COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA
ICAI

MÁSTER UNIVERSITARIO EN
INGENIERÍA INDUSTRIAL

TRABAJO FIN DE MÁSTER

PERFECCIONAMIENTO DE UN SISTEMA INALÁMBRICO IMPLANTABLE DE ELECTROMIOGRAFÍA

Autor: Bosco Rivier Julien

Director: Romano Giannetti

Co-director: José Daniel Muñoz Frías

Madrid

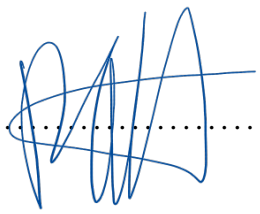
Agosto de 2025

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título

PERFECCIONAMIENTO DE UN SISTEMA INALÁMBRICO IMPLANTABLE DE ELECTROMIOGRAFÍA

en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el curso académico 2024-2025 es de mi autoría, original e inédito y no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos.

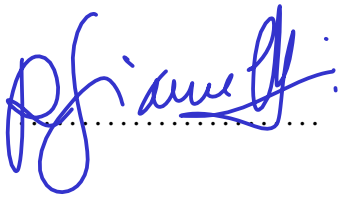
Bosco Rivier Julien

Fdo.:  Fecha: 28 / 08 / 2025

Autorizada la entrega del proyecto

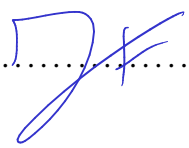
EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Romano Giannetti

Fdo.:  Fecha: 28 / 08 / 2025

EL CODIRECTOR DEL PROYECTO

José Daniel Muñoz Frías

Fdo.:  Fecha: 28 / 08 / 2025

COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA
ICAI

MÁSTER UNIVERSITARIO EN
INGENIERÍA INDUSTRIAL

TRABAJO FIN DE MÁSTER

PERFECCIONAMIENTO DE UN SISTEMA INALÁMBRICO IMPLANTABLE DE ELECTROMIOGRAFÍA

Autor: Bosco Rivier Julien

Director: Romano Giannetti

Co-director: José Daniel Muñoz Frías

Madrid

Agosto de 2025

PERFECCIONAMIENTO DE UN SISTEMA INALÁMBRICO IMPLANTABLE DE ELECTROMIOGRAFÍA

Autor: Bosco Rivier Julien.
Director: Romano Giannetti.
Codirector: José Daniel Muñoz Frías.

RESUMEN DEL PROYECTO

La electromiografía (EMG) permite registrar la actividad eléctrica muscular con aplicaciones en diagnóstico clínico, rehabilitación y control de prótesis. No obstante, los sistemas basados en electrodos superficiales presentan limitaciones de ruido y estabilidad, lo que motiva el desarrollo de implantes inalámbricos. Este Trabajo de Fin de Máster aborda el la optimización de un sistema de EMG implantable e inalámbrico basado en *Bluetooth Low Energy* (BLE). El proyecto se estructura en dos ejes principales: (i) la caracterización completa del hardware, evaluando parámetros como respuesta en frecuencia, ruido, estabilidad temporal y robustez del enlace inalámbrico, y (ii) el diseño de un flujo de procesado digital capaz de reducir en un $98.7\,\%$ el volumen de datos transmitidos mediante la extracción incremental de cuatro características no redundantes (MAV, WL, WAMP y MAVSLP), manteniendo la información discriminante necesaria para clasificación mioeléctrica. En conjunto, el trabajo demuestra la viabilidad de integrar en un único dispositivo implantable la adquisición, procesado local y transmisión inalámbrica eficiente de señales EMG.
Palabras Clave: Electromiografía, Control de Prótesis, BLE, Sistema Implantable, Características EMG

1. Introducción

La electromiografía (EMG) es una técnica fundamental para registrar y analizar la actividad eléctrica de los músculos, con aplicaciones que abarcan desde el diagnóstico clínico de enfermedades neuromusculares hasta el control avanzado de prótesis y la rehabilitación física. Tradicionalmente, la EMG se ha realizado mediante electrodos superficiales (sEMG), lo que permite una adquisición sencilla y no invasiva, aunque con limitaciones importantes en términos de ruido, estabilidad y selectividad. Frente a ello, los sistemas implantables emergen como una alternativa prometedora, al ofrecer registros más estables y específicos gracias a su proximidad al tejido muscular [MART23].

El presente Trabajo de Fin de Máster se enmarca en el desarrollo de un sistema de electromiografía implantable e inalámbrico basado en *Bluetooth Low Energy* (BLE). A diferencia de los enfoques clásicos que utilizan inducción de corto alcance, esta tecnología busca garantizar una comunicación robusta y eficiente con dispositivos externos, manteniendo un bajo consumo energético y un tamaño reducido que haga viable su implantación.

El proyecto aborda dos ejes principales: (i) la caracterización completa de las dos versiones del sistema implantable, evaluando su desempeño analógico y digital, y observando las mejoras entre un prototipo y el nuevo prototipo, y (ii) la definición de un flujo de procesado de señal optimizado, capaz de reducir drásticamente el volumen de datos transmitidos sin comprometer la información necesaria para aplicaciones funcionales. Con ello, se avanza hacia la viabilidad de un sistema implantable que integre adquisición, procesado local y transmisión.

El resumen ejecutivo se organiza de la siguiente manera: en primer lugar, se presenta el estado del arte en electromiografía implantable, técnicas de procesado y transmisión de datos, con especial atención a los sistemas inalámbricos. A continuación, se expone la caracterización electrónica del sistema implantable desarrollado y los resultados obtenidos. Posteriormente, se describe el flujo de procesado y las técnicas de reducción de datos propuestas, junto con el diseño lógico del algoritmo de implementación. Finalmente, se presentan las conclusiones principales, las limitaciones identificadas y las posibles líneas de desarrollo futuro.

2. Resumen del Estado del Arte

La revisión del estado del arte pone de manifiesto la evolución de la electromiografía (EMG) desde sistemas superficiales hacia implantes inalámbricos de mayor estabilidad y especificidad. La EMG superficial se ha consolidado como herramienta accesible, pero limitada por ruido, baja selectividad y sensibilidad a factores externos como la impedancia de la piel o el desplazamiento de electrodos [MART23]. En contraste, los sistemas implantables han demostrado una mejora significativa en la calidad de señal, gracias a avances en microelectrónica y biocompatibilidad. Ejemplos destacados incluyen los sistemas multicámara de Weir *et al.* [WEIR09], los microsistemas subfaciales de Young *et al.* [YOUN08], las pruebas crónicas de Sheng *et al.* [SHEN17] y los desarrollos de McDonald *et al.* [MCDO12], todos ellos basados en transmisión inductiva de corto alcance.

En el ámbito del procesado y clasificación de señales EMG, los trabajos fundacionales de Hudgins *et al.* [HUDG93], Englehart *et al.* [ENGL99] y Clancy *et al.* [CLAN99] establecieron el uso de representaciones tiempo-frecuencia y detectores estadísticos (RMS, MAV). Posteriormente, se consolidó la comparación de clasificadores clásicos (LDA, RNA, SVM), optimizando la segmentación y el postprocesado [OSKO08, REAZ06, CHOW13]. Evaluaciones más exhaustivas de características, como las de Phinyomark *et al.* [PHIN12, PHIN13], evidenciaron la importancia de reducir redundancia para mejorar la robustez frente a variaciones entre sujetos, fatiga muscular o cambios de postura. Estos avances permitieron trasladar la clasificación a entornos funcionales con usuarios amputados, como muestran Farina *et*

al. [FARI04] y Kuiken *et al.* con la técnica TMR [KUIK09]. Revisiones más recientes [NAZM16, CHEN23] identifican la brecha entre los buenos resultados en laboratorio y la dificultad de mantener precisión en condiciones reales.

Las tendencias actuales se orientan hacia sistemas implantables e intramusculares capaces de ofrecer señales estables a largo plazo. Estudios recientes con interfaces nerviosas periféricas (RPNI) han demostrado en humanos mejoras en precisión y estabilidad [LEEV22, VUVE23], mientras que ensayos en animales han validado implantes multicanal crónicos de alta densidad [HOLL22]. Revisiones modernas integran *deep learning* y algoritmos adaptativos en el marco clásico de extracción de características [ASGH22].

En cuanto a la transmisión de datos, la mayoría de sistemas implantables utilizan inducción magnética o acoplamiento galvánico, con alcance limitado a pocos centímetros [WEIR09, GSTO22, BECE24]. El uso de protocolos de radiofrecuencia como Bluetooth Low Energy (BLE) ha sido explorado en estudios preliminares con fantomas [CALA21] en el que se ha demostrado la viabilidad de usar BLE. Ya se encuentra en aplicaciones médicas comerciales como los marcapasos BlueSync [MEDT25]. Finalmente, en compresión de señales, se han desarrollado enfoques con pérdida basados en wavelets [BERG07] y sin pérdida adaptados a BLE [BIAG21], capaces de reducir el caudal transmitido en más de un $70\,\%$.

En conjunto, el estado del arte muestra que la EMG ha alcanzado una madurez considerable en extracción de características y clasificación, pero persisten retos en estabilidad a largo plazo, comunicación inalámbrica profunda y eficiencia energética. El presente TFM se enmarca en este contexto, proponiendo un sistema implantable inalámbrico basado en BLE, con preprocesado y reducción de datos locales que permitan superar las limitaciones actuales y acercar la EMG implantable a aplicaciones clínicas y funcionales reales.

3. Metodología

3.1. Caracterización Electrónica

3.1.1. Descripción del Hardware

El sistema implantable desarrollado integra tres bloques fundamentales:

Circuito analógico: formado por la etapa de acondicionamiento de señal desde el electrodo hasta la entrada del conversor ADC. Incluye amplificación diferencial y filtrado paso-banda, con el objetivo de maximizar la relación señal-ruido y a modo de filtro *anti-aliasing*.

Conversor ADC: integrado en el microcontrolador ESP32-C3, con resolución nominal de 12 bits y frecuencia de muestreo global de 5000 muestras por segundo, lo que equivale a 1250 muestras por segundo efectivas por canal.

Microcontrolador ESP32-C3 encargado de la digitalización de las señales, el preprocesado básico y la transmisión de los datos.

Módulo de transmisión Bluetooth Low Energy: integrado en el propio ESP32-C3, que permite la comunicación inalámbrica con un ordenador o dispositivo externo.

3.1.2. Metodología de Pruebas

La caracterización se ha realizado aplicando señales sinusoidales de amplitud conocida en la entrada del sistema, en un rango de frecuencias comprendido entre $0.5\,\mathrm{Hz}$ y $51\,\mathrm{kHz}$. Para ello, se utilizó el analizador de señales Agilent 35670A, cuyas medidas de ganancia, fase y espectro de ruido fueron exportadas en formato texto. Posteriormente, se procesaron mediante scripts en Matlab para representar y analizar la respuesta en frecuencia, el ruido medido a la salida y calcular el ruido equivalente a la entrada.

Adicionalmente, se utilizó un script en Python para recibir las muestras transmitidas vía BLE, almacenarlas en formato compatible con Matlab y facilitar su análisis en Matlab. En este entorno, se implementó un preprocesado que incluía: detección y eliminación de valores atípicos, centrado temporal de las señales, y cálculo de parámetros estadísticos (amplitud, valor medio, periodo, frecuencia efectiva). Esta metodología permitió evaluar conjuntamente el desempeño de la etapa analógica y la fidelidad de la cadena digital completa.

3.1.3. Resultados Principales

Respuesta en Frecuencia

El nuevo sistema muestra una banda útil entre $1\,\mathrm{Hz}$ y $9.6\,\mathrm{kHz}$, con una ganancia media de $40\,\mathrm{dB}$ y una fase estable en toda la banda. A diferencia de la versión preliminar, no se observan distorsiones asociadas a la transmisión BLE, lo que confirma la robustez del rediseño de la etapa analógica. La Figura 1 muestra la respuesta en frecuencia evaluada en el Canal 1 del sistema más reciente.

