

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ELCHE

GRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA INDUSTRIAL



"DISCRETIZACIÓN Y LIMPIEZA DE
ARTEFACTOS DE MOVIMIENTO EN
SEÑALES EEG"

TRABAJO FIN DE GRADO

Junio – 2024

AUTOR: Carlos García Brotons.

DIRECTOR: Mario Ortiz García.

Agradezco a mis padres el haberme apoyado de todas las maneras que han sabido durante el transcurso de mi educación y formación académica, y a mi pareja, quien me ayudó a cerrar este ciclo y con la que empiezo un proyecto de vida.

Os quiero.



Índice.

1. INTRODUCCIÓN.	5
1.1. Motivación.	6
1.2. Objetivos.	6
2. ESTADO DEL ARTE.	8
2.1. Las ondas cerebrales y sus características.	8
2.1.1 Introducción al Sistema Nervioso.	8
2.1.2 Descripción de las principales ondas cerebrales.	11
2.1.3 Características, frecuencias, y condiciones típicas de cada tipo de onda.	12
2.1.4 Importancia de las ondas cerebrales en la Neurociencia.	14
2.2. Registro de ondas cerebrales.	15
2.2.1. Métodos de registro de ondas cerebrales.	15
2.2.2. Electroencefalograma.	17
2.3. Técnicas de Limpieza de Artefactos.	19
2.3.1. Independent Component Analysis (ICA).	19
2.3.2. Artifact Subspace Reconstruction (ASR).	21
2.3.3. Refined ASR (rASR).	23
2.3.4. H^∞ Filter.	25
2.3.5. Series de Volterra.	27
2.4. Interfaces Cerebro - Máquina (BMI).	29
2.5. Entorno de Desarrollo MATLAB.	29
2.6. Transformada de Fourier.	30
2.6.1. Uso de FFT en la detección de artefactos.	31
3. PROTOCOLO DE PRUEBAS.	32
3.1. Propósito y alcance del capítulo dentro del estudio.	32

3.2.	Equipamiento.	33
3.2.1	Unidad de Medición Inercial (IMU).	33
3.2.2	Equipo de lectura EEG.	35
3.2.3	Cinta de Correr.	36
3.3.	Proceso de Adquisición de Datos.	37
3.4.	Selección y Caracterización de los Sujetos.	39
3.2.4	Parámetros Físicos de los Sujetos.	39
3.5.	Consideraciones Éticas.	40
3.6.	Diseño y Desarrollo del Protocolo de Pruebas.	41
3.6.1.	Preparativos para las Pruebas.	41
3.6.2.	Estructura y velocidades de los Ensayos.	43
3.7.	Procedimientos de Recolección de Datos.	44
4.	ANÁLISIS DE RESULTADOS.	46
4.1.	Obtención de los armónicos asociados a artefactos de movimiento.	46
4.1.1.	Análisis de las Señales IMU.	46
4.1.2.	Cálculo de las Frecuencias Dominantes obtenidas de las IMUs.	47
4.2.	Caracterización y filtrado las señales EEG.	54
4.2.1.	Filtrado de los artefactos oculares con el filtro H^∞	54
4.2.2.	Filtrado de los artefactos de movimiento con las Series de Volterra.	54
4.2.3.	Gráficos obtenidos al aplicar ambos filtrados.	57
4.3.	Resultados tras el filtrado de las señales.	74
5.	DISCUSIÓN y CONCLUSIONES.	84
	BIBLIOGRAFÍA.	91

1. INTRODUCCIÓN.

Imagina un mundo en el que podemos desentrañar los misterios del cerebro humano, capturando las ondas cerebrales como si fueran notas musicales en una partitura sin fin. Esta es la promesa que nos trajo Hans Berger, un visionario psiquiatra alemán, al abrirnos las puertas de la electroencefalografía (EEG) en 1924. Berger no solo registró por primera vez la actividad eléctrica cerebral, sino que también sentó las bases para explorar los rincones más profundos de la neurociencia y la neurofisiología de manera no invasiva.

La capacidad de capturar estas ondas ofrece una herramienta única para la comprensión de los procesos cognitivos del ser humano. No obstante, la eficiencia de las señales EEG se ve comprometida por la presencia de diversos artefactos y ruido de origen tanto biológico como ambiental, como producto de la actividad de músculos cercanos al cuero cabelludo, los movimientos oculares, las fuentes externas de interferencia eléctrica o las impedancias irregulares entre electrodos.

El trabajo se centra en abordar, a través del entorno de desarrollo “MATLAB”, la adquisición de datos de las señales EEG e IMU’s obtenidas en ensayos de laboratorio para el posterior filtrado de los artefactos de movimiento producidas en las señales obtenidas, especialmente en actividades dinámicas como andar o correr, que pueden llegar a ser una fuente significativa de ruido, a través de un enfoque novedoso basado en la utilización de un filtro H^∞ y una expansión en Series de Volterra de segundo orden con el objetivo fundamental de obtener datos de calidad que permitan interpretar futuras investigaciones neurocientíficas y mejorar la precisión y eficacia de las aplicaciones, como las interfaces cerebro-máquina adaptativas al usuario, que utilicen estas señales en su funcionamiento.

1.1. Motivación.

El proyecto desarrollado se inserta en las ya presentes líneas de investigación llevadas a cabo en el “Brain-Machine Interface Systems Lab” de la Universidad Miguel Hernández de Elche. Este laboratorio se ha consolidado como un referente en el desarrollo de Interfaces Cerebro-Máquina (BMI), que permitan facilitar una conexión más intuitiva y profunda entre la mente humana y la tecnología.

Estas interfaces permiten el avance en salud y accesibilidad de usuarios con problemas de movilidad o que hayan perdido capacidades locomotoras, facilitándoles la adaptación al medio y mejorando su calidad de vida.

El foco del presente documento ha sido el filtrado de las señales obtenidas durante los ensayos clínicos para corroborar la eficacia de los métodos aplicados.

1.2. Objetivos.

Partiendo de la premisa introducida, este proyecto se propone una meta ambiciosa pero clara: validar la eficacia de un enfoque novedoso para caracterizar y filtrar, en tiempo real, los artefactos presentes en las señales EEG. Nos enfocamos en el uso de técnicas de análisis y filtrado avanzadas, diseñadas para ajustarse de manera dinámica a las variaciones inherentes a estas señales. A través de la implementación de la regla de adaptación H^∞ , abordamos primero los artefactos oculares, para después, mediante las Series de Volterra de segundo orden, dirigirnos hacia las frecuencias armónicas ligadas a los artefactos de movimiento.

La singularidad de este enfoque reside en su capacidad para proporcionar señales depuradas, liberadas de contaminación por artefactos, lo que representa un paso adelante en la precisión y fiabilidad de la interpretación de los datos EEG. Este esfuerzo no solo refleja un compromiso con la mejora continua de las metodologías de filtrado, sino que también abre nuevas avenidas para la investigación neurocientífica y el desarrollo de tecnologías basadas en EEG, como las interfaces cerebro-máquina, que prometen revolucionar la manera en que interactuamos con nuestro entorno. La

promesa de obtener señales EEG puras es el corazón de este proyecto, marcando el camino hacia descubrimientos y aplicaciones aún inexploradas.

Para el cumplimiento de dicho propósito, se detallan las tareas que se han de realizar:

1. Configuración del entorno de laboratorio, implementar la parte Hardware al sujeto y definir la parte Software sobre los protocolos de prueba, como la duración de los ensayos y las velocidades de la cinta de correr.
2. Adquisición de datos a través del casco EEG y de los datos inerciales IMU con experimentos a distintas velocidades.
3. Implementar el protocolo H^∞/TV para reducir la interferencia de las señales oculares y mejorar la calidad de las señales.
4. Obtener las frecuencias dominantes de los datos inerciales de cada ensayo a partir de la transformada rápida de Fourier (FFT).
5. Aplicar las Series de Volterra para limpiar las señales a las frecuencias dominantes de cada prueba.
6. Comparar el espectro de la señal en crudo con la señal después del filtrado y comprobar el porcentaje de disminución.

2. ESTADO DEL ARTE.

2.1. Las ondas cerebrales y sus características.

2.1.1 Introducción al Sistema Nervioso.

El sistema nervioso, con su complejidad y sofisticación, se considera el centro de mando y control de un ser humano o animal cordado. Desempeña un papel importante en la coordinación y regulación de todas las funciones y procesos corporales. Esta red compleja no solo controla actividades cognitivas importantes como el pensamiento, el aprendizaje y la memoria, sino que también controla las funciones motoras y sensoriales necesarias para interactuar con el entorno.

Está compuesto por billones de neuronas, consideradas las unidades básicas de procesamiento del sistema nervioso, las cuales son capaces de formar una red de comunicaciones vasta e interconectada en el organismo, por medio de la transmisión de señales eléctricas a través del tejido nervioso.

Además de las neuronas, el sistema nervioso contiene una población variada de células gliales que, aunque anteriormente solo se consideraban de soporte, ahora son esenciales para mantener, proteger y optimizar las redes neuronales. Las células gliales ayudan a nutrir las neuronas, eliminar los desechos, formar mielina y controlar los entornos iónicos y químicos necesarios para una transmisión sináptica efectiva. (Carter et. al., 2019).

El sistema nervioso se divide en dos partes principales: El sistema nervioso periférico (SNP) y el sistema nervioso central (SNC).

El Sistema Nervioso Periférico (SNP) se extiende fuera del sistema nervioso central y conecta el cerebro y la médula espinal con otros lugares del cuerpo. Se divide en el sistema nervioso autónomo, que regula las actividades involuntarias como la respiración, el latido del corazón y la digestión, y el sistema nervioso somático, que regula las actividades voluntarias como el movimiento de los músculos esqueléticos. El

sistema nervioso autónomo se divide a su vez en los sistemas nerviosos simpático y parasimpático, que funcionan en oposición para mantener el cuerpo en homeostasis.

Sistema Nervioso Central (SNC) está formado por la médula espinal y el cerebro. La médula espinal es el conducto principal por el cual la información viaja entre el cerebro y el resto del cuerpo. También media en la transmisión de señales sensoriales y motoras y permite las respuestas reflejas.

El cerebro es el centro de control, encargado de interpretar señales sensoriales, y coordinar la respuesta a estas señales mediante la toma de decisiones y la emisión de comandos. Este órgano es responsable de la comprensión, el aprendizaje, la memoria y las emociones. Se compone de varias regiones, cada una con una función específica, como el cerebelo, el tronco encefálico y el sistema límbico.

Las funciones cognitivas avanzadas como el pensamiento, la planificación, el lenguaje y la percepción sensorial dependen de la corteza cerebral, la capa más externa del cerebro. Esta se subdivide en cuatro lóbulos principales: (Kandel et. al., 2000).

- **Lóbulo Frontal:** Asociado con el razonamiento, la planificación, partes del habla, el movimiento, las emociones y la resolución de problemas.
- **Lóbulo Parietal:** Encargado de la percepción e integración de estímulos sensoriales, como el tacto y la temperatura, así como de algunas funciones del lenguaje y la cognición espacial.
- **Lóbulo Temporal:** Fundamental para la formación de la memoria, la percepción auditiva y, en ciertos aspectos, la comprensión del lenguaje.
- **Lóbulo Occipital:** Centrado en la interpretación de la información visual.

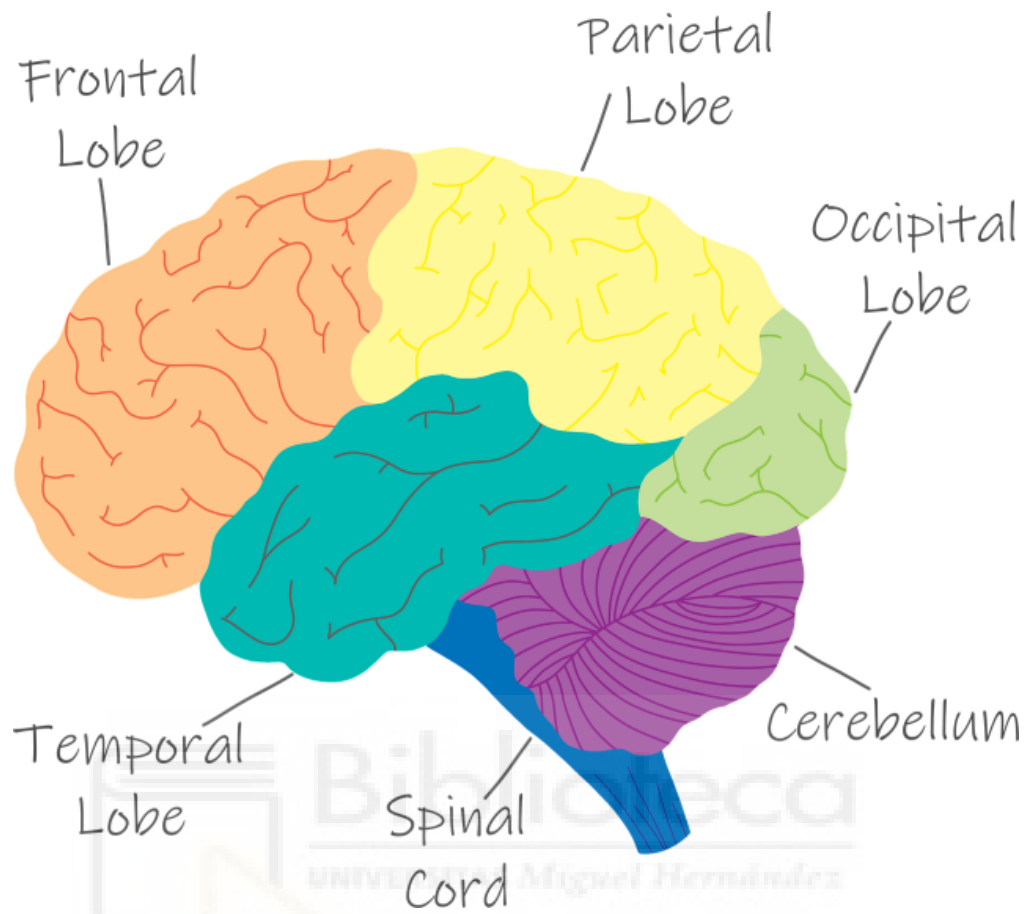


Ilustración 1. Partes anatómicas del Cerebro. Fuente: {Brickbard}.

2.1.2 Descripción de las principales ondas cerebrales.

Las ondas cerebrales son una representación de la actividad eléctrica del cerebro. Cada tipo de onda está relacionado con un estado de actividad cerebral diferente, desde el sueño profundo hasta la concentración intensa.

Estas ondas se clasifican en distintas bandas de frecuencia, cada una con unas características únicas en términos de frecuencia y amplitud.

Las bandas de frecuencia que van de bajas frecuencias a altas se denominan Delta (δ), Theta (θ), Alpha (α), Beta (β) y Gamma (γ).

Berger fue el primero en identificar las ondas Alpha y Beta en 1929. Luego, en 1938, Jasper y Andrews las llamaron "Gamma" cuando se refirieron a las ondas con frecuencias por encima de 30 Hz. En 1936, Walter introdujo las ondas Delta, que tienen una frecuencia más baja que las ondas Alpha. Además, Walter identificó las ondas Theta como aquellas que tienen frecuencias comprendidas entre 4 y 7.5 Hz. La concepción de las ondas theta fue detallada por Wolter y Dovey en 1944. (Steriade et al., 1990).

La combinación de la frecuencia y la amplitud de estas ondas cerebrales proporciona una visión detallada por el electroencefalograma (EEG), lo que posibilita determinar con precisión los patrones de actividad cerebral presentes en estas señales.

2.1.3 Características, frecuencias, y condiciones típicas de cada tipo de onda.

La frecuencia de las ondas cerebrales se mide en Hertz (Hz), indicando el número de ciclos por segundo, mientras que la amplitud se mide en microvoltios (μV), reflejando la potencia o la fuerza de la señal eléctrica. (Niedermeyer et. Al.,2005).

Como mencionamos anteriormente, vamos a desglosar las ondas más características:

- Ondas Delta (0.5 - 4 Hz).

Las ondas Delta, con frecuencias que oscilan entre 0.5 y 4 Hz y presentan las amplitudes más elevadas, son predominantemente observadas durante el sueño profundo en adultos, marcando la fase de sueño sin ensueños y la reparación física y mental. En la infancia, estas ondas son comunes incluso en estados de vigilia, indicando el desarrollo cerebral.

- Ondas Theta (4 - 8 Hz).

Con frecuencias que van de 4 a 8 Hz, las ondas Theta se asocian con estados de somnolencia, relajación profunda y meditación, así como con etapas ligeras del sueño. Su presencia es indicativa de creatividad, intuición y memoria. Estas ondas facilitan la introspección y la reflexión profunda, siendo fundamentales en los procesos de aprendizaje y memoria.

- Ondas Alpha (8 - 12 Hz).

Las ondas Alpha, que se encuentran en el rango de 8 a 12 Hz, son características de un estado de calma y alerta relajada, predominando cuando los ojos están cerrados pero la mente permanece despierta. Su reducción se asocia con la apertura de los ojos y la concentración mental, sirviendo como un puente entre los estados de conciencia relajada y alerta.

- Ondas Beta (12 - 30 Hz).

Oscilando entre 12 y 30 Hz, las ondas Beta son indicativas de un estado de alerta y activación mental. Están vinculadas a la actividad diurna normal, como la conversación y el pensamiento activo. Su presencia refleja un alto nivel de compromiso cognitivo y concentración, siendo esenciales para la toma de decisiones y el procesamiento lógico.

- Ondas Gamma (30 Hz y más).

Con frecuencias superiores a 30 Hz, las ondas Gamma están relacionadas con el procesamiento de información de alta velocidad y la integración de actividades cognitivas complejas. Son fundamentales para el aprendizaje, la formación de recuerdos y la percepción sensorial. Estas ondas reflejan la actividad cerebral involucrada en la meditación profunda y los estados de conciencia elevada.

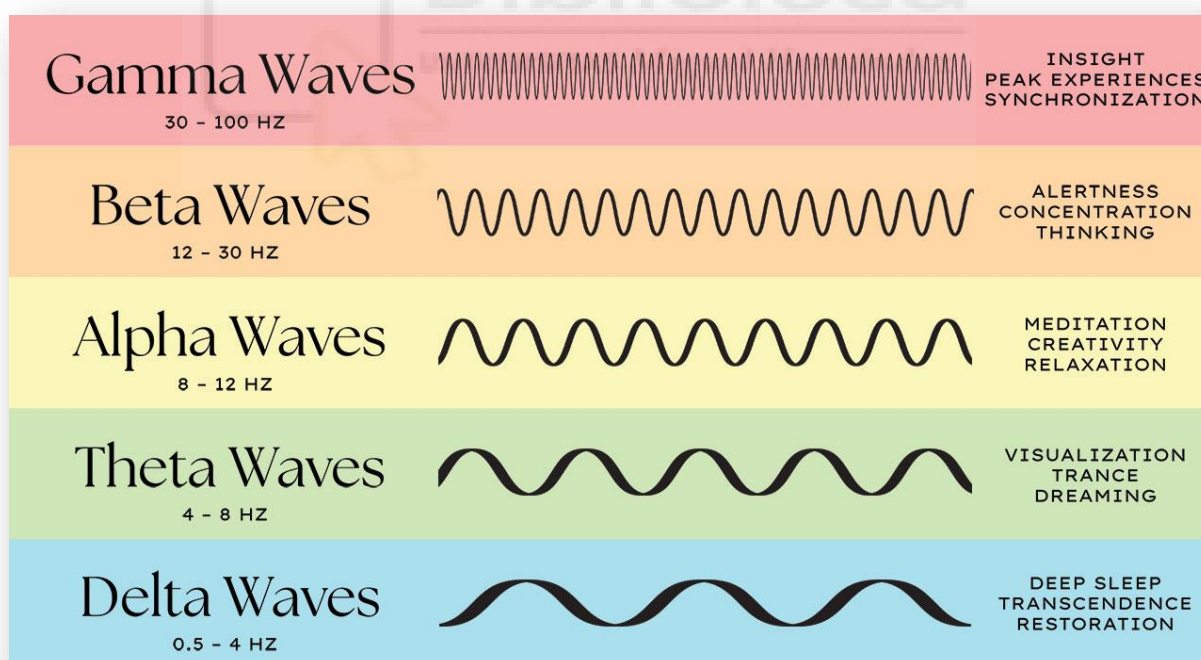


Ilustración 2. Frecuencia de las ondas cerebrales. Fuente: {www.diygenius.com}

2.1.4 Importancia de las ondas cerebrales en la Neurociencia.

Los científicos y profesionales de la salud mental pueden desentrañar los misterios de la cognición, las emociones y otros estados mentales al estudiar las ondas cerebrales. Esta comprensión profunda no solo amplía nuestra comprensión de la neurociencia y la psicología, sino que también permite el desarrollo de métodos diagnósticos y terapéuticos más efectivos para una variedad de trastornos neurológicos y en el desarrollo de interfaces cerebro-máquina, contribuyendo significativamente al avance de la medicina y el bienestar humano. (Başar et. al., 2016)



2.2. Registro de ondas cerebrales.

2.2.1. Métodos de registro de ondas cerebrales.

Como anteriormente mencionamos, el estudio de ondas cerebrales es fundamental para la neurociencia y la medicina, permitiendo a los investigadores y médicos acceder a información crucial sobre la actividad cerebral. Existen varios métodos para capturar estas ondas, cada uno con sus propias ventajas, aplicaciones y niveles de resolución. El Electroencefalograma (EEG) es uno de los métodos más destacados y ampliamente utilizados, pero es importante mencionar y contextualizar otros métodos para apreciar el valor y la especificidad del EEG en el estudio de la actividad cerebral:

- **Magneto encefalograma (MEG):** Este método registra los campos magnéticos producidos por la actividad eléctrica cerebral. Aunque es similar al EEG en cuanto a la información temporal que proporciona, el MEG ofrece una localización espacial más precisa de la actividad cerebral sin la distorsión que los tejidos del cráneo y el cuero cabelludo pueden introducir en las señales EEG. (Schoffelen et. al., 2014)
- **Imagen por Resonancia Magnética Funcional (fMRI):** La fMRI mide los cambios en el flujo sanguíneo relacionados con la actividad neuronal, ofreciendo imágenes detalladas de las áreas cerebrales activas. Aunque no capta directamente la actividad eléctrica como el EEG, es útil para entender qué regiones del cerebro se activan durante ciertas tareas o condiciones. (Stamatakis et. al., 2014)
- **Tomografía por Emisión de Positrones (PET):** La PET utiliza trazadores radioactivos para visualizar cómo el cerebro utiliza glucosa, proporcionando información sobre el metabolismo cerebral. Similar a la fMRI, la PET es más utilizada para observar la función cerebral a largo plazo en lugar de la actividad eléctrica instantánea. (Bailey et. al., 2006)

- Ecografía Doppler Transcraneal (TCD): La TCD mide el flujo sanguíneo en las arterias del cerebro, proporcionando información indirecta sobre la actividad cerebral, especialmente en términos de su demanda metabólica. (Aaslid et. al., 2012)

Estas referencias son esenciales para cualquier estudiante, investigador o profesional interesado en el campo del registro de la actividad cerebral, brindando una base sólida para comprender las diferentes tecnologías y su impacto en el desarrollo de la neurociencia y la medicina neurológica.



2.2.2. Electroencefalograma.

El electroencefalograma (EEG) es una técnica esencial en el registro de la actividad eléctrica del cerebro a través de electrodos colocados en el cuero cabelludo. Como se mencionó en la introducción de este proyecto, el EEG fue creado por el psiquiatra alemán Hans Berger en la década de 1920 y estableció un hito en la capacidad de estudiar el cerebro humano de manera no invasiva. Berger descubrió que se podía captar la actividad eléctrica del cerebro desde el exterior, revelando patrones rítmicos que variaban con los estados de conciencia, el sueño y una variedad de condiciones neurológicas.

Las señales que el EEG busca registrar se originan de las corrientes cerebrales, generadas por la actividad eléctrica de las neuronas. Esta actividad se debe principalmente a los potenciales postsinápticos excitatorios e inhibitorios en las dendritas neuronales, que, cuando se suman y sincronizan a lo largo de extensas áreas del cerebro, producen patrones de ondas detectables en la superficie del cuero cabelludo. La sincronización de la actividad neuronal en diferentes regiones del cerebro da lugar a las diversas bandas de frecuencia de las ondas cerebrales, cada una asociada con diferentes estados de actividad mental y conciencia.

El método empleado por el Electroencefalograma (EEG) para capturar la actividad eléctrica del cerebro es un proceso meticuloso que implica la conversión de señales analógicas a digitales. Esta transformación se realiza a través de convertidores analógico-digital (ADC), que permiten que las fluctuaciones eléctricas captadas por los electrodos colocados en el cuero cabelludo sean procesadas, almacenadas y analizadas por computadoras. (Schomer et. at., 2017)

El EEG se destaca por su alta resolución temporal, lo que le permite observar cambios en la actividad cerebral en milisegundos. Esta característica lo hace ideal para estudiar la dinámica cerebral en tiempo real, capturando desde cambios sutiles en los procesos cognitivos hasta anomalías bruscas relacionadas con trastornos neurológicos como la epilepsia.

Las ventajas que propone este método para el análisis de señales de las ondas cerebrales radican en que es herramienta que aporta una resolución temporal la cual permite medir cambios instantáneos en la actividad cerebral, es una técnica no invasiva, lo que reduce los riesgos para los pacientes, y menos costoso que los métodos mencionados anteriormente, lo que facilita su aplicación en entornos de investigación. Por estos motivos, ha sido seleccionado como el método de adquisición de señales de ondas cerebrales para este proyecto.

Sin embargo, las señales EEG pueden verse afectadas por artefactos, señales que distorsionan la interpretación de los resultados, provocados por movimientos musculares, actividad cardíaca, interferencias eléctricas externas o cambios en las impedancias de los electrodos.

Su presencia representa un desafío significativo, ya que pueden enmascarar la actividad cerebral real, complicando el posterior análisis e interpretación de los resultados.

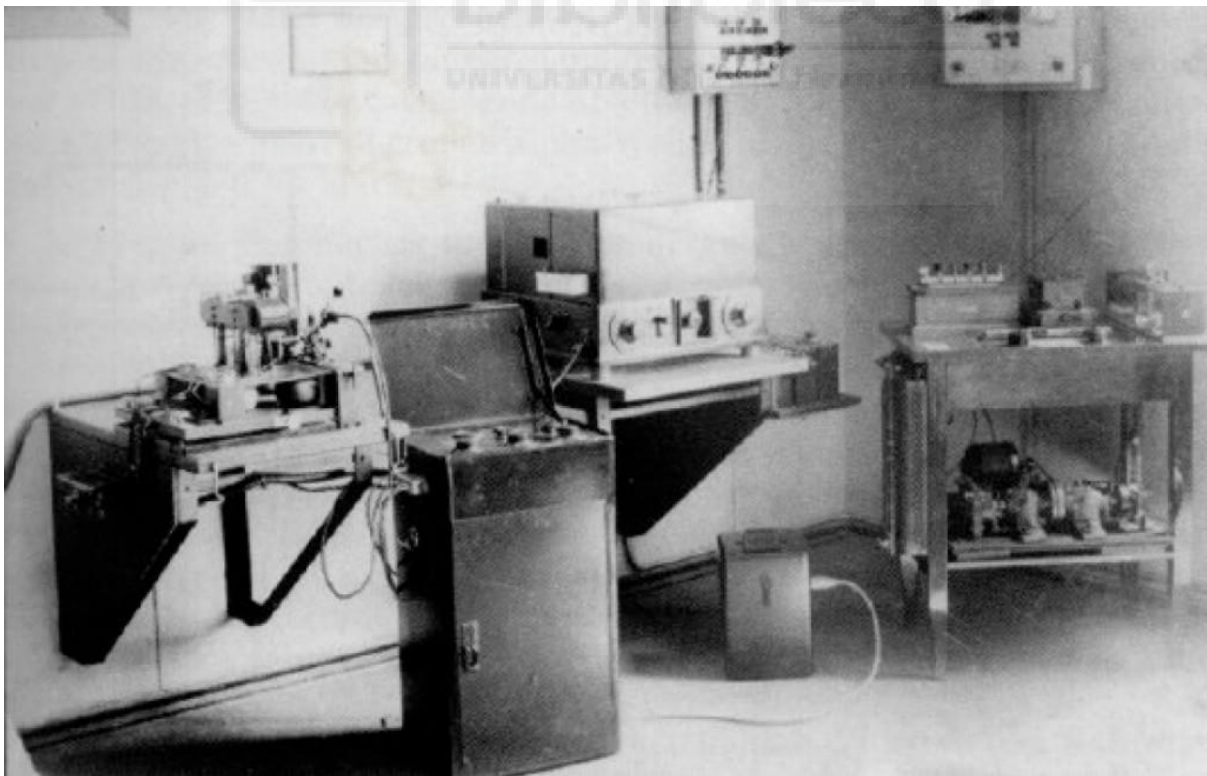


Ilustración 3. Primer equipo de Electroencefalograma diseñado por Hans Berger. Fuente: {neuroelectrics.com}

2.3. Técnicas de Limpieza de Artefactos.

2.3.1. Independent Component Analysis (ICA).

2.3.1.1. Principios de ICA.

El Análisis de Componentes Independientes (ICA) es una técnica computacional estadística utilizada para dividir una señal multivariante en componentes aditivos supuestamente independientes. Se basa en la idea de que las señales que se han observado son combinaciones lineales de fuentes independientes. El ICA busca la independencia estadística, a diferencia de otros métodos que asumen correlación o covarianza entre las señales. Este método es útil para encontrar patrones subyacentes en datos donde las relaciones entre las fuentes no son evidentes de inmediato. La capacidad del ICA para revelar estructuras ocultas sin necesidad de información previa sobre las fuentes es lo que la hace un recurso valioso en campos de investigación y análisis de datos.

2.3.1.2. Aplicación de ICA en EEG.

Esta técnica es útil para encontrar y separar fuentes de señales mixtas, incluidos los artefactos de movimiento, en los registros aportados por el EEG.

