- [12] K. Izzetoglu, S. Bunce, M. Izzetoglu, B. Onaral y K. Pourrezaei, «fNIR Spectroscopy As a Measure of Cognitive Task Load,» *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, vol. 4, pp. 3431-3434, 2003.
- [13] E. Niedermeyer y F. H. L. d. Silva, *Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*, Oxford University Press, 2004.

- [14] «American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature.» *Clin Neurophysiol*, pp. 200-202, 1991.
- [15] T. T. García, «Manual básico para enfermeros,» *Enfermería Docente* , pp. 29-33, 2011.
- [16] S. Zahan, Removing EOG artifacts from EEG Signal Using Noise-Assisted Multivariate Empirical Mode Decomposition., 2016.
- [17] R. Istenič, F. Negro, A. Holobar, D. Zazula y D. Farina, «Surface EMG pre-processing techniques for the detection of common input to motor neuron populations,» 2013.
- [18] E. Bingham y A. Hyvärinen, «Fast and robust deflationary separation of complex valued signals,» 2000.
- [19] K. Esbensen y P. Geladi, «Principal Component Analysis,» de *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Amsterdam , Elsevier Science Publishers B.V., 1987, pp. 37-52 .
- [20] A. Kilicarslan, R. G. Grossman y J. L. Contreras-Vidal, «A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in scalp EEG measurements,» *Journal of Neural Engineering*, vol. 13, nº 2, 2016.
- [21] G. Pfurtscheller y F. H. L. d. Silva, «Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,» *Clin Neurophysiol* , pp. 1842-1857, 1999.
- [22] H. Shibasaki y M. Hallett, «What is the Bereitschaftspotential?,» de *Clinical Neurophysiology*, 2006, pp. 2341-2356.
- [23] S. Makeig, «Auditory event-related dynamics of the EEG spectrum and effects of exposure to tones,» de *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1993, pp. 283-293.
- [24] P. S. Segura, J. M. A. Poveda y E. I. Martínez, «Detección de la intención de cambios de dirección durante la marcha a partir de señales EEG.,» 2019.
- [25] A. M.L., K. H.I., H. N, M. F y V. B.T., «The effect of robot-assisted therapy and rehabilitative training on motor recovery following stroke.,» *Arch Neurol.* , vol. 54, nº 4, pp. 443-446, 1997.
- [26] A. M. Dollar y H. Herr, «Lower Extremity Exoskeletons and Active Orthoses: Challenges and State-of-the-Art,» *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, pp. 144 - 158, 2008.
- [27] Hocoma, «www.hocoma.com,» 2020. [En línea]. Available: <https://www.hocoma.com/us/solutions/lokomat/>.

- [28] «Technaid,» 2020. [En línea]. Available: <https://www.technaid.com/products/inertial-measurement-unit-tech-imu-biomechanics/>.
- [29] g. M. E. GmbH., «Basics on Biosignal Measurement with g.USBamp».
- [30] I. The MathWorks, «MathWorks,» [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/signal/ref/sgolay.html>.
- [31] MathWorks, «MathWorks "Findpeaks",» [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/signal/ref/findpeaks.html>.
- [32] A. Costa, E. Iáñez, A. Úbeda, E. Hortal, J. Del-Ama y A. Gil-Agudo, «Decoding the attentional demands of gait through EEG gamma band features.,» *PLOS ONE* , 2016.
- [33] «Mathworks.com,» The MathWorks, Inc., [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/signal/ref/emd.html>.
- [34] T. T. Yang, C. Gallen, B. Schwartz, F. E. Bloom, V. S. Ramachandran y S. Cobb, «Sensory maps in the human brain,» *Nature*, pp. 592-593, 1994.
- [35] «MathWorks,» The MathWorks, Inc., [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/signal/ref/hht.html>.
- [36] S. Lemm, K.-R. Müller y G. Curio, «A Generalized Framework for Quantifying the Dynamics of EEG Event-Related Desynchronization,» *PLOS Computational Biology*, 2009.
- [37] G. E. Chatrian, E. Lettich y P. L. Nelson, «Ten Percent Electrode System for Topographic Studies of Spontaneous and Evoked EEG Activities,» *American Journal of EEG Technology*, vol. 25, pp. 83-92, 1985.