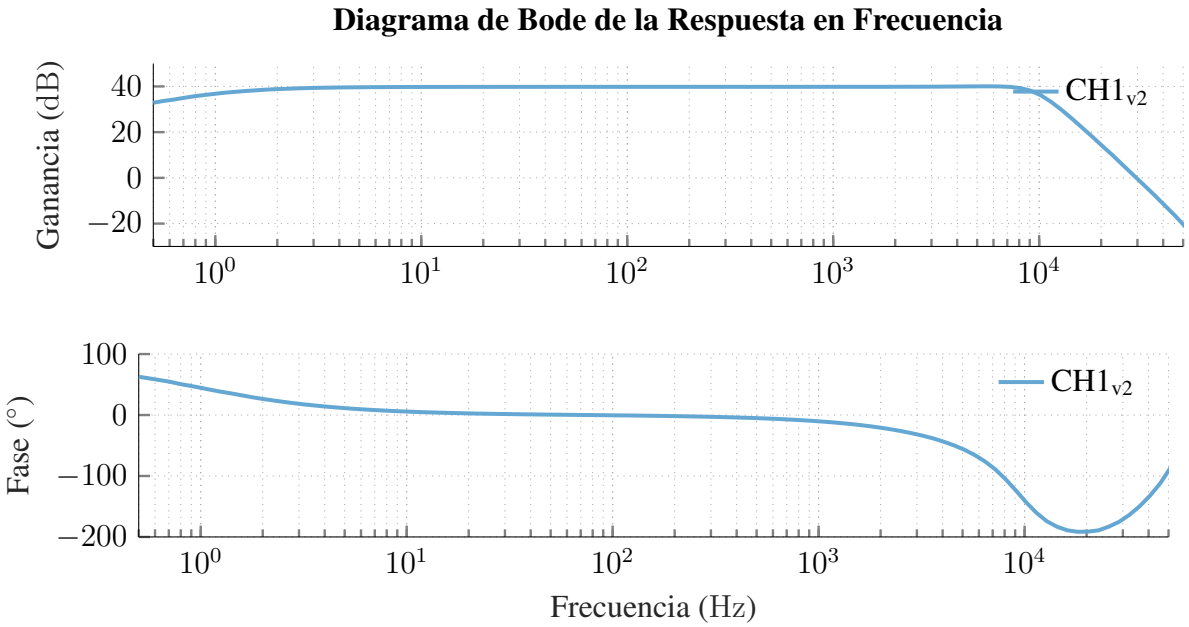


Figura 1. Respuesta en frecuencia del circuito analógico de la versión reciente en el CH1$_{v2}$

Comparación del ruido

El espectro de densidad de potencia (PSD) del nuevo sistema es estable y repetible, con valores en la banda útil en torno a $5 \times 10^{-12}\,\mathrm{V^2\,Hz^{-1}}$, frente a niveles hasta seis órdenes de magnitud superiores en la versión preliminar. El cálculo del ruido equivalente a la entrada confirma una reducción significativa, que se muestra en la Figura 2.

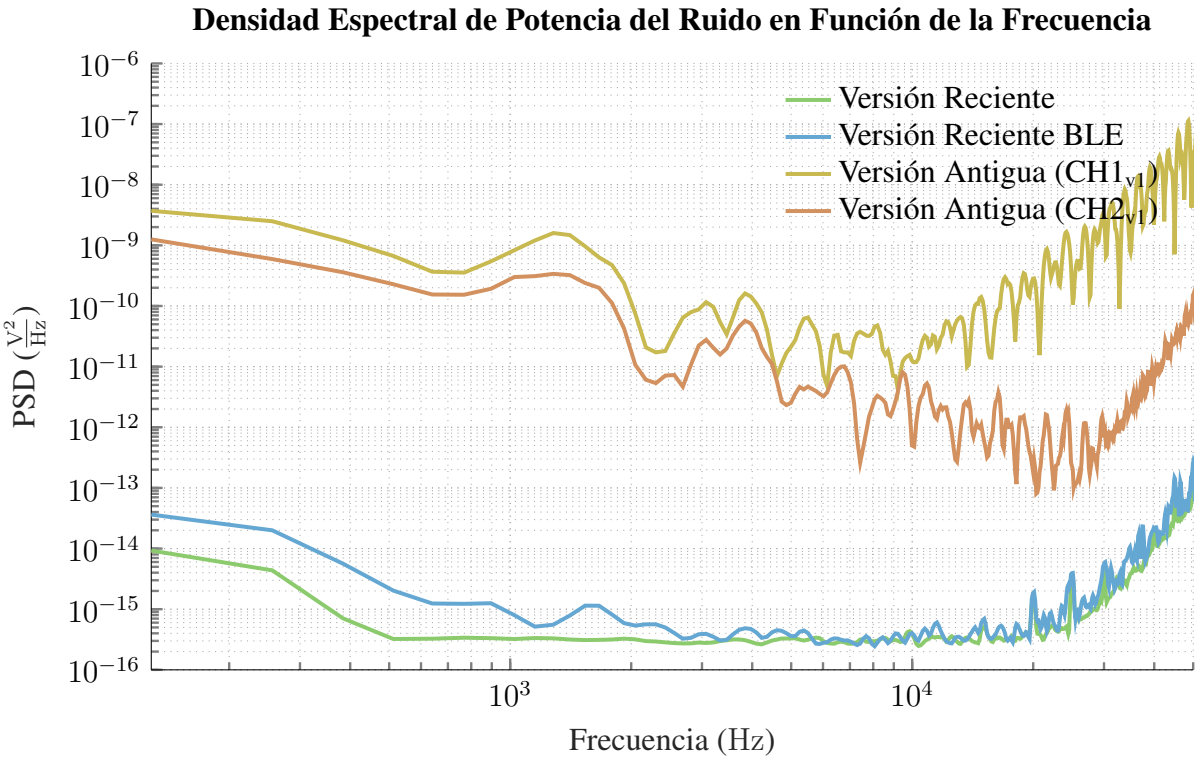


Figura 2. Comparación entre el ruido equivalente a la entrada de ambas versiones del sistema

Estabilidad temporal y necesidad de calibración

El sistema mantiene una frecuencia de muestreo constante de $1250\,\mathrm{Hz}$ por canal, con desviaciones inferiores al $0.05\,\%$, lo que valida la precisión del reloj interno del microcontrolador. La reconstrucción de las señales sinusoidales transmitidas confirma la fidelidad temporal, pero se identificó un sesgo sistemático en la amplitud medida, debido a la necesidad de calibrar previamente el ADC. Este sesgo confirmó ser constante para todas las frecuencias y condiciones ensayadas. Tras aplicar la calibración, los errores relativos en amplitud se reducen a valores típicos por debajo del $1\,\%$.

Robustez del enlace BLE

El análisis de señales recibidas con y sin transmisión activa de BLE mostró que, en el nuevo sistema, la influencia del módulo inalámbrico sobre el ruido y la ganancia es menor que en el sistema preliminar, que presentaba una fuerte interferencia observada. Además, no se detectaron pérdidas de paquetes significativo durante transmisiones de 10 segundos, lo que confirma la estabilidad del enlace.

3.1.4. Conclusiones parciales

El sistema implantable caracterizado transmite de forma fiable señales EMG digitalizadas, siempre que se aplique una calibración inicial del ADC. La nueva versión presenta una mejora sustancial frente al prototipo preliminar, tanto en la respuesta en frecuencia como en el nivel de ruido y la integración del módulo BLE.

La caracterización permite establecer los valores específicos de cada canal, que son de utilidad en las siguientes secciones. Es necesario conocer el ajuste a zero, la desviación temporal y tener la capacidad de reconstruir la señal con sus valores reales.

3.2. Procesado de la Señal

El procesado digital de la señal EMG implantable se ha diseñado con el doble objetivo de reducir el volumen de datos transmitidos y extraer la información discriminante necesaria para la clasificación. Para ello se ha elegido extraer un paquete características estadísticas de las muestras medidas [PHIN12, OSKO08, HUDG93].

En primer lugar, la señal adquirida se segmenta en ventanas solapadas de 310 muestras, equivalentes a $248\,\mathrm{ms}$, un valor que equilibra precisión y latencia según lo señalado en la literatura [FARI04, NAZM16]. Sobre estas ventanas se calcula una selección de características que permiten extraer toda la información necesaria de la señal [PHIN12].

Para evitar el procesado de segmentos compuestos únicamente por ruido, se implementa una detección por doble umbral [REAZ06], basada en un criterio de amplitud (valor RMS en reposo) y un criterio temporal ($50\,\mathrm{ms}$). Este esquema mejora la fiabilidad frente al umbral simple al reducir las falsas detecciones [REAZ06, WARI18].

Una vez validada la activación muscular, se calculan de manera incremental cuatro características en el dominio temporal, seleccionadas siguiendo las recomendaciones de Phinyomark *et al.* [PHIN12] para minimizar redundancias:

Mean Absolute Value (MAV)

Representa la media del valor absoluto de todas las muestras del segmento seleccionado. Se calcula como la suma de todos los valores absolutos dividido por el número de muestras, como lo indica la ecuación 1.

$$\mathrm{MAV} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i| \tag{1}$$

Donde N representa el número de muestras en el segmento y x_i la muestra número i del segmento.

Waveform Length (WL)

La longitud de la forma de onda es una medida de la complejidad de la señal EMG. Se define como la longitud acumulada de la forma de onda del EMG a lo largo del segmento. En algunas publicaciones, esta característica también se denomina longitud de onda (WAVE, por sus siglas en inglés). Su cálculo puede realizarse como muestra la ecuación 2.

$$\mathrm{WL} = \sum_{i=1}^{N-1}|x_{i+1} - x_i| \tag{2}$$

Donde N representa el número de muestras en el segmento y x_i la muestra número i del segmento.

Willison Amplitud (WAMP)

La amplitud de Willison o amplitud de Wilson es una medida de la información en frecuencia de la señal EMG, definida de manera similar a la característica de cruce por cero (ZC). Se define como el número de veces que la diferencia de amplitud de la señal EMG entre dos segmentos adyacentes excede un umbral predefinido. Además, esta característica se encuentra relacionada con la descarga de los MUAPs y con la fuerza de contracción muscular. Su definición matemática es la de la ecuación 3.

$$\mathrm{WAMP} = \sum_{i=1}^{N-1} f|x_n - x_{n+1}|; \quad f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad x \geq k \\ 0 & \text{resto de casos} \end{cases} \tag{3}$$

En este caso, k representa el valor de un umbral. Igualmente, N representa el número de muestras en el segmento y x_i la muestra número i del segmento.

La literatura presenta diversas estrategias para establecer un valor optimo al umbral k y no existe un valor común. En muchos trabajos el valor suele ser de unos pocos mV o incluso de

$100\,\mu V$. Algunos definen el umbral en función del valor máximo del segmento o del valor RMS del segmento, como lo indican las ecuaciones 4 y 5.

$$k = R \times max(x_i); \quad i = 1, \ldots, N \tag{4}$$

$$k = R \times \mathrm{RMS} \tag{5}$$

Con R cogiendo valores entre $1\,\%$ a $10\,\%$.

Mean Absolute Value Slope (MAVSLP)

Pendiente de la media del valor absoluto, constituye en una versión modificada de la característica MAV. Esta métrica se obtiene a partir de las diferencias entre los valores MAV de segmentos adyacentes. Su formulación matemática se expresa como:

$$\mathrm{MAVSLP}_k = \mathrm{MAV}_{k+1} - \mathrm{MAV}_k; \quad k = 1, \ldots, K-1 \tag{6}$$

Donde K representa el número de subsegmentos en los que se divide la señal EMG. Un mayor número de segmentos permite una representación más detallada de la señal original en comparación con la característica MAV tradicional. El valor de K se puede fijar en 3, criterio que se adopta igualmente en el presente trabajo.

El paquete resultante permite representar un segmento de 310 muestras mediante únicamente 4 parámetros, logrando una reducción de datos cercana al $98.7\,\%$. De esta forma, en lugar de transmitir 1250 muestras por segundo y por canal, se envían aproximadamente 13 valores de características por segundo, con una pérdida mínima de información relevante. Estudios previos han demostrado que vectores reducidos de 3 a 5 características son suficientes para mantener un rendimiento adecuado en clasificación mioeléctrica [HUDG93, ENGL99, REAZ06].

En conjunto, este esquema de segmentación, detección y extracción de características constituye un flujo de procesado eficiente, adaptado a las limitaciones de ancho de banda y consumo energético propias de sistemas EMG implantables, y prepara el sistema para su integración en etapas de clasificación en tiempo real.

3.3. Diseño del Algoritmo de Procesado

En esta sección se describe el diseño del algoritmo de procesado de la señal EMG propuesto en este trabajo. Mientras que en la sección anterior se abordó la definición de los parámetros básicos a extraer, en la presente sección se establece la lógica de procesado que permite detectar la actividad muscular y extraer características relevantes de manera eficiente. El objetivo principal es formalizar el funcionamiento del sistema a través de pseudo-código y diagramas de estados. La implementación práctica en código ejecutable queda fuera del alcance de este TFM. Para ello,

se plantea la organización del procesado en varias tareas concurrentes sobre FreeRTOS, cada una estructurada como una máquina de estados compatible con la ejecución en tiempo real.

El sistema propuesto se desarrolla sobre FreeRTOS, un sistema operativo en tiempo real que permite organizar el procesamiento en múltiples tareas[1] concurrentes. Cada tarea en FreeRTOS se ejecuta de manera independiente dentro de su propio contexto de ejecución, con una pila asignada y una prioridad definida. El planificador de FreeRTOS gestiona estas tareas, alternando entre ellas según su prioridad o cuando una tarea entra en estado de espera (por ejemplo, a la espera de una muestra o de un evento).