En la práctica, ICA descompone las señales del EEG en una matriz de componentes independientes, que luego son evaluados individualmente para determinar su origen: si son artefactos (como movimientos musculares u oculares) o actividad cerebral legítima. Se pueden eliminar los artefactos identificados del conjunto de datos y recombinando las señales restantes para crear un EEG más limpio. La técnica es efectiva para eliminar artefactos de movimiento porque estos suelen tener rasgos fáciles de reconocer por ICA, como proyecciones a sitios frontales o patrones temporales característicos.

2.3.1.3. *Limitaciones del ICA.*

Como contrapartida, el ICA tiene limitaciones significativas para su aplicación en tiempo real. Su alto costo computacional es una de sus principales desventajas, ya que requiere procesar todo el conjunto de datos para realizar la descomposición y clasificación de componentes. Esto significa que ICA puede no ser viable para aplicaciones en tiempo real donde la latencia y la eficiencia de procesamiento son esenciales. Además, existen métodos automatizados para reducir este problema, pero la selección manual de los componentes a eliminar puede ser subjetiva y requerir experiencia.

Se han explorado técnicas complementarias y mejoras en el algoritmo ICA para superar estas limitaciones. Estos incluyen el uso de aprendizaje profundo para la clasificación automática de componentes o la implementación de versiones más eficientes del algoritmo que reduzcan el tiempo de procesamiento. Aun así, la búsqueda de métodos eficientes que permitan la limpieza de artefactos en tiempo real sin comprometer la integridad de las señales EEG sigue siendo un área activa de investigación. (Makeig, et. al., 1995)

2.3.2. Artifact Subspace Reconstruction (ASR).

2.3.2.1. *Fundamentos de ASR.*

La técnica de reconstrucción del subespacio de artefactos (ASR, por sus siglas en inglés) es un método avanzado de procesamiento de señales que identifica datos altamente contaminados por el efecto de los artefactos, fundamentándose en la reconstrucción del subespacio de la señal limpia. Su funcionamiento se basa en el cálculo de la varianza de la señal en ventanas de tiempo cortas y comparándola con la varianza de una referencia limpia, detectando así los componentes anómalos.

La utilidad de este método radica en la eficiencia que posee para mantener la integridad de la señal original, a la vez que se suprimen las distorsiones significativas, sin tener que usar un modelo específico de artefacto.

2.1.1.1. *Proceso de limpieza con ASR*

El ASR está diseñado para ser efectivo tanto en aplicaciones de análisis de datos offline como en tiempo real, dada su capacidad por procesar señales de forma eficiente y rápida. Ha demostrado ser efectivo para eliminar artefactos de gran amplitud o transitorios, lo que demuestra su capacidad para mantener la actividad cerebral relevante mientras elimina los artefactos de manera efectiva.

Para identificar y excluir segmentos de datos con artefactos, se establece un umbral en el proceso de limpieza de las señales. Después, se calcula las estadísticas de la señal en ventanas cortas y se comparan con el estándar de la señal limpia, detectando así los artefactos contaminantes de la señal y reconstruyéndola para obtener una señal más limpia. (Chang, et. al., 2020)

2.1.1.2. *Evaluación de efectividad.*

A pesar de sus ventajas, el ASR enfrenta desafíos en aplicaciones en tiempo real, principalmente debido a la necesidad de calcular y descomponer matrices de covarianza en tiempo real, lo cual puede ser computacionalmente exigente. Además, elegir los parámetros ASR ideales, como el umbral de corte para la identificación de artefactos, puede ser crucial para su rendimiento y requiere una calibración cuidadosa para equilibrar entre la eliminación de artefactos y la preservación de señales cerebrales genuinas. Aunque ASR puede funcionar en tiempo real, hay limitaciones prácticas que deben tenerse en cuenta a la hora de su uso en el diseño de una aplicación con este propósito.



2.3.3. Refined ASR (rASR)

2.3.3.1. *Diferencias entre ASR y rASR.*

rASR (ASR modificado por Geometría Riemanniana), es una variante del ASR, que incorpora principios de la geometría Riemanniana para mejorar el tratamiento de las señales EEG contaminadas. Durante el procesamiento de datos, el rASR computa y descompone las matrices de covarianza, diferenciándose así del ASR tradicional.

El rASR utiliza un Análisis de Geodésicas Principales (PGA), que es más adecuado para tratar con matrices de covarianza, consideradas espacios curvos negativamente, en lugar de una descomposición PCA (Análisis de Componentes Principales) tradicional. El uso de esta técnica permite una representación y análisis más precisos de los datos EEG, al optimizar la varianza proyectada en subespacios de menor dimensión, lo que resulta en una mejor detección y eliminación de artefactos. (Blum, et. al., 2019)

2.3.3.2. *Beneficios de rASR respecto a ASR.*

A diferencia de su predecesor, el método rASR presenta unas mejores características para el desarrollo de aplicaciones en tiempo real, tales como:

- Reducción de la complejidad computacional: rASR requiere menos operaciones computacionales que ASR tradicional porque utiliza un estimador de la matriz de covarianza del segmento de datos actual. Esto reduce significativamente el número de descomposiciones de matrices necesarias, lo cual es fundamental para el procesamiento en tiempo real, donde la rapidez de ejecución es crucial.

- Mejora en la Precisión de la Eliminación de Artefactos: rASR maximiza la varianza proyectada en subespacios de menor dimensión al utilizar un Análisis de Geodésicas Principales (PGA) en lugar de un PCA convencional, permitiendo mantener la integridad de las señales cerebrales genuinas mientras se identifican y eliminan artefactos de manera más precisa.
- Manejo Avanzado de Matrices de Covarianza: La geometría Riemanniana permite que rASR maneje las matrices de covarianza, que son esenciales para la identificación de artefactos, de manera más efectiva. El uso de subvariedades geodésicas y la media Riemanniana (también conocida como media de Karcher) mejora la precisión y la estabilidad del proceso de limpieza. (Bolaños, et. al., 2019)

2.3.3.3. *Limitaciones de rASR en aplicaciones en tiempo real.*

A pesar de estas ventajas, la implementación efectiva de rASR en aplicaciones en tiempo real sigue siendo un desafío. Para equilibrar efectivamente la eliminación de artefactos y la preservación de la señal cerebral genuina, puede ser necesaria una experiencia y experimentación extensa para elegir los parámetros ideales y realizar ajustes precisos. Además, la complejidad del procesamiento basado en la geometría Riemanniana puede obstaculizar su adopción generalizada sin el software y hardware adecuados.

2.3.4. H^∞ Filter.

2.3.4.1. *Teoría detrás del filtro H^∞ .*

El filtro H^∞ es un filtro de mínima sensibilidad utilizado en el diseño de sistemas de control para garantizar un rendimiento estable y óptimo en presencia de incertidumbres en el modelo del sistema y perturbaciones externas. Este filtro minimiza la sensibilidad del sistema a estas incertidumbres y perturbaciones, lo que lo hace robusto. Se basa en la teoría de control óptimo y se utiliza en una variedad de aplicaciones, incluyendo el control de sistemas dinámicos y el procesamiento de señales con artefactos.

En nuestro caso, el método H^∞ se utiliza para caracterizar y mitigar artefactos procedentes de parpadeos y movimientos oculares, tomando los datos de los electrodos posicionados en los costados de los ojos como referencia de estas señales para el posterior filtrado de los artefactos generados por los mismos.

2.3.4.2. *Implementación en EEG.*

El filtro H^∞ se implementa a través de la regla de adaptación H^∞ , utilizada para estimar los pesos del filtro adaptativo, lo que permite una limpieza efectiva de artefactos en tiempo real. Como se puede apreciar en la ilustración [9], la posición de los electrodos en la zona ocular permite obtener las señales oculares claras y la posterior eliminación de los artefactos generados por estas en las demás señales obtenidas por EEG.

“Los parámetros críticos ‘ γ ’ y ‘ q ’, son fundamentales para el comportamiento del filtro adaptativo.

El parámetro ‘ γ ’ establece el límite en la ganancia de energía a energía desde la perturbación hasta el error de estimación, determinando aproximadamente la cantidad de perturbación que puede tolerarse. Para la formulación de peso variable en el tiempo,

se debe seleccionar un $\gamma > 1$. Esto define un filtro subóptimo como un compromiso para permitir que los pesos varíen, aunque queda a criterio del usuario ajustar el filtro.

Por otro lado, el parámetro ‘q’ refleja la información a priori sobre qué tan rápidamente variarán los pesos en el tiempo. Valores más grandes cubren variaciones más rápidas. Para señales lentas, un valor de ‘q’ ≈ 1.08 suele ser un buen punto de partida. Es importante destacar que estos parámetros son dependientes de la aplicación y se seleccionan en función de la aplicación específica.

En el contexto de la implementación del filtro adaptativo para el problema del artefacto de movimiento en datos de EEG, estos parámetros ayudan a controlar cómo el filtro se adapta a las perturbaciones y cambios en los datos. Por ejemplo, un valor de más alto permitiría que el filtro tolere más perturbaciones, lo que podría ser útil en situaciones donde los datos de EEG están sujetos a mayor perturbación. Por otro lado, un valor de γ más alto permitiría que los pesos del filtro cambien más rápidamente, lo que podría ser útil en situaciones donde los artefactos cambian rápidamente con el tiempo.” (Kilicarlan, et. al., 2016).

2.3.4.3. Comparación con otras técnicas.

Por su adaptabilidad y robustez, el filtrado H^∞ puede aportar mejoras a métodos como ICA y ASR en aplicaciones de tiempo real. Mientras que ICA y ASR son efectivos en la identificación y separación de componentes artefactuales, pueden ser sensibles a las suposiciones y la calidad de los datos. H^∞ garantiza una limpieza efectiva sin necesidad de recalibración frecuente, y en el monitoreo clínico e interfaces cerebro-computadora, donde la rapidez y precisión son esenciales, el permitir una adaptación dinámica a variaciones de artefactos y la capacidad de manejo de incertidumbres en tiempo real posiciona al método como la elección ideal para este proyecto.

2.3.5. Series de Volterra.

2.3.5.1. *Principios de las Series de Volterra.*

Las Series de Volterra son una representación matemática de sistemas dinámicos no lineales. Estas series son una extensión del concepto de convolución, que es una operación fundamental en el procesamiento de señales. Las Series de Volterra permiten modelar la respuesta de un sistema a una entrada dada, incluso cuando esa respuesta es no lineal y depende de la historia de las entradas. Esta característica es determinante para modelar sistemas donde la respuesta actual depende de la entrada y de cómo esta ha variado a lo largo del tiempo.

Han sido empleadas en distintos ámbitos de la Medicina y la Biología, especialmente en la Ingeniería Biomédica y la Neurociencia, utilizada en la obtención de una representación no lineal de sistemas dinámicos. En estos ámbitos, donde los sistemas de estudio frecuentemente presentan complejidades y dinámicas no lineales, las Series ofrecen un enfoque para descifrar y entender dichas características.

En este contexto, las series de Volterra permiten descomponer la respuesta de un sistema en componentes que aporten distintos grados de interacción no lineal, proporcionando una comprensión detallada del comportamiento del sistema.

En aplicaciones prácticas, esta capacidad de desglosar y analizar la complejidad no lineal es invaluable, especialmente en la ingeniería biomédica y la neurociencia, donde los sistemas estudiados son inherentemente complejos y dinámicos.

2.3.5.2. *Aplicación en el análisis de EEG.*

En el contexto del procesamiento de señales del EEG, las Series de Volterra se utilizan para modelar y eliminar los artefactos asociados al movimiento. A través de los datos inerciales aportados por un IMU (Unidad de Medición Inercial), se pueden obtener las

frecuencias dominantes de los artefactos de movimiento causados por la marcha del sujeto, permitiendo modelar como se proyectan estos en las señales EEG.

“Para identificar las frecuencias fundamentales y armónicas del movimiento ocular contaminante, la señal de movimiento se blanquea espectralmente y se identifican los armónicos. Sin embargo, se identificó que la implementación lineal de dicho filtro resulta solo parcialmente efectiva, limitándose principalmente a la frecuencia más significativa de contaminación, asociada al movimiento principal de la cabeza. Para mejorar la estimación de la proyección del movimiento de la cabeza en cada canal de EEG de manera individualizada, se ha integrado una expansión de las series de Volterra.”
Citado textualmente de (Kilicarslan, et. al., 2019).

En este proyecto, se hace uso de una expansión de las Series de Volterra de segundo orden para modelar estos artefactos. Los términos de la serie Volterra se adaptan a cada muestra, lo que permite modelar de manera precisa y no lineal la proyección de los artefactos de movimiento de las señales del EEG.

La elección de una serie de Volterra de segundo orden se debe a que proporciona un equilibrio entre la precisión del modelo y la complejidad computacional. Un modelo de orden superior podría proporcionar una representación más precisa, pero a costa de un mayor costo computacional. Por otro lado, un modelo de primer orden podría no ser suficiente para capturar la complejidad de los artefactos de movimiento. (Kilicarslan, et. al., 2019).

2.3.5.3. Ventajas de la aproximación de Volterra.

Además de las ventajas mencionadas anteriormente, las Series de Volterra se adaptan en cada muestra, lo que permite modelar de manera precisa la proyección no lineal de

los artefactos de movimiento en las señales de EEG. Esto significa que pueden adaptarse a cambios en las características de los artefactos de movimiento a lo largo del tiempo.

La aproximación de Volterra, en combinación con el filtro adaptativo H^∞ , es robusta a las perturbaciones externas, con propiedades de robustez garantizadas dentro de unos ciertos límites. En el contexto de la eliminación de artefactos de movimiento, donde las perturbaciones pueden ser frecuentes y variadas, esto puede llegar a ser muy útil.

Ligado a esto, esta combinación es aplicable en aplicaciones en tiempo real, lo que es indicado para aplicarlo en una interfaz neural de bucle cerrado, como una neuro prótesis.

2.4. Interfaces Cerebro - Máquina (BMI).

2.5. Entorno de Desarrollo MATLAB.

La adopción de MATLAB como entorno de desarrollo para este proyecto se ha basado en sus capacidades de análisis y procesamiento de señales, especialmente en lo que respecta a la discretización de señales en tiempo real y la limpieza de señales EEG de artefactos de movimiento.

MATLAB proporciona un conjunto de herramientas para el procesamiento de señales digitales que se integran y optimizan para facilitar la implementación de algoritmos complejos de manera eficiente y con una curva de aprendizaje bastante sencilla. Destacaremos brevemente los aspectos principales que justifican su selección para el desarrollo de este proyecto:

- Herramientas Avanzadas de Procesamiento de Señales: MATLAB tiene la capacidad de procesar y analizar señales en tiempo real, lo que es esencial para aplicaciones como los sistemas de monitoreo EEG y las interfaces cerebro-computadora que requieren respuestas inmediatas. Su entorno permite la

simulación y el testeo de algoritmos en condiciones de operación en tiempo real, lo que es fundamental para el desarrollo y la optimización de sistemas de limpieza de señales.

- **Facilidad de Integración con Hardware:** MATLAB puede integrarse con una amplia gama de sensores, lo que facilita la sincronización de las IMU's con dispositivos de adquisición de datos de señales EEG, facilitando la recopilación y el procesamiento directo de las señales.
- **Visualización y Análisis de Datos:** MATLAB permite un amplio abanico de opciones para la visualización de datos al proporcionar herramientas avanzadas para el análisis gráfico. Esta habilidad es crucial evaluar la eficacia de los métodos de limpieza utilizados.

2.6. Transformada de Fourier.

La transformada rápida de Fourier (FFT) es un instrumento crucial para el análisis de señales, especialmente en el procesamiento de señales digitales. Esta estrategia matemática es una buena aplicación de la Transformada de Fourier Discreta (DFT), que transforma una señal del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, lo que revela las partes frecuenciales de la señal. La FFT es importante porque puede descomponer rápida y eficientemente señales complejas en sus frecuencias constituyentes, lo que facilita la identificación y análisis de las características frecuenciales de la señal.

La transformada rápida de Fourier (FFT) permite a los investigadores identificar bandas de frecuencia específicas en las señales, esencial para la limpieza de señales EEG porque permite la detección y filtrado de artefactos de movimiento y otras fuentes de ruido no deseado mediante la identificación de frecuencias atípicas que no corresponden a la actividad cerebral normal.

La eficiencia con la que la FFT puede transformar del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia de las señales del EEG lo hacen especialmente adecuada para aplicaciones en tiempo real, convirtiéndose en una de las herramientas más poderosas en análisis de señales.

2.6.1. Uso de FFT en la detección de artefactos.

Este proceso comienza con la selección de una señal de referencia precisa utilizando valores de aceleración en tres ejes, después de compensar la influencia de la gravedad. Esto se logra utilizando cuaterniones de la Unidad de Medición Inercial (IMU), que permite convertir los valores del vector de aceleración al marco de referencia de la Tierra. Para separar el movimiento real del sujeto de la influencia constante de la gravedad, se eliminan los valores del vector gravitacional de los datos de aceleración después de realizar este ajuste.

Después de esta preparación inicial, la FFT comienza a trabajar analizando los datos de aceleración que ya han sido compensados para determinar las frecuencias dominantes de esta. Los patrones de frecuencia particulares producidos por artefactos de movimiento, como el parpadeo, los movimientos musculares o incluso el caminar, pueden distinguirse de la actividad cerebral normal mediante un análisis espectral. Particularmente en este proyecto, la FFT se empleará en la detección de las frecuencias armónicas provocadas por los artefactos de movimiento.

Se pueden determinar cuáles componentes de las señales representan artefactos de movimiento y cuáles reflejan la actividad cerebral real al comparar las frecuencias detectadas con las bandas de frecuencia esperadas para la actividad cerebral normal (Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma). Esto mejora significativamente el proceso de limpieza de la señal EEG porque permite la eliminación selectiva de los artefactos identificados sin comprometer la integridad de la información neural relevante.

3. PROTOCOLO DE PRUEBAS.

3.1. Propósito y alcance del capítulo dentro del estudio.

A modo de introducirnos en materia, marcamos el comienzo de un capítulo en donde expondremos como se ha llevado a cabo nuestra investigación, enfatizando la riguridad y el orden metodológico aplicado.

Este apartado tiene como propósito ofrecer una visión exhaustiva del diseño experimental, los materiales y tecnologías empleadas en el desarrollo del presente proyecto y el enfoque sistemático seguido para garantizar la fiabilidad y validez de los datos recogidos.

Además, este capítulo proporciona al lector un contexto sobre la importancia de elegir cuidadosamente los sujetos de estudio, describiendo los criterios utilizados para hacerlo y las consideraciones éticas que han estado presentes durante todo el proceso. Buscamos proporcionar una comprensión clara y completa de cómo se ha estructurado la investigación proporcionando una descripción detallada del protocolo seguido, desde la preparación de los sujetos hasta la ejecución de los ensayos y la recolección de datos.

3.2. Equipamiento.

En este apartado, dedicado a investigar el equipamiento utilizado en el laboratorio, proporciona una visión generalizada de las herramientas y tecnologías que nos han permitido la adquisición de datos complejos para su posterior análisis y aplicación.

Cada componente ha sido esencial para el desarrollo de nuestras pruebas, desde la Unidad de Medición Inercial (IMU), que captura el movimiento con una precisión excepcional, el casco EEG, diseñado para registrar la actividad cerebral con claridad y sensibilidad, hasta la cinta de correr, que nos permite simular las condiciones de movimiento controlado.



Ilustración 4. Equipamiento para la realización de los ensayos.

3.2.1 Unidad de Medición Inercial (IMU).

La inclusión de la Unidad de Medición Inercial (IMU) en los ensayos realizados durante este estudio ha sido una decisión orientada a capturar con alta fidelidad el movimiento

del sujeto en tiempo real. La razón principal detrás de su utilización radica en su capacidad para registrar de manera precisa la dinámica del movimiento, lo cual es crucial para nuestro objetivo de analizar los armónicos asociados a este y que acabarán por transformarse en artefactos de las señales EEG que nos hemos propuesto reducir.

Siendo más específicos, elegimos el dispositivo WT901BLECL5.0, el cual dotado de microprocesadores de alto rendimiento, se vale de algoritmos avanzados de cálculo dinámico y filtrado dinámico Kalman para determinar la postura de movimiento en tiempo real con una precisión y estabilidad extraordinarias, y de un convertidor ADC integrado, lo que facilitó la adquisición de sus datos a una frecuencia de muestro de 100Hz, y recopilados a través de comunicación en serie a través de UART o, como se realizó en este proyecto, a través de Bluetooth 5.0. Ambas IMU's se dispusieron como se puede apreciar en la ilustración [5].

La implementación de Bluetooth 5.0 permitió realizar unos ensayos menos aparatosos al prescindir de cableado, facilitando la comunicación con el sistema operativo Raspberry Pi OS, incorporado en una Raspberry Pi, que actuó como intermediario en la recopilación y el procesamiento de datos. Esta conexión indirecta, eligiendo la Raspberry Pi en vez de una conexión directa al ordenador principal, se debe principalmente a la capacidad de la Raspberry Pi de actuar como un servidor dedicado. Esto no solo optimiza la recolección de datos al permitir una sincronización eficiente entre el IMU y el entorno Matlab, sino que también mejora la gestión de datos en tiempo real, gracias a su conexión Ethernet con el ordenador principal.



Ilustración 5. IMU's dispuestas en cada tibial.

3.2.2 Equipo de lectura EEG.

En el contexto de nuestro estudio sobre la actividad cerebral, la adquisición de las señales neuronales se presentó como un desafío fundamental.

Para abordar esta tarea, hemos recurrido al casco EEG g.Nautilus. (Nautilus research)

Este dispositivo no solo ha facilitado la captura de datos neuronales con una alta precisión, sino que también ha permitido una flexibilidad y eficiencia operativa destacables en nuestro protocolo de pruebas.

Este dispositivo es inalámbrico, lo que añadió otra capa de comodidad al proceso de recogida de datos eliminando la necesidad de conexiones físicas que podrían restringir el movimiento o complicar la configuración del laboratorio. Cuenta con una transmisión digital en una banda a 2.4GHz con su estación base, la cual se conecta a través de USB de al ordenador principal. Además, incorpora un sistema de amplificación acoplado a CC realy el ADC (convertidor analógico-digital) de 64×24 bits, que ofrece un muestreo interno de hasta 500 Hz por canal, aunque se estableció una frecuencia de muestreo de 250Hz para todos los ensayos. La implementación de un ADC de tal precisión asegura que la señal EEG se digitalice con la menor cantidad de ruido posible, preservando la integridad de los datos recogidos. Además, posibilitó configurar las posiciones de los

electrodos diseñados para el estudio, aplicados junto a un gel conductor el cual dotó al cuero cabelludo de una mejor conductividad.

Esta sinergia entre el hardware y el software permitió un flujo de trabajo eficiente y preciso, mejorando significativamente nuestra capacidad de interpretar la información recogida.



Ilustración 6. Disposición de los electrodos y la toma de tierra.

3.2.3 Cinta de Correr.

Dentro del esquema de nuestro proyecto, la cinta de correr actuó como el medio a través del cual se simuló la marcha de los sujetos bajo condiciones controladas y repetibles, permitiendo recrear escenarios dinámicos.

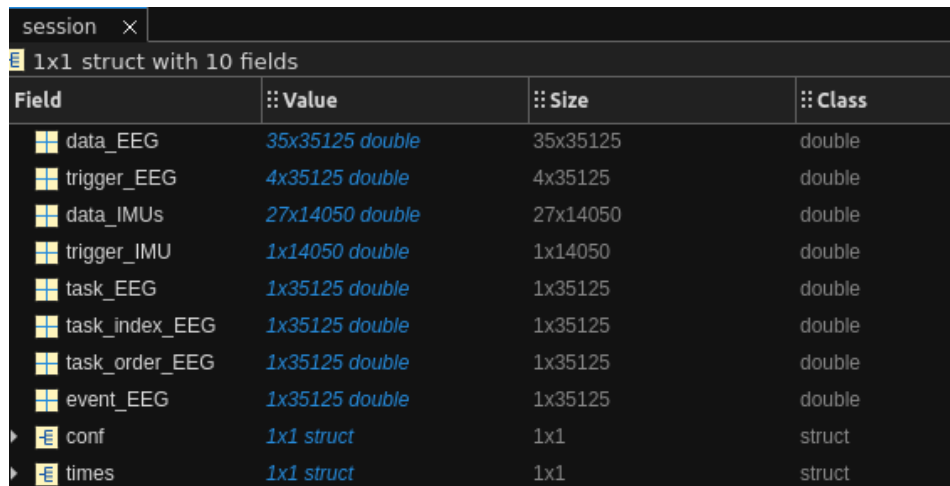
La integración de un microcontrolador Arduino permitió personalizar y controlar la cinta de correr. Para cada prueba, pudimos ajustar las velocidades de la cinta, lo que nos permitió estandarizar las condiciones de marcha según los requisitos específicos del protocolo de prueba. La capacidad de sincronizar las velocidades de la cinta directamente desde Matlab facilitó la coordinación entre la recolección de los datos de movimiento y los datos de las señales EEG.

3.3. Proceso de Adquisición de Datos.

Llegado el proceso de integración de todo el hardware (HW) con Matlab, El desarrollo del software (SW) se articula principalmente en torno al archivo *"main.m"* donde se codifican las rutinas esenciales para el funcionamiento del protocolo de pruebas. Este archivo es el núcleo del desarrollo del SW, conteniendo las instrucciones precisas para iniciar la recogida de datos, gestionar la comunicación entre dispositivos y coordinar el proceso de adquisición en tiempo real.

Dentro del ecosistema de módulos y funciones que componen nuestro sistema, *"ConfAcquisition.m"* juega un papel fundamental en la configuración de los dispositivos utilizados en la investigación. Este archivo se encarga de especificar los parámetros operativos de cada dispositivo, incluyendo la cinta de correr, la configuración del EEG y la del IMU. La sincronización de los datos recopilados se realiza al comienzo de la prueba.

Para el casco, se establecen aspectos como su tasa de muestreo de 250Hz y los nombres correspondientes a cada electrón (32). Los datos relacionados con las "raw EEG signals" resultantes de cada ensayo, se almacenarán junto al resto de datos, en la estructura "session".



Field	Value	Size	Class
data_EEG	35x35125 double	35x35125	double
trigger_EEG	4x35125 double	4x35125	double
data_IMUs	27x14050 double	27x14050	double
trigger_IMU	1x14050 double	1x14050	double
task_EEG	1x35125 double	1x35125	double
task_index_EEG	1x35125 double	1x35125	double
task_order_EEG	1x35125 double	1x35125	double
event_EEG	1x35125 double	1x35125	double
conf	1x1 struct	1x1	struct
times	1x1 struct	1x1	struct

Ilustración 7. Captura de pantalla de la "struct" generada de cada ensayo.

Por otro lado, la configuración del IMU en cuanto a su tasa de muestreo de 100Hz, posicionamiento en las piernas de los sujetos y la selección del modo de funcionamiento, determina las velocidades y tiempos de duración de los ensayos. Se estableció una duración de 120 segundos para cada ensayo, con un periodo de arranque de 5 segundos y 15 segundos adicionales destinados a la convergencia del filtro H^∞ , configuración que busca optimizar la captura de datos bajo condiciones estables.

Por su parte, "*ConfPreprocessing.m*" se encarga de definir los parámetros para el procesamiento posterior de los datos. Este archivo permite establecer los ajustes del filtro H^∞ , seleccionando los parámetros anteriormente mencionados, los cuales permiten la limpieza de las señales de los artefactos oculares. Además, incorpora la aplicación de las Series de Volterra, especificando las frecuencias en las que se aplicarán. La configuración de "*ConfPreprocessing.m*" asegura que el tratamiento de los datos sea coherente con los objetivos del proyecto, facilitando la extracción de datos relevantes para el estudio.

3.4. Selección y Caracterización de los Sujetos.

3.2.4 Parámetros Físicos de los Sujetos.

En el desarrollo de investigaciones neurocientíficas, la caracterización precisa de los sujetos participantes constituye un pilar fundamental. Este enfoque asegura la relevancia y aplicabilidad de los hallazgos, al permitir la correlación entre las variables fisiológicas individuales y la actividad neuronal registrada.

Por ello, en nuestro estudio, se ha llevado a cabo la documentación de estos parámetros para cada sujeto involucrado en los ensayos. Esta información no sólo facilita una comprensión más profunda de los datos recopilados, sino que también contribuye a la personalización de los protocolos de prueba, optimizando así la calidad y precisión en los resultados obtenidos. La siguiente tabla resume los datos recogidos de los participantes del estudio. Para preservar la confidencialidad y anonimato, se ha aplicado el principio de k-anonimato a los datos personales. Esto significa que cada conjunto de información no puede ser diferenciado de al menos (K-1) otros conjuntos dentro del mismo grupo de atributos identificadores. De esta forma, se asegura que la identificación individual no sea posible, manteniendo la integridad de la privacidad de los sujetos.

EDAD	SEXO	ESTATURA	DISTANCIA NASIÓN-ANIÓN	DISTANCIA PUNTOS PRE-ARTICULARES	DESTREZA	ENFERMEDADES NEUROLÓGICAS PREVIAS
20≤E≤26	F	155≤ES≤165	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	M	170≤ES≤184	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	M	170≤ES≤184	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	M	170≤ES≤184	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	F	155≤ES≤165	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	F	155≤ES≤165	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	F	155≤ES≤165	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO
20≤E≤26	M	170≤ES≤184	30≤D≤35	30≤D≤35	DIESTRO	NO

Tabla 1. Datos fisiológicos de los sujetos.

3.5. Consideraciones Éticas.

El proceso de consentimiento informado se creó para garantizar que todos los participantes estén informados sobre el tipo de investigación, los procedimientos utilizados, los riesgos y ventajas y sus derechos como sujetos de investigación. Este proceso ha sido crucial para establecer una relación de confianza y transparencia entre los investigadores y los participantes. Esto garantiza que la participación en el estudio sea completamente voluntaria y basada en una comprensión clara de su propósito y metodología.

Estas acciones cumplen con las regulaciones legales y los estándares éticos internacionales, así como con nuestro compromiso con la integridad de la investigación y el respeto por la dignidad de los participantes.