En este trabajo, la lógica del procesado de señales EMG se estructura en tres tareas principales, acompañadas de funciones auxiliares:

1. **Comparación de Umbral:**
   a) Evalúa si el valor RMS está por encima del umbral
   b) Si ese valor RMS sobrepasa ese umbral, evalúa si se mantiene por encima suficientemente tiempo
   c) Evalúa cuando vuelve a pasar por debajo del umbral
2. **Cálculo de características en ventana impar:** Siempre calcula las características: si no pasa el umbral se descarta y vuelve a empezar, si pasa el umbral calcula características hasta cerrar la ventana y vuelve a empezar.
3. **Cálculo de características en ventana par (con solape):** Empieza solo si se ha pasado el umbral, y empieza solapada con la ventana impar.

Cada tarea se organiza como una máquina de estados, lo que permite mantener la ejecución no bloqueante y cooperativa en un entorno embebido. La comunicación entre tareas se realiza mediante colas y flags, garantizando la transmisión segura de datos y la sincronización de eventos.

3.3.1. Comparación de Umbral

La tarea denominada Comparación de Umbral implementa un algoritmo de detección de actividad muscular a partir de la señal EMG. Su estructura se organiza como una máquina de estados, donde cada estado define una fase concreta del proceso de detección. En la Figura 3 se muestra el diagrama de estados correspondiente a esta tarea.

El funcionamiento es el siguiente: primero, las muestras se centran a cero y se almacenan en la cola de la tarea. En el Estado Inicial, se reinician acumuladores y contadores, y se limpian los indicadores de estado. En Calcular Ventana Inicial, se calcula el valor RMS de la primera ventana de muestras. En Verificar Umbral, ese RMS se compara con el umbral de amplitud; si lo supera, se continúa, en caso contrario se descarta y se reinicia. En Verificar Umbral Temporal, se exige que el RMS permanezca por encima del umbral durante un número mínimo de ventanas consecutivas (aquí 3 ventanas). Solo entonces se confirma la detección de contracción. Finalmente, en Esperar

[1] Unidades de ejecución independientes que FreeRTOS planifica de forma concurrente y cooperativa, cada una con su propia pila y prioridad.

Bajada, el sistema mantiene la detección mientras $RMS > umbral_{RMS}$; cuando el valor cae por debajo, se considera terminada la contracción y se vuelve al estado inicial.

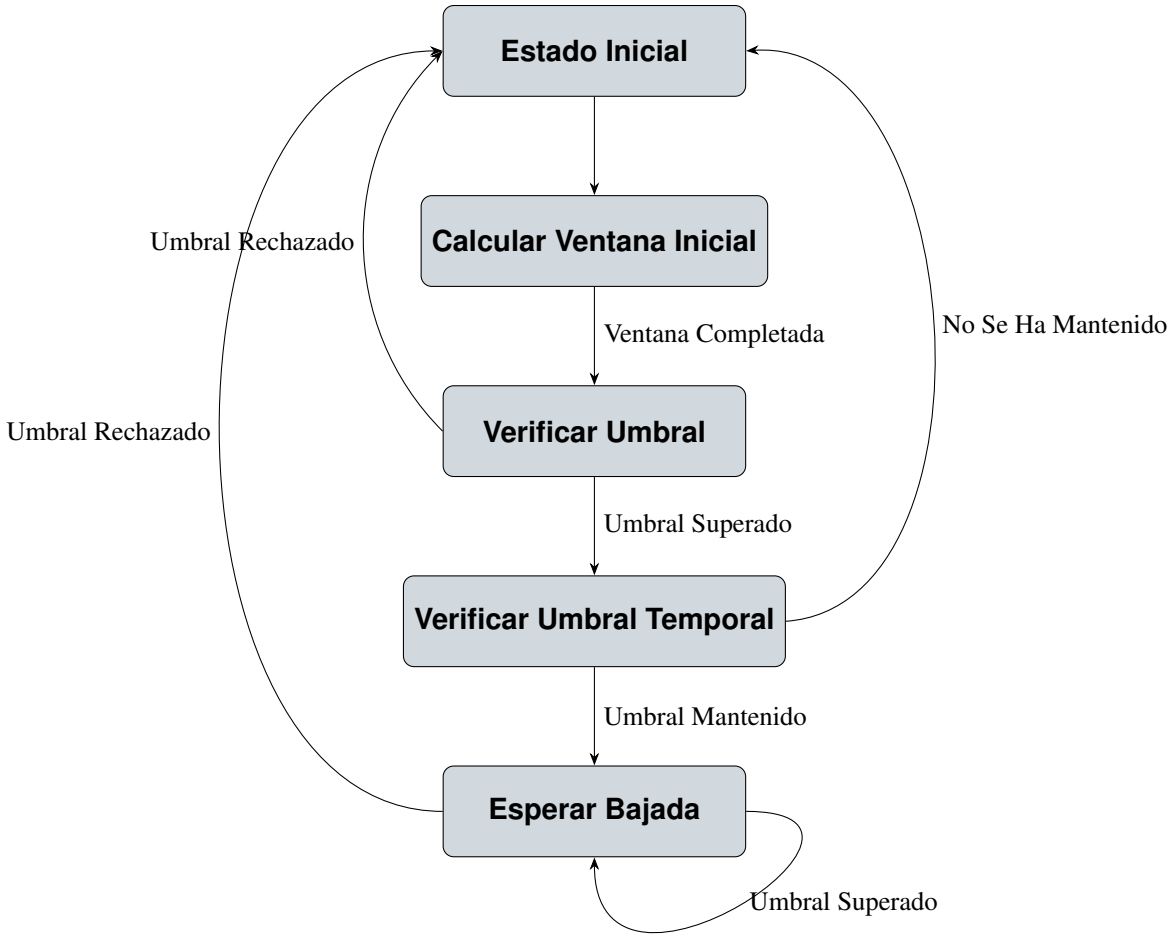


Figura 3. Diagrama de estados de la tarea "Comparación de Umbral".

3.3.2. Cálculo de Características

La implementación se organiza como una máquina de estados, en la que cada muestra recibida se procesa de manera incremental. En la Figura 4 se presenta el diagrama de estados de la segunda tarea. En el pseudo-código 3.3.2 se muestra la implementación del cálculo incremental de cada característica, que se ejecuta a cada vez que llega una nueva muestra (en función del estado actual).

La tarea "Cálculo de Características" realiza las siguientes acciones: En el Estado Inicial se reinician contadores y acumuladores. En Esperando Umbral, las muestras se procesan pero los resultados solo se consolidan cuando se confirma una contracción mediante la superación de los umbrales de amplitud y temporal. En Calcular Características, se actualizan las métricas en tiempo real; al superar el número de muestras de solape se activa la nueva ventana. Al acabar una ventana, se pasa a Finalizar Paquetes, donde los valores calculados se envían a la tarea de transmisión; si la contracción persiste, se reinicia el proceso para una nueva ventana, en caso contrario se vuelve al estado inicial.

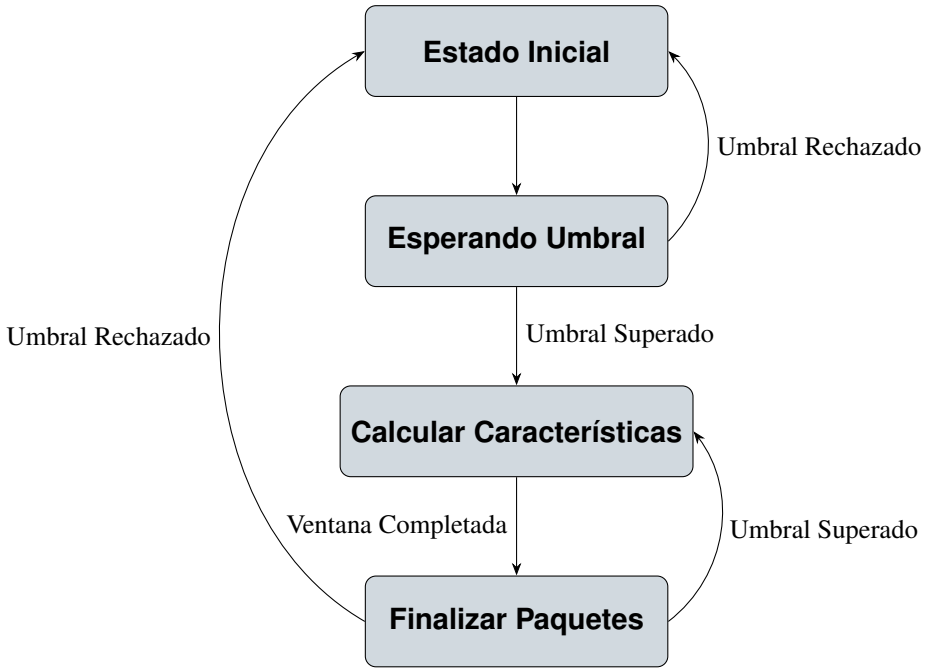


Figura 4. Diagrama de estados de la tarea "Cálculo de Características Ventana Impar".

Cada muestra recibida se procesa de forma incremental para actualizar las cuatro características seleccionadas y no tener que almacenar todas las muestras de la ventana. A continuación, se muestra como se realizan las operaciones:

```
funcion calcular características
{

    mav = mav + absoluto(muestra_nueva)/tamaño_ventana_caracterí
       sticas

    wl = wl + absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)/tamañ
       o_ventana_características

    salto = absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)
    si salto ≥ umbral_wamp
        wamp++

    si contador_muestras_mavslp = tamaño_ventana_mavslp
        mavslp[numero_ventanas_mavslp] = mav - mav_anterior
        mav_anterior = mav
        contador_muestras_mavslp = 0
        numero_ventanas_mavslp++

}
```

Código 1. Pseudo-Código de la defición de la función para calcular incrementalmente las cuatro caracteríticas

El diseño propuesto cumple con los objetivos planteados: discrimina eficazmente entre ruido y contracciones reales, reduce el volumen de datos transmitidos gracias al cálculo incremental de características, y mantiene una arquitectura modular y paralela, adecuada para su ejecución en sistemas embebidos en tiempo real. Asimismo, se plantean posibles mejoras futuras, como la optimización dinámica de umbrales.

4. Conclusiones

El trabajo ha permitido avanzar en el desarrollo de un sistema de electromiografía implantable e inalámbrico basado en Bluetooth Low Energy (BLE), abordando de manera conjunta la caracterización del hardware y la optimización del flujo de procesado digital. Los resultados demuestran que, tras una calibración inicial del ADC, el sistema es capaz de transmitir señales EMG de forma fiable, con estabilidad temporal y bajo nivel de ruido, a la vez que el preprocesado propuesto reduce en un 98,7 % el volumen de datos transmitidos sin comprometer la información necesaria para tareas de clasificación.

Entre los principales logros destacan:

- La caracterización completa de la segunda versión del sistema implantable, identificando fortalezas y limitaciones frente al prototipo preliminar.
- La definición de un flujo de procesado eficiente, basado en segmentación, detección por doble umbral y extracción de cuatro características no redundantes (MAV, WL, WAMP, MAVSLP).
- La reducción drástica de datos transmitidos, pasando de 1250 muestras/s a 13 valores/s, lo que permite hacer viable la comunicación BLE en un entorno implantable.

Con estos avances, los objetivos planteados en el proyecto se consideran alcanzados: se ha logrado caracterizar el sistema en todas sus etapas, proponer un esquema de preprocesado funcional y validar la viabilidad de la transmisión inalámbrica optimizada.

De cara al trabajo futuro, se plantean varias líneas de desarrollo:

- Implementación práctica en C sobre el microcontrolador ESP32-C3, integrando el flujo definido en FreeRTOS.
- Validación experimental con señales reales de EMG, tanto en banco de pruebas como en sujetos animales, y a más largo plazo en humanos.
- Optimización dinámica de parámetros, como umbrales y ventanas, para adaptar el sistema a la variabilidad entre usuarios y condiciones.
- Extender el esquema a aplicaciones funcionales, como el control en tiempo real de prótesis mioeléctricas, la rehabilitación motora o el monitoreo crónico de la actividad muscular en pacientes neuromusculares.

En conclusión, el trabajo demuestra que es posible concebir un sistema implantable que combine adquisición, procesado local y transmisión inalámbrica eficiente mediante BLE,

abriendo un camino hacia aplicaciones clínicas avanzadas de control de prótesis y monitorización muscular de alta fidelidad.

Bibliografía

[ASGH22] E. D. A. Asghar, S. Khan, F. Azim, C. S. Shakeel, A. Hussain, and I. Niazi. Review on electromyography based intention for upper limb control using pattern recognition for human-machine. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part H Journal of Engineering in Medicine, 236, 01 2022. doi: 10.1177/09544119221074770.

[BECE24] L. Becerra-Fajardo, J. Minguillon, M. O. Krob, C. Rodrigues, M. González-Sánchez, Álvaro Megía-García, C. R. Galán, F. G. Henares, A. Comerma, A. J. del Ama, A. Gil-Agudo, F. Grandas, A. Schneider-Ickert, F. O. Barroso, and A. Ivorra. First-in-human demonstration of floating emg sensors and stimulators wirelessly powered and operated by volume conduction. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 21, 12 2024. doi: 10.1186/s12984-023-01295-5.

[BERG07] P. de A. Berger, F. A. de O. Nascimento, A. A. da Rocha, and J. L. A. Carvalho. A new wavelet-based algorithm for compression of emg signals. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), Aug. 2007.

[BIAG21] G. Biagetti, P. Crippa, L. Falaschetti, A. Mansour, and C. Turchetti. Energy and performance analysis of lossless compression algorithms for wireless emg sensors. Sensors, 21, 8 2021. doi: 10.3390/s21155160.

[CALA21] A. Calado, G. Macciantelli, V. Errico, E. Gruppioni, and G. Saggio. Evaluation of dedicated bluetooth low energy wireless data transfer for an implantable emg sensor. In Proceedings of the 2020 3rd International Conference on Sensors, Signal and Image Processing, SSIP '20, page 52–57, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery. doi: 10.1145/3441233.3441239.

[CHEN23] Z. Chen, H. Min, D. Wang, Z. Xia, F. Sun, and B. Fang. A review of myoelectric control for prosthetic hand manipulation. Biomimetics, 8, 7 2023. doi: 10.3390/biomimetics8030328.

[CHOW13] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang. Surface electromyography signal processing and classification techniques. Sensors, 13(9):12431–12466, Sept. 2013. doi: 10.3390/s130912431.

[CLAN99] E. A. Clancy and N. Hogan. Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 46, 1999.

[ENGL99] K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, and M. Stevenson. Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. Medical Engineering and Physics, 21:431–438, 1999. URL www.elsevier.com/locate/medengphy.

[FARI04] D. Farina, C. Févotte, C. Doncarli, and R. Merletti. Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51:1555–1567, 9 2004. doi: 10.1109/TBME.2004.828048.

[GSTO22] C. Gstoettner, C. Festin, C. Prahm, K. D. Bergmeister, S. Salminger, A. Sturma, C. Hofer, M. F. Russold, C. L. Howard, D. McDonnall, D. Farina, and O. C. Aszmann. Feasibility of a wireless implantable multi-electrode system for high-bandwidth prosthetic interfacing: Animal and cadaver study. Clinical Orthopaedics and Related Research, 482(6):1191–1204, 6 2022. doi: 10.1097/CORR.0000000000002135.

[HOLL22] N. L. Holly, B. A. Hasse, K. M. Gothard, and A. J. Fuglevand. Large-scale intramuscular electrode system for chronic electromyography and functional electrical stimulation. Journal of Neurophysiology, 128:1011–1024, 10 2022. doi: 10.1152/jn.00325.2022.

[HUDG93] B. Hudgins, P. Parker, S. Member, and S. Member. A new strategy for multifunction myoelectric control. IEEE TRANSACTIONS ON RIOMEDlCIIL ENGINEERING, 40, 1993.

[KUIK09] T. A. Kuiken, G. Li, B. A. Lock, R. D. Lipschutz, L. A. Miller, K. A. Stubblefield, and K. B. Englehart. Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms. JAMA, 301:619–628, 2 2009. doi: 10.1001/jama.2009.116.

[LEEV22] C. Lee, A. K. Vaskov, M. A. Gonzalez, P. P. Vu, A. J. Davis, P. S. Cederna, C. A. Chestek, and D. H. Gates. Use of regenerative peripheral nerve interfaces and intramuscular electrodes to improve prosthetic grasp selection: a case study. Journal of Neural Engineering, 19, 12 2022. doi: 10.1088/1741-2552/ac9e1c.

[MART23] A. Martín Martín. Preprocessing of emg signals. Master's thesis, Universidad Pontificia Comillas ICAI, 2023.

[MCDO12] D. McDonnall, S. Hiatt, C. Smith, and K. S. Guillory. Implantable multichannel wireless electromyography for prosthesis control. In 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pages 1350–1353, 2012. doi: 10.1109/EMBC.2012.6346188.

[MEDT25] Medtronic. Bluesync technology within implantable cardiac devices. https://europe.medtronic.com/xd-en/healthcare-professionals/therapies-procedures/cardiac-rhythm/cardiac-device-features/bluesync-technology.html, 2025. Accedido el 12 de agosto de 2025.

[NAZM16] N. Nazmi, M. A. A. Rahman, S. I. Yamamoto, S. A. Ahmad, H. Zamzuri, and S. A. Mazlan. A review of classification techniques of emg signals during isotonic and isometric contractions. Sensors, 16(8), Aug. 2016. doi: 10.3390/s16081304.

[OSKO08] M. A. Oskoei and H. Hu. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55:1956–1965, 8 2008. doi: 10.1109/TBME.2008.919734.

[PHIN12] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul. Feature reduction and selection for emg signal classification. Expert Systems with Applications, 39:7420–7431, 6 2012. doi: 10.1016/j.eswa.2012.01.102.

[PHIN13] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, and Y. Laurillau. Emg feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness. Expert Systems with Applications, 40:4832–4840, 2013. doi: 10.1016/j.eswa.2013.02.023.

[REAZ06] M. B. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin. Techniques of emg signal analysis: Detection, processing, classification and applications. Biological Procedures Online, 8:11–35, 3 2006. doi: 10.1251/bpo115.

[SHEN17] M. Dian Sheng Wong, K. A. Ng, S. Nag, R. Jegadeesan, K.-W. Leong, L. J. Ong, A. Rusly, M. Alam, G. G. L. Gammad, C. W. Tsai, S.-C. Liu, K. Voges, N. V. Thakor, A. Lahiri, C. Libedinsky, Y. P. Xu, and S.-C. Yen. A chronic implantable emg recording system with wireless power and data transfer. In 2017 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), pages 1–4, 2017. doi: 10.1109/BIOCAS.2017.8325079.

[VUVE23] P. P. Vu, A. K. Vaskov, C. Lee, R. R. Jillala, D. M. Wallace, A. J. Davis, T. A. Kung, S. W. Kemp, D. H. Gates, C. A. Chestek, and P. S. Cederna. Long-term upper-extremity prosthetic control using regenerative peripheral nerve interfaces and implanted emg electrodes. Journal of Neural Engineering, 20, 4 2023. doi: 10.1088/1741-2552/accb0c.

[WARI18] A. Waris and E. N. Kamavuako. Effect of threshold values on the combination of emg time domain features: Surface versus intramuscular emg. Biomedical Signal Processing and Control, 45:267–273, 8 2018. doi: 10.1016/j.bspc.2018.05.036.

[WEIR09] R. F. Weir, P. R. Troyk, G. A. DeMichele, D. A. Kerns, J. F. Schorsch, and H. Maas. Implantable myoelectric sensors (imess) for intramuscular electromyogram recording. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56(1):159–171, 2009. doi: 10.1109/TBME.2008.2005942.

[YOUN08] D. J. Young, B. D. Farnsworth, and R. J. Triolo. Wireless implantable emg sensor for powered prosthesis control. In 2008 9th International Conference on Solid-State and Integrated-Circuit Technology, pages 2541–2544, 2008. doi: 10.1109/ICSICT.2008.4735104.

ENHANCEMENT OF AN IMPLANTABLE WIRELESS ELECTROMYOGRAPHY SYSTEM

Author: Bosco Rivier Julien.
Director: Romano Giannetti.
Codirector: José Daniel Muñoz Frías.

PROJECT ABSTRACT

Electromyography (EMG) enables the recording of muscle electrical activity, with applications in clinical diagnosis, rehabilitation, and prosthetic control. However, surface electrode-based systems present limitations in terms of noise and stability, motivating the development of wireless implants. This Master's Thesis addresses the optimization of an implantable and wireless EMG system based on *Bluetooth Low Energy* (BLE). The project is structured around two main axes: (i) the complete characterization of the hardware, evaluating parameters such as frequency response, noise, temporal stability, and robustness of the wireless link, and (ii) the design of a digital processing pipeline capable of reducing the transmitted data volume by $98.7\,\%$ through the incremental extraction of four non-redundant features (MAV, WL, WAMP, and MAVSLP), while preserving the discriminative information required for myoelectric classification. Overall, this work demonstrates the feasibility of integrating, within a single implantable device, signal acquisition, local processing, and efficient wireless transmission of EMG signals.
Keywords: Electromyography, Prosthesis Control, BLE, Implantable System, EMG Features

1. Introduction

Electromyography (EMG) is a fundamental technique for recording and analyzing the electrical activity of muscles, with applications ranging from the clinical diagnosis of neuromuscular disorders to advanced prosthetic control and physical rehabilitation. Traditionally, EMG has been performed using surface electrodes (sEMG), which allow for simple and non-invasive acquisition, though with significant limitations in terms of noise, stability, and selectivity. In contrast, implantable systems are emerging as a promising alternative, as they provide more stable and specific recordings due to their proximity to the muscle tissue [MART23].

This Master's Thesis is framed within the development of an implantable and wireless electromyography system based on *Bluetooth Low Energy* (BLE). Unlike classical approaches that rely on short-range induction, this technology seeks to ensure robust and efficient

communication with external devices, while maintaining low power consumption and a reduced size that enables its feasibility for implantation.

The project addresses two main axes: (i) the complete characterization of two versions of the implantable system, evaluating their analog and digital performance and highlighting the improvements from an initial prototype to a new version, and (ii) the definition of an optimized signal processing pipeline, capable of drastically reducing the volume of transmitted data without compromising the information required for functional applications. In doing so, progress is made toward the feasibility of an implantable system that integrates acquisition, local processing, and transmission.

The executive summary is organized as follows: first, the state of the art in implantable electromyography, signal processing techniques, and data transmission is presented, with particular emphasis on wireless systems. Next, the electronic characterization of the developed implantable system and the obtained results are described. Subsequently, the processing pipeline and the proposed data reduction techniques are introduced, together with the logical design of the implementation algorithm. Finally, the main conclusions, the identified limitations, and potential lines of future development are discussed.

2. State of the Art Review

The review of the state of the art highlights the evolution of electromyography (EMG) from surface-based systems toward wireless implants offering greater stability and specificity. Surface EMG has been established as an accessible tool, but it is limited by noise, low selectivity, and sensitivity to external factors such as skin impedance or electrode displacement [MART23]. In contrast, implantable systems have demonstrated significant improvements in signal quality, thanks to advances in microelectronics and biocompatibility. Notable examples include the multichannel systems by Weir *et al.* [WEIR09], the subfacial microsystems by Young *et al.* [YOUN08], the chronic trials by Sheng *et al.* [SHEN17], and the developments by McDonald *et al.* [MCDO12], all of them based on short-range inductive transmission.

In the field of EMG signal processing and classification, the foundational works of Hudgins *et al.* [HUDG93], Englehart *et al.* [ENGL99], and Clancy *et al.* [CLAN99] established the use of time–frequency representations and statistical detectors (RMS, MAV). Subsequently, the comparison of classical classifiers (LDA, ANN, SVM) was consolidated, with optimization of segmentation and post-processing [OSKO08, REAZ06, CHOW13]. More exhaustive evaluations of features, such as those of Phinyomark *et al.* [PHIN12, PHIN13], evidenced the importance of reducing redundancy to improve robustness against inter-subject variability, muscle fatigue, or posture changes. These advances enabled the translation of classification into functional environments with amputee users, as demonstrated by Farina *et al.* [FARI04] and Kuiken *et al.* with the TMR technique [KUIK09]. More recent reviews [NAZM16, CHEN23] identify the gap between strong laboratory results and the difficulty of maintaining accuracy in real-world conditions.

Current trends are oriented toward implantable and intramuscular systems capable of providing stable long-term signals. Recent studies with Regenerative Peripheral Nerve Interfaces (RPNI) in humans have demonstrated improvements in precision and stability [LEEV22, VUVE23], while animal trials have validated chronic high-density multichannel implants [HOLL22]. Modern reviews integrate *deep learning* and adaptive algorithms into the classical framework of feature extraction [ASGH22].

Regarding data transmission, most implantable systems rely on magnetic induction or galvanic coupling, with a limited range of only a few centimeters [WEIR09, GSTO22, BECE24]. The use of radiofrequency protocols such as Bluetooth Low Energy (BLE) has been explored in preliminary phantom studies [CALA21], demonstrating its feasibility. BLE has already been adopted in commercial medical applications such as BlueSync pacemakers [MEDT25]. Finally, in the field of signal compression, lossy approaches based on wavelets [BERG07] and lossless approaches adapted to BLE [BIAG21] have been developed, achieving reductions of more than $70\,\%$ in transmitted throughput.

Overall, the state of the art shows that EMG has reached considerable maturity in feature extraction and classification, but challenges remain in terms of long-term stability, deep wireless communication, and energy efficiency. This Master's Thesis is framed within this context, proposing a wireless implantable system based on BLE, with local preprocessing and data reduction strategies aimed at overcoming current limitations and bringing implantable EMG closer to real clinical and functional applications.

3. Methodology

3.1. Electronic Characterization

3.1.1. Hardware description

The developed implantable system integrates three fundamental blocks:

Analog circuit: consisting of the signal conditioning stage from the electrode to the input of the ADC converter. It includes differential amplification and band-pass filtering, aimed at maximizing the signal-to-noise ratio and acting as an *anti-aliasing* filter.