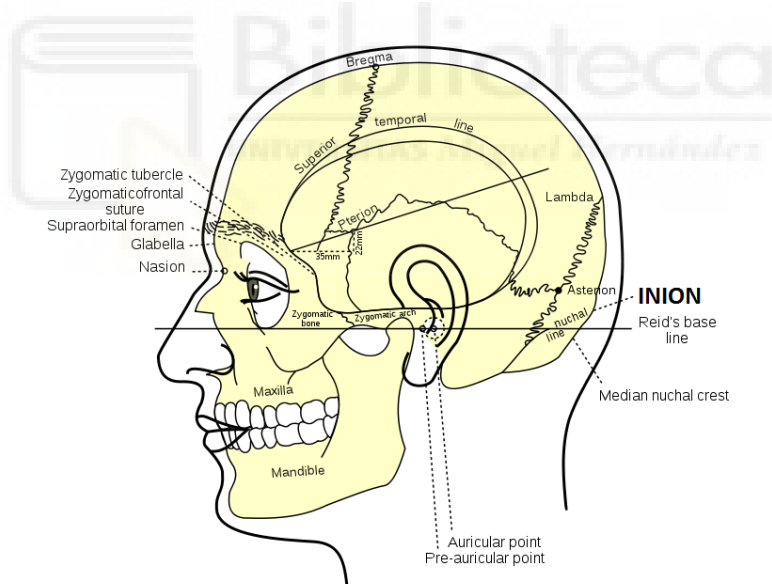


Ilustración 8. Ubicación del nasión, inion y puntos pre-articulares. Fuente: {www.ourhumananatomy.com}

3.6. Diseño y Desarrollo del Protocolo de Pruebas.

3.6.1. Preparativos para las Pruebas.

Antes de su participación en el ensayo, se solicitó a cada sujeto abstenerse de consumir café o cualquier sustancia estimulante que pudiera alterar los patrones normales de actividad cerebral. Del mismo modo, se les pidió evitar el uso de productos cosméticos en el cuero cabelludo y la cara, ya que estos podrían interferir con la correcta adherencia y funcionamiento de los electrodos del EEG. Adicionalmente, se recomendó a los participantes vestir ropa deportiva cómoda para facilitar la realización de los ensayos y asegurar que el movimiento no estuviera restringido durante las pruebas.

Por último, se les indicó que debían evitar en todo lo posible apretar los dientes durante las pruebas, como recordatorio a los pacientes que podían sufrir de bruxismo, evitando que se generasen señales EEG distorsionadas o poco genuinas causadas por esta afección.

Una vez en el laboratorio, se procedía con los preparativos iniciales, los cuales incluían la selección del casco EEG más adecuado para cada sujeto. Las medidas tomadas directamente de cada sujeto fueron la distancia nasión-inion y la distancia entre los puntos preauriculares a través de la parte superior de la cabeza. Estos puntos se pueden apreciar en la ilustración [9].

Estas mediciones establecieron los criterios de tamaño y forma de la cabeza, para la posterior colocación de los electrodos siguiendo las pautas del sistema internacional 10-10. Este sistema es un método estandarizado que garantiza la ubicación precisa de los electrodos en áreas específicas del cuero cabelludo, asegurando una cobertura óptima y uniforme de la actividad cerebral. La correcta posición del casco y los electrodos era verificada midiendo la distancia entre ellos con una cinta métrica flexible, ajustando el equipamiento hasta asegurar un contacto óptimo con la piel y una distancia entre electrodos menores al 10% de la distancia total nasión-anión en sentido longitudinal a la cabeza, y menor al 10% de la distancia de los

puntos preauriculares en sentido transversal, evitando así artefactos en la señal debidos a un mal posicionamiento. La disposición de los electrodos en el casco EEG y en las zonas oculares se puede apreciar en la siguiente ilustración.

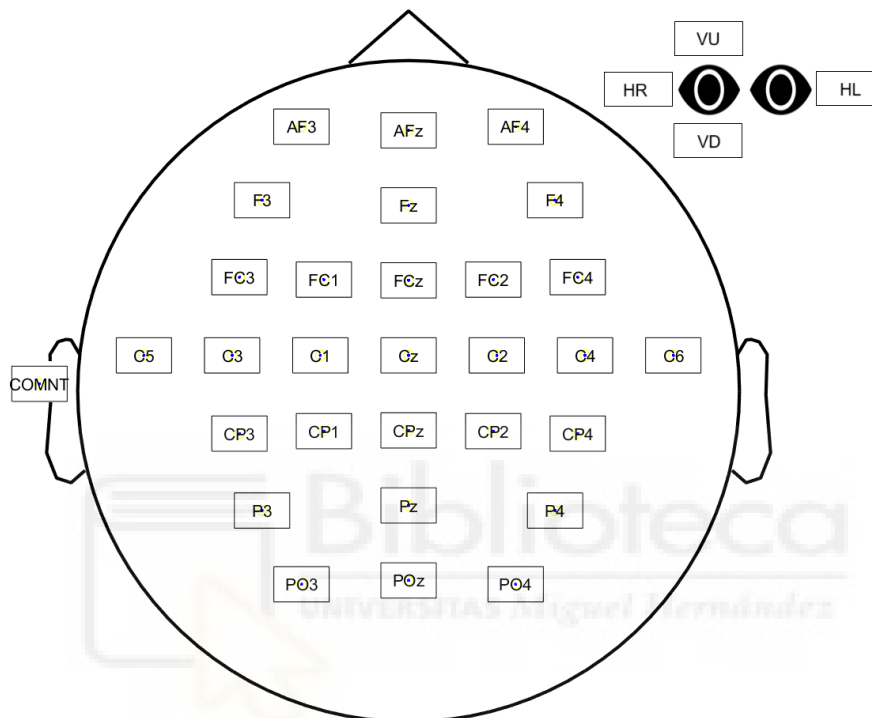


Ilustración 9. Disposición de los electrodos.

La aplicación de gel conductivo en las cavidades de los electrodos dedicados a este propósito en el proceso de preparación mejora la conductividad eléctrica entre el cuero cabelludo y el electrodo, minimizando la resistencia de la piel y asegurando una señal EEG de alta calidad. El gel se aplicó utilizando una jeringa, directamente en el sitio de cada electrodo antes de su colocación sobre el cuero cabelludo. Es importante aplicar la cantidad adecuada de gel, ya que demasiado poco podría resultar en una mala calidad de la señal, mientras que un exceso podría causar que el gel se esparza a áreas vecinas, potencialmente creando puentes conductivos entre electrodos adyacentes y distorsionando las señales recogidas.

Para la fijación de la IMU se decidió por su colocación en la tibia y se utilizó un método de atado que garantizó tanto la seguridad del dispositivo como el confort del sujeto, como se muestra en la ilustración [5]. La IMU se colocaba en una banda ajustable, diseñado para mantener el dispositivo firmemente en su lugar sin restringir el flujo sanguíneo o la libertad de movimiento.

3.6.2. Estructura y velocidades de los Ensayos.

En el marco de nuestro estudio, se diseñó un protocolo de ensayos estructurado para evaluar la influencia de la actividad física, específicamente la marcha a diferentes velocidades, sobre las señales EEG y la aparición de artefactos de movimiento relacionadas a este. Cada sujeto fue sometido a un total de 12 ensayos, distribuidos inicialmente en cuatro velocidades diferentes, realizando tres pruebas en cada una. Sin embargo, la observación de fatiga en el primer sujeto durante las pruebas a la velocidad más alta y con el objetivo de impedir la sudoración en las pruebas, se planteó una revisión crítica del método de ensayo. Como resultado, se ajustó el protocolo a tres velocidades (2, 4 y 6 kilómetros por hora) y se incrementó el número de pruebas para cada velocidad a cuatro, con la excepción del primer sujeto, que también fue probado a 8 km/h.

La selección de estas velocidades estuvo fundamentada en la premisa de que, a mayor velocidad, mayor sería el rebote del sujeto y el posible artefacto de movimiento generado, lo cual nos permitiría estudiar de manera efectiva la capacidad del método empleado para reducir dichos artefactos en las señales EEG. Este enfoque nos proporcionó una amplia gama de datos para evaluar cómo las distintas intensidades de movimiento físico afectan la calidad de las señales registradas y su análisis posterior.

Cada ensayo tenía una duración total de 120 segundos, con un periodo de arranque de 5 segundos para permitir que el sujeto se preparase mentalmente, y 15 segundos adicionales destinados a la convergencia del filtro H^∞ .

El objetivo principal de este conjunto de 12 ensayos por sujeto era recopilar un volumen de datos suficientemente robusto para el posterior filtrado de las señales y la validación de la efectividad de nuestro enfoque en la reducción de artefactos de movimiento. Este enfoque garantizó la capacidad de corroborar si los objetivos del estudio se cumplían de manera efectiva.

3.7. Procedimientos de Recolección de Datos.

A modo de detallar el protocolo seguido, describiremos, en orden cronológico, como fue llevado a cabo el proceso de recolección de datos en los ensayos:

1. Preparación de Equipos y Herramientas: Antes de cada sesión de pruebas, se realizó una revisión exhaustiva del equipamiento, incluyendo el casco EEG, la Unidad de Medición Inercial (IMU) y la cinta de correr, asegurando que estén en las condiciones óptimas para su uso y funcionando según las especificaciones.
2. Configuración del Software: Una vez revisado el Hardware, se adaptan los dispositivos a los sujetos, calibrando desde la aplicación “G.Recorder” la correcta conductividad de los electrodos del casco EEG, como la IMU desde su servidor dedicado.
3. Explicación del protocolo y primera prueba: Se explicó el proceso a seguir por los sujetos en los ensayos. Como toma de contacto, se realizó una primera prueba más corta que la duración de cada ensayo para corroborar que el sujeto se encontraba en buenas condiciones y para comprobar si la sincronización del Hardware con Matlab sería exitosa en las pruebas.
4. Recolección y Almacenamiento de Datos: Finalmente, se aborda el proceso de recolección y almacenamiento de datos, realizando los ensayos y corroborando

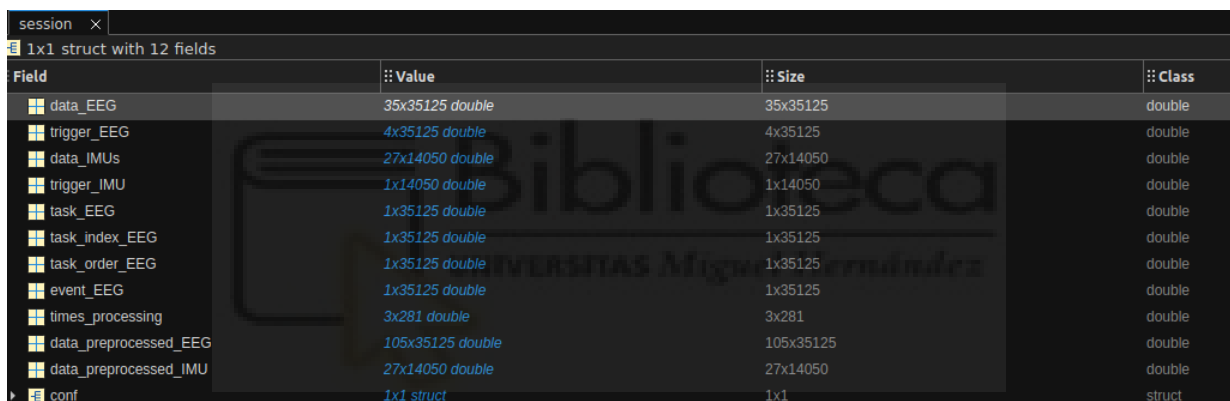
si la captura de las señales fue exitosa, se etiquetan correctamente y se almacenan de manera segura para su análisis posterior. Se realizan los 12 ensayos correspondientes dejando un periodo de descanso entre pruebas si el sujeto lo solicitaba.

5. Finalización de las pruebas: Al concluir los ensayos, se procedía a la limpieza y desinfección del casco EEG, según los protocolos de limpieza para garantizar la higiene y la seguridad, asegurando que el equipo estuviera listo y en condiciones óptimas para las siguientes sesiones, manteniendo así la protección de la salud de los futuros participantes.



4. ANÁLISIS DE RESULTADOS.

Una vez realizados los ensayos correspondientes a cada sujeto, se procedió a procesar estas señales y al posterior estudio de los resultados obtenidos. Mediante ajustes en ciertos parámetros del algoritmo “*ConfPreprocessing.m*,” se obtuvo una nueva versión de la estructura “*session*”, en la que se añadieron a los datos de las señales EEG (35) sin filtrar los nuevos datos de las señales preprocesadas tras la aplicación del Filtro H^∞ (36-70) y las señales procesadas tras el filtrado de las Series de Volterra, almacenadas en la variable “*data_preprocessed_EEG*”, como se puede apreciar en la siguiente ilustración.



Field	:: Value	:: Size	:: Class
data_EEG	35x35125 double	35x35125	double
trigger_EEG	4x35125 double	4x35125	double
data_IMUs	27x14050 double	27x14050	double
trigger_IMU	1x14050 double	1x14050	double
task_EEG	1x35125 double	1x35125	double
task_index_EEG	1x35125 double	1x35125	double
task_order_EEG	1x35125 double	1x35125	double
event_EEG	1x35125 double	1x35125	double
times_processing	3x281 double	3x281	double
data_preprocessed_EEG	105x35125 double	105x35125	double
data_preprocessed_IMU	27x14050 double	27x14050	double
conf	1x1 struct	1x1	struct

Ilustración 10. Captura de la 'struct' una vez aplicado H^∞ y Volterra.

4.1. Obtención de los armónicos asociados a artefactos de movimiento.

4.1.1. Análisis de las Señales IMU.

Los datos inerciales recopilados por la IMU durante los ensayos permitieron el posterior filtrado de los artefactos de movimiento de las señales. La duración de cada ensayo fue de 140 segundos, y debido a que la tasa de muestreo del sensor se estableció en 100Hz, se pudo obtener 14050 datos sobre cada aceleración, velocidad y demás parámetros. Nos centraremos en obtener los datos relacionados con la aceleración, ya

que nos facilitará la posterior detección de artefactos de movimiento. Particularmente, seleccionamos como eje de referencia para este para este proyecto el eje 'Z', ya que después de analizar varios registros, se determinó que este era el eje el cual recogía un mayor tamaño en los artefactos de movimiento que recogía.

4.1.2. Cálculo de las Frecuencias Dominantes obtenidas de las IMUs.

La evaluación de los datos inerciales exclusivamente en el dominio del tiempo limitaría nuestra capacidad para identificar patrones repetitivos o discernir con precisión las secciones críticas de la señal, dada la complejidad inherente y la naturaleza no estacionaria de estas señales. Para superar este desafío y facilitar un análisis más detallado, se optó por trabajar en el dominio de la frecuencia, donde los posibles artefactos de movimiento se destacan como picos dominantes dentro del espectro de frecuencias, facilitando así la identificación precisa de las frecuencias que necesitan ser atenuadas o filtradas en etapas posteriores del procesamiento.

El paso hacia este análisis mejorado implicó realizar la transformada rápida de Fourier (FFT) a los datos de aceleración en eje z del plano sagital recopilados por el sensor IMU, permitiendo así la transición de los datos al dominio de la frecuencia y la obtención de un espectro detallado de estas, junto con sus armónicos dominantes y sus magnitudes correspondientes. Este proceso fue fundamental en la obtención de posibles artefactos de movimiento que, comparados con el espectro de frecuencias de la señal en crudo, aporta una idea de los armónicos generados por la marcha, que posteriormente filtraremos mediante las series de Volterra.

La obtención en Matlab de las frecuencias pico del espectro se llevó a cabo mediante la función "*Picos_Frecuencia.m*", que simplificó considerablemente la tarea de realizar la transformada y su análisis. Se logró una visión clara de cómo los posibles artefactos variaban en intensidad con diferentes velocidades de movimiento, evidenciando una relación directa entre la velocidad de la actividad y la magnitud de los artefactos generados.

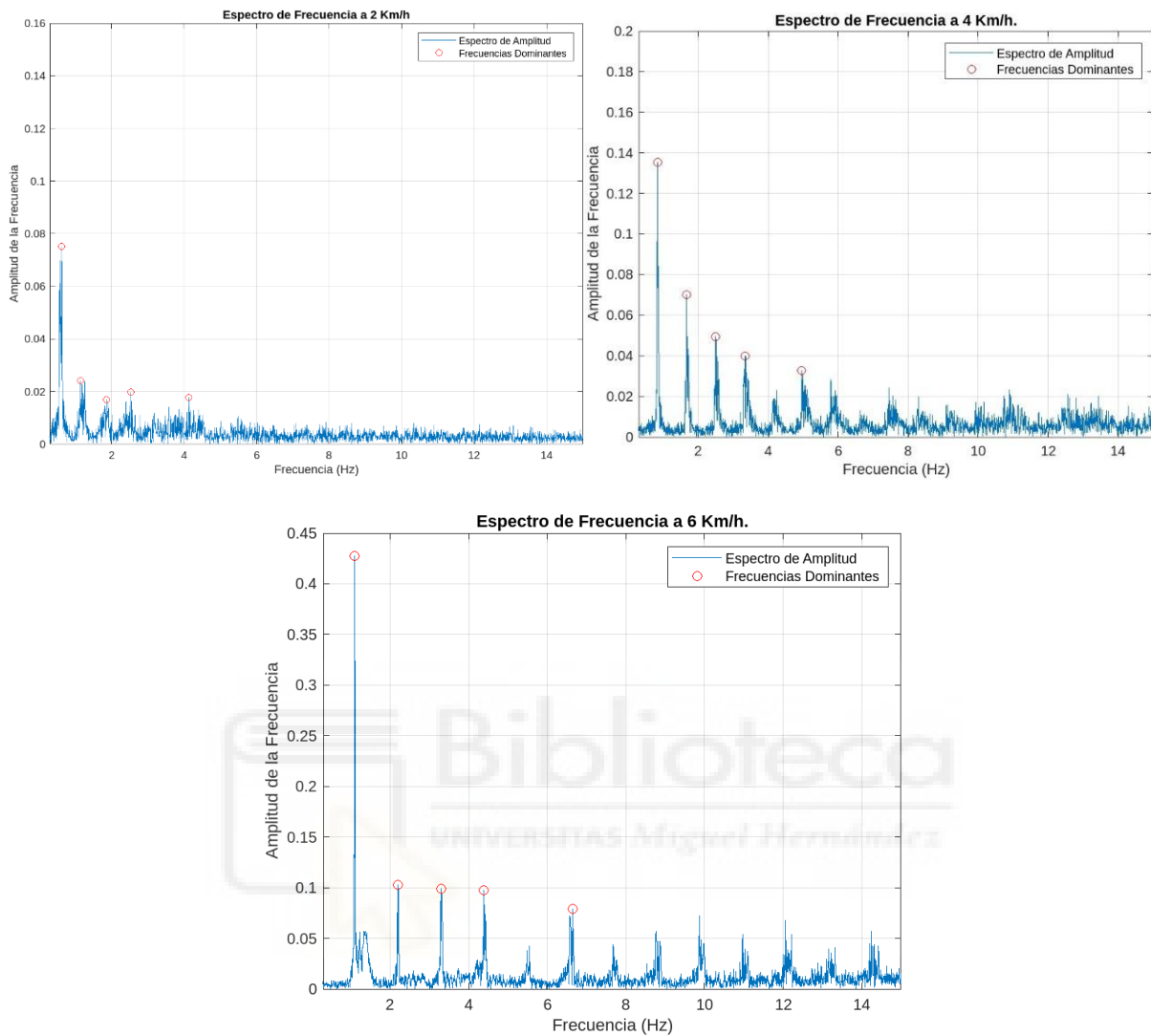


Ilustración 11. Gráficas que permiten observar las frecuencias dominantes en las IMUs para asociarlos a los posibles artefactos de movimiento y sus armónicos.

Además, esta función imprime por consola, en orden de mayor a menor magnitud, las frecuencias pico del espectro y las amplitudes de estas mismas, lo que también facilitó la recopilación de los datos.


```

>> load("/MATLAB Drive/BMI_SPEED_NOISE/WriteResults/Sessions/B20/B20_20230519_openloop_01_overwritten_01.mat")
>> Picos_Frecuencia(session.data_IMUs)
Frecuencia 1: 0.00 Hz con amplitud de 0.22
Frecuencia 2: 0.63 Hz con amplitud de 0.08
Frecuencia 3: 1.15 Hz con amplitud de 0.02
Frecuencia 4: 2.53 Hz con amplitud de 0.02
Frecuencia 5: 4.14 Hz con amplitud de 0.02
Frecuencia 6: 1.66 Hz con amplitud de 0.02
>> load("/MATLAB Drive/BMI_SPEED_NOISE/WriteResults/Sessions/B20/B20_20230519_openloop_02_overwritten_01.mat")
>> Picos_Frecuencia(session.data_IMUs)
Frecuencia 1: 0.00 Hz con amplitud de 0.23
Frecuencia 2: 0.83 Hz con amplitud de 0.14
Frecuencia 3: 1.67 Hz con amplitud de 0.07
Frecuencia 4: 2.50 Hz con amplitud de 0.05
Frecuencia 5: 3.33 Hz con amplitud de 0.04
Frecuencia 6: 4.96 Hz con amplitud de 0.03
>> load("/MATLAB Drive/BMI_SPEED_NOISE/WriteResults/Sessions/B20/B20_20230519_openloop_03_overwritten_01.mat")
>> Picos_Frecuencia(session.data_IMUs)
Frecuencia 1: 1.10 Hz con amplitud de 0.43
Frecuencia 2: 0.00 Hz con amplitud de 0.22
Frecuencia 3: 2.21 Hz con amplitud de 0.10
Frecuencia 4: 3.30 Hz con amplitud de 0.10
Frecuencia 5: 4.38 Hz con amplitud de 0.10
Frecuencia 6: 6.65 Hz con amplitud de 0.08
    
```

Ilustración 12. Impresión por consola de los valores pertenecientes los gráficos de la Ilustración 10.

Para cada sujeto, se asocian los armónicos del espectro de frecuencias obtenidos de las IMU's de cada uno de sus ensayos en estas tablas, las cuales están organizadas de tal manera que la columna de 2 Km/h pertenece a los ensayos 1-4-7 y 10, la columna de 4 Km/h pertenece a los ensayos 2-5-8 y 11 y la columna de 6 Km/h a los ensayos 3-6-9 y 12.

SUJETO 1	Velocidad							
	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
Ensayo	Frecuencia (Hz)	Magnitud		Frecuencia (Hz)	Magnitud		Frecuencia (Hz)	Magnitud
1	1,15	0,22	2	0,83	0,23	3	2,22	0,43
	2,53	0,08		1,67	0,14		4,4	0,22
	4,14	0,02		2,5	0,07		6,68	0,1
	4,8	0,01		2,9	0,04		7,12	0,07
4	0,54	0,14	5	1,63	0,18	6	2,16	0,41
	1,1	0,11		0,81	0,17		4,32	0,22
	2,28	0,04		2,44	0,09		6,48	0,21
	4,5	0,02		3,02	0,06		7,08	0,15
6	1,07	0,52	8	0,53	0,08	9	1,15	0,4
	2,14	0,27		1,03	0,04		1,62	0,31
	3,21	0,21		1,59	0,03		3,24	0,15
	5,22	0,14		1,85	0,03		4,86	0,14
10	1,04	0,58	11	0,5	0,06	12	1,71	0,37
	2,15	0,21		1,04	0,03		3,15	0,24
	2,76	0,18		2,29	0,02		4,6	0,21
	3,5	0,11		2,83	0,01		6,07	0,19

Tabla 2. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 1.

SUJETO 2		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
1	Frecuencia (Hz)	Magnitud	2	Frecuencia (Hz)	Magnitud	3	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,54	0,07		1,54	0,14		1,23	0,55
	1,1	0,03		0,77	0,13		2,46	0,24
	0,01	0,02		2,31	0,07		3,69	0,22
1,69	0,02	3,07	0,06	8,76	0,21			
4	Frecuencia (Hz)	Magnitud	5	Frecuencia (Hz)	Magnitud	6	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,54	0,1		0,53	0,1		1,22	0,72
	1,1	0,07		1,07	0,07		2,43	0,33
	1,71	0,03		1,71	0,03		3,65	0,25
2,25	0,02	2,25	0,02	6,09	0,19			
7	Frecuencia (Hz)	Magnitud	8	Frecuencia (Hz)	Magnitud	9	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,49	0,1		0,74	0,13		1,24	0,62
	1	0,03		1,47	0,12		3,69	0,22
	2,09	0,02		2,95	0,05		2,46	0,22
2,61	0,02	2,21	0,04	11,08	0,16			
10	Frecuencia (Hz)	Magnitud	11	Frecuencia (Hz)	Magnitud	12	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,53	0,05		1,47	0,14		1,25	0,67
	1,06	0,03		0,74	0,13		2,48	0,35
	2,1	0,02		2,94	0,07		3,73	0,31
6,25	0,02	2,21	0,06	6,21	0,13			

Tabla 3. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 2.

SUJETO 3		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
1	Frecuencia (Hz)	Magnitud	2	Frecuencia (Hz)	Magnitud	3	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,57	0,2		0,6	0,11		1,59	0,17
	1,13	0,12		1,21	0,08		3,18	0,15
	1,89	0,12		2,39	0,07		0,79	0,14
4,08	0,11	1,81	0,04	5,57	0,12			
4	Frecuencia (Hz)	Magnitud	5	Frecuencia (Hz)	Magnitud	6	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,98	0,38		0,6	0,07		0,8	0,19
	1,97	0,27		1,21	0,07		1,62	0,14
	3,96	0,27		2,44	0,05		3,25	0,1
5,93	0,25	4,26	0,04	4,82	0,09			
7	Frecuencia (Hz)	Magnitud	8	Frecuencia (Hz)	Magnitud	9	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	1,02	0,36		0,6	0,1		1,6	0,21
	2,01	0,3		1,2	0,5		0,8	0,18
	6,04	0,24		2,4	0,3		4,81	0,16
8,09	0,17	1,81	0,3	5,62	0,15			
10	Frecuencia (Hz)	Magnitud	11	Frecuencia (Hz)	Magnitud	12	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	1,01	0,45		0,6	0,1		0,8	0,2
	2,03	0,38		1,2	0,06		1,59	0,19
	4,06	0,23		2,43	0,04		3,19	0,14
6,09	0,22	1,78	0,04	5,59	0,12			

Tabla 4. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 3.

SUJETO 4		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
1	Frecuencia (Hz)	Magnitud	2	Frecuencia (Hz)	Magnitud	3	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,77	0,1		0,95	0,93		1,3	0,53
	1,54	0,07		1,91	0,2		2,59	0,22
	3,05	0,06		2,85	0,14		3,88	0,2
	2,33	0,06		3,81	0,13		5,17	0,19
4	Frecuencia (Hz)	Magnitud	5	Frecuencia (Hz)	Magnitud	6	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,9	0,11		0,93	0,23		1,1	0,57
	2,68	0,8		1,87	0,17		2,2	0,32
	3,47	0,07		2,78	0,16		3,3	0,2
	1,77	0,06		3,71	0,11		6,61	0,15
7	Frecuencia (Hz)	Magnitud	8	Frecuencia (Hz)	Magnitud	9	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,78	0,1		0,91	0,91		1,1	0,59
	3,22	0,07		1,84	0,16		2,21	0,34
	1,59	0,06		2,75	0,15		3,31	0,26
	2,28	0,06		3,67	0,15		6,62	0,17
10	Frecuencia (Hz)	Magnitud	11	Frecuencia (Hz)	Magnitud	12	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,82	0,12		1,79	0,2		1,1	0,41
	3,3	0,09		0,9	0,18		2,21	0,32
	2,47	0,07		2,7	0,17		3,3	0,18
	1,65	0,06		3,59	0,1		4,4	0,12

Tabla 5. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 4.

SUJETO 5		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
1	Frecuencia (Hz)	Magnitud	2	Frecuencia (Hz)	Magnitud	3	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,64	0,08		1,79	0,16		1,17	0,57
	1,27	0,06		0,89	0,15		2,23	0,4
	1,89	0,06		2,64	0,11		3,5	0,18
	2,55	0,03		3,47	0,09		4,67	0,14
4	Frecuencia (Hz)	Magnitud	5	Frecuencia (Hz)	Magnitud	6	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,56	0,08		1,71	0,25		1,14	0,6
	1,12	0,04		0,85	0,25		2,28	0,42
	1,69	0,04		2,56	0,11		3,42	0,21
	2,24	0,03		3,47	0,09		4,56	0,18
7	Frecuencia (Hz)	Magnitud	8	Frecuencia (Hz)	Magnitud	9	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	1,66	0,17		1,14	0,61		0,53	0,1
	0,83	0,16		2,28	0,4		1,55	0,04
	2,48	0,08		3,42	0,18		1,05	0,04
	3,3	0,07		4,56	0,13		3,74	0,03
10	Frecuencia (Hz)	Magnitud	11	Frecuencia (Hz)	Magnitud	12	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,53	0,1		1,7	0,15		1,13	0,53
	1,55	0,04		0,83	0,14		2,26	0,32
	1,05	0,04		2,56	0,08		4,52	0,15
	3,74	0,03		3,38	0,07		3,39	0,13

Tabla 6. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 5.

SUJETO 6		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
1	Frecuencia (Hz)	Magnitud	2	Frecuencia (Hz)	Magnitud	3	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,73	0,11		0,9	0,19		1,15	0,53
	1,44	0,04		1,82	0,12		2,31	0,26
	2,17	0,04		2,72	0,09		3,45	0,18
	3,02	0,03		3,64	0,07		4,6	0,15
4	Frecuencia (Hz)	Magnitud	5	Frecuencia (Hz)	Magnitud	6	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,63	0,11		0,89	0,18		1,15	0,81
	1,28	0,05		1,77	0,15		2,31	0,45
	1,91	0,04		3,55	0,11		3,46	0,26
	2,56	0,03		2,65	0,09		6,91	0,19
7	Frecuencia (Hz)	Magnitud	8	Frecuencia (Hz)	Magnitud	9	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,63	0,11		0,85	0,28		1,16	0,61
	1,23	0,05		1,71	0,18		2,33	0,43
	1,86	0,04		2,56	0,12		3,49	0,25
	2,46	0,03		3,42	0,11		4,65	0,16
10	Frecuencia (Hz)	Magnitud	11	Frecuencia (Hz)	Magnitud	12	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,63	0,16		0,86	0,2		1,17	0,82
	1,28	0,12		1,71	0,13		2,33	0,45
	2,62	0,05		2,6	0,08		3,5	0,24
	1,96	0,03		3,49	0,07		6,99	0,15

Tabla 7. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 6.

SUJETO 7		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
1	Frecuencia (Hz)	Magnitud	2	Frecuencia (Hz)	Magnitud	3	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,52	0,07		0,83	0,17		1,14	0,46
	1,05	0,03		1,67	0,08		2,31	0,22
	2,06	0,02		3,27	0,06		3,44	0,16
	2,63	0,02		2,44	0,05		4,58	0,09
4	Frecuencia (Hz)	Magnitud	5	Frecuencia (Hz)	Magnitud	6	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,51	0,09		0,82	0,22		1,18	0,64
	1,01	0,07		1,69	0,13		2,21	0,37
	1,52	0,06		2,5	0,05		3,4	0,16
	2,86	0,06		2,7	0,04		4,71	0,11
7	Frecuencia (Hz)	Magnitud	8	Frecuencia (Hz)	Magnitud	9	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,54	0,07		0,6	0,07		1	0,57
	0,71	0,06		1,21	0,07		2,2	0,31
	1,14	0,06		2,44	0,05		3,3	0,22
	2,1	0,05		4,26	0,04		6,63	0,18
10	Frecuencia (Hz)	Magnitud	11	Frecuencia (Hz)	Magnitud	12	Frecuencia (Hz)	Magnitud
	0,51	0,09		0,53	0,09		0,51	0,1
	1,02	0,06		1,04	0,06		1,02	0,06
	1,53	0,03		1,54	0,03		1,53	0,03
	2,87	0,02		2,78	0,02		2,88	0,02

Tabla 8.. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 7.

SUJETO 8		Velocidad						
Ensayo	2 Km/h		Ensayo	4 Km/h		Ensayo	6 Km/h	
	Frecuencia (Hz)	Magnitud		Frecuencia (Hz)	Magnitud		Frecuencia (Hz)	Magnitud
1	0,59	0,06	2	0,84	0,17	3	1	0,59
	1,74	0,04		1,69	0,15		2,02	0,33
	1,16	0,04		2,53	0,1		4,02	0,16
	4,68	0,03		3,37	0,05		3,02	0,16
4	0,01	0,07	5	0,75	0,15	6	1	0,55
	0,53	0,06		1,52	0,15		1,99	0,27
	1,59	0,03		2,29	0,08		6,01	0,14
	2,48	0,02		3,05	0,07		4,01	0,12
7	0,56	0,07	8	0,77	0,18	9	1,02	0,65
	1,66	0,03		1,56	0,14		2,04	0,42
	2,36	0,03		3,13	0,07		6,09	0,16
	1,14	0,03		2,34	0,06		4,06	0,16
10	0,58	0,1	11	0,82	0,16	12	1	0,55
	1,75	0,04		1,62	0,12		1,99	0,37
	1,17	0,03		2,43	0,11		3,97	0,16
	2,4	0,03		3,24	0,09		2,98	0,15

Tabla 9. Tabla de frecuencias obtenidas para el sujeto 8.



4.2. Caracterización y filtrado las señales EEG.

Tras concluir el análisis de los armónicos vinculados a los artefactos de movimiento, avanzamos hacia la eliminación de los artefactos de movimiento. Este paso nos permite obtener una señal depurada de artefactos, mediante la aplicación del protocolo de filtrado V- H^∞ .

4.2.1. Filtrado de los artefactos oculares con el filtro H^∞ .

El enfoque utilizado en la eliminación de los artefactos oculares está basado en el filtro H^∞ . El objetivo del filtro es el de reducir el ruido generado por los artefactos oculares, fruto del movimiento de los ojos y de los músculos faciales. *“Para lograr una limpieza rápida y eficaz, hemos optado por utilizar un valor de peso único por entrada de referencia, calculando dichos pesos mediante la formulación de H^∞ . Sin embargo, tal implementación lineal es solamente parcialmente efectiva, restringiéndose principalmente a la frecuencia predominante de contaminación, que coincide con la frecuencia principal de movimiento de la cabeza”* como se explica más detalladamente en (Kilicarslan et. al., 2016). Es por este motivo, es que posterior a este proceso de filtrado de señales previo, se procedió a realizar otro filtrado mediante series de Volterra en los armónicos generados por el movimiento.

4.2.2. Filtrado de los artefactos de movimiento con las Series de Volterra.

“Para mejorar la estimación de la proyección del movimiento de la cabeza en cada canal de EEG de manera individual, hemos incorporado una expansión de la serie de Volterra de segundo orden a las entradas de referencia. Además, hemos desarrollado un esquema de filtrado en cascada, empleando bancos de filtros estrechos para todas las frecuencias objetivo, incluyendo los armónicos. Las frecuencias centrales del banco de

filtros se determinaron a partir de los picos de frecuencia en los datos de aceleración y la comparación con el espectro de frecuencias de las señales en crudo.”

El filtrado de las señales mediante las series de Volterra se explica más detalladamente en (Kilicarlsan et. al., 2019). La siguiente figura ilustra la estructura general del filtro adaptativo implementado en este estudio.

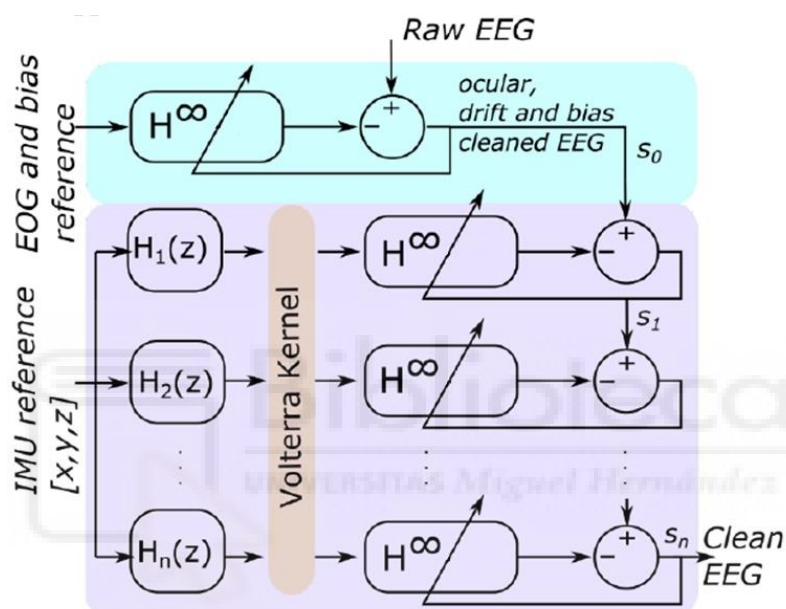


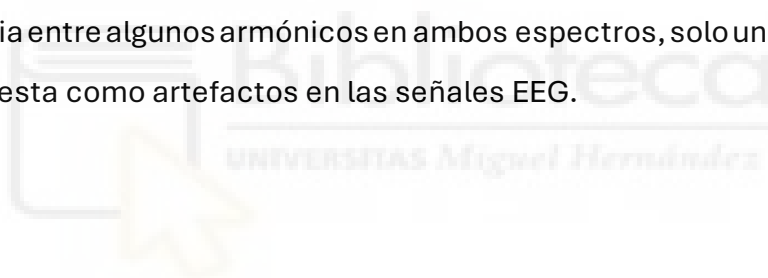
Ilustración 13. Diagrama de bloques del filtrado completo de las señales. Fuente: {Kilicarlsan et. al., 2019}

Como anteriormente comentamos, los datos del EEG sin procesar fueron inicialmente depurados de artefactos oculares, y los datos resultantes se procesaron a través de la estructura V- H^∞ para la eliminación de artefactos de movimiento de las señales, como se puede apreciar en la ilustración [13].

La determinación de las frecuencias críticas para la implementación de las Series de Volterra se basó en el análisis comparativo entre el espectro de frecuencia de los datos inerciales y el espectro de las señales EEG previas al filtrado. Este análisis reveló de forma explícita la influencia de los armónicos producidos por el movimiento en la generación de artefactos dentro de las señales EEG. Para llevar a cabo este

procedimiento, se empleó la función denominada “*Artefactos.m*”. Dicha función facilitó la comparación de espectros a través de un método gráfico, mejorando significativamente la efectividad del filtrado mediante la técnica de Volterra.

En la ilustración [14] se observa en la parte superior el espectro de frecuencias correspondiente a los datos EEG, en el cual se identifica claramente un tono fundamental en 2.31 Hz junto con dos armónicos (4.63 y 6.94 Hz). Por otro lado, el espectro correspondiente a los datos obtenidos de la IMU, mostrado en la parte inferior, en un mismo rango de frecuencias con el espectro EEG. A pesar de que el espectro de los datos inerciales revela una mayor cantidad de armónicos, no todos deben interpretarse necesariamente como artefactos en las señales. Al analizar más detenidamente el espectro EEG, se hace evidente que únicamente tres componentes de este contienen artefactos. Esta observación sugiere que, aunque exista una correspondencia entre algunos armónicos en ambos espectros, solo un subconjunto de estos se manifiesta como artefactos en las señales EEG.



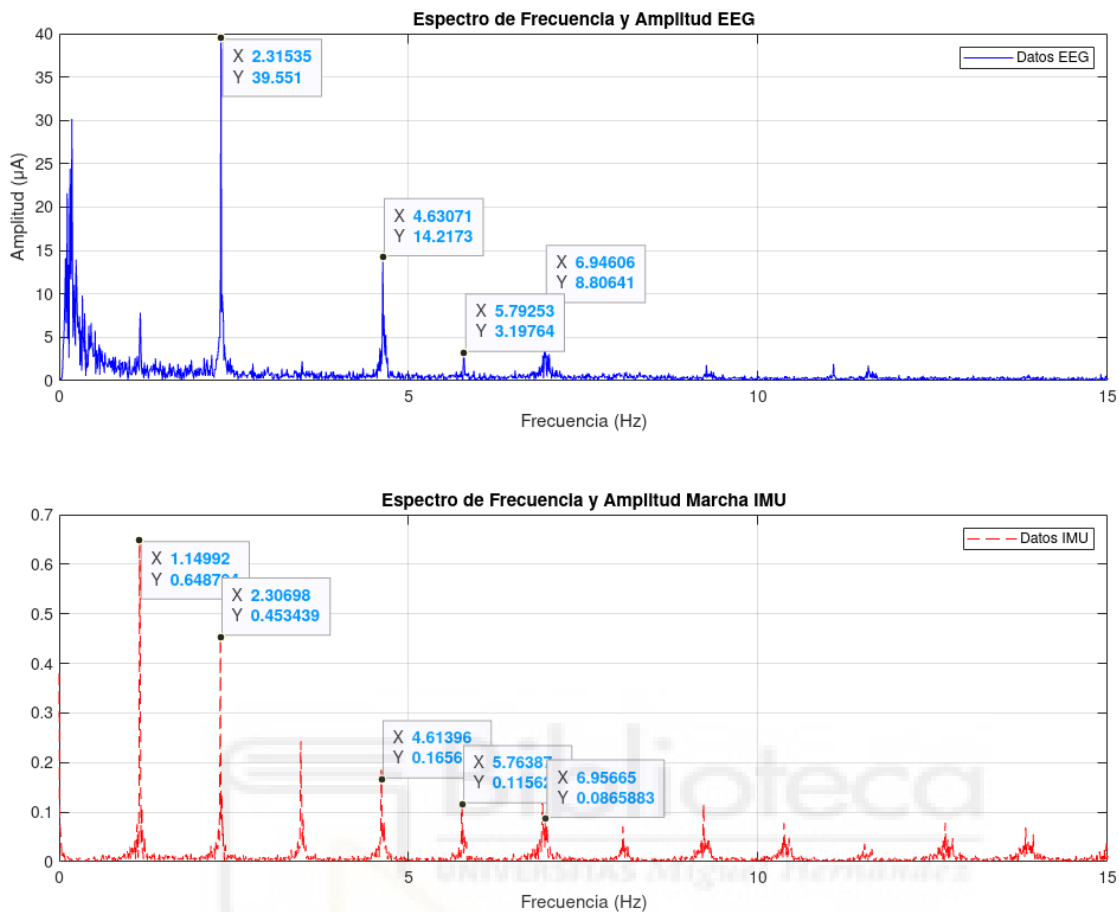


Ilustración 14. Gráfica comparativa entre las frecuencias de las IMUs y las frecuencias de las señales EEG.

Una vez realizados todas las comparaciones de espectros, determinamos cuales son las frecuencias que serían abordadas por el filtrado. En cuanto a los aspectos del filtrado, se le estableció el orden del filtro Butterworth en 2, y se definió un ancho de banda de 0.6Hz, sirviendo este parámetro para ajustar el rango efectivo dentro del cual el filtro actuaría sobre las señales.

4.2.3. Gráficos obtenidos al aplicar ambos filtrados.

En este apartado se presenta una evaluación gráfica del impacto que han tenido los procesos de filtrado en la reducción de los artefactos de movimiento en las señales EEG. Para esto, se empleó la función "*FiltradoAmpliado.m*", que permite analizar las

modificaciones en las señales tanto en fases intermedias como en el resultado final de la aplicación de los filtros.

Las siguientes ilustraciones corresponden al sujeto 2 durante sus ensayos. Para evaluar de manera efectiva el efecto de los filtrados sobre las señales en general, se seleccionaron como referencia los electrodos “Fz, C5, Cz, C6 y POz”, electrodos posicionados en los extremos de la cabeza y en el centro de esta, como se puede apreciar en la ilustración [9]. Para apreciar cómo afecta el filtrado a distintas velocidades, añadiremos capturas de los resultados realizados a distintas velocidades (2-4-6 Km/h). Cada ilustración recoge 4 gráficos: El primero permite observar la diferencia de amplitud de la señal antes y después del filtrado, la segunda indica como se filtra la señal en crudo mediante la aplicación del filtro H^∞ , la tercera se encarga de graficar la diferencia entre el filtrado mediante las series de Volterra y la salida del filtro H^∞ y, por último, como el conjunto de filtros reducen la amplitud de la señal en conjunto. Todo esto acompañado de una línea discontinua perteneciente a las 3 frecuencias objetivo donde se aplicaron las series de Volterra. Los resultados en estos puntos específicos ofrecen una visión clara de cómo cada etapa del filtrado contribuye a la claridad de las señales procesadas. Esta visualización es óptima para entender la efectividad de los filtros implementados y para validar la metodología empleada en el contexto de este estudio.

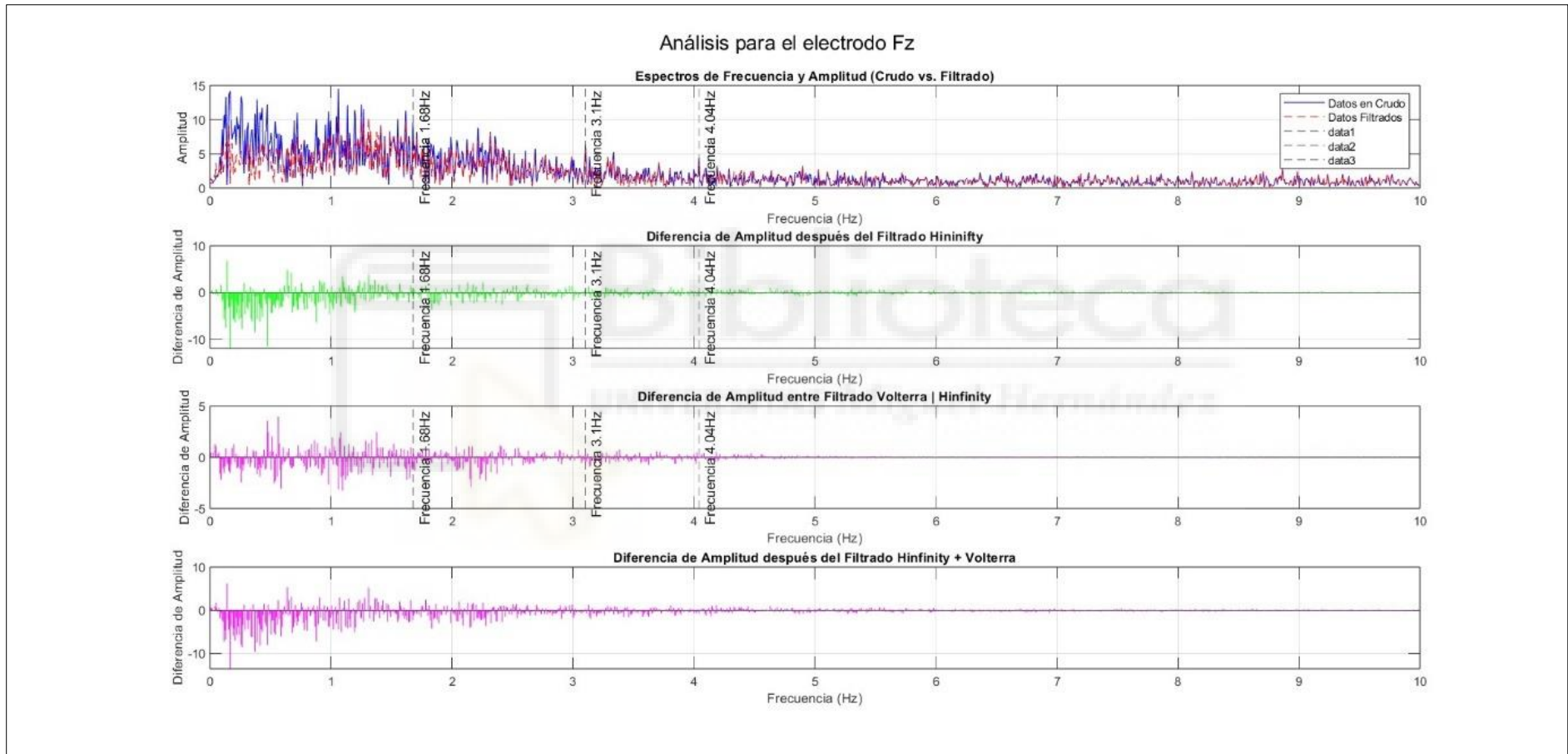


Ilustración 15. Electrodo Fz a 2Km/h.

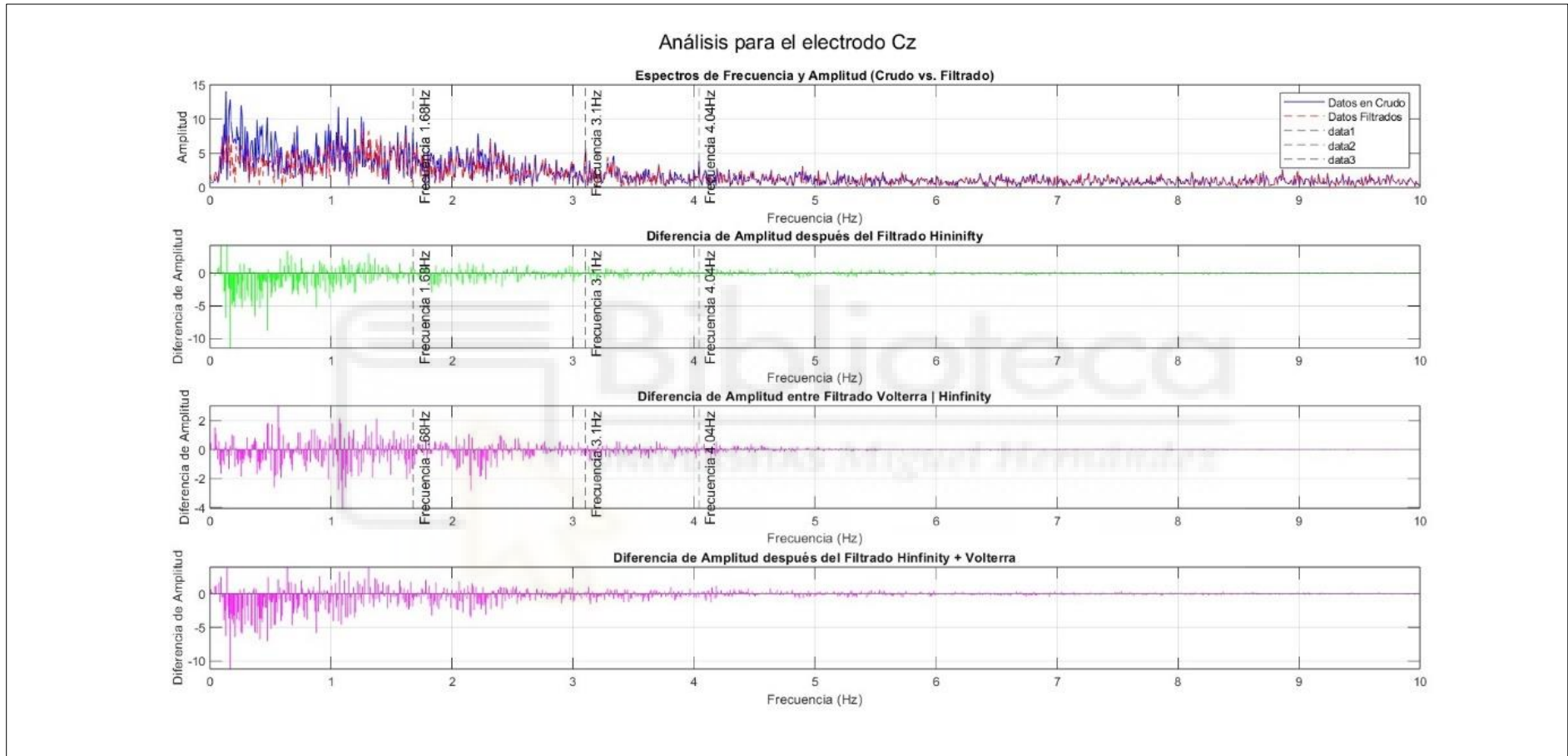


Ilustración 16. Electrodo Cz a 2Km/h.

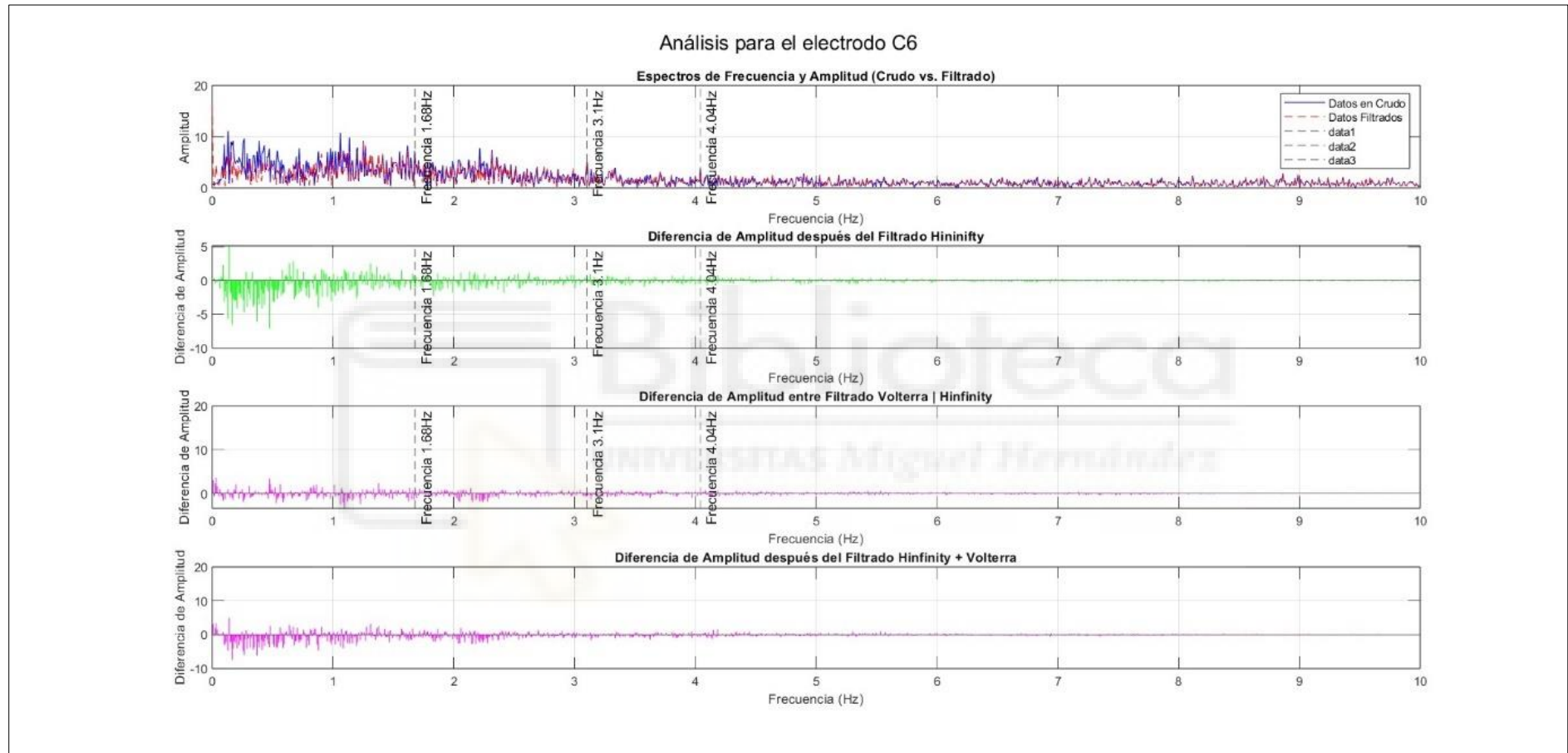


Ilustración 17. Electrodo C6 a 2Km/h.

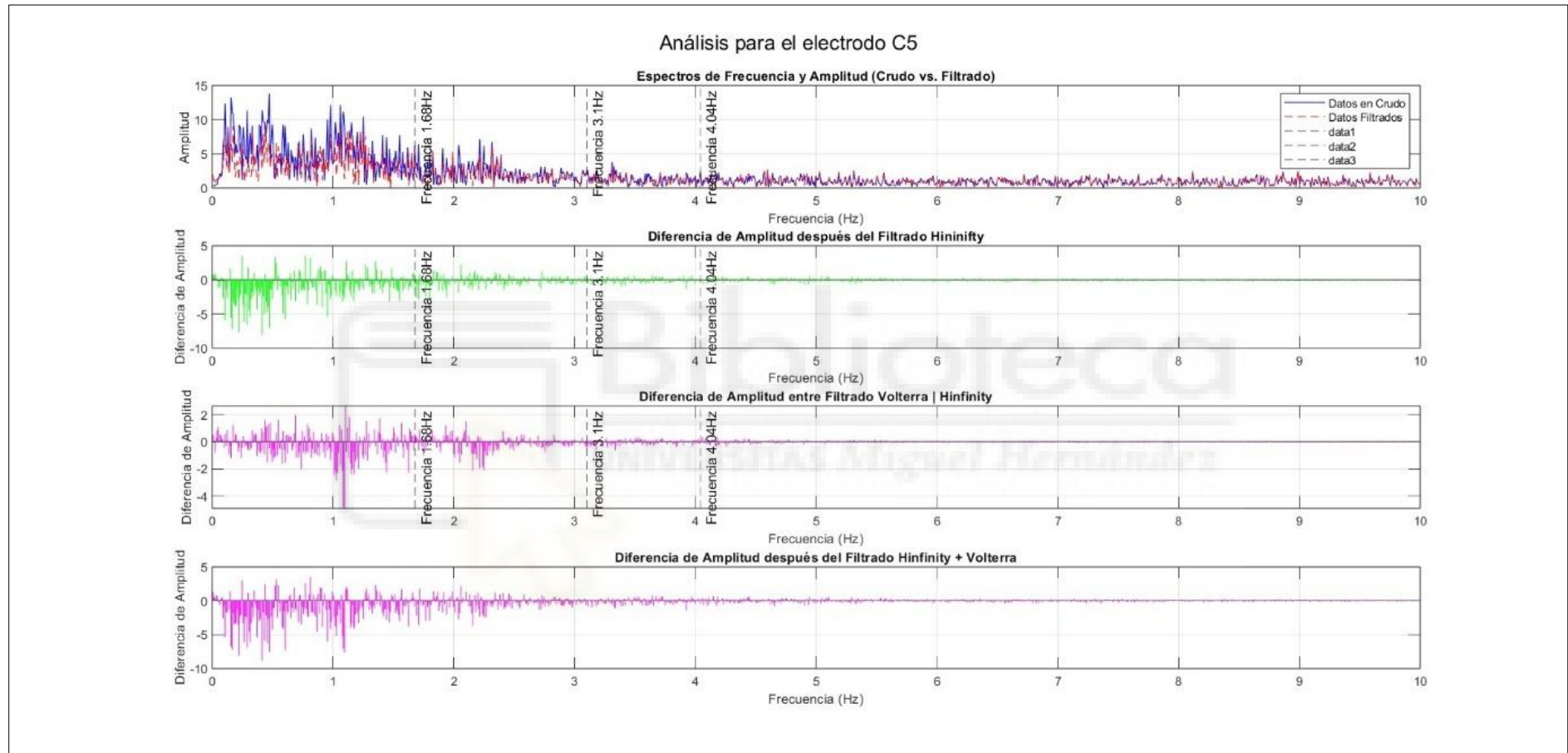


Ilustración 18. Electrodo C5 a 2Km/h.