ADC converter: integrated in the ESP32-C3 microcontroller, with a nominal resolution of 12 bits and a global sampling frequency of 5000 samples per second, equivalent to 1250 effective samples per second per channel.

ESP32-C3 microcontroller: responsible for signal digitization, basic preprocessing, and data transmission.

Bluetooth Low Energy transmission module: integrated into the ESP32-C3 itself, enabling wireless communication with a computer or external device.

3.1.2. Test methodology

Characterization was carried out by applying sinusoidal signals of known amplitude to the system input, across a frequency range from $0.5\,\mathrm{Hz}$ to $51\,\mathrm{kHz}$. For this purpose, an Agilent 35670A signal analyzer was used, whose measurements of gain, phase, and noise spectrum were exported in text format. These were subsequently processed using Matlab scripts to represent and analyze the frequency response, output noise, and to calculate the input-referred noise.

In addition, a Python script was used to receive the samples transmitted via BLE, store them in a Matlab-compatible format, and facilitate their analysis. Within Matlab, preprocessing included outlier detection and removal, temporal centering of the signals, and calculation of statistical parameters (amplitude, mean value, period, effective frequency). This methodology allowed for joint evaluation of the analog stage performance and the fidelity of the complete digital chain.

3.1.3. Main results

Frequency response

The new system exhibits a useful bandwidth between $1\,\mathrm{Hz}$ and $9.6\,\mathrm{kHz}$, with an average gain of $40\,\mathrm{dB}$ and stable phase across the band. Unlike the preliminary version, no distortions associated with BLE transmission were observed, confirming the robustness of the redesigned analog stage. Figure 1 shows the frequency response evaluated on Channel 1 of the latest system.

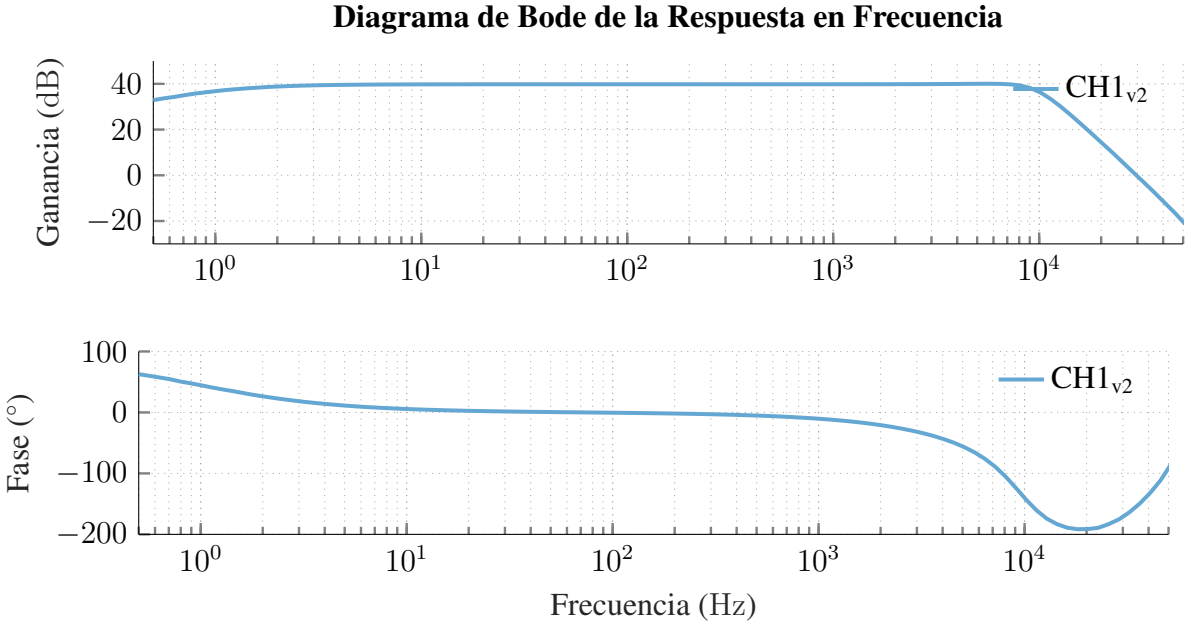


Figure 1. Frequency response of the analog circuit of the most recent version in $\mathrm{CH1_{v2}}$

Noise comparison

The power spectral density (PSD) of the new system is stable and repeatable, with values in the useful band around $5 \times 10^{-12}\,\mathrm{V^2\,Hz^{-1}}$, compared to levels up to six orders of magnitude

higher in the preliminary version. The calculation of input-referred noise confirms a significant reduction, shown in Figure 2.

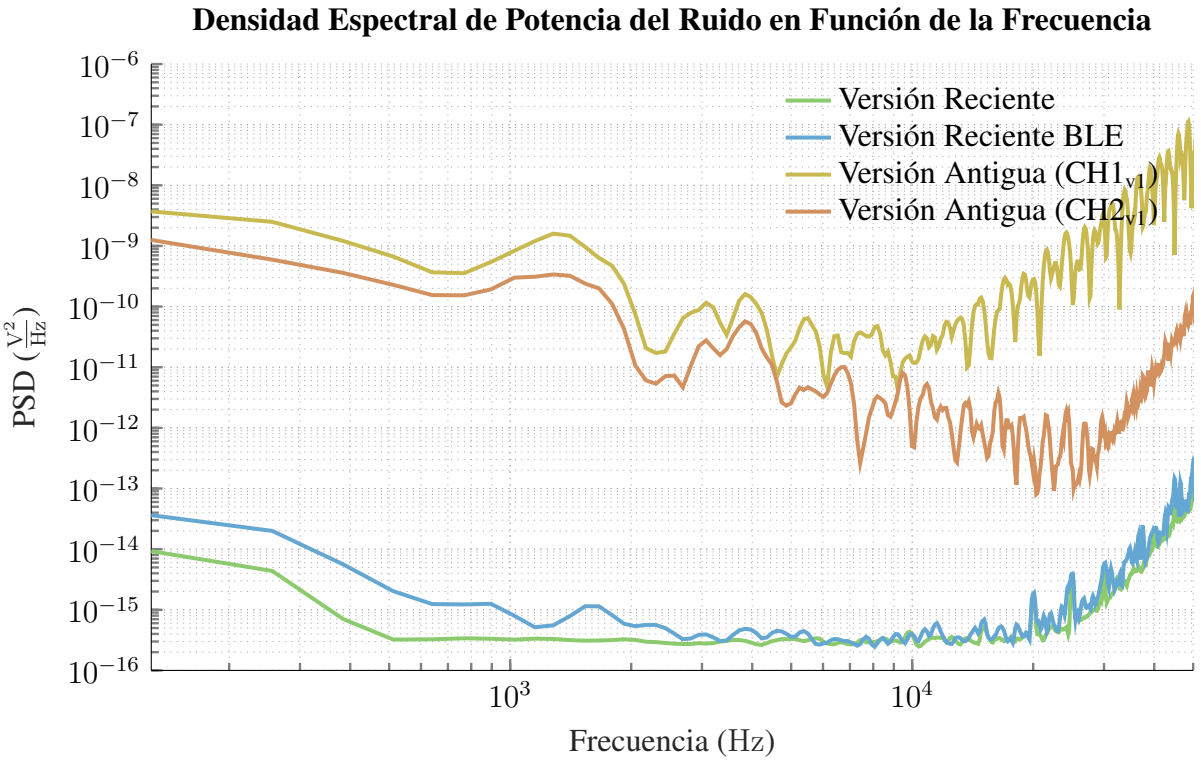


Figure 2. Comparison of input-referred noise between both system versions

Temporal stability and need for calibration

The system maintains a constant sampling frequency of $1250\,\mathrm{Hz}$ per channel, with deviations below $0.05\,\%$, validating the accuracy of the microcontroller's internal clock. Reconstruction of the transmitted sinusoidal signals confirms temporal fidelity, but a systematic bias in measured amplitude was identified, requiring prior calibration of the ADC. This bias was consistent across all tested frequencies and conditions. After calibration, relative amplitude errors were reduced to typical values below $1\,\%$.

BLE link robustness

The analysis of received signals with and without active BLE transmission showed that, in the new system, the influence of the wireless module on noise and gain is much lower than in the preliminary system, which exhibited strong interference. Furthermore, no significant packet loss was detected during 10-second transmissions, confirming the stability of the link.

3.1.4. Partial conclusions

The characterized implantable system reliably transmits digitized EMG signals, provided that an initial calibration of the ADC is performed. The new version shows substantial improvement

compared to the preliminary prototype, both in frequency response and noise level, as well as in the integration of the BLE module.

The characterization establishes the specific values for each channel, which are useful in the following sections. Knowledge of the zero adjustment, temporal deviation, and the ability to reconstruct the signal with real values is required.

3.2. Signal Processing

The digital processing of the implantable EMG signal was designed with the dual objective of reducing the volume of transmitted data and extracting the discriminative information required for classification. To this end, a set of statistical features was selected from the measured samples [PHIN12, OSKO08, HUDG93].

First, the acquired signal is segmented into overlapping windows of 310 samples, equivalent to $248\,\mathrm{ms}$, a value balancing accuracy and latency according to the literature [FARI04, NAZM16]. Within these windows, a selection of features is computed to extract the necessary information from the signal [PHIN12].

To avoid processing segments consisting only of noise, a double-threshold detection method is implemented [REAZ06], based on both an amplitude criterion (resting RMS value) and a temporal criterion ($50\,\mathrm{ms}$). This scheme improves reliability compared to single-threshold detection by reducing false positives [REAZ06, WARI18].

Once muscle activation is validated, four time-domain features are computed incrementally, selected following the recommendations of Phinyomark *et al.* [PHIN12] to minimize redundancies:

Mean Absolute Value (MAV)

Represents the mean of the absolute value of all samples in the selected segment. It is calculated as the sum of all absolute values divided by the number of samples, as shown in Equation 1.

$$\mathrm{MAV} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i| \tag{1}$$

Where N is the number of samples in the segment and x_i is the i-th sample.

Waveform Length (WL)

Waveform length is a measure of EMG signal complexity. It is defined as the cumulative length of the EMG waveform over the segment. In some publications, this feature is also referred to as wave length (WAVE). Its calculation is shown in Equation 2.

$$\mathrm{WL} = \sum_{i=1}^{N-1}|x_{i+1} - x_i| \tag{2}$$

Where N is the number of samples in the segment and x_i is the i-th sample.

Willison Amplitude (WAMP)

Willison amplitude is a measure of the frequency information of the EMG signal, defined similarly to the zero-crossing (ZC) feature. It is defined as the number of times the amplitude difference of the EMG signal between two adjacent samples exceeds a predefined threshold. This feature is also related to MUAPs discharges and muscle contraction force. Its mathematical definition is shown in Equation 3.

$$\mathrm{WAMP} = \sum_{i=1}^{N-1} f|x_n - x_{n+1}|; \quad f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if} \quad x \geq k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

Here, k represents the threshold value. Likewise, N is the number of samples in the segment and x_i the i-th sample.

The literature presents different strategies for determining an optimal value of the threshold k, with no common standard. In many works the value is on the order of a few mV or even $100\,\mu\mathrm{V}$. Some define the threshold as a function of the maximum value of the segment or its RMS value, as shown in Equations 4 and 5.

$$k = R \times max(x_i); \quad i = 1, \ldots, N \tag{4}$$

$$k = R \times \mathrm{RMS} \tag{5}$$

With R taking values between $1\,\%$ to $10\,\%$.

Mean Absolute Value Slope (MAVSLP)

The slope of the mean absolute value is a modified version of the MAV feature. This metric is obtained from the differences between MAV values of adjacent segments. Its mathematical formulation is expressed as:

$$\mathrm{MAVSLP}_k = \mathrm{MAV}_{k+1} - \mathrm{MAV}_k; \quad k = 1, \ldots, K-1 \tag{6}$$

Where K is the number of subsegments into which the EMG signal is divided. A higher number of segments allows for a more detailed representation of the original signal compared to the traditional MAV feature. In this work, K is set to 3, following the same criterion.

The resulting feature set allows a segment of 310 samples to be represented by only 4 parameters, achieving a data reduction of nearly $98.7\,\%$. Thus, instead of transmitting 1250 samples per second per channel, approximately 13 feature values per second are sent, with minimal loss of relevant information. Previous studies have shown that reduced feature vectors

of 3 to 5 elements are sufficient to maintain adequate performance in myoelectric classification [HUDG93, ENGL99, REAZ06].

Overall, this segmentation, detection, and feature extraction scheme constitutes an efficient processing pipeline, adapted to the bandwidth and energy consumption constraints of implantable EMG systems, and prepares the system for integration into real-time classification stages.