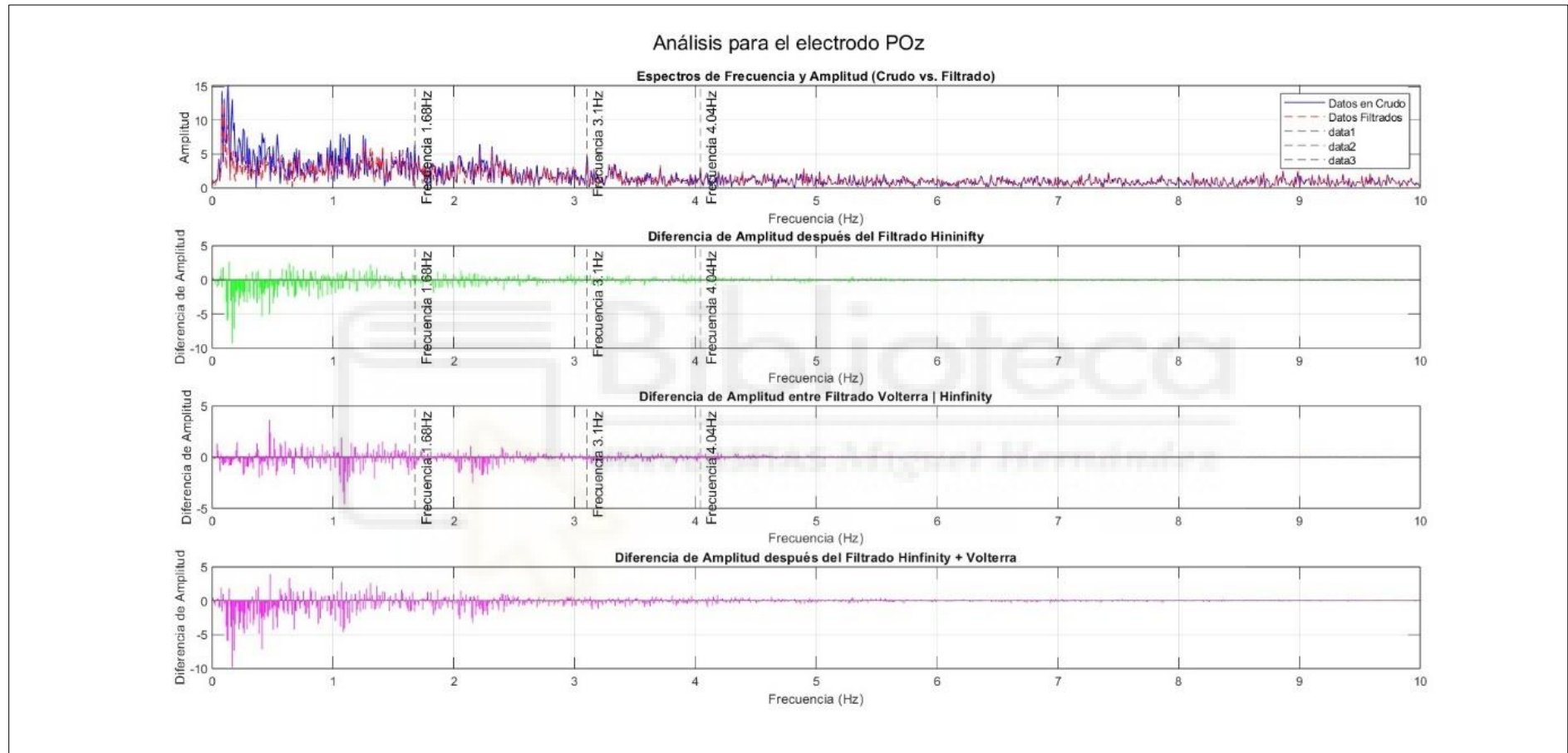


Ilustración 19. Electrodo POz a 2Km/h.

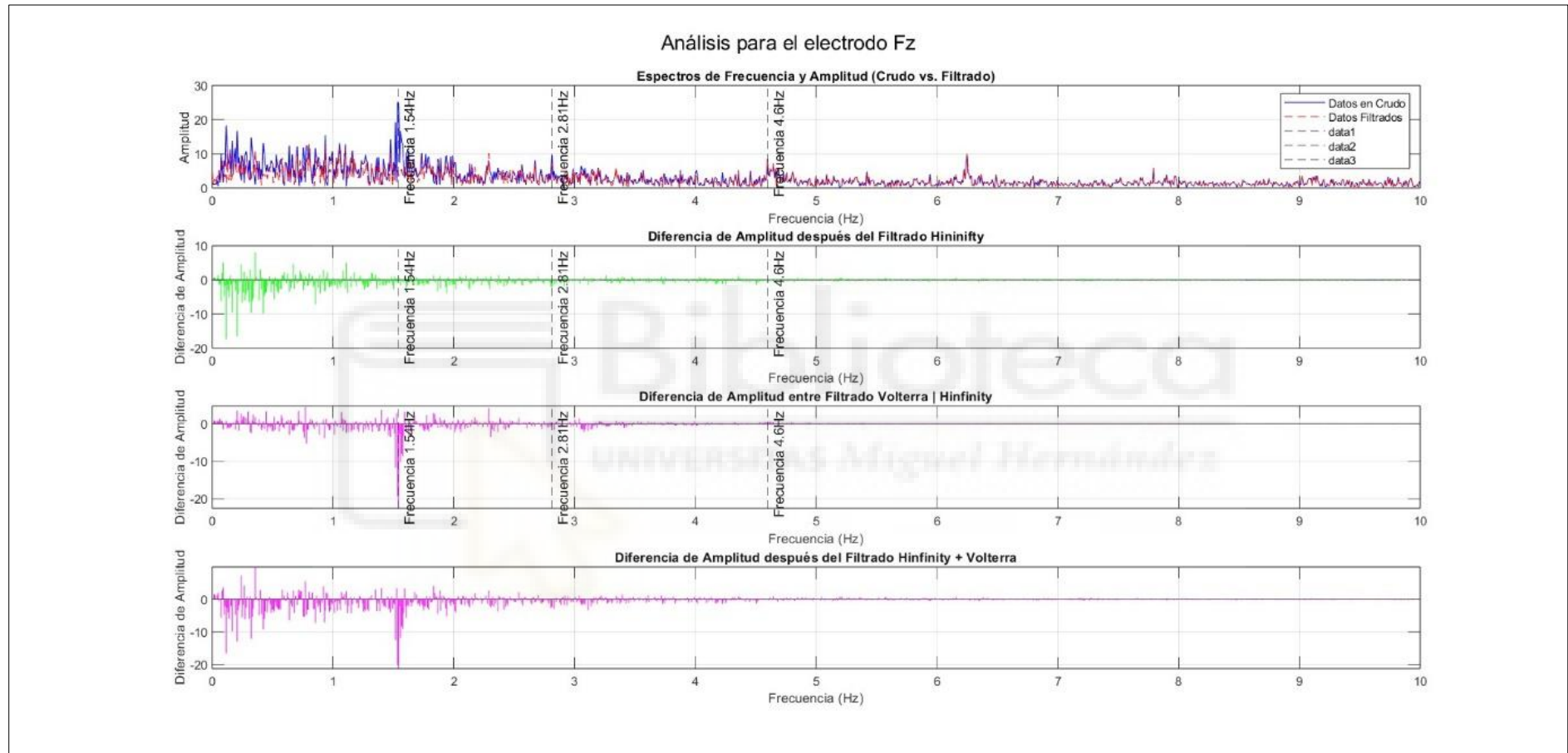


Ilustración 20. Electrodo Fz a 4Km/h.

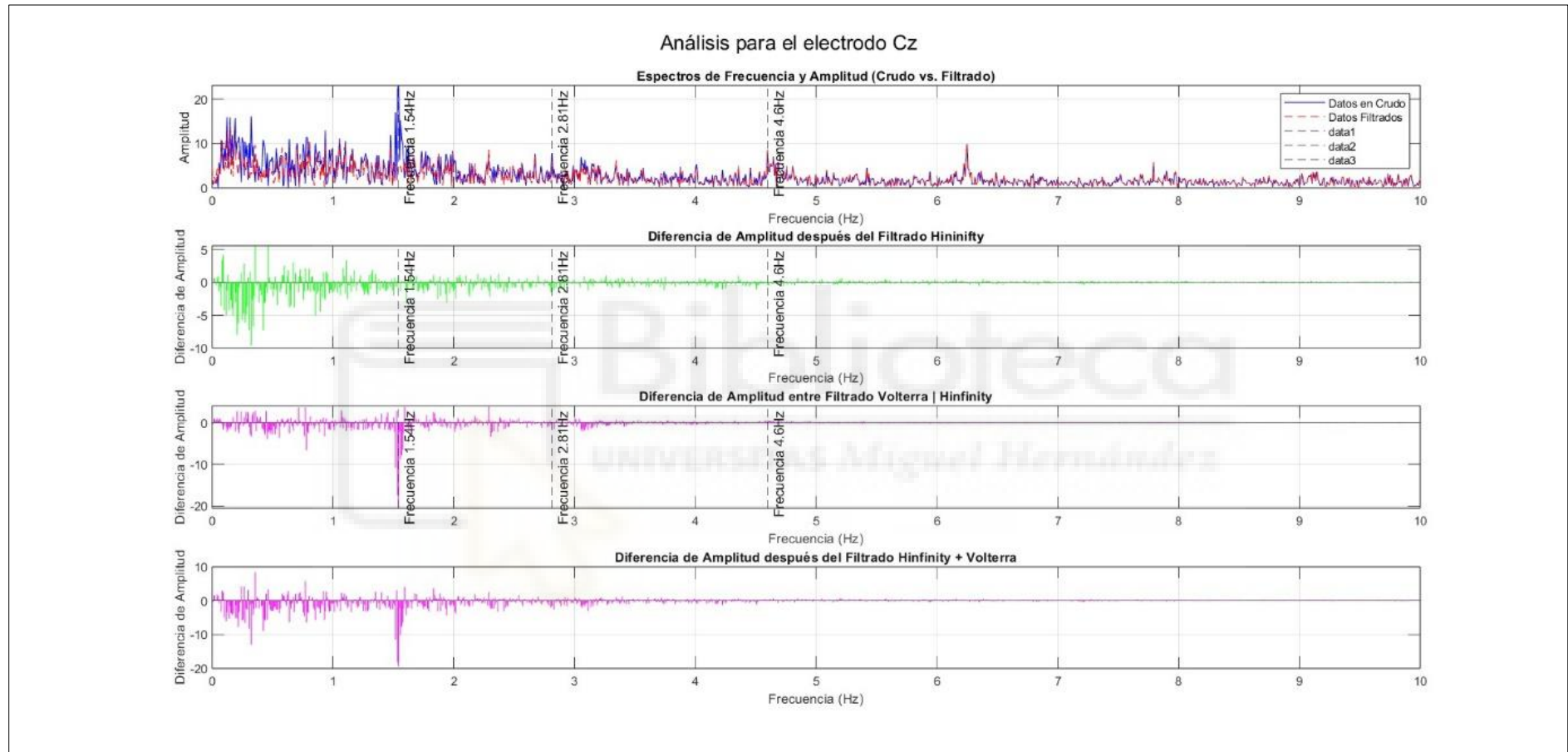


Ilustración 21. Electrodo Cz a 4Km/h.

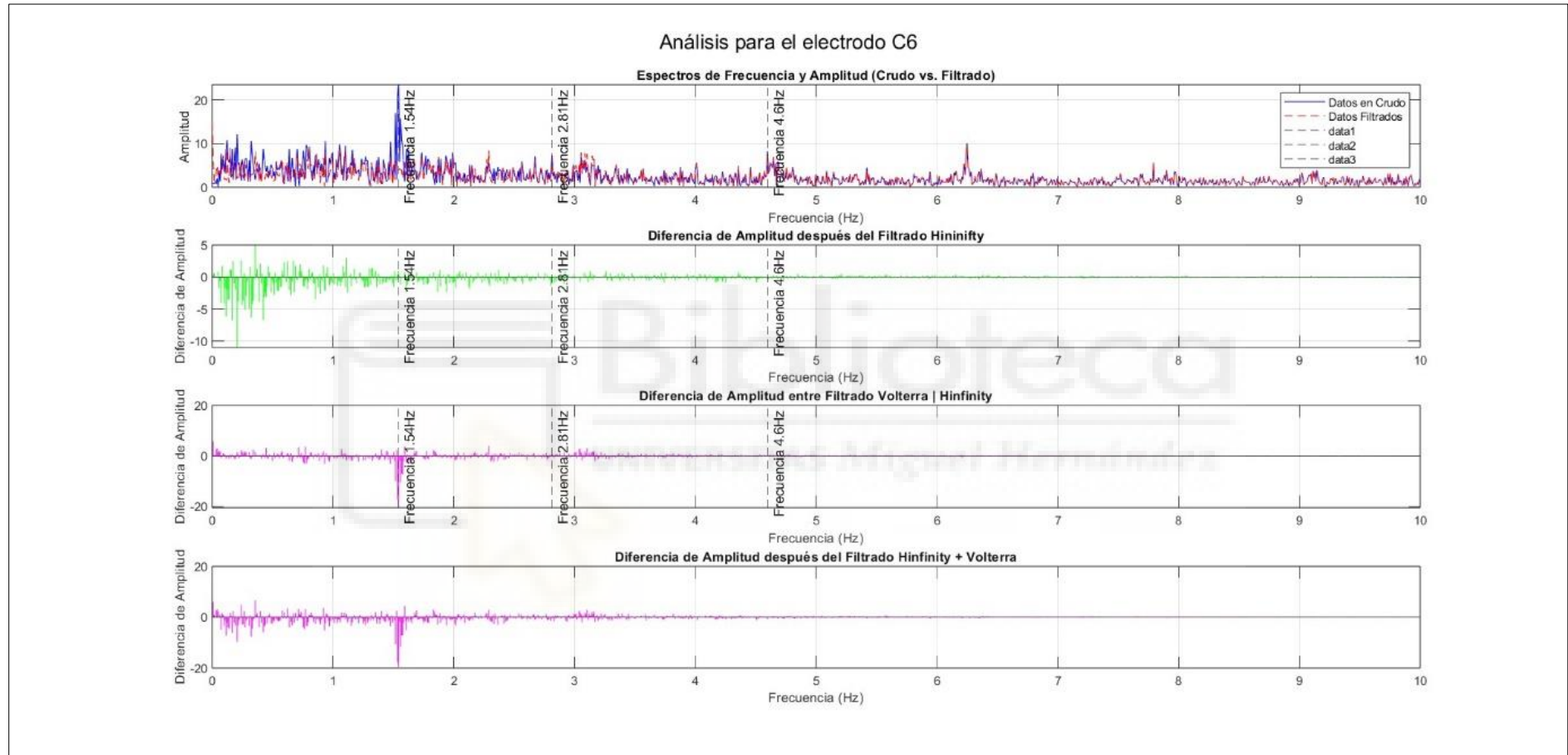


Ilustración 22. Electrodo C6 a 4Km/h.

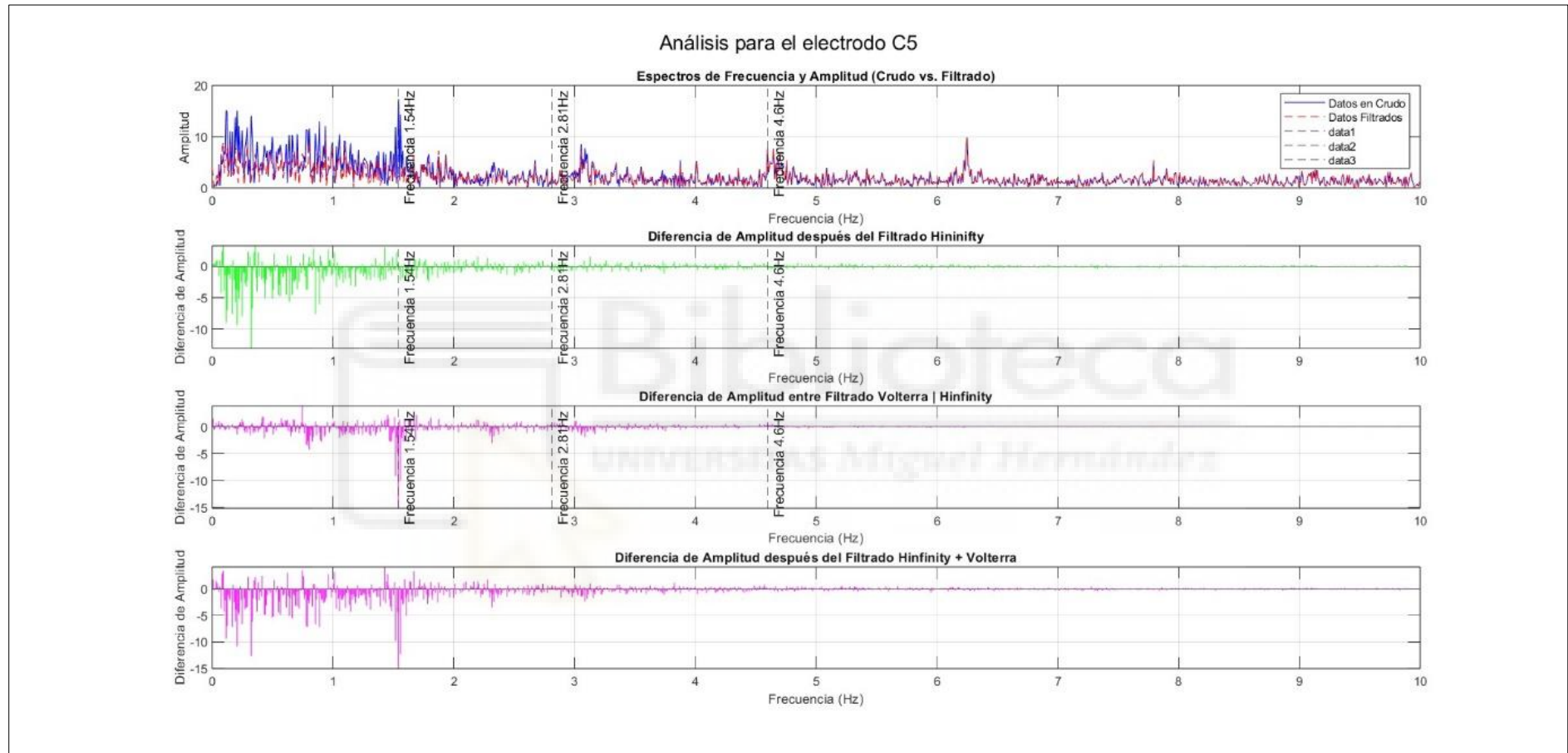


Ilustración 23. Electrodo C5 a 4Km/h.

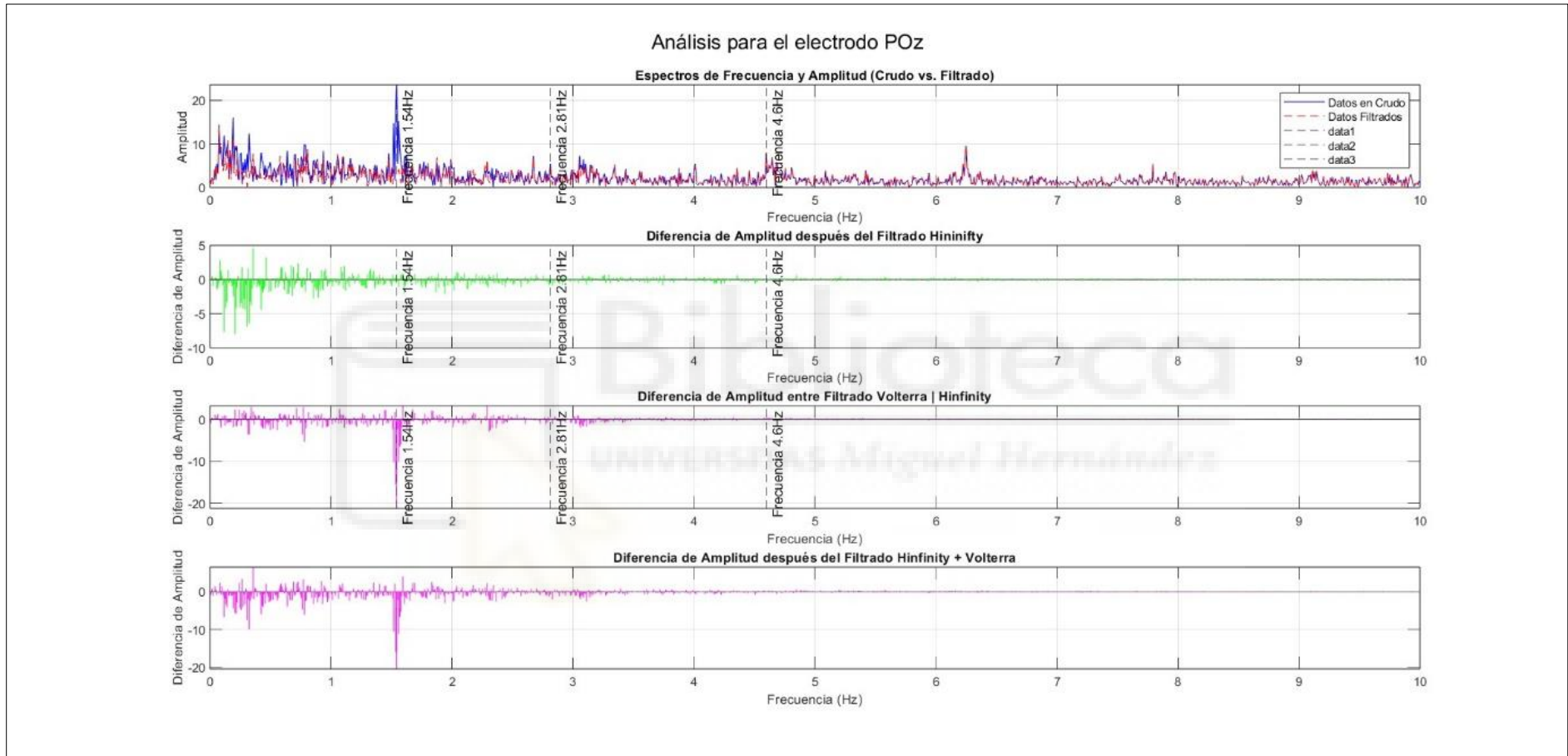


Ilustración 24. Electrodo POz a 4Km/h.

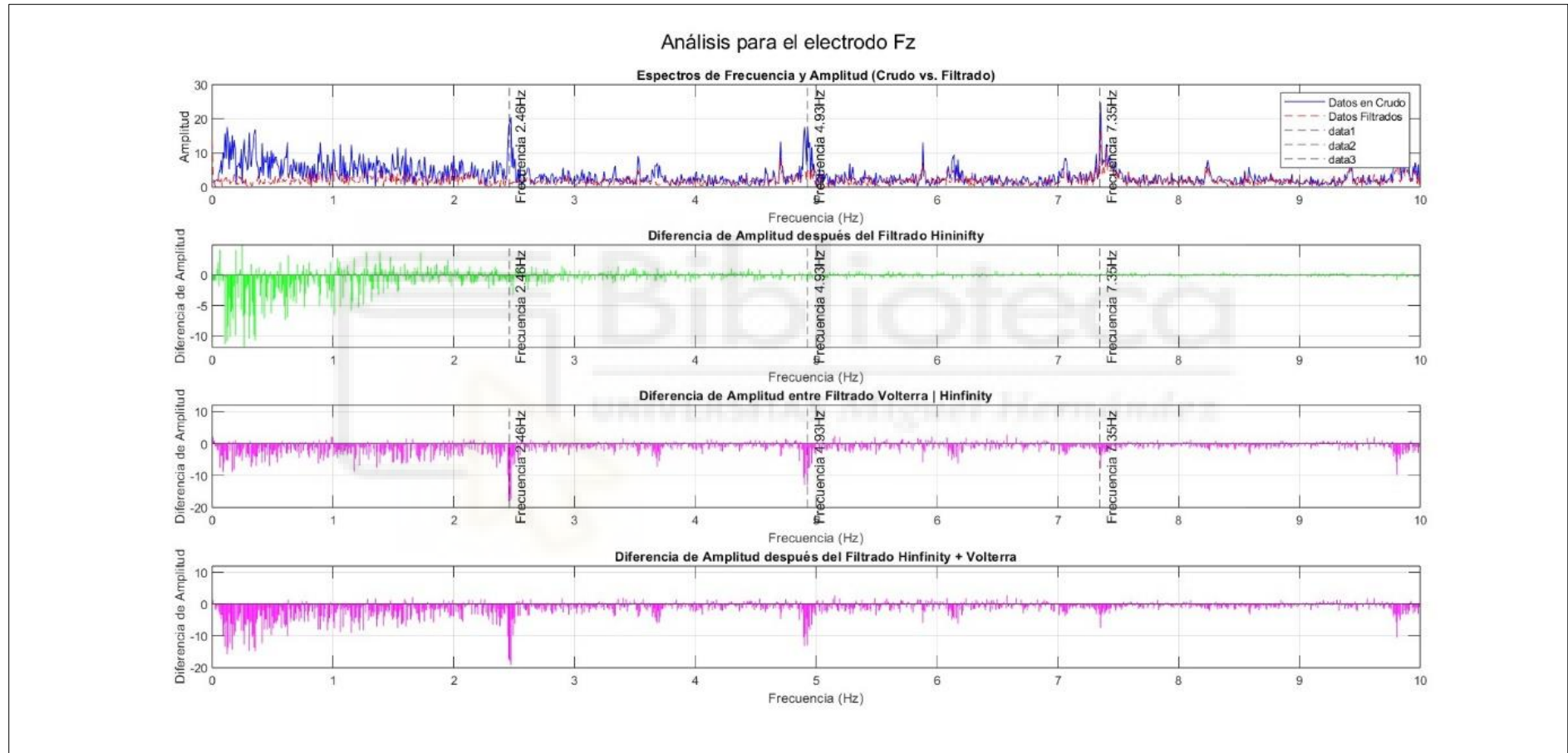


Ilustración 25. Electrodo Fz a 6Km/h.

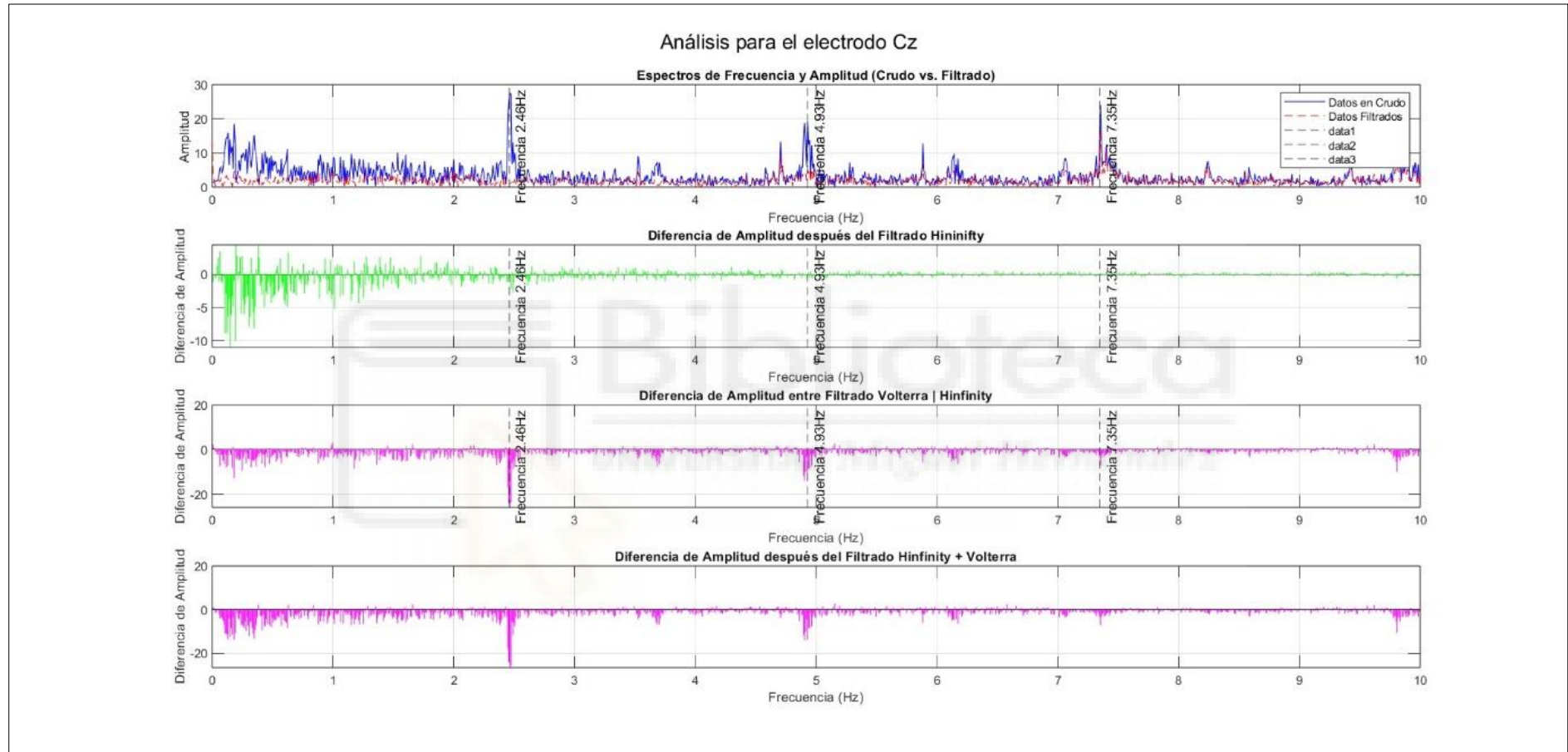


Ilustración 26. Electrodo Cz a 6Km/h.

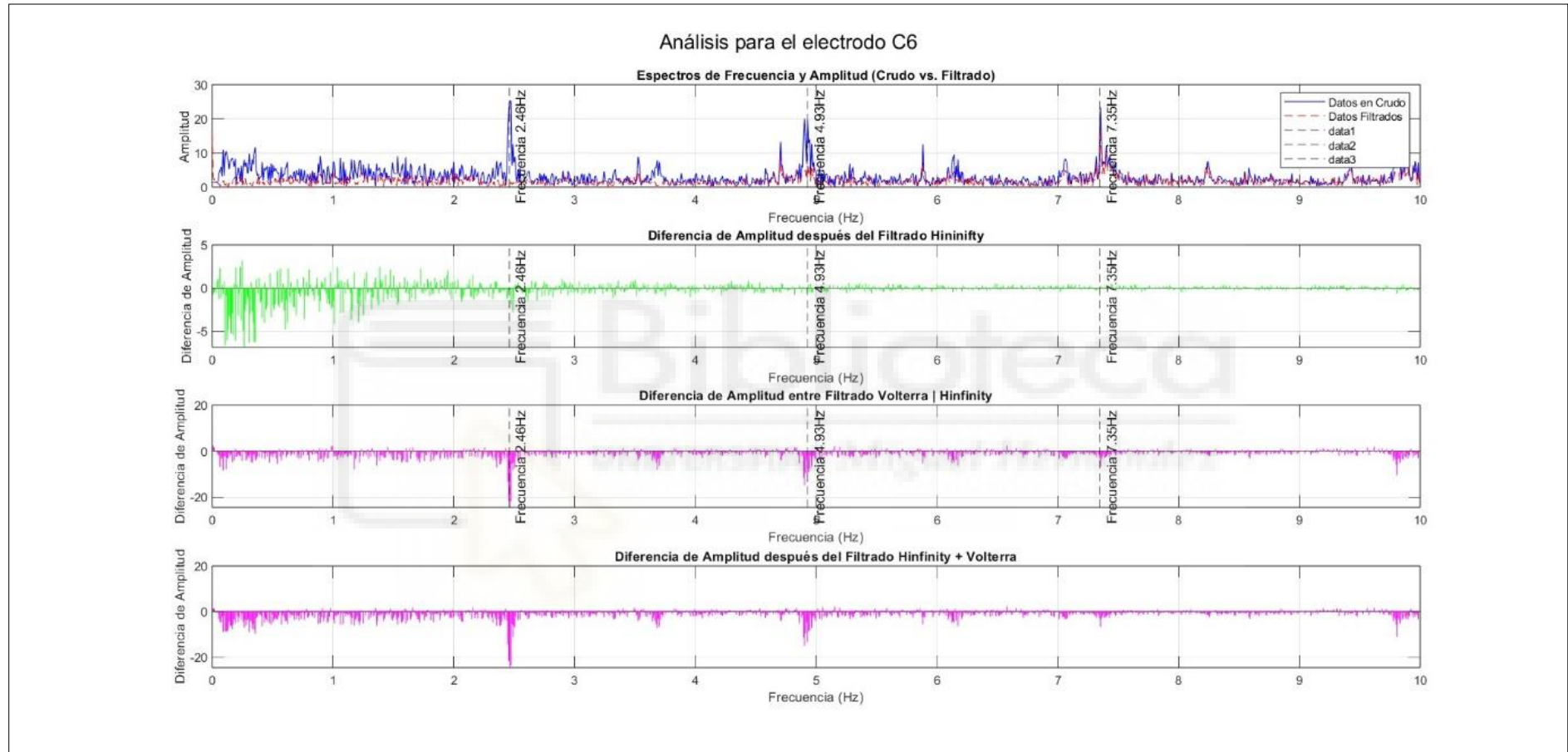


Ilustración 27. Electrodo C6 a 6Km/h.

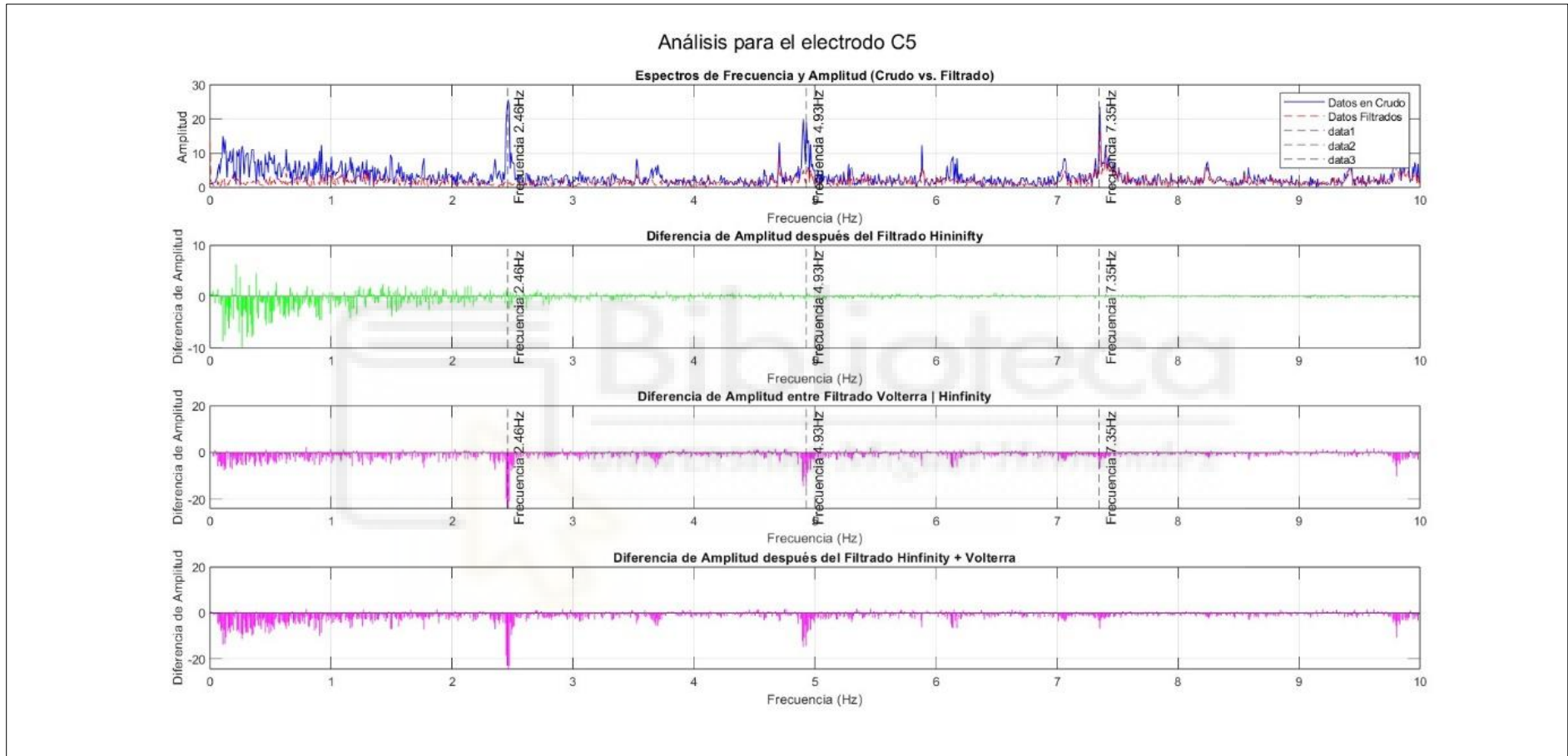


Ilustración 28. Electrodo C5 a 6Km/h.

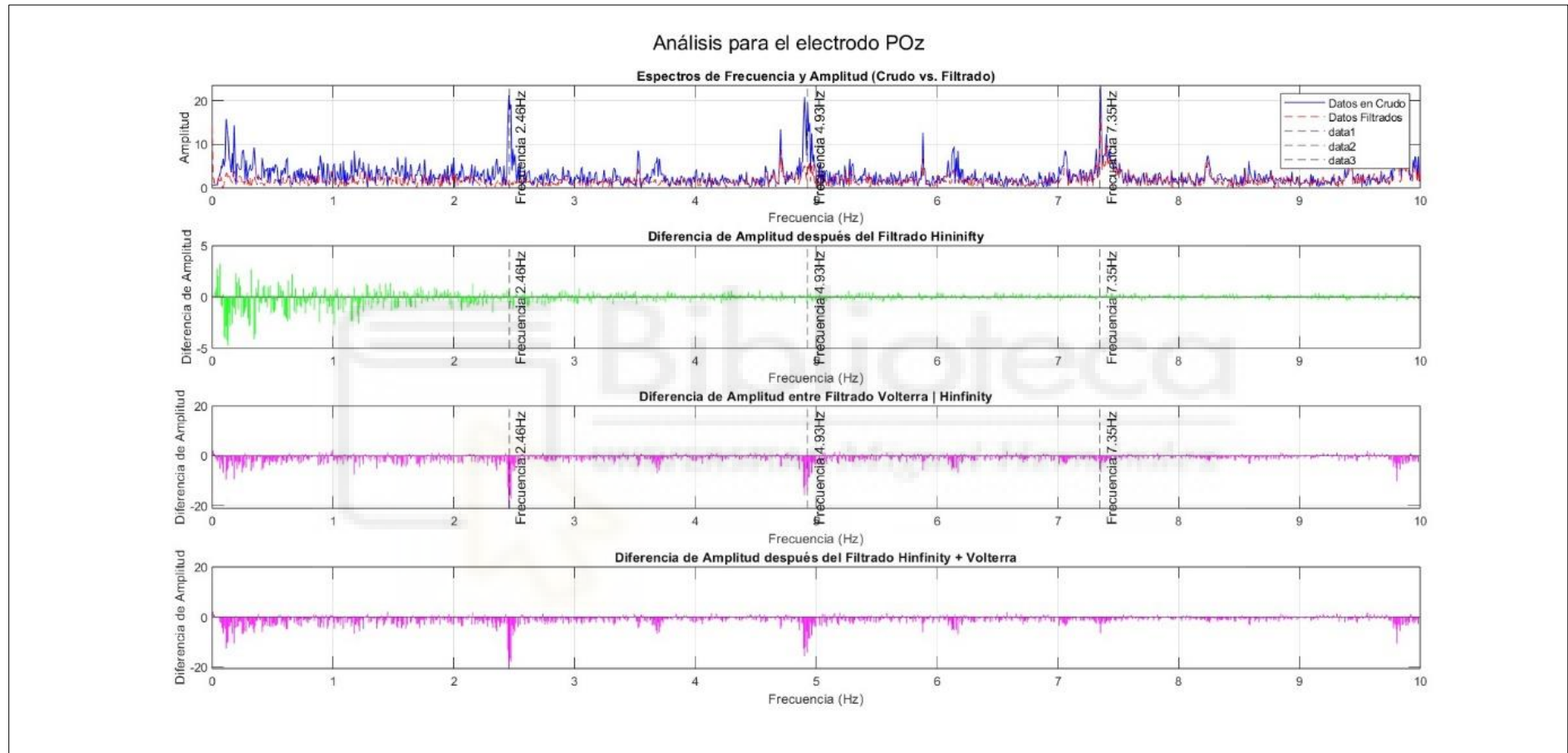


Ilustración 29. Electrodo POz a 6Km/h.

4.3. Resultados tras el filtrado de las señales.

En las siguientes tablas se puede valorar numéricamente las mejoras significativas en cuanto a la disminución de la presencia de artefactos en las señales, tras los procesos de discretización y filtrado de estas.

Para cuantificar los resultados, decidimos medir el RMSE de las señales obtenidas, en torno a las frecuencias con presencia de artefactos y sus frecuencias cercanas pertenecientes al ancho de banda de 0.6 Hz, como entre las frecuencias restantes que no fueron afectadas por el filtrado y las cuales no queremos distorsionar, dado que son datos relevantes sin presencia de artefactos.

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

Ecuación 1. RSME.

Para cada participante, las tablas registran datos tales como las tres frecuencias identificadas tras comparar los espectros de frecuencia y las tres frecuencias utilizadas en el Filtro de Volterra, seleccionadas como los enteros más cercanos a los resultados de la comparación mencionada. Además, se incluyen los valores de RSME para distintas etapas: tras la implementación de los filtros H_{∞} y así como el RSME resultante de la aplicación combinada de ambos filtros. Además, la columna asociada al RSME en aquellas frecuencias en las que no se ha aplicado en filtrado. Para confirmar si los resultados obtenidos son positivos y entender cómo el RSME cuantifica esta mejora, hemos de observar el valor de RSME después de aplicar el filtro H_{∞} . Un valor alto en esta columna indica que el filtro ha sido efectivo reduciendo significativamente los artefactos oculares de la señal sin filtrar. Por el contrario, un RSME alto en la columna de Volterra sugiere que el filtrado ha disminuido en las frecuencias objetivo. En la columna que

combina ambos filtros, el RSME debe ser el más alto, indicando que ambos filtros han reducido el ruido de la señal. Finalmente, un valor bajo de RSME en la columna de las frecuencias no filtradas sería ideal, ya que indicaría no ha habido modificación de la señal fuera de las frecuencias donde se encuentran los artefactos de movimiento.

En resumen, un valor bajo de RSME en las frecuencias no filtradas apunta a que la señal ha permanecido sin alteraciones, lo que refleja que la contribución del algoritmo de eliminación de artefactos no ha distorsionado las señales no objetivo. Por otro lado, un valor alto de RSME después de aplicar los filtros sugiere una eliminación efectiva de los artefactos, demostrando la eficacia del proceso de filtrado implementado.



SUJETO 2	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI He	RMSI VOLTERRA	RMSI V-He	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI He	RMSI VOLTERRA	RMSI V-He	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI He	RMSI VOLTERRA	RMSI V-He	
																Frecuencias Obtenidas de Espectros
2 Km/h																
Ensayo 1																
Electrodo Fz	1,68	2,00	1,52	1,03	1,92	3,10	3,00	0,65	0,34	0,71	4,04	4,00	0,37	0,11	0,38	0,10
Electrodo C5			1,30	1,14	1,89			0,40	0,23	0,46			0,25	0,09	0,26	0,19
Electrodo Cz			1,19	1,00	1,61			0,50	0,29	0,56			0,29	0,10	0,29	0,13
Electrodo C6			0,98	0,90	1,35			0,42	0,43	0,53			0,24	0,25	0,32	0,11
Electrodo POz			0,83	0,95	1,29			0,36	0,25	0,41			0,20	0,10	0,21	0,16
Ensayo 4																
Electrodo Fz	0,96	1,00	1,96	1,44	2,40	2,07	2,00	1,09	0,80	1,26	3,07	3,00	0,53	0,27	0,59	0,01
Electrodo C5			1,67	1,17	2,14			0,89	0,69	0,97			0,38	0,27	0,46	0,07
Electrodo Cz			1,61	1,25	2,04			0,69	0,69	1,04			0,43	0,24	0,51	0,01
Electrodo C6			1,27	1,04	1,58			0,70	0,67	0,93			0,34	0,35	0,51	0,15
Electrodo POz			1,29	1,07	1,57			0,63	0,58	0,80			0,33	0,21	0,41	0,02
Ensayo 7																
Electrodo Fz	1,02	1,00	1,76	1,42	2,34	2,35	2,00	0,79	0,61	1,02	3,04	3,00	0,57	0,45	0,70	0,05
Electrodo C5			1,53	1,24	2,11			0,55	0,54	0,77			0,38	0,37	0,56	0,12
Electrodo Cz			1,41	1,24	1,93			0,65	0,58	0,90			0,47	0,44	0,64	0,03
Electrodo C6			1,07	1,11	1,63			0,50	0,56	0,76			0,37	0,44	0,54	0,10
Electrodo POz			1,09	1,07	1,51			0,50	0,51	0,71			0,36	0,38	0,50	0,15
Ensayo 10																
Electrodo Fz	0,81	1,00	1,95	1,35	2,39	2,21	2,00	0,75	0,68	1,03	3,06	3,00	0,51	0,41	0,67	0,02
Electrodo C5			2,06	1,04	2,38			0,70	0,52	0,93			0,35	0,42	0,57	0,06
Electrodo Cz			1,49	1,14	1,86			0,58	0,57	0,81			0,39	0,42	0,61	0,00
Electrodo C6			1,28	1,04	1,64			0,51	0,53	0,75			0,35	0,39	0,55	0,17
Electrodo POz			1,49	1,25	1,87			0,54	0,53	0,77			0,36	0,38	0,54	0,16
4 Km/h																
Ensayo 2																
Electrodo Fz	1,54	1,00	1,46	3,29	3,69	2,81	3,00	0,77	0,86	1,14	4,60	5,00	0,44	0,20	0,45	0,05
Electrodo C5			1,22	2,03	2,49			0,51	0,65	0,82			0,28	0,17	0,31	0,09
Electrodo Cz			1,16	2,94	3,21			0,63	0,86	1,04			0,35	0,19	0,37	0,16
Electrodo C6			0,93	2,94	3,13			0,49	1,00	1,05			0,28	0,24	0,36	0,04
Electrodo POz			0,78	2,81	2,91			0,42	0,78	0,86			0,22	0,16	0,25	0,10
Ensayo 5																
Electrodo Fz	1,48	1,00	1,12	2,82	3,08	2,95	3,00	0,63	0,88	1,10	4,43	4,00	0,27	0,22	0,37	0,14
Electrodo C5			0,76	1,82	2,05			0,26	0,72	0,74			0,19	0,16	0,26	0,17
Electrodo Cz			0,91	2,51	2,70			0,50	0,81	0,95			0,22	0,21	0,32	0,19
Electrodo C6			0,76	2,47	2,62			0,41	0,70	0,81			0,19	0,19	0,29	0,18
Electrodo POz			0,57	2,38	2,47			0,29	0,71	0,74			0,15	0,17	0,24	0,15
Ensayo 8																
Electrodo Fz	1,48	1,00	1,27	2,70	3,08	2,95	3,00	0,61	0,68	0,97	4,43	4,00	0,34	0,85	0,95	0,05
Electrodo C5			0,95	1,19	1,60			0,37	0,67	0,77			0,23	0,95	0,97	0,05
Electrodo Cz			0,98	2,28	2,55			0,47	0,69	0,90			0,26	0,84	0,91	0,08
Electrodo C6			0,84	2,24	2,47			0,40	0,57	0,74			0,23	0,88	0,92	0,18
Electrodo POz			0,70	2,05	2,19			0,32	0,66	0,78			0,18	0,88	0,91	0,18
Ensayo 11																
Electrodo Fz	1,48	1,00	1,04	2,72	3,06	2,95	3,00	0,54	0,80	1,03	4,51	4,00	0,28	0,20	0,34	0,07
Electrodo C5			0,95	1,38	1,66			0,20	0,81	0,88			0,20	0,19	0,28	0,13
Electrodo Cz			0,82	2,30	2,56			0,43	0,77	0,93			0,23	0,20	0,31	0,09
Electrodo C6			0,74	2,26	2,45			0,37	0,71	0,85			0,20	0,18	0,26	0,08
Electrodo POz			0,85	2,17	2,15			0,38	0,87	0,98			0,20	0,21	0,29	0,10
6 Km/h																
Ensayo 3																
Electrodo Fz	2,46	2,00	0,94	3,50	3,74	4,93	5,00	0,40	2,65	2,71	7,35	7,00	0,21	1,49	1,45	0,10
Electrodo C5			0,86	4,25	4,34			0,33	2,90	2,93			0,20	1,40	1,38	0,03
Electrodo Cz			0,79	4,50	4,73			0,33	2,83	2,88			0,20	1,45	1,42	0,08
Electrodo C6			0,72	4,10	4,32			0,31	2,85	2,88			0,19	1,40	1,37	0,01
Electrodo POz			0,51	3,40	3,51			0,25	3,01	3,03			0,17	1,34	1,32	0,16
Ensayo 6																
Electrodo Fz	2,44	2,00	0,83	4,22	4,48	4,89	5,00	0,29	3,05	3,03	7,33	7,00	0,16	2,03	1,98	0,13
Electrodo C5			0,57	5,50	5,44			0,23	3,11	3,05			0,10	1,87	1,87	0,03
Electrodo Cz			0,73	5,11	5,49			0,24	2,99	3,00			0,14	1,96	1,91	0,18
Electrodo C6			0,62	4,64	4,96			0,21	3,12	3,12			0,12	1,88	1,84	0,10
Electrodo POz			0,42	4,56	4,80			0,14	3,40	3,40			0,09	1,82	1,80	0,10
Ensayo 9																
Electrodo Fz	2,41	2,00	0,97	5,10	5,25	4,83	5,00	0,35	4,14	4,16	7,31	7,00	0,19	2,47	2,48	0,09
Electrodo C5			0,62	6,11	5,98			0,22	4,25	4,21			0,12	2,38	2,36	0,06
Electrodo Cz			1,02	5,36	6,00			0,35	3,77	3,80			0,19	2,47	2,49	0,13
Electrodo C6			0,72	5,27	5,62			0,28	4,16	4,19			0,16	2,26	2,28	0,15
Electrodo POz			0,59	5,28	5,33			0,22	4,46	4,48			0,13	2,23	2,24	0,04
Ensayo 12																
Electrodo Fz	2,43	2,00	0,75	5,14	5,15	4,91	5,00	0,28	3,93	4,02	7,32	7,00	0,16	2,29	2,38	0,15
Electrodo C5			0,40	5,15	5,18			0,15	4,01	4,01			0,07	2,12	2,13	0,07
Electrodo Cz			0,95	4,41	5,09			0,32	3,44	3,55			0,19	2,24	2,34	0,00
Electrodo C6			0,71	4,57	4,95			0,31	3,84	4,00			0,19	2,06	2,19	0,10
Electrodo POz			0,78	5,26	5,53			0,36	4,62	4,71			0,24	1,97	2,10	0,17

Tabla 11. Resultados del sujeto 2.

SUJETO 4		Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI H-Ho	RMSI VOLTERRA	RMSI V-Ho	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI H-Ho	RMSI VOLTERRA	RMSI V-Ho	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI H-Ho	RMSI VOLTERRA	RMSI V-Ho	RMSI Frecuencias no Filtradas
2 Km/h																	
Ensayo 1																	
Electrodo Fz	0,14	0,00	3,78	1,18	3,84	0,78	1,00	2,29	0,45	2,26	2,31	2,00	0,56	0,63	0,60	0,06	
			2,31	1,06	2,44			1,46	0,43	1,45			0,35	0,64	0,56	0,13	
			2,53	1,18	2,69			1,47	0,42	1,49			0,31	0,62	0,57	0,16	
			1,90	1,05	1,97			1,15	0,41	1,11			0,26	0,62	0,56	0,03	
1,79	1,35	2,15	0,97	0,38	0,99	0,20	0,64	0,62	0,01								
Ensayo 4																	
Electrodo Fz	0,14	0,00	3,20	2,24	3,89	0,83	1,00	2,03	0,31	2,05	2,71	3,00	0,31	1,00	0,96	0,04	
			2,34	2,24	3,20			1,51	0,33	1,54			0,18	1,06	1,04	0,05	
			2,63	2,14	3,39			1,53	0,33	1,56			0,20	1,03	1,01	0,04	
			2,42	1,89	3,09			1,28	0,31	1,35			0,20	1,09	1,08	0,10	
2,96	1,82	3,43	1,57	0,33	1,59	0,17	1,18	1,17	0,10								
Ensayo 7																	
Electrodo Fz	0,10	0,00	1,64	1,55	2,37	0,90	1,00	1,12	0,68	1,30	2,27	2,00	0,27	0,63	0,61	0,06	
			1,95	1,63	2,54			1,11	0,54	1,22			0,27	0,57	0,59	0,11	
			2,43	1,56	1,84			0,65	0,56	0,84			0,15	0,62	0,61	0,14	
			4,05	1,37	4,34			1,66	0,75	1,77			0,62	0,57	0,90	0,10	
1,77	1,50	2,46	0,94	0,55	1,11	0,23	0,63	0,66	0,12								
Ensayo 10																	
Electrodo Fz	0,11	0,00	2,66	1,31	2,85	0,89	1,00	1,49	0,30	1,45	2,31	2,00	0,36	0,76	0,75	0,08	
			3,39	1,22	3,62			1,68	0,27	1,75			0,37	0,85	0,88	0,10	
			2,43	1,38	2,72			1,36	0,25	1,35			0,30	0,88	0,91	0,05	
			7,10	0,96	7,18			3,74	0,29	3,77			0,79	0,74	1,09	0,01	
2,69	1,11	2,89	1,48	0,30	1,50	0,32	0,94	1,06	0,09								
4 Km/h																	
Ensayo 2																	
Electrodo Fz	0,27	0,00	2,47	1,45	2,86	0,97	1,00	1,36	0,20	1,37	2,89	3,00	0,41	0,95	0,82	0,04	
			1,39	1,40	1,97			0,85	0,14	0,86			0,24	0,98	0,91	0,16	
			1,53	1,47	2,10			0,88	0,19	0,90			0,24	0,93	0,87	0,11	
			1,29	1,29	1,81			0,68	0,20	0,67			0,21	0,98	0,93	0,18	
0,92	1,42	1,68	0,54	0,18	0,53	0,15	1,04	1,03	0,06								
Ensayo 5																	
Electrodo Fz	0,15	0,00	1,23	0,68	1,29	0,94	1,00	0,62	0,18	0,60	2,80	3,00	0,25	1,02	0,93	0,03	
			0,72	0,68	0,92			0,49	0,20	0,46			0,16	1,07	1,01	0,11	
			0,83	0,76	1,05			0,42	0,20	0,42			0,16	1,02	0,99	0,18	
			0,59	0,67	0,84			0,35	0,18	0,33			0,12	1,08	1,05	0,09	
0,40	0,77	0,85	0,23	0,25	0,30	0,10	1,07	1,07	0,09								
Ensayo 8																	
Electrodo Fz	0,15	0,00	0,80	0,28	0,84	0,76	1,00	0,68	0,20	0,72	2,15	2,00	0,26	0,64	0,64	0,14	
			2,38	0,35	2,44			1,94	0,22	2,00			0,33	0,73	0,81	0,03	
			1,25	0,43	1,32			1,02	0,22	1,05			0,24	0,64	0,70	0,19	
			3,91	0,47	3,95			3,20	0,25	3,22			0,71	0,75	1,13	0,10	
2,34	0,54	2,42	2,04	0,21	2,07	0,34	0,76	0,90	0,13								
Ensayo 11																	
Electrodo Fz	0,14	0,00	0,99	0,28	1,02	0,90	1,00	0,50	0,18	0,54	2,71	3,00	0,18	0,79	0,75	0,09	
			2,86	0,31	2,82			1,25	0,17	1,24			0,49	0,76	0,98	0,15	
			1,51	0,26	1,57			0,70	0,15	0,74			0,18	0,82	0,82	0,06	
			5,39	0,41	5,36			2,76	0,28	2,67			1,18	0,70	1,40	0,16	
1,92	0,36	1,92	0,75	0,15	0,78	0,30	0,86	0,98	0,14								
6 Km/h																	
Ensayo 3																	
Electrodo Fz	1,29	1,00	0,42	0,44	0,63	2,60	3,00	0,36	4,46	4,67	5,20	5,00	0,15	2,69	2,71	0,01	
			0,32	0,37	0,46			0,20	1,30	1,40			0,09	2,87	2,87	0,14	
			0,25	0,37	0,44			0,20	1,30	1,40			0,09	2,54	2,55	0,13	
			0,23	0,32	0,36			0,18	0,94	1,01			0,08	2,84	2,85	0,01	
0,15	0,29	0,31	0,09	0,94	0,93	0,04	2,66	2,66	0,03								
Ensayo 6																	
Electrodo Fz	1,05	1,00	1,02	0,33	1,04	2,21	2,00	0,52	0,84	0,99	3,31	3,00	0,34	0,19	0,35	0,15	
			0,58	0,27	0,59			0,32	0,32	0,36			0,27	0,26	0,28	0,09	
			0,62	0,27	0,63			0,33	0,33	0,39			0,20	0,21	0,24	0,06	
			1,12	0,45	1,03			0,69	0,51	0,53			0,57	0,35	0,51	0,04	
0,56	0,27	0,53	0,33	0,59	0,61	0,26	0,24	0,27	0,14								
Ensayo 9																	
Electrodo Fz	0,91	1,00	0,90	0,18	0,91	2,40	2,00	0,43	0,71	0,93	3,33	3,00	0,30	0,14	0,33	0,03	
			1,20	0,46	1,10			0,78	0,69	0,46			0,55	0,34	0,48	0,13	
			0,68	0,28	0,68			0,27	0,32	0,34			0,20	0,21	0,24	0,06	
			2,79	0,90	2,43			1,73	1,40	0,99			1,32	0,72	1,08	0,01	
0,88	0,32	0,87	0,54	1,05	0,80	0,37	0,23	0,37	0,02								
Ensayo 12																	
Electrodo Fz	0,76	1,00	1,63	0,30	1,69	2,22	2,00	0,43	0,77	0,88	3,32	3,00	0,34	0,15	0,35	0,18	
			2,29	0,69	2,25			0,79	0,55	0,51			0,51	0,37	0,51	0,14	
			1,46	0,48	1,57			0,44	0,37	0,41			0,31	0,25	0,33	0,15	
			3,88	1,24	3,80			1,47	0,90	0,97			1,06	0,62	0,98	0,03	
1,23	0,42	1,22	0,47	0,99	0,95	0,31	0,25	0,29	0,07								

Tabla 13. Resultados del sujeto 4.