3.3. Processing Algorithm Design

This section describes the design of the EMG signal processing algorithm proposed in this work. While the previous section addressed the definition of the basic features to be extracted, this section establishes the processing logic that enables efficient detection of muscle activity and extraction of relevant features. The main objective is to formalize the system operation through pseudo-code and state diagrams. The practical implementation in executable code lies outside the scope of this thesis. To this end, the processing is organized into several concurrent tasks under FreeRTOS, each structured as a state machine compatible with real-time execution.

The proposed system is developed on FreeRTOS, a real-time operating system that allows organizing processing into multiple concurrent tasks[1]. Each FreeRTOS task executes independently within its own execution context, with an assigned stack and defined priority. The FreeRTOS scheduler manages these tasks, switching between them according to their priority or when a task enters a waiting state (e.g., awaiting a sample or an event).

In this work, the EMG signal processing logic is structured into three main tasks, supported by auxiliary functions:

1. **Threshold comparison:**
   a) Evaluates whether the RMS value is above the threshold
   b) If that RMS value exceeds the threshold, evaluates whether it remains above long enough
   c) Evaluates when it drops back below the threshold
2. **Feature calculation in odd window:** Always computes features; if the threshold is not surpassed the data are discarded and reset, if surpassed the features are computed until the window is closed, and then the process restarts.
3. **Feature calculation in even window (with overlap):** Starts only if the threshold has been surpassed, overlapping with the odd window.

Each task is organized as a state machine, allowing for non-blocking and cooperative execution in an embedded environment. Communication between tasks is handled via queues and flags, ensuring safe data transfer and event synchronization.

[1] Independent execution units that FreeRTOS schedules concurrently and cooperatively, each with its own stack and priority.

3.3.1. Threshold comparison

The task called Threshold Comparison implements a muscle activity detection algorithm based on the EMG signal. Its structure is organized as a state machine, where each state defines a specific phase of the detection process. Figure 3 shows the state diagram corresponding to this task.

The operation is as follows: first, samples are zero-centered and stored in the task's queue. In the Initial State, accumulators and counters are reset, and state indicators are cleared. In Compute Initial Window, the RMS value of the first sample window is calculated. In Threshold Verification, this RMS is compared with the amplitude threshold; if it exceeds, the process continues, otherwise it is discarded and restarted. In Temporal Threshold Verification, the RMS is required to remain above the threshold for a minimum number of consecutive windows (here 3). Only then is contraction detection confirmed. Finally, in Wait for Drop, the system maintains detection while $RMS > threshold_{RMS}$; when the value drops below, the contraction is considered finished and the process returns to the initial state.

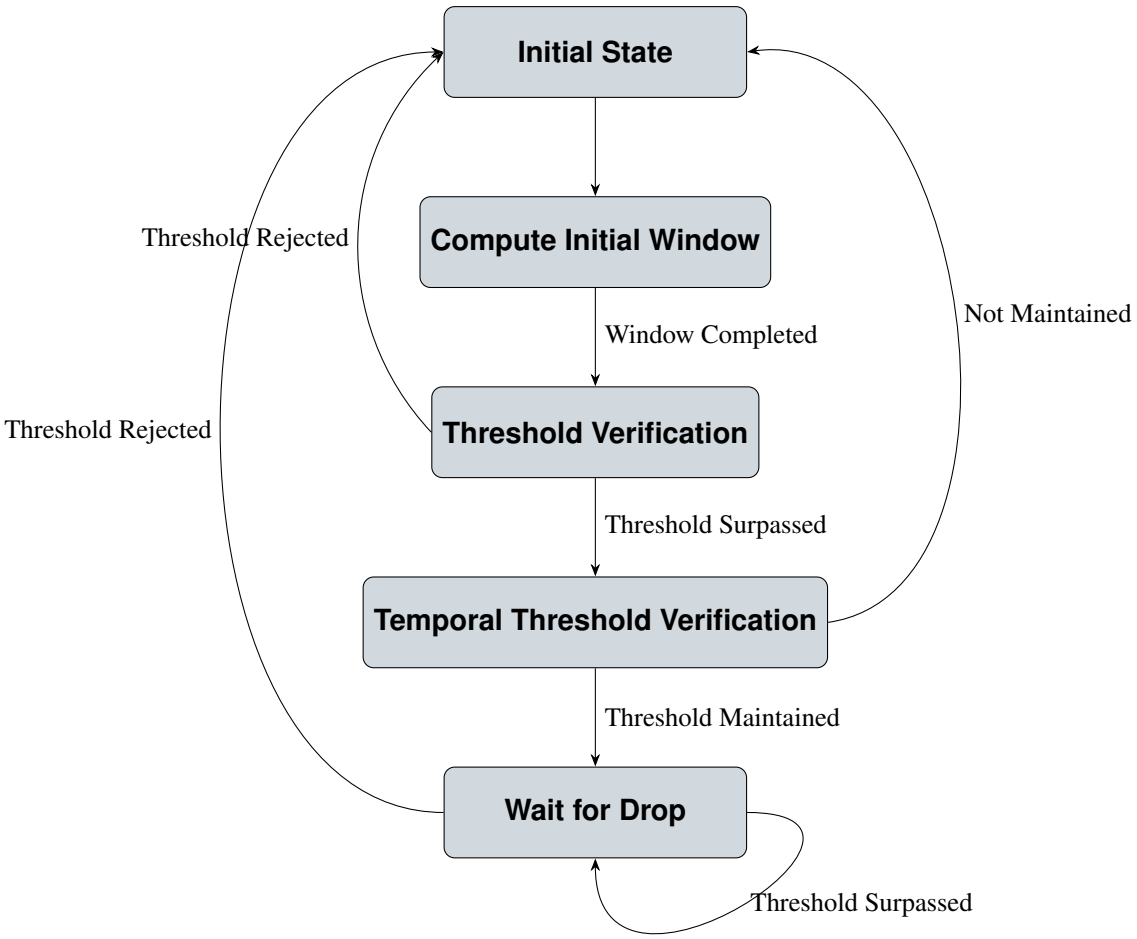


Figure 3. State diagram of the "Threshold Comparison" task.

3.3.2. Feature Calculation

The implementation is organized as a state machine, where each received sample is processed incrementally. Figure 4 presents the state diagram of the second task. Pseudo-code 3.3.2 shows the implementation of incremental calculation of each feature, executed every time a new sample arrives (depending on the current state).

The "Feature Calculation" task performs the following actions: In the Initial State, counters and accumulators are reset. In Waiting for Threshold, samples are processed but results are only consolidated once a contraction is confirmed by surpassing both amplitude and temporal thresholds. In Feature Calculation, metrics are updated in real time; when the number of overlapping samples is reached, a new window is triggered. At the end of a window, the system transitions to Finalize Packets, where the calculated values are sent to the transmission task; if the contraction persists, the process restarts for a new window, otherwise it returns to the initial state.

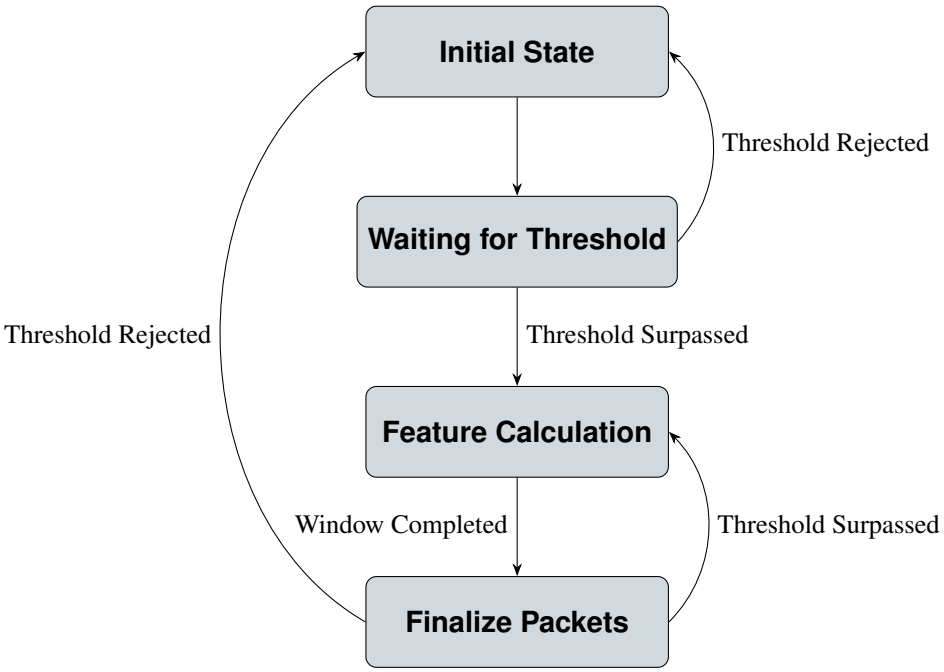


Figure 4. State diagram of the "Feature Calculation – Odd Window" task.

Each received sample is processed incrementally to update the four selected features, avoiding the need to store all samples in the window. The operations are as follows:

```
funcion calcular características
{

    mav = mav + absoluto(muestra_nueva)/tamaño_ventana_caracterí
        sticas

```

```
    wl = wl + absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)/tamañ
        o_ventana_características

    salto = absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)
    si salto ≥ umbral_wamp
        wamp++

    si contador_muestras_mavslp = tamaño_ventana_mavslp
        mavslp[numero_ventanas_mavslp] = mav - mav_anterior
        mav_anterior = mav
        contador_muestras_mavslp = 0
        numero_ventanas_mavslp++

}
```

Código 1. Pseudo-code defining the function for incremental calculation of the four features

The proposed design meets the established objectives: it effectively discriminates between noise and true contractions, reduces the volume of transmitted data through incremental feature calculation, and maintains a modular and parallel architecture suitable for execution in real-time embedded systems. Potential future improvements include dynamic threshold optimization.

4. Conclusions

This work has contributed to the development of an implantable and wireless electromyography (EMG) system based on Bluetooth Low Energy (BLE), jointly addressing the hardware characterization and the optimization of the digital processing pipeline. The results demonstrate that, after an initial ADC calibration, the system is capable of reliably transmitting EMG signals with temporal stability and low noise levels, while the proposed preprocessing reduces the transmitted data volume by 98.7% without compromising the information required for classification tasks.

The main achievements include:

- The complete characterization of the second version of the implantable system, identifying strengths and limitations compared to the preliminary prototype.
- The definition of an efficient processing pipeline, based on segmentation, double-threshold detection, and extraction of four non-redundant features (MAV, WL, WAMP, MAVSLP).
- The drastic reduction of transmitted data, from 1250 samples/s to 13 values/s, enabling the feasibility of BLE communication in an implantable environment.

With these advances, the objectives set for the project are considered achieved: the system has been fully characterized across all its stages, a functional preprocessing scheme has been proposed, and the feasibility of optimized wireless transmission has been validated.

Looking ahead, several directions for future work are identified:

- Practical implementation in C on the ESP32-C3 microcontroller, integrating the defined pipeline under FreeRTOS.
- Experimental validation with real EMG signals, both in test bench setups and in animal subjects, and in the longer term in humans.
- Dynamic optimization of parameters such as thresholds and windows, to adapt the system to inter-user variability and changing conditions.
- Extension of the scheme to functional applications, such as real-time control of myoelectric prostheses, motor rehabilitation, or chronic monitoring of muscle activity in neuromuscular patients.

In conclusion, this work demonstrates the feasibility of designing an implantable system that integrates acquisition, local processing, and efficient wireless transmission via BLE, paving the way toward advanced clinical applications for high-fidelity prosthesis control and muscle monitoring.

Bibliography

[ASGH22] E. D. A. Asghar, S. Khan, F. Azim, C. S. Shakeel, A. Hussain, and I. Niazi. Review on electromyography based intention for upper limb control using pattern recognition for human-machine. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part H Journal of Engineering in Medicine, 236, 01 2022. doi: 10.1177/09544119221074770.

[BECE24] L. Becerra-Fajardo, J. Minguillon, M. O. Krob, C. Rodrigues, M. González-Sánchez, Álvaro Megía-García, C. R. Galán, F. G. Henares, A. Comerma, A. J. del Ama, A. Gil-Agudo, F. Grandas, A. Schneider-Ickert, F. O. Barroso, and A. Ivorra. First-in-human demonstration of floating emg sensors and stimulators wirelessly powered and operated by volume conduction. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 21, 12 2024. doi: 10.1186/s12984-023-01295-5.

[BERG07] P. de A. Berger, F. A. de O. Nascimento, A. A. da Rocha, and J. L. A. Carvalho. A new wavelet-based algorithm for compression of emg signals. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), Aug. 2007.

[BIAG21] G. Biagetti, P. Crippa, L. Falaschetti, A. Mansour, and C. Turchetti. Energy and performance analysis of lossless compression algorithms for wireless emg sensors. Sensors, 21, 8 2021. doi: 10.3390/s21155160.

[CALA21] A. Calado, G. Macciantelli, V. Errico, E. Gruppioni, and G. Saggio. Evaluation of dedicated bluetooth low energy wireless data transfer for an implantable emg sensor. In Proceedings of the 2020 3rd International Conference on Sensors, Signal and Image Processing, SSIP '20, page 52–57, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery. doi: 10.1145/3441233.3441239.

[CHEN23] Z. Chen, H. Min, D. Wang, Z. Xia, F. Sun, and B. Fang. A review of myoelectric control for prosthetic hand manipulation. Biomimetics, 8, 7 2023. doi: 10.3390/biomimetics8030328.

[CHOW13] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang. Surface electromyography signal processing and classification techniques. Sensors, 13(9):12431–12466, Sept. 2013. doi: 10.3390/s130912431.

[CLAN99] E. A. Clancy and N. Hogan. Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 46, 1999.

[ENGL99] K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, and M. Stevenson. Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. Medical Engineering and Physics, 21:431–438, 1999. URL www.elsevier.com/locate/medengphy.

[FARI04] D. Farina, C. Févotte, C. Doncarli, and R. Merletti. Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51:1555–1567, 9 2004. doi: 10.1109/TBME.2004.828048.

[GSTO22] C. Gstoettner, C. Festin, C. Prahm, K. D. Bergmeister, S. Salminger, A. Sturma, C. Hofer, M. F. Russold, C. L. Howard, D. McDonnall, D. Farina, and O. C. Aszmann. Feasibility of a wireless implantable multi-electrode system for high-bandwidth prosthetic interfacing: Animal and cadaver study. Clinical Orthopaedics and Related Research, 482(6):1191–1204, 6 2022. doi: 10.1097/CORR.0000000000002135.

[HOLL22] N. L. Holly, B. A. Hasse, K. M. Gothard, and A. J. Fuglevand. Large-scale intramuscular electrode system for chronic electromyography and functional electrical stimulation. Journal of Neurophysiology, 128:1011–1024, 10 2022. doi: 10.1152/jn.00325.2022.

[HUDG93] B. Hudgins, P. Parker, S. Member, and S. Member. A new strategy for multifunction myoelectric control. IEEE TRANSACTIONS ON RIOMEDlCIIL ENGINEERING, 40, 1993.

[KUIK09] T. A. Kuiken, G. Li, B. A. Lock, R. D. Lipschutz, L. A. Miller, K. A. Stubblefield, and K. B. Englehart. Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms. JAMA, 301:619–628, 2 2009. doi: 10.1001/jama.2009.116.

[LEEV22] C. Lee, A. K. Vaskov, M. A. Gonzalez, P. P. Vu, A. J. Davis, P. S. Cederna, C. A. Chestek, and D. H. Gates. Use of regenerative peripheral nerve interfaces and intramuscular electrodes to improve prosthetic grasp selection: a case study. Journal of Neural Engineering, 19, 12 2022. doi: 10.1088/1741-2552/ac9e1c.

[MART23] A. Martín Martín. Preprocessing of emg signals. Master's thesis, Universidad Pontificia Comillas ICAI, 2023.

[MCDO12] D. McDonnall, S. Hiatt, C. Smith, and K. S. Guillory. Implantable multichannel wireless electromyography for prosthesis control. In 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pages 1350–1353, 2012. doi: 10.1109/EMBC.2012.6346188.

[MEDT25] Medtronic. Bluesync technology within implantable cardiac devices. https://europe.medtronic.com/xd-en/healthcare-professionals/therapies-procedures/cardiac-rhythm/cardiac-device-features/bluesync-technology.html, 2025. Accedido el 12 de agosto de 2025.

[NAZM16] N. Nazmi, M. A. A. Rahman, S. I. Yamamoto, S. A. Ahmad, H. Zamzuri, and S. A. Mazlan. A review of classification techniques of emg signals during isotonic and isometric contractions. Sensors, 16(8), Aug. 2016. doi: 10.3390/s16081304.

[OSKO08] M. A. Oskoei and H. Hu. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55:1956–1965, 8 2008. doi: 10.1109/TBME.2008.919734.

[PHIN12] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul. Feature reduction and selection for emg signal classification. Expert Systems with Applications, 39:7420–7431, 6 2012. doi: 10.1016/j.eswa.2012.01.102.

[PHIN13] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, and Y. Laurillau. Emg feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness. Expert Systems with Applications, 40:4832–4840, 2013. doi: 10.1016/j.eswa.2013.02.023.

[REAZ06] M. B. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin. Techniques of emg signal analysis: Detection, processing, classification and applications. Biological Procedures Online, 8:11–35, 3 2006. doi: 10.1251/bpo115.

[SHEN17] M. Dian Sheng Wong, K. A. Ng, S. Nag, R. Jegadeesan, K.-W. Leong, L. J. Ong, A. Rusly, M. Alam, G. G. L. Gammad, C. W. Tsai, S.-C. Liu, K. Voges, N. V. Thakor, A. Lahiri, C. Libedinsky, Y. P. Xu, and S.-C. Yen. A chronic implantable emg recording system with wireless power and data transfer. In 2017 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), pages 1–4, 2017. doi: 10.1109/BIOCAS.2017.8325079.

[VUVE23] P. P. Vu, A. K. Vaskov, C. Lee, R. R. Jillala, D. M. Wallace, A. J. Davis, T. A. Kung, S. W. Kemp, D. H. Gates, C. A. Chestek, and P. S. Cederna. Long-term upper-extremity prosthetic control using regenerative peripheral nerve interfaces and implanted emg electrodes. Journal of Neural Engineering, 20, 4 2023. doi: 10.1088/1741-2552/accb0c.

[WARI18] A. Waris and E. N. Kamavuako. Effect of threshold values on the combination of emg time domain features: Surface versus intramuscular emg. Biomedical Signal Processing and Control, 45:267–273, 8 2018. doi: 10.1016/j.bspc.2018.05.036.

[WEIR09] R. F. Weir, P. R. Troyk, G. A. DeMichele, D. A. Kerns, J. F. Schorsch, and H. Maas. Implantable myoelectric sensors (imess) for intramuscular electromyogram recording. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56(1):159–171, 2009. doi: 10.1109/TBME.2008.2005942.

[YOUN08] D. J. Young, B. D. Farnsworth, and R. J. Triolo. Wireless implantable emg sensor for powered prosthesis control. In 2008 9th International Conference on Solid-State and Integrated-Circuit Technology, pages 2541–2544, 2008. doi: 10.1109/ICSICT.2008.4735104.

Índice

I. Memoria **12**

1. Introducción **13**

1.1. Fundamentos de la Electromiografía 14

1.1.1. Definición y Principios de la Electromiografía 14

1.1.2. Contexto Histórico 14

1.2. Realizado en el Proyecto Actual 15

1.3. Motivación 15

1.4. Objetivos del Proyecto 16

1.5. Alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible 17

1.6. Estructura de la Memoria 17

2. Estado del Arte **19**

2.1. Instrumentación y Uso Actual de la Tecnología 20

2.1.1. Captura de EMG 20

2.1.2. Sistemas de Electromiografía Implantables 21

2.2. Metodologías para el procesamiento de EMG y control de prótesis 22

2.2.1. Obtención de características fundamentales y técnicas de clasificación . . . 22

2.2.2. Avances y revisiones en la extracción de características y clasificación de EMG 23

2.2.3. Implementaciones y validación en control de prótesis 24

2.2.4. Tendencias actuales y recientes en electromiografía 25

2.3. Sistemas de EMG Implantables e Inalámbricos 27

2.3.1. Inducción Magnética 27

2.3.2. Comunicaciones de Radiofrecuencia (Bluetooth y Otras Tecnologías) . . . 28

2.4. Transmisión y Compresión de señales EMG 30

2.5. Conclusiones 31

3. Caracterización Electrónica del Sistema **33**

3.1. Metodología de caracterización 33

3.1.1. Parámetros Caracterizados 33

3.1.2. Instrumentación utilizada 34

3.2. Caracterización de la Versión Preliminar del Sistema 36

3.2.1. Respuesta en frecuencia 36

3.2.2. Ruido: Espectro de Densidad de Potencia 37

3.3. Caracterización del Sistema Actual . . . 38
3.3.1. Respuesta en Frecuencia . . . 39
3.3.2. Ruido: espectro de densidad de potencia . . . 39
3.3.3. Pruebas con y sin BLE . . . 41
3.4. Comparación de los Resultados . . . 42
3.5. Transmisión por BLE . . . 44
3.5.1. Metodología de adquisición de datos . . . 44
3.5.2. Resultados iniciales . . . 47
3.5.3. Análisis de la respuesta temporal . . . 48
3.5.4. Resultados finales tras calibración . . . 52
3.6. Conclusiones . . . 55

4. Selección y Definición de Técnicas de Procesado y Extracción de Características 57
4.1. Fundamentos de la extracción de características en EMG . . . 58
4.1.1. Naturaleza de Una Señal EMG . . . 58
4.1.2. Definición y Propósito de la Extracción de Características . . . 60
4.1.3. Relación con Compresión de Datos y Clasificación . . . 61
4.2. Procesado de la Señal . . . 61
4.2.1. Segmentación de Datos (Windowing) . . . 62
4.2.2. Umbrales de Detección . . . 63
4.2.2.1. Definición de los umbrales de detección . . . 63
4.2.2.2. Elección del Umbral de Amplitud . . . 64
4.2.2.3. Elección del Umbral Temporal . . . 64
4.2.3. Revisión y Análisis de Características Candidatas . . . 65
4.2.4. Paquete de Características Propuesto . . . 69
4.3. Diseño del Flujo de Procesado Propuesto . . . 73
4.4. Conclusiones y Decisión de Parámetros . . . 74

5. Diseño del Algoritmo de Procesado 77
5.1. Integración con FreeRTOS . . . 77
5.2. Comparación de Umbral . . . 79
5.2.1. Explicación General . . . 79
5.3. Cálculo de Características . . . 85
5.3.1. Explicación general . . . 85
5.3.2. Tarea “Cálculo de Características Ventana Impar” . . . 86
5.3.3. Tarea “Cálculo de Características Ventana Par” . . . 88
5.3.4. Cálculo de características . . . 89
5.4. Conclusiones . . . 90

6. Conclusiones 92
6.1. Estado del Arte . . . 92
6.2. Caracterización Electrónica del Sistema . . . 94

6.3. Procesado y Extracción de Características 96
6.4. Algoritmo de Procesado 99
6.5. Conclusiones Finales 100
6.6. Futuros Desarrollos 102

II. Anexos **109**

Anexo A. Códigos Python **110**
A.1. Código Python utilizado para la recepción de los datos por Bluetooth 110

Anexo B. Códigos Matlab **112**
B.1. Código Matlab Utilizado para Representar Gráficamente los Resultados Sacados del Archivo '.m' 112
B.2. Códigos Matlab Utilizados Para el Pre-procesado de los Datos Recibidos por BLE 113
B.2.1. Limpieza de Datos y Parámetros Estadísticos 113
B.2.2. Función Matlab: encontrarPicos 117
B.2.3. Función Matlab: calcularCruces 118
B.2.4. Función Matlab: calcularPicosReales 118
B.3. Códigos Matlab para la Comparación con la Respuesta Esperada y la Obtención de Parámetros Claves 119
B.3.1. Calculo de la amplitud esperada según la respuesta en frecuencia 119
B.3.2. Representación Gráfica los Resultados Sacados del Archivo '.mat' 120
B.3.3. Representación Gráfica los resultados sacados del archivo '.mat' junto con la respuesta real 124
B.4. Códigos Matlab para extraer los valores de los archivos '.txt' 125

Anexo C. Gráficas de la Caracterización de los sistemas **128**
C.1. Comparación de la Amplitud Entre los Cuatro Canales 128
C.2. Comparación del Desfase Relativo Entre Canales 134
C.3. Comparación del Valor Medio Entre Canales 139
C.4. Comparación de la Respuesta Temporal de un Canal con la Respuesta Esperada 145

Anexo D. Cálculo de parámetros de las señales **151**

Anexo Cálculo de parámetros de las señales **152**

Anexo E. Pseudo-Código del Algoritmo de Procesado **179**

Índice de figuras

1. Circuito equivalente de una electromiografía con electrodos superficiales. 20

2. Respuesta en frecuencia del circuito analógico de la versión preliminar en el $CH1_{v1}$y $CH2_{v1}$ 37
3. Comparación entre varias medidas de la densidad espectral de potencia del ruido en el $CH1_{v1}$de la versión preliminar 38
4. Respuesta en frecuencia del circuito analógico de la versión reciente en el $CH1_{v2}$ . . 39
5. Comparación entre varias medidas de la densidad espectral de potencia del ruido en el $CH1_{v2}$de la versión reciente 40
6. Comparación de la respuesta en frecuencia con y sin la transmisión BLE activada . . 41
7. Comparación del espectro de ruido con y sin transmisión BLE 42
8. Comparación entre el ruido equivalente a la entrada de ambas versiones 43
9. Representación gráfica de una anomalía detectada en los datos recibidos por Bluetooth tras aplicar una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 45
10. Resultados crudos obtenidos tras la comunicación BLE para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 47
11. Comparación de los resultados obtenidos trás la conversión con la fórmula 3 y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 48
12. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 49
13. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 50
14. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 51
15. Comparación de los resultados obtenidos tras la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. 52