SUJETO 5		Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI H-He	RSMI VOLTERRA	RSMI V-He	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI H-He	RSMI VOLTERRA	RSMI V-He	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI H-He	RSMI VOLTERRA	RSMI V-He	Frecuencias no Filtradas	
2 Km/h	Ensayo 1																	
	Electrodo Fz	0,09	0,00	1,21	0,13	1,17	1,28	1,00	1,31	0,20	1,26	2,56	2,00	0,93	0,11	0,91	0,02	
	Electrodo C5			0,82	0,19	0,78			0,43	0,19	0,40			0,31	0,12	0,29	0,17	
	Electrodo Cz			0,60	0,14	0,57			0,51	0,13	0,50			0,34	0,14	0,33	0,03	
	Electrodo C6			0,46	0,26	0,41			0,50	0,19	0,46			0,35	0,13	0,32	0,03	
	Electrodo POz			0,45	0,07	0,42			0,20	0,11	0,21			0,13	0,13	0,18	0,11	
	Ensayo 4																	
	Electrodo Fz	0,08	0,00	0,97	0,11	0,97	1,24	1,00	1,19	0,16	1,18	2,36	2,00	0,91	0,19	0,87	0,09	
	Electrodo C5			0,62	0,17	0,64			0,44	0,14	0,42			0,32	0,20	0,32	0,15	
	Electrodo Cz			0,45	0,16	0,47			0,49	0,13	0,48			0,34	0,18	0,34	0,18	
	Electrodo C6			0,38	0,17	0,42			0,45	0,15	0,41			0,34	0,19	0,32	0,04	
	Electrodo POz			0,35	0,11	0,38			0,20	0,13	0,22			0,12	0,16	0,17	0,05	
	Ensayo 7																	
	Electrodo Fz	0,15	0,00	0,89	0,14	0,90	1,05	1,00	1,17	0,13	1,15	2,07	2,00	0,90	0,23	0,86	0,15	
	Electrodo C5			0,55	0,14	0,56			0,51	0,12	0,48			0,32	0,20	0,32	0,12	
	Electrodo Cz			0,42	0,13	0,44			0,53	0,12	0,54			0,35	0,18	0,35	0,01	
Electrodo C6	0,34			0,13	0,36	0,45			0,10	0,43	0,33			0,23	0,33	0,14		
Electrodo POz	0,40			0,08	0,40	0,28			0,10	0,28	0,17			0,17	0,22	0,11		
Ensayo 10																		
Electrodo Fz	0,12	0,00	0,91	0,13	0,89	0,90	1,00	1,66	0,14	1,65	1,64	2,00	1,56	0,19	1,51	0,18		
Electrodo C5			0,59	0,14	0,58			0,67	0,13	0,67			0,54	0,16	0,53	0,14		
Electrodo Cz			0,44	0,15	0,45			0,68	0,12	0,68			0,58	0,18	0,56	0,11		
Electrodo C6			0,40	0,13	0,42			0,59	0,09	0,59			0,56	0,18	0,53	0,08		
Electrodo POz			0,32	0,06	0,31			0,28	0,07	0,29			0,20	0,15	0,23	0,05		
4 Km/h	Ensayo 2																	
	Electrodo Fz	0,89	1,00	1,44	0,05	1,45	1,74	2,00	1,33	0,89	1,39	2,69	3,00	1,00	0,22	0,94	0,16	
	Electrodo C5			0,65	0,04	0,65			0,45	0,29	0,46			0,36	0,15	0,36	0,13	
	Electrodo Cz			0,61	0,04	0,62			0,51	0,17	0,51			0,38	0,16	0,38	0,03	
	Electrodo C6			0,53	0,04	0,54			0,48	0,32	0,56			0,37	0,18	0,36	0,05	
	Electrodo POz			0,38	0,04	0,37			0,17	0,13	0,19			0,13	0,15	0,20	0,13	
	Ensayo 5																	
	Electrodo Fz	1,10	1,00	1,59	0,22	1,57	1,72	2,00	1,33	0,53	1,33	2,60	3,00	0,98	0,12	0,98	0,16	
	Electrodo C5			0,70	0,14	0,66			0,48	0,34	0,54			0,37	0,09	0,38	0,06	
	Electrodo Cz			0,70	0,18	0,69			0,51	0,24	0,53			0,36	0,12	0,39	0,13	
	Electrodo C6			0,59	0,19	0,57			0,46	0,26	0,49			0,34	0,09	0,34	0,04	
	Electrodo POz			0,36	0,16	0,29			0,17	0,15	0,23			0,14	0,10	0,19	0,15	
	Ensayo 8																	
	Electrodo Fz	0,83	1,00	1,52	0,19	1,46	1,66	2,00	1,52	0,29	1,45	3,45	3,00	0,75	0,13	0,73	0,04	
	Electrodo C5			0,71	0,16	0,66			0,56	0,22	0,56			0,28	0,10	0,26	0,06	
	Electrodo Cz			0,67	0,16	0,66			0,63	0,19	0,65			0,29	0,12	0,29	0,09	
Electrodo C6	0,55			0,16	0,53	0,54			0,13	0,53	0,27			0,09	0,28	0,04		
Electrodo POz	0,39			0,14	0,36	0,19			0,13	0,21	0,11			0,10	0,15	0,14		
Ensayo 11																		
Electrodo Fz	0,90	1,00	1,47	0,07	1,47	1,70	2,00	1,46	0,59	1,46	2,51	3,00	1,09	0,20	1,03	0,09		
Electrodo C5			0,64	0,05	0,64			0,55	0,22	0,57			0,40	0,13	0,40	0,01		
Electrodo Cz			0,59	0,06	0,60			0,57	0,20	0,59			0,40	0,19	0,38	0,05		
Electrodo C6			0,52	0,05	0,53			0,52	0,23	0,55			0,38	0,18	0,36	0,10		
Electrodo POz			0,28	0,05	0,27			0,16	0,11	0,19			0,12	0,14	0,17	0,06		
6 Km/h	Ensayo 3																	
	Electrodo Fz	2,34	2,00	0,89	0,47	1,00	3,51	3,00	0,62	0,20	0,63	4,70	5,00	0,41	0,40	0,46	0,14	
	Electrodo C5			0,31	0,39	0,47			0,23	0,15	0,25			0,16	0,36	0,37	0,01	
	Electrodo Cz			0,33	1,80	1,81			0,24	0,26	0,34			0,20	0,47	0,49	0,18	
	Electrodo C6			0,33	0,14	0,32			0,24	0,14	0,24			0,16	0,27	0,25	0,19	
	Electrodo POz			0,13	0,16	0,19			0,11	0,16	0,18			0,09	0,30	0,30	0,02	
	Ensayo 6																	
	Electrodo Fz	2,29	2,00	0,93	0,62	1,17	3,44	3,00	0,61	0,18	0,61	4,58	5,00	0,41	0,48	0,55	0,16	
	Electrodo C5			0,33	0,34	0,41			0,24	0,14	0,27			0,14	0,35	0,35	0,17	
	Electrodo Cz			0,38	1,59	1,65			0,24	0,23	0,29			0,17	0,73	0,74	0,07	
	Electrodo C6			0,33	0,17	0,32			0,22	0,13	0,22			0,15	0,32	0,32	0,03	
	Electrodo POz			0,11	0,16	0,16			0,11	0,14	0,20			0,06	0,36	0,35	0,07	
	Ensayo 9																	
	Electrodo Fz	2,28	2,00	0,87	0,42	0,99	3,40	3,00	0,65	0,18	0,68	4,57	5,00	0,42	0,34	0,51	0,14	
	Electrodo C5			0,32	0,37	0,44			0,25	0,16	0,30			0,16	0,41	0,39	0,14	
	Electrodo Cz			0,33	1,55	1,59			0,25	0,24	0,35			0,16	0,71	0,74	0,14	
Electrodo C6	0,33			0,15	0,34	0,25			0,13	0,28	0,15			0,26	0,26	0,12		
Electrodo POz	0,12			0,19	0,17	0,11			0,18	0,25	0,07			0,31	0,29	0,08		
Ensayo 12																		
Electrodo Fz	2,27	2,00	1,05	0,54	1,23	3,40	3,00	0,73	0,16	0,74	4,54	4,00	0,46	0,37	0,53	0,03		
Electrodo C5			0,35	0,36	0,47			0,26	0,12	0,30			0,16	0,32	0,29	0,17		
Electrodo Cz			0,39	1,87	1,93			0,26	0,24	0,37			0,18	0,87	0,87	0,06		
Electrodo C6			0,36	0,16	0,38			0,26	0,10	0,30			0,15	0,15	0,18	0,10		
Electrodo POz			0,15	0,20	0,20			0,15	0,14	0,23			0,09	0,26	0,25	0,15		

Tabla 14. Resultados del sujeto 5.

SUJETO 7	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI	RMSI	RMSI	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI	RMSI	RMSI	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI	RMSI	RMSI	Frecuencias Obtenidas de Espectros	Frecuencias Filtro Volterra	RMSI	RMSI	RMSI	Frecuencias Obtenidas de Espectros	
			He	VOLTERRA	V-He			He	VOLTERRA	V-He			He	VOLTERRA	V-He			He	VOLTERRA	V-He		
2 Km/h	Ensayo 1																					
	Electrodo Fz	0,23	0,00	2,71	0,42	2,81	0,97	1,00	1,77	0,48	1,81	1,70	2,00	0,93	0,31	0,89	0,08					
	Electrodo C5			2,14	0,65	2,30			1,25	0,65	1,39			0,64	0,40	0,68	0,09					
	Electrodo Cz			1,89	0,37	2,00			1,11	0,38	1,20			0,53	0,22	0,52	0,17					
	Electrodo C6			2,60	1,16	2,95			1,41	1,07	1,79			0,76	0,43	0,81	0,05					
	Electrodo POz			4,60	1,64	4,97			3,06	1,57	3,37			1,99	0,71	2,04	0,01					
	Ensayo 4																					
	Electrodo Fz	0,12	0,00	3,43	0,39	3,52	0,72	1,00	2,90	0,36	2,97	1,54	2,00	1,24	0,21	1,24	0,16					
	Electrodo C5			1,89	0,80	2,14			1,63	0,66	1,82			0,73	0,24	0,77	0,10					
	Electrodo Cz			2,14	0,44	2,25			1,77	0,39	1,86			0,71	0,20	0,71	0,09					
	Electrodo C6			3,65	1,23	3,74			2,95	1,12	3,11			1,21	0,58	1,41	0,13					
	Electrodo POz			5,71	2,15	6,03			4,77	1,96	5,16			2,50	1,00	2,79	0,03					
	Ensayo 7																					
	Electrodo Fz	0,19	0,00	2,42	0,46	2,65	0,95	1,00	1,89	0,44	2,07	1,73	2,00	0,79	0,23	0,78	0,11					
	Electrodo C5			1,56	0,48	1,71			1,13	0,45	1,27			0,46	0,20	0,49	0,18					
	Electrodo Cz			1,71	0,42	1,88			1,27	0,40	1,41			0,43	0,21	0,45	0,11					
	Electrodo C6			3,22	1,20	3,38			1,41	1,04	1,66			0,78	0,45	0,90	0,00					
	Electrodo POz			5,90	2,01	6,29			2,57	1,94	3,12			1,66	0,89	1,92	0,06					
	Ensayo 10																					
	Electrodo Fz	0,10	0,00	3,63	0,38	3,70	0,77	1,00	2,76	0,40	2,78	1,56	2,00	1,33	0,29	1,31	0,03					
Electrodo C5	2,42			0,61	2,59	1,81			0,57	1,89	0,83			0,30	0,84	0,10						
Electrodo Cz	2,34			0,42	2,41	1,79			0,40	1,84	0,77			0,27	0,79	0,10						
Electrodo C6	4,60			2,72	5,15	3,15			2,36	3,62	1,51			0,89	1,61	0,13						
Electrodo POz	5,83			3,65	6,79	4,25			3,27	5,13	2,50			1,55	2,98	0,03						
4 Km/h	Ensayo 2																					
	Electrodo Fz	0,17	0,00	3,88	0,06	3,89	0,88	1,00	3,09	0,10	3,10	1,63	2,00	1,21	0,41	1,26	0,18					
	Electrodo C5			2,21	0,12	2,22			1,79	0,10	1,80			0,69	0,36	0,74	0,12					
	Electrodo Cz			2,64	0,07	2,66			2,06	0,10	2,07			0,71	0,37	0,78	0,11					
	Electrodo C6			4,13	0,25	4,18			4,13	0,17	2,74			1,10	0,55	1,03	0,16					
	Electrodo POz			7,64	0,73	7,76			5,37	0,41	5,41			3,01	1,24	2,91	0,11					
	Ensayo 5																					
	Electrodo Fz	0,19	0,00	3,05	0,44	3,01	1,01	1,00	1,49	0,36	1,48	1,67	2,00	0,96	0,55	1,06	0,08					
	Electrodo C5			1,76	0,29	1,72			0,90	0,38	0,98			0,55	0,39	0,65	0,01					
	Electrodo Cz			2,31	0,38	2,29			0,92	0,31	0,91			0,54	0,43	0,69	0,11					
	Electrodo C6			3,50	0,56	3,53			1,55	1,20	1,94			1,07	0,64	1,01	0,18					
	Electrodo POz			5,81	1,09	5,91			2,60	1,56	2,85			1,96	2,03	2,39	0,15					
	Ensayo 8																					
	Electrodo Fz	0,11	0,00	1,81	0,41	1,79	0,86	1,00	1,51	0,43	1,57	1,70	2,00	0,80	0,25	0,78	0,15					
	Electrodo C5			0,81	0,41	0,79			0,70	0,62	1,02			0,39	0,23	0,43	0,18					
	Electrodo Cz			1,00	0,46	0,99			0,81	0,42	0,89			0,38	0,21	0,42	0,05					
	Electrodo C6			3,00	0,78	3,08			1,78	1,40	2,18			0,98	0,58	1,03	0,03					
	Electrodo POz			4,59	1,01	4,68			2,56	1,17	2,59			1,77	1,60	2,01	0,17					
	Ensayo 11																					
	Electrodo Fz	0,18	0,00	3,73	0,56	3,72	0,80	1,00	2,31	0,40	2,31	1,71	2,00	1,05	0,37	1,02	0,05					
Electrodo C5	2,40			0,40	2,45	1,45			0,47	1,54	0,67			0,29	0,68	0,03						
Electrodo Cz	2,80			0,69	2,80	1,56			0,40	1,54	0,65			0,29	0,64	0,18						
Electrodo C6	3,68			0,65	3,78	1,88			1,84	2,61	0,88			0,65	0,94	0,04						
Electrodo POz	5,03			1,16	5,22	2,82			1,23	2,92	1,42			1,39	1,80	0,14						
6 Km/h	Ensayo 3																					
	Electrodo Fz	1,16	1,00	0,98	0,36	1,13	2,32	2,00	0,59	0,73	1,04	3,46	3,00	0,42	0,33	0,54	0,08					
	Electrodo C5			0,55	0,49	0,77			0,31	0,59	0,64			0,29	0,52	0,54	0,16					
	Electrodo Cz			0,57	0,38	0,72			0,28	1,04	1,10			0,24	0,34	0,37	0,14					
	Electrodo C6			1,43	1,36	1,33			0,67	1,57	1,70			0,52	0,86	0,84	0,11					
	Electrodo POz			2,72	2,25	2,30			1,33	6,81	7,04			0,99	1,15	1,18	0,12					
	Ensayo 6																					
	Electrodo Fz	0,80	1,00	1,78	0,35	1,85	2,28	2,00	0,70	0,45	0,82	3,43	3,00	0,54	0,24	0,50	0,16					
	Electrodo C5			0,98	0,35	1,05			0,44	0,43	0,52			0,30	0,32	0,37	0,14					
	Electrodo Cz			1,14	0,34	1,18			0,44	1,43	1,53			0,30	0,29	0,34	0,09					
	Electrodo C6			1,97	0,96	2,27			0,69	0,96	1,15			0,48	0,43	0,57	0,04					
	Electrodo POz			3,21	1,60	3,71			1,65	10,95	11,68			1,28	0,99	1,24	0,03					
	Ensayo 9																					
	Electrodo Fz	1,13	1,00	1,62	0,33	1,63	2,27	2,00	0,61	0,85	0,91	4,52	4,00	0,34	0,38	0,43	0,12					
	Electrodo C5			0,97	0,42	1,08			0,40	0,72	0,74			0,25	0,35	0,38	0,10					
	Electrodo Cz			1,00	0,33	1,04			0,37	2,19	2,20			0,23	0,42	0,49	0,17					
	Electrodo C6			1,59	1,21	2,18			0,73	1,27	1,49			0,48	1,58	1,77	0,04					
	Electrodo POz			2,69	1,56	3,07			1,55	15,03	15,80			0,92	2,20	2,53	0,08					
	Ensayo 12																					
	Electrodo Fz	0,84	1,00	1,10	0,27	1,15	2,22	2,00	0,52	0,47	0,75	4,45	4,00	0,29	0,29	0,33	0,03					
Electrodo C5	0,69			0,31	0,76	0,36			0,33	0,43	0,23			0,27	0,30	0,03						
Electrodo Cz	0,66			0,34	0,71	0,36			2,05	2,21	0,24			0,31	0,43	0,08						
Electrodo C6	1,69			0,99	2,09	0,99			1,01	1,28	0,50			1,16	1,33	0,14						
Electrodo POz	2,59			1,60	2,89	1,69			9,01	9,76	0,90			2,31	2,63	0,16						

Tabla 16. Resultados del sujeto 7.

5. DISCUSIÓN y CONCLUSIONES.

En este apartado es importante destacar las observaciones realizadas en la sección "Resultados tras el filtrado de las señales". La aplicación combinada del Filtrado H^∞ y las Series de Volterra ha demostrado ser efectiva en la reducción de artefactos de movimiento en las señales EEG, cumpliendo con los objetivos propuestos para este proyecto.

En la ilustración [30] se puede observar cómo en un ensayo del sujeto 2, a 6 Km/h, y en el electrodo "C6" la reducción de artefactos de movimiento es exitosa, reduciendo estos tras la aplicación de los filtros y obteniendo una señal más clara y conservando la información relevante. La reducción notable en las frecuencias más bajas permite apreciar como el filtro H^∞ interviene reduciendo los parpadeos y movimientos oculares, y a frecuencias más altas se puede apreciar como las frecuencias objetivo se ven reducidas en amplitud y por consecuente, obteniendo una señal más clara y libre de artefactos de movimiento. Mediante el RSME podemos cuantificar la magnitud de la reducción de los artefactos, obteniendo unos valores RSME de 4.95 a 2.34Hz, 4 a 4.91Hz y 2.19 a 7.32Hz, valores que indican una gran reducción en el tamaño de los artefactos y obteniendo un 0.1 RSME sobre el conjunto de valores que no fueron filtrados, una tolerancia que, aun siendo mejorable, destaca por proteger la integridad de las señales que no debieron ser afectadas.

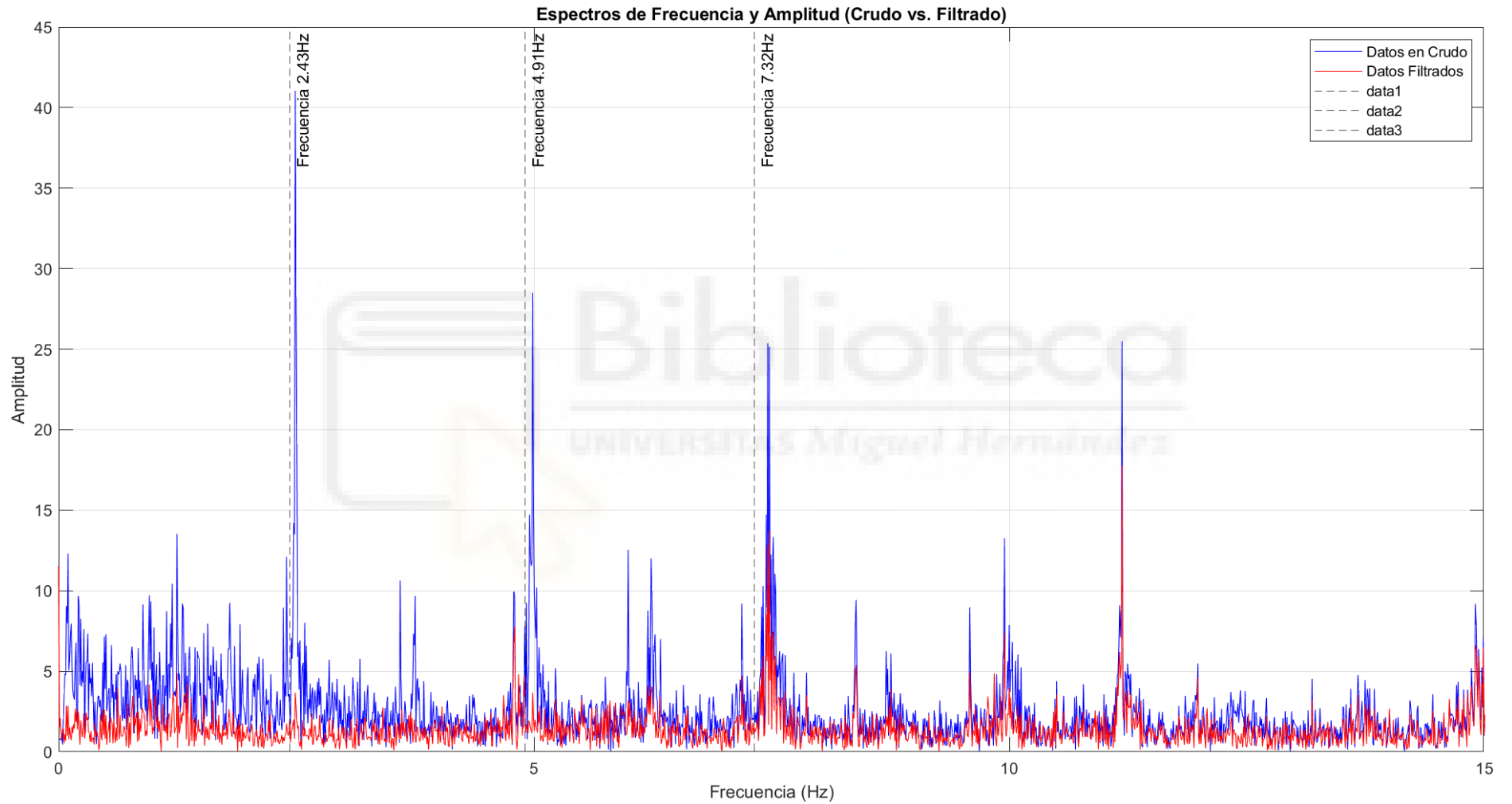


Ilustración 30. Ensayo 12 a 6 Km/h del sujeto 2.

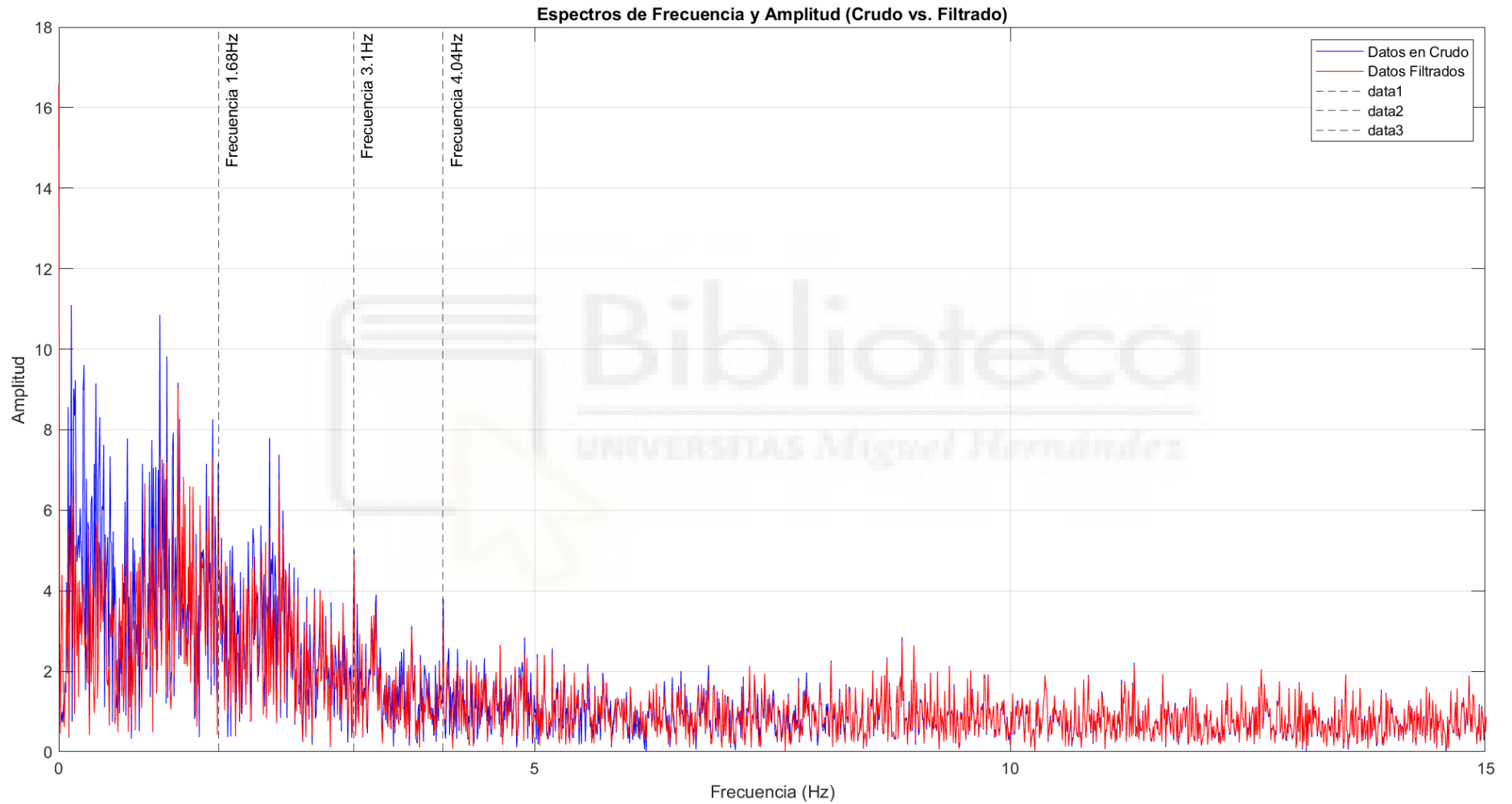


Ilustración 31. Ensayo 1 a 2 Km/h del sujeto 2.

Los análisis numéricos y las representaciones gráficas muestran que a medida que aumenta la velocidad del sujeto, también lo hace la magnitud de los artefactos generados en las señales. Este detalle se puede apreciar comparando los RSME obtenidos en las columnas “RSME H_{∞} -VOLTERRA” de cada sujeto, en los que los ensayos [3-6-9-12], realizados a 6 Km/h, obtienen unos valores más altos que los ensayos restantes. Aunque no es una norma, en la mayoría de los sujetos se puede apreciar este detalle. Esto resalta la capacidad del método de filtrado para adaptarse y ser más efectivo bajo condiciones de mayor movimiento, lo cual es positivo para aplicaciones en entornos dinámicos. La correspondencia entre el incremento de la velocidad y la eficacia del filtrado se observa consistentemente a lo largo de los ensayos, indicando que el enfoque de filtrado adoptado responde adecuadamente a las variaciones en la intensidad de los artefactos.

Por dar más claridad al estudio, aportamos también un análisis del mismo sujeto y electrodo, pero a velocidad de 2 Km/h, expuesto en la ilustración [31]. En este caso, podemos ver como la reducción de artefactos ha sido cuantificada mediante el RSME con una magnitud más reducida, debido a la menor aparición de artefactos en velocidades más bajas. Estos resultados fueron de 1.35 a 1.68Hz, 0.53 a 3.10Hz y 0.32 a 4.04Hz, siendo el RSME de las frecuencias no filtradas de 0.0034, valor insignificante pero acorde a los resultados de este ensayo.

Esta capacidad de adaptación es positiva, dado que los artefactos de movimiento en las señales EEG pueden variar significativamente no solo entre diferentes sujetos, sino también dentro de las sesiones individuales de un mismo sujeto, dependiendo de su nivel de actividad física y otras variables fisiológicas.

El algoritmo también se extiende a la preservación de la integridad de la señal neuronal subyacente, lo cual es esencial para mantener la validez de los datos EEG de los ensayos. En las tablas de los resultados se puede observar cómo en las columnas “RSME H_{∞} -VOLTERRA” se obtienen unos resultados mayores a los obtenidos que en las columnas de “RSME Frecuencias no Filtradas”. Fijándonos en el sujeto 6, veremos un RSME tras los filtrados (columnas “RSME H_{∞} -VOLTERRA”) obtienen entre todo un

promedio de 0.98, mientras que la columna “RSME Frecuencias no Filtradas” obtiene un 0.38. Aunque la integridad es casi completa, se puede apreciar en las ilustraciones [16][17][18][19][20] que, a velocidades más bajas, el filtrado parece no mantener del todo la integridad de la señal no filtrada, por lo que debería seguir perfeccionándose este protocolo para mediciones con bajo dinamismo. Además, por cómo se desarrolló el algoritmo que implementa el filtrado mediante Volterra, no se pudo incidir directamente en un armónico con parte decimal, por lo que se ha tenido que aproximar al número entero más cercano, atendiendo al ancho de banda de 0.6 Hz. Afinar este aspecto en futuras aplicaciones puede dotar al algoritmo de mayor robustez y por ende obtener un filtrado más preciso en los artefactos que contemplen este inconveniente.

Dicho esto, esta dualidad de filtrar el ruido mientras se preserva la señal útil es lo que realmente establece la valía de nuestra metodología en futuras aplicaciones prácticas y teóricas.

Además, los resultados obtenidos implican que este enfoque de filtrado puede ser particularmente beneficioso en entornos clínicos y de investigación donde los sujetos no pueden permanecer completamente inmóviles, como en estudios con niños o en investigaciones neurocientíficas que implican tareas cognitivas o motoras que requieren movimiento. Este aspecto amplía significativamente el rango de aplicaciones de la tecnología EEG, abriendo nuevas puertas para estudios más ambiciosos y variados.

Al analizar las tablas [2] a [9], hemos observado que, durante los ensayos a velocidades sostenidas, ciertos sujetos experimentan un ligero incremento tanto en la frecuencia como en la amplitud de los artefactos EEG. En el Sujeto 2 (tabla [3]), se puede apreciar como en la columna de los ensayos a 6Km/h la frecuencia y magnitud relativa de esta aumenta desde 1,23Hz y 0,55 hasta 1,25 y 0,67. En la misma columna, pero en el sujeto 3 (tabla [4]), se puede apreciar un aumento de la magnitud relativa a 6Km/h, desde 0,17 hasta 0,2. En el sujeto 6 (tabla [7]), se puede apreciar como a 6 Km/h la magnitud relativa aumenta desde 0,53 hasta 0,82. Este cambio está correlacionado con un aumento en la longitud de los pasos, lo cual puede ser indicativo de la fatiga acumulada. A pesar de estas observaciones, es importante destacar que nuestros hallazgos no establecen una

relación directa y concluyente entre la fatiga, la frecuencia de los artefactos y sus efectos en la señal EEG, debido a la complejidad de los factores biomecánicos y fisiológicos involucrados, por lo que se requieren investigaciones adicionales para comprender completamente estas interacciones.

La variabilidad en la manifestación de la fatiga y sus efectos sobre la señal EEG subraya la dificultad de identificar patrones consistentes sin un estudio más extenso. Los artefactos son especialmente prominentes en frecuencias más altas, donde pueden distorsionar significativamente la señal EEG original. Además, la fatiga modifica el patrón de la marcha y la postura del sujeto, incrementando la irregularidad del movimiento, lo que contribuye a la aparición de artefactos en las señales EEG.

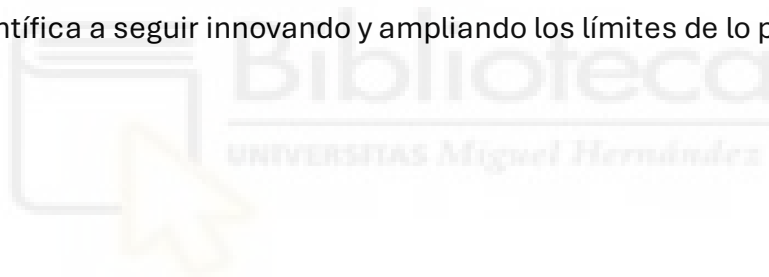
Utilizamos un algoritmo que se centra en frecuencias objetivo, seleccionadas para cada filtrado. Aunque este método es robusto frente a las variaciones de frecuencia entre ensayos, los cambios observados con la fatiga podrían destacar la necesidad de adaptar y posiblemente expandir nuestra metodología de filtrado. Para implementaciones futuras, se podría ampliar el método de filtrado con mediciones de fatiga, usándose como variable de control que pudiese aportar mayor robustez integrándose como un parámetro más del algoritmo. La adaptación dinámica de los métodos de filtrado para mitigar estos efectos, especialmente en estudios de larga duración o aquellos que involucran actividades físicas intensas, si que es objeto de conclusión.

Para adoptar un filtrado en tiempo real, deberemos ajustar los parámetros de filtrado en respuesta a los indicadores de fatiga detectados. Esta estrategia podría mejorar significativamente la calidad de las señales EEG en condiciones de fatiga y los ajustes podrían incluir el aumento de la atenuación de frecuencias específicas donde se observa un incremento de artefactos, o la aplicación de algoritmos de filtrado adaptativos que respondan dinámicamente a las características cambiantes de la señal EEG.

La aplicación de este sistema de filtrado también sugiere su potencial inclusión en el desarrollo de interfaces cerebro-máquina más robustas y adaptativas, que puedan operar de manera eficiente en ambientes dinámicos sin la interferencia de artefactos

que de otro modo comprometerían la funcionalidad del sistema. Esto es especialmente relevante en el desarrollo de tecnologías de asistencia para personas con discapacidades, permitiendo una interacción más fluida y natural con dispositivos controlados por el cerebro.

En conclusión, el enfoque de filtrado implementado no solo cumple con los objetivos iniciales de reducir los artefactos de movimiento en las señales EEG, sino que también contribuye significativamente al avance de la neurociencia y la tecnología aplicada. Futuras investigaciones deberán centrarse en refinar aún más estas técnicas de filtrado, explorando su aplicabilidad en diferentes condiciones y para una gama más amplia de actividades, así como en la integración de estos sistemas en aplicaciones comerciales y clínicas. La promesa de un mundo donde las barreras entre el cerebro humano y la máquina se disuelven cada vez más es ahora más tangible que nunca, motivando a la comunidad científica a seguir innovando y ampliando los límites de lo posible.



BIBLIOGRAFÍA.

- I. Aaslid, R. (Ed.). (2012). *Transcranial Doppler Sonography* (1986a ed.). Springer.
- II. Bailey, D. L., Townsend, D. W., Valk, P. E., & Maisey, M. N. (Eds.). (2006). *Positron Emission Tomography: Basic Sciences* (2003a ed.). Springer.
- III. Başar, E., Schmiedt-Fehrb, C., Mathes, B., Femira D, B. D., Emek-Savaşç, E., Tülay, D., Tan ADüzgün BGüntekin, A., Özerdem, G., & Yener, C. (2016). «What does the broken brain say to the neuroscientist? Oscillations and connectivity in schizophrenia. *International Journal of Psychophysiology*, 103.
- IV. Blum, S., Jacobsen, N. S. J., Bleichner, M. G., & Debener, S. (2019). A Riemannian modification of artifact subspace reconstruction for EEG artifact handling. *Frontiers in human neuroscience*, 13. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2019.00141>
- V. Bolaños, C. F., Loaiza-Correa, H., Pierre-Díaz, J., & Vélez-Ángel, P. (2019). Evaluación del aporte de la covarianza de las señales electroencefalográficas a las interfaces cerebro-computador de imaginación motora para pacientes con lesiones de médula espinal. *TecnoLógicas*. <https://doi.org/10.22430/22565337.1392>
- VI. Carter., R. (2019). *The Human Brain Book: An Illustrated Guide to Its Structure, Function, and Disorders*.

- VII. Chang, C.-Y., Hsu, S.-H., Pion-Tonachini, L., & Jung, T.-P. (2020). Evaluation of artifact subspace reconstruction for automatic artifact components removal in multi-channel EEG recordings. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 67(4), 1114–1121. <https://doi.org/10.1109/tbme.2019.2930186>
- VIII. Ferrero, L., Quiles, V., Ortiz, M., Iáñez, E., Flores, J. A., & Azorín, J. M. (2021). Análisis de las interfaces cerebro-máquina basadas en imaginación motora de la marcha. En *XLII JORNADAS DE AUTOMÁTICA : LIBRO DE ACTAS* (pp. 133–139). Servizo de Publicacións da UDC.
- IX. Kandel, E. R., Schwartz, J. H., & Jessell, T. M. (2000). *Principles of Neural Science* (4a ed.). McGraw-Hill Medical.
- X. Kilicarlan, A., & Contreras Vidal, J. L. (2019). Characterization and real-time removal of motion artifacts from EEG signals. *Journal of neural engineering*, 16(5), 056027. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ab2b61>
- XI. Makeig, S., Bell, A. J., Jung, T., & Sejnowski, T. (1995). Independent Component Analysis of electroencephalographic data. *Neural Information Processing Systems*, 145–151. <https://proceedings.neurips.cc/paper/1995/file/754dda4b1ba34c6fa89716b85d68532b-Paper.pdf>
- XII. Niedermeyer, E., & Silva, F. L. (2005). *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins.

- XIII. Schoffelen, J.-M., & Gross, J. (2014). Studying dynamic neural interactions with MEG. En *Magnetoencephalography* (pp. 405–427). Springer Berlin Heidelberg.
- XIV. Schomer, D. L., & Lopes da Silva, F. H. (Eds.). (2017). *Niedermeyer's Electroencephalography*. Oxford University Press.
- XV. Stamatakis, E. A., Orfanidou, E., & Papanicolaou, A. C. (2014). *Functional magnetic resonance imaging* (A. C. Papanicolaou, Ed.). Oxford University Press.
- XVI. Steriade, M., Gloor, P., Llinás, R. R., Lopes da Silva, F. H., & Mesulam, M.-M. (1990). Basic mechanisms of cerebral rhythmic activities. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 76(6), 481–508. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(90\)90001-z](https://doi.org/10.1016/0013-4694(90)90001-z)
- XVII. Wikipedia contributors. (s/f). Neuralink. Wikipedia, The Free Encyclopedia. <https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Neuralink&oldid=157928504>
- XVIII. WT901BLECL 9-axis BLE Accelerometer Inclinator. (s/f). Wit-motion.com. Recuperado el 10 de octubre de 2023, de <https://www.wit-motion.com/BLE/52.html>

6. ANEXO I. CÓDIGO DE MATLAB.

```

➔ function FiltradoAmpliado(data_preprocessed_EEG, frecuencias)

    electrodos = [3, 7, 10, 23, 27];
    nombres = ["Fz", "C5", "Cz", "C6", "POz"];
    fs = 250; % Hz

    for i = 1:length(electrodos)
        e = electrodos(i); % Índice del electrodo
        nombreElectrodo = nombres(i); % Nombre del electrodo

        data_pre = data_preprocessed_EEG(e, 5001:end); % Datos en crudo
        data_H = data_preprocessed_EEG(e + 35, 5001:end); % Datos del filtrado
        data_post = data_preprocessed_EEG(e + 70, 5001:end); % Datos filtrados

        %fprintf('Electrodo %s\n', nombreElectrodo);

        Calculos_Figuras(data_pre, data_H, data_post, frecuencias, e, fs,
        nombreElectrodo);

        fprintf('-----\n');
    end
end

function Calculos_Figuras(data_pre, data_H, data_post, frecuencias, idx_electrodo,
fs,nombres)
    % Cálculo del espectro para cada conjunto de datos
    [f, a0] = calcular_espectro_completo(data_pre, fs, false);
    [f, a1] = calcular_espectro_completo(data_H, fs, false);
    [f, a2] = calcular_espectro_completo(data_post, fs, false);

    % figura para el electrodo actual
    figure;
    %s=title(sprintf('Análisis para el electrodo %s', nombres));

    % Calcular el RMSE y su porcentaje para cada frecuencia
    for i = 1:length(frecuencias)
        frecuencia = frecuencias(i);
        indicesRango = f >= (frecuencia - 0.6) & f <= (frecuencia + 0.6);

        rmse_H = calcularRMSE(a0(indicesRango), a1(indicesRango)); % Realizo el
        RMSE en las frecuencias obtenidas por la IMU +- 0.6 Hz
        rmse_Volterra = calcularRMSE(a1(indicesRango), a2(indicesRango));
        rmse_Total = calcularRMSE(a0(indicesRango), a2(indicesRango));

        amplitudPromedio = mean(a0(indicesRango)); % Para sacar el porcentaje de
        reduccion, calculo la amplitud promedio de las f. obtenidas +- 0.6 Hz
        porcentaje_H = (rmse_H / amplitudPromedio) * 100;
    end
end

```

```

porcentaje_Volterra = (rmse_Volterra / amplitudPromedio) * 100;
porc_HV = (rmse_Total/amplitudPromedio)*100;

fprintf('Frecuencia %.2f Hz ±0.6Hz --> RMSE H: %.2f (%.2f%%) // RMSE
Volterra: %.2f (%.2f%%) // RSME Total: %.2f (%.2f%%)\n', frecuencia, rmse_H,
porcentaje_H, rmse_Volterra, porcentaje_Volterra, rmse_Total, porc_HV);

end

% Plotear los datos de frecuencia y amplitud de las señales en crudo y
% la señal tras los dos filtrados

plot(f, a0, 'b');
hold on;
plot(f, a2, 'r');
hold off;
title('Espectros de Frecuencia y Amplitud (Crudo vs. Filtrado)');
xlabel('Frecuencia (Hz)');
ylabel('Amplitud');
legend('Datos en Crudo', 'Datos Filtrados');
grid on;
xlim([0, 15]);

% Trazar líneas de referencia
for i = 1:length(frecuencias)
    xline(frecuencias(i), 'k--', ['Frecuencia ',
num2str(frecuencias(i)), 'Hz']);
end

% Plotear la diferencia de amplitud a1-a0 (Filtrado Hininifty)
diferencia_amplitud_H = a1 - a0;
ax2 = subplot(4, 1, 2);
set(ax2, 'Position', [0.13, 0.54, 0.775, 0.2]); % Ajusta posición y tamaño
bar(f, diferencia_amplitud_H, 'g');
title('Diferencia de Amplitud después del Filtrado Hininifty');
xlabel('Frecuencia (Hz)');
ylabel('Diferencia de Amplitud');
grid on;
xlim([0, 10]);

% Trazar líneas de referencia
for i = 1:length(frecuencias)
    xline(frecuencias(i), 'k--', ['Frecuencia ',
num2str(frecuencias(i)), 'Hz']);
end

% Plotear la diferencia de (Filtrado con Volterra+Hinfinity)
diferencia_amplitud_Volterra = a2 - a0;
ax4 = subplot(4, 1, 4);
set(ax4, 'Position', [0.13, 0.08, 0.775, 0.2]); % Ajusta posición y tamaño
bar(f, diferencia_amplitud_Volterra, 'm');
title('Diferencia de Amplitud después del Filtrado Hinfinito + Volterra');
xlabel('Frecuencia (Hz)');
ylabel('Diferencia de Amplitud');
grid on;
xlim([0, 10]);

```

```

    % Trazar líneas de referencia
    for i = 1:length(frecuencias)
        xline(frecuencias(i), 'k--', ['Frecuencia ',
num2str(frecuencias(i)), 'Hz']);
    end

    % Calcular y plotear la diferencia de amplitud (Volterra - Hinfinity)
    diferencia_amplitud_Volterra_Hinfinity = a2 - a1;
    ax3 = subplot(4, 1, 3);
    set(ax3, 'Position', [0.13, 0.31, 0.775, 0.2]); % Ajusta posición y tamaño
    title('Diferencia de Amplitud entre Filtrado Volterra | Hinfinity');
    xlabel('Frecuencia (Hz)');
    ylabel('Diferencia de Amplitud');
    grid on;
    xlim([0, 10]);

    for i = 1:length(frecuencias)
        xline(frecuencias(i), 'k--', ['Frecuencia ',
num2str(frecuencias(i)), 'Hz']);
    end

end

function rmse = calcularRMSE(senal1, senal2)
    diferencia = senal1 - senal2;
    rmse = sqrt(mean(diferencia.^2));
end

function [f, Ax, Fasex, THD] = calcular_espectro_completo(imput, fs, figs)
    L = length(imput);
    t = (0:L-1) / fs;
    n_data = length(imput);
    n_half_data = floor(n_data / 2);
    fs = 1 / (t(2) - t(1));
    Y = fft(imput);
    A = abs(Y) / n_half_data;
    Fase = angle(Y);
    f = fs * (0:n_half_data) / n_data;
    Ax = A(1:n_half_data+1);
    Fasex = Fase(1:n_half_data+1);
    % THD = sqrt((sum(Ax(1:end-1).^2)+sum(Ax(2:end).^2))/Ax(1)^2);
    if figs
        figure();
        bar(f, Ax, 'k');
        title('FFT Amplitude by frequency');
        xlabel('Frecuencia (Hz)');
        ylabel('Amplitud (A)');
    end
end
end

```


➔ `funcion Artefactos(data_IMUs, data_EEG)`

```

% Tasa de muestreo
fs_IMUs = 100; % Hz para IMUs
fs_EEG = 250; % Hz para EEG

% Datos de EEG y Marcha
EEG = data_EEG(10, 5001:end); % Datos EEG en crudo
Marcha = data_IMUs(2, 50:end); % Datos IMU desde la columna 50

% Calculo del espectro completo para EEG y Marcha
[f_EEG, a0] = calcular_espectro_completo(EEG, fs_EEG, false);
[f_IMU, a1] = calcular_espectro_completo(Marcha, fs_IMUs, false);

% Crear figura con subplots
figure();

% Función auxiliar para encontrar y resaltar frecuencias dominantes
function resaltarDominantes(f, a, subplotIndex)
    subplot(2, 1, subplotIndex);
    plot(f, a);
    hold on;
    dominantes = findDominantes(f, a, 6, 0.6);
    scatter(f(dominantes), a(dominantes), 'mo', 'filled');
    % Ahora incluimos el valor de frecuencia y amplitud en el texto
    for i = 1:length(dominantes)
        text(f(dominantes(i)), a(dominantes(i)), sprintf('%.2f Hz, %.2f',
f(dominantes(i)), a(dominantes(i))), 'VerticalAlignment', 'bottom',
'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8, 'BackgroundColor', 'white');
    end
    hold off;
    grid on;
    xlim([0, 15]);
end

% Subplot para la señal EEG y resaltar las 4 mayores amplitudes con separación
mínima de 0.6 Hz
resaltarDominantes(f_EEG, a0, 1);
title('Espectro de Frecuencia y Amplitud EEG');
xlabel('Frecuencia (Hz)');
ylabel('Amplitud');
legend('Datos EEG', '4 mayores amplitudes');

% Subplot para la señal IMU y resaltar las 4 mayores amplitudes con separación
mínima de 0.6 Hz
resaltarDominantes(f_IMU, a1, 2);
title('Espectro de Frecuencia y Amplitud Marcha IMU');
xlabel('Frecuencia (Hz)');
ylabel('Amplitud');
legend('Datos IMU', '4 mayores amplitudes');
end

% Función para encontrar las frecuencias dominantes con separación mínima
function indices = findDominantes(f, a, numDominantes, minSeparacion)
[~, indicesOrdenados] = sort(a, 'descend');
indices = indicesOrdenados(1);

```

```

for i = 2:length(indicesOrdenados)
    if length(indices) >= numDominantes
        break;
    end
    separacionMinima = all(abs(f(indices) - f(indicesOrdenados(i))) >=
minSeparacion);
    if separacionMinima
        indices = [indices; indicesOrdenados(i)];
    end
end
end
end

```

```

function [f, Ax, Fasex, THD] = calcular_espectro_completo(imput, fs, figs)
    L = length(imput);
    t = (0:L-1) / fs;
    n_data = length(imput);
    n_half_data = floor(n_data / 2);
    fs = 1 / (t(2) - t(1));
    Y = fft(imput);
    A = abs(Y) / n_half_data;
    Fase = angle(Y);
    f = fs * (0:n_half_data) / n_data;
    Ax = A(1:n_half_data+1);
    Fasex = Fase(1:n_half_data+1);
    % THD = sqrt((sum(Ax(1:end-1).^2)+sum(Ax(2:end).^2))/Ax(1)^2);
    if figs
        figure();
        bar(f, Ax, 'k');
        title('FFT Amplitude by frequency');
        xlabel('Frecuencia (Hz)');
        ylabel('Amplitud (A)');
    end
end
end

```

➔ `function Filtrado(data_preprocessed_EEG, frecuencias)`

```

% Extraer los conjuntos de datos de interés (Cz)
data_pre = data_preprocessed_EEG(10, 5001:end); % Datos en crudo
data_post = data_preprocessed_EEG(80, 5001:end); % Datos filtrados con
Volterra

% Frecuencia de muestreo
fs = 250; % Hz

% Calcular y comparar los espectros de potencia
[f_pre, PSD_pre] = calcularEspectroDePotencia(data_pre, fs);
[f_post, PSD_post] = calcularEspectroDePotencia(data_post, fs);

% Gráfico de líneas para comparar los espectros
figure;
hold on;

% Gráfico de línea para la señal cruda
plot(f_pre, PSD_pre, 'b-', 'LineWidth', 2, 'DisplayName', 'Señal Cruda');
% Gráfico de línea para la señal filtrada
plot(f_post, PSD_post, 'r--', 'LineWidth', 2, 'DisplayName', 'Señal
Filtrada');

xlabel('Frecuencia (Hz)');
ylabel('Densidad Espectral de Potencia (dB/Hz)');
title('Comparación de Espectros de Potencia');
legend('show');

% Ajustar los límites del eje Y para mejorar la visualización
ylim([min(min(PSD_pre, PSD_post)) * 0.9, max(max(PSD_pre, PSD_post)) * 1.1]);

% Enfocar en el rango de 0 a 15 Hz
xlim([0, 15]);

grid on;
hold off;
end

function [f, PSD_dB] = calcularEspectroDePotencia(signal, fs)
N = length(signal);
signalFFT = fft(signal);
signalFFTAbs = abs(signalFFT/N);
PSD = signalFFTAbs.^2; % Potencia del espectro
if mod(N, 2) == 0 % N es par
    PSD(2:end-1) = 2*PSD(2:end-1);
else % N es impar
    PSD(2:end) = 2*PSD(2:end);
end
f = fs*(0:(N/2))/N;
PSD_dB = 10*log10(PSD(1:length(f))); % Convertir a dB/Hz
end

```

➔ function preprocessing = ConfPreprocessing(param)

```

global conf
preprocessing=[];
%%%% PREPROCESING
% Different path if WINDOWS or MAC/LINUX
bar = '\\';
if or(isunix,ismac)
    bar = '/';
end
count=1;

%% EEG
%% Hinfinitiy filter
preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.q=1e-11; prepro
    preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.gamma=1.15;
    preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.P0=0.5*eye(3);
    %%Variable Pt: declaration

preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.Pt=cell(1,length(conf.acquisition.d
evice.devices_EEG.electrodes_names_selected)-
length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodeEyes_names_selected)-
length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodes_names_inertial));
    for m =
1:length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodes_names_selected)-
length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodeEyes_names_selected)-
length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodes_names_inertial)
        preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.Pt{m} =
preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.P0;
    end
    %%Variable wh: declaration

preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.wh=zeros(3,length(conf.acquisition.
device.devices_EEG.electrodes_names_selected)-
length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodeEyes_names_selected)-
length(conf.acquisition.device.devices_EEG.electrodes_names_inertial));
    preprocessing.devices_EEG.parameters.Hinfinitiy.previous_index=[];
preprocessing.devices_EEG.processing_order{count}='Hinfinitiy';
count=count+1;

%% Volterra
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.frequenciesToClean = [1 3 4];
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder = 2;
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.fBound = 0.6;%%0.6
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp =
length(preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.frequenciesToClean);
if preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp~=0

preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.A=zeros(preprocessing.devices_EEG.pa
rameters.Volterra.butterOrder*2,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butt
erOrder*2,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp); % state space
filter parameters per target frequency band

```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.B=zeros(preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder*2,1,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp);
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.C=zeros(1,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder*2,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp);
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.D=zeros(1,1,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp);
```

```
    for i=1:preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp
        preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.Wn =
[preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.frequenciesToClean(i)-
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.fBound
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.frequenciesToClean(i)+preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.fBound]/(0.5*conf.acquisition.device.devices_EEG.f
m);
```

```
[preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.A(:, :, i),preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.B(:, :, i),preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.C(:, :, i),preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.D(:, :, i)] =
butter(preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.Wn);
```

```
    end
else
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.A=zeros(preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder*2,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder*2,1); % state space filter parameters per target frequency band
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.B=zeros(preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder*2,1,1);
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.C=zeros(1,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder*2,1);
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.D=zeros(1,1,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numDecomp);
```

```
    %Ese 0.3 que es?
    preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.Wn = [0.3
(0.5*preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.samplingFrequency)-
1]/(0.5*preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.samplingFrequency);
```

```
[preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.A(:, :, 1),preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.B(:, :, 1),preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.C(:, :, 1),preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.D(:, :, 1)] =
butter(preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.butterOrder,preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.Wn);
```

```
end
```

```
%Con valores de gamma altos nada
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.gamma = 1; % gamma
```

```
for Hinf (>1, increase to accommodate larger artifacts)
```

```
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.q = 1e-15; % q
```

```
for Hinf (increase if higher frequencies are handled)
```

```

preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.numTaps = 3; %
number of time taps to use for Volterra
preprocessing.devices_EEG.parameters.Volterra.previous_index=[];
preprocessing.devices_EEG.processing_order{count}='Volterra';%8-14
count=count+1;

```

end

➔ function acquisition = ConfAcquisition(param)

```

acquisition=[];
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ACQUISITION %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% General variables
acquisition.user_code = param.user_code;
acquisition.feedback = 'openloop';% 'closeloop': real-time feedback,
'openloop':without feedback

% Protocol description
acquisition.protocol_description="Speed_noise: Pruebas de opened-loop en las que
el usuario " + ...
"camina 2 min a diferentes velocidades para evaluar el ruido de movimiento y
testear" + ...
"diferentes parámetros del algoritmo Volterra.";

% Different path if WINDOWS or MAC/LINUX
bar = '\\';
if or(isunix,ismac)
    bar = '/';
end

acquisition.readfile.path = [bar 'ReadSessions' bar];
acquisition.saveSession_Script= 'saveSessionL';
acquisition.writeResults.path = [bar 'WriteResults' bar 'Sessions' bar]; %this
path to save session
acquisition.model_path= [bar 'WriteResults' bar 'Models' bar]; %this path to save
and load models

%% Devices
%%EEG
acquisition.device.devices_EEG.option_selected= "nautilus";
%"brainamp","actichamp","starstim32","gtec_x2","gtec"
    acquisition.device.devices_EEG.mode = 1;% {-1: read signal ,0: simulated
,1: read file NO Real Time ,2: read file Yes Real Time}
    acquisition.device.devices_EEG.disconnectAtEnd=0; % 1: Yes, 0: No
    acquisition.device.devices_EEG.fm=250;
    acquisition.device.devices_EEG.shift=125;
    %%ReGait configuration
    acquisition.device.devices_EEG.electrodes_names_selected={'AF3', 'F3',
'FZ', 'FC3', 'FC1', 'FCZ', 'C5', 'C3', 'C1', 'CZ', 'CP3', 'CP1', 'CPZ', 'P3',
'PZ', 'PO3', 'AF4', 'F4', 'FC2', 'FC4', 'C2', 'C4', 'C6', 'CP2', 'CP4', 'P4',
'POZ', 'PO4', 'VU', 'VD', 'HR', 'HL', 'AX', 'AY', 'AZ'};

```

```

    acquisition.device.devices_EEG.electrodeEyes_names_selected={'VU', 'VD',
'HR', 'HL'};
    acquisition.device.devices_EEG.electrodes_names_inertial = {'AX', 'AY',
'AZ'};

% IMU
%%%%%% REMEMBER TO EXECUTE WIT_CALIBRATION %%%%%%%%%%
    acquisition.device.devices_IMU.option_selected= "WIT_raspberrypi_ip";%
"MCS","WIT_direct","WIT_raspberrypi_ip",
"WIT_raspberrypi_bluetooth","WIT_direct_2018","WIT_raspberrypi_ip_2018",
"WIT_raspberrypi_bluetooth_2018"
    acquisition.device.devices_IMU.mode = 1; % {-1: read signal ,0: simulated
,1: read file NO Real Time ,2: read file Yes Real Time}
    acquisition.device.devices_IMU.disconnectAtEnd=0; % 1: Yes, 0: No
    acquisition.device.devices_IMU.serial_number=[960 653];
    acquisition.device.devices_IMU.description_position=["left shin";"right
shin"];%
    acquisition.device.devices_IMU.description_orientation=["Y axis up Z in
sagital plane";"Y axis up Z in sagital plane"];%
    acquisition.device.devices_IMU.fm= 100;
    acquisition.device.devices_IMU.data_types_selected= 'WITAAQ'; %MSC:
'Raw','Digital','Orientation','OrientationPhy','Physical'
,'Quaternion','QuaternionPhy' %%WIT: 'WITFull', 'WITOrientation', 'WITPhysical',
'WITQuaternion', 'WITAAQ', 'WITAQ'.
    %% ONLY FOR MCS
%    acquisition.device.devices_IMU.com = 'COM6';
    %% ONLY FOR WIT
    acquisition.device.devices_IMU.orientation=[0 0]; % {1: horizontal,
0:vertical}
    acquisition.device.devices_IMU.giro_calibrate=[1 1]; % 1: ON, 0: Off
    acquisition.device.devices_IMU.adapters=1; % ONLY WIT_raspberrypi

%% Tasks
switch param.event
    case 1
        acquisition.task.task_list_specific(622).name='Free | Motion | Treadmill
2km/h';% PENDIENTE
            acquisition.task.sequence_tasks=[ 110 911 622];
            acquisition.task.sequence_times=[ 15 5 120];
%            acquisition.task.sequence_tasks=[ 99 110 911
622];%acquisition.task.sequence_tasks=[400 403 404];
%            acquisition.task.sequence_times=[40 15 5 120];
%            luego borrar de writeresult y comentar este
        param.speed=200;
    case 2
        acquisition.task.task_list_specific(623).name='Free | Motion | Treadmill
4km/h';% PENDIENTE
            acquisition.task.sequence_tasks=[110 911
623];%acquisition.task.sequence_tasks=[400 403 404];
            acquisition.task.sequence_times=[15 5 120];
            param.speed=300;
    case 3
        acquisition.task.task_list_specific(624).name='Free | Motion | Treadmill
6km/h';% PENDIENTE
            acquisition.task.sequence_tasks=[110 911
624];%acquisition.task.sequence_tasks=[400 403 404];

```

```

    acquisition.task.sequence_times=[15 5 120];
    param.speed=400;
    case 4
        acquisition.task.task_list_specific(625).name='Free | Motion | Treadmill
8km/h';% PENDIENTE
        acquisition.task.sequence_tasks=[110 911
625];%acquisition.task.sequence_tasks=[400 403 404];
        acquisition.task.sequence_times=[15 5 120];
        param.speed=500;
    case 5
        acquisition.task.task_list_specific(99).name='Convergencia de filtro';
        acquisition.task.sequence_tasks=[99 99 99];%Convergencia de filtro
        acquisition.task.sequence_times=[20 20 20];
        param.speed=0;

end
acquisition.task.time_multiplier=2;

%%%%%%%% DO NOT CHANGE (additional task for equipment synchronization)%%%%%%%%
acquisition.task.sequence_tasks=[acquisition.task.sequence_tasks
99];%acquisition.task.sequence_tasks=[acquisition.task.sequence_tasks 900];
acquisition.task.sequence_times=[acquisition.task.sequence_times
acquisition.device.devices_EEG.shift/acquisition.device.devices_EEG.fm];
%%%%%%%%

%% DevicesOutput
    acquisition.deviceOutput.Screen.option_selected= "ScreenL";
    acquisition.deviceOutput.Screen.mode = 1; % {-1: read signal ,0: simulated
,1: read file NO Real Time ,2: read file Yes Real Time}
    acquisition.deviceOutput.Screen.disconnectAtEnd=0; % 1: Yes, 0: No

    acquisition.deviceOutput.Treadmill.option_selected= "Treadmill";
    acquisition.deviceOutput.Treadmill.mode =1; % {-1: read signal ,0:
simulated ,1: read file NO Real Time ,2: read file Yes Real Time}
    acquisition.deviceOutput.Treadmill.disconnectAtEnd=0; % 1: Yes, 0: No
    acquisition.deviceOutput.Treadmill.transition_speed = 180; %transitio
speed, changes from person to person based on the weight
    acquisition.deviceOutput.Treadmill.move_speed = param.speed; %final
speed, changes from person to person based on the weight
    %%PROTOCOL Obstacle: transition y continuos moving during laser task
    acquisition.deviceOutput.Treadmill.transition_task =
acquisition.task.sequence_tasks(2); % task label that identifies the transition
    acquisition.deviceOutput.Treadmill.move_task =
acquisition.task.sequence_tasks(3); % task label that identifies when the
treadmill must be moving
end

```