16. Diagrama del flujo general para procesar una señal EMG 62

17. Diagrama de estados de la tarea “Comparación de Umbral”. 80
18. Diagrama de estados de la tarea “Cálculo de Características Ventana Impar”. 86

19. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $0.5\,\mathrm{Hz}$ 128
20. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $1\,\mathrm{Hz}$ 129
21. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$ 129
22. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $10\,\mathrm{Hz}$ 130
23. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 130
24. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $50\,\mathrm{Hz}$ 131
25. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$ 131
26. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $200\,\mathrm{Hz}$ 132
27. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$ 132
28. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 133
29. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$ 133
30. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en el valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $0.5\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 134
31. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en el valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $1\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 134
32. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 135
33. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $10\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 135
34. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 136
35. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $50\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 136
36. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 137
37. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $200\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 137
38. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 138

39. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 138
40. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$. Muestra el desfase entre los canales. 139
41. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $0.5\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 139
42. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $1\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 140
43. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 140
44. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $10\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 141
45. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 141
46. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $50\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 142
47. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 142
48. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $200\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 143
49. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 143
50. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 144
51. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales. 144
52. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $0.5\,\mathrm{Hz}$ 145
53. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $1\,\mathrm{Hz}$ 145
54. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$ 146
55. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $10\,\mathrm{Hz}$ 146
56. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 147
57. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $50\,\mathrm{Hz}$ 147
58. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$ 148

59. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $200\,\mathrm{Hz}$ 148
60. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$ 149
61. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$ 149
62. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$ 150

Índice de tablas

1. Resumen de parámetros clave observados para ambos sistemas. 44
2. Comparación de la media de los periodos reales medidos con el periodo esperado para el $CH1_{v2}$ 53
3. Comparación de la estimación de la frecuencia con la frecuencia de entrada para el $CH1_{v2}$ 54
4. Comparación de la media de las amplitudes reales medidas con la amplitud esperada para el $CH1_{v2}$ 54

5. Lista completa de las características en el **Dominio del Tiempo** (TD) 66
6. Lista completa de las características en el **Dominio de la Frecuencia** (Tf) 68
7. Lista completa de las características en el **Dominio tiempo–frecuencia** (TFD) 70

Índice de extractos de código

5.1. Pseudo-Código de las acciones en el estado “Estado Inicial” de la máquina de estados de “Comparación por Umbral” 81
5.2. Pseudo-Código de las acciones en el estado “Calcular Ventana Inicial” de la máquina de estados de “Comparación por Umbral” 81
5.3. Pseudo-Código de las acciones en el estado “Verificar Umbral” de la máquina de estados de “Comparación por Umbral” 82
5.4. Pseudo-Código de las acciones en el estado “Verificar Umbral Temporal” de la máquina de estados de “Comparación por Umbral” 83
5.5. Pseudo-Código de las acciones en el estado “Esperar Bajada” de la máquina de estados de “Comparación por Umbral” 83
5.6. Pseudo-Código de la defición completa de la tarea “Comparación por Umbral” . . . 85
5.7. Pseudo-Código de la defición completa de la tarea “Cálculo de Características Ventana Impar” 88
5.8. Pseudo-Código de la defición completa de la tarea “Cálculo de Características Ventana Par” 89
5.9. Pseudo-Código de la defición de la función para calcular incrementalmente las cuatro caracteríticas 90

Acrónimos y Abreviaciones

ADC	Analogic to Digital Converter
ASIC	Circuito Integrado de Aplicación Específica
CH1	Canal 1 del sistema
CH2	Canal 2 del sistema
ECG	Electrocardiograma
EMG	Electromiografía
ENOB	Effective Number of Bits
FD	Frequency Domain
FFT	Fast Fourier Transform
FLAC	Free Lossless Audio Codec
FreeRTOS	Free Real Time Operative System
ICAI	Instituto Católico de Artes e Industrias
IMES	Implantable Myoelectric Systems
kSPS	kilo Samples Per Second
LDA	Linear Discriminant Analysis
MIRA	Myoelectric Implantable Recording Array
MUAP	Motor Unit Action Potential
PCB	Printed Circuit Board
PSD	Power Spectral Density
RF	Radio Frecuencia
RF	Respuesta en Frecuencia
RNA	Redes Neuronales Artificiales
RPNI	Regenerative Peripheral Nerve Interface
SNR	Signal to Noise Ratio
SVM	Support Vector Machines
TD	Time Domain

TFM	Trabajo Fin de Máster
TMR	Targeted Muscle Reinnervation

PARTE I

MEMORIA

Capítulo 1

Introducción

DESDE los impulsos eléctricos que controlan cada contracción muscular hasta los circuitos avanzados que registran estos movimientos, la unión entre biología y tecnología revela el fascinante mundo de la actividad muscular. Mediante la electromiografía (EMG), somos capaces de capturar y analizar estas señales eléctricas, descifrando cómo nuestros músculos responden y se adaptan a cada estímulo. Esta técnica nos permite transformar la actividad muscular en datos que pueden convertirse en una herramienta esencial que abre nuevas puertas en áreas como el control de prótesis, el diagnóstico de enfermedades neuromuscular y la rehabilitación física. En el corazón de esta innovadora tecnología se encuentra el reto de medir y transmitir estas señales desde un sistema implantable, pequeño y completamente inalámbrico, capaz de operar en el cuerpo humano de manera eficiente y segura.

Este Trabajo de Fin de Máster forma parte de una iniciativa mayor, que ha desarrollado un sistema EMG implantable inicial, que sigue presentando defectos como por ejemplo el alto consumo de energía. El propósito de este proyecto es mejorar un sistema EMG implantable e inalámbrico, avanzando en el desarrollo de su segunda versión. Este sistema busca captar la actividad eléctrica del músculo mediante un implante de tamaño reducido, que transmite los datos inalámbricamente a una unidad externa para su análisis y procesamiento. A diferencia de sistemas EMG tradicionales, la naturaleza implantable e inalámbrica de este dispositivo impone importantes desafíos, incluyendo la miniaturización, bajo consumo energético y fiabilidad de la transmisión de datos.

El alcance de este proyecto incluye la caracterización analógica completa del sistema, lo que abarca la evaluación de ruido, ancho de banda y respuesta en frecuencia del dispositivo. Además, se trabajará en la optimización de la captura y envío de datos minimizando el consumo de energía del dispositivo. Para ello se quiere estudiar un preprocesado para optimizar los datos que se envían inalámbricamente, manteniendo intacta la información necesaria para el control de prótesis pero enviando lo estrictamente necesario.

1.1. Fundamentos de la Electromiografía

1.1.1. Definición y Principios de la Electromiografía

La electromiografía (EMG) es una técnica de registro gráfico de la actividad eléctrica de los músculos esqueléticos. Mediante la utilización de electrodos, la EMG permite capturar las señales generadas por los músculos al contraerse o relajarse. Estas señales, conocidas como electromiogramas, reflejan la actividad eléctrica que emiten los nervios conectados a los músculos y varían en frecuencia y amplitud dependiendo del músculo y de la actividad realizada [BARE16]. El rango de estos potenciales suele encontrarse entre los $50\,\mu\mathrm{V}$ y $30\,\mathrm{mV}$, con frecuencias útiles que oscilan entre los $10\,\mathrm{Hz}$ y $500\,\mathrm{Hz}$ en músculos normales [GOWI99]. La EMG puede realizarse mediante electrodos intramusculares (inserción dentro del músculo) o electrodos superficiales (colocados sobre la piel en el área muscular), siendo útil en múltiples campos de aplicación como el estudio del sistema neuromuscular, el diagnóstico médico de enfermedades neuromuscular y la fisioterapia para monitorizar la activación muscular.

Existen dos métodos principales de EMG para registrar la actividad muscular: se pueden usar electrodos de superficie o internos. Los electrodos superficiales consisten mayoritariamente en un disco metálico sumado a un gel electrolítico que al estar en contacto con la piel conduce la señal eléctrica transmitida en los músculos [MART23]. Los electrodos internos, permiten registrar señales específicas de un único grupo muscular, a menudo sin necesidad de geles electrolíticos o interfaces complejas, reduciendo los problemas que se pueden encontrar con los electrodos superficiales [MART23]. La técnica de electromiografía implantable también se denomina iEMG y la electromiografía superficial, sEMG.

1.1.2. Contexto Histórico

La electromiografía (EMG), la técnica de registro de la actividad eléctrica en los músculos, tiene sus primeras referencias en el siglo XVII. En 1666, Francesco Redi descubrió un músculo en la anguila eléctrica (*Electrophorus electricus*) capaz de generar electricidad [WIKI24]. Posteriormente, en 1773, Walsh demostró que los tejidos musculares de la Raya Eléctrica podían generar chispas eléctricas. En 1792, Luigi Galvani documentó que la electricidad podía inducir contracciones musculares. A mediados del siglo XIX, Du Bois-Reymond logró registrar esta actividad durante las contracciones musculares, y en 1890 Marey realizó el primer registro gráfico de esta actividad, introduciendo el término electromiografía. En el siglo XX, con el desarrollo del osciloscopio por Gasser y Erlanger en 1922, se mostró visualmente la señal eléctrica de los músculos. Durante las décadas siguientes, se mejoraron los electrodos, permitiendo un mayor detalle en el registro de las señales musculares. A finales de los años 60 y 80, se establecieron métodos clínicos específicos para el tratamiento de trastornos neuromuscular, donde la EMG comenzó a aplicarse de manera masiva.

1.2. Realizado en el Proyecto Actual

El sistema implantable desarrollado hasta ahora en el proyecto se ha probado en animales y se ha diseñado para medir señales EMG en dos canales, logrando una alta fiabilidad en la captura y transmisión de datos. Este dispositivo está encapsulado en un material plástico biocompatible, que asegura su compatibilidad a largo plazo con el organismo sin producir reacciones adversas significativas. Después de haber realizado pruebas en conejos, no se han encontrado problemas de rechazo del dispositivo.

El sistema cuenta con tecnología de carga inalámbrica. Sin embargo, se han identificado áreas de mejora importantes: el sistema presenta un consumo de energía elevado que limita la duración operativa en aplicaciones prácticas. Asimismo, la estructura actual no está optimizada para la aplicación específica, lo que reduce su eficacia en condiciones reales. Esto resulta que se puedan transmitir los datos únicamente manteniendo el circuito en carga, no cumpliendo entonces las expectativas del proyecto.

1.3. Motivación

La EMG es una herramienta crucial en el ámbito médico para el diagnóstico, tratamiento y control de diversas condiciones musculares y nerviosas. Actualmente, existen múltiples aplicaciones de los sistemas de EMG en medicina, tanto para detectar y tratar ciertas enfermedades neuromusculares, como para ayudar en el proceso de rehabilitación y control de prótesis. Sin embargo, uno de los principales desafíos para los pacientes que requieren un monitoreo crónico de su actividad muscular es el carácter invasivo y limitado de los métodos actuales. El desarrollo de un sistema de electromiografía implantable e inalámbrico presenta una oportunidad única.

En particular, un sistema de EMG implantable que funcione de manera inalámbrica mediante *Bluetooth Low Energy* ***(BLE)*** representa un avance significativo en comparación con los dispositivos actuales. Hasta el momento, los sistemas disponibles solo utilizan tecnología de inducción para comunicarse de manera inalámbrica a través de la piel, lo cual restringe su alcance y limita su capacidad de transmisión de datos. Por lo tanto, el desarrollo de un sistema que transmita datos a través de Bluetooth permitiría una mayor libertad de movimiento y una integración mucho más eficiente con dispositivos externos, como prótesis avanzadas o dispositivos de monitoreo en tiempo real.

Las EMG pueden ser utilizadas no solo para la detección y tratamiento de enfermedades, sino también para recuperar el control muscular perdido, en caso de seccionamiento o perdida de sensibilidad en el nervio. Sin embargo, mediante el procesamiento de las señales emitidas por el nervio dañado, es posible controlar una prótesis que reemplace el movimiento original. Para lograr esto, es esencial diseñar un circuito pequeño y preciso, de bajo consumo, que permita captar y procesar estas señales de manera confiable.

El objetivo a largo plazo es desarrollar una tecnología que permita a personas que han perdido la movilidad en sus extremidades recuperar no solo la capacidad de moverlas, sino incluso, en los mejores casos, alcanzar una motricidad fina que les permita acciones complejas como escribir a mano. Aunque existen diseños similares que utilizan sensores de superficie, la motivación principal de este proyecto es diseñar un sistema implantable que pueda realizar todas las mediciones desde el interior del cuerpo. Esto hace aún más necesario desarrollar un circuito de bajo consumo y tamaño reducido, que minimice el impacto en el organismo y ofrezca una solución a largo plazo para los usuarios.

1.4. Objetivos del Proyecto

Como se ha explicado, el TFM forma parte de un proyecto mayor, significando que el TFM no marca ni el comienzo ni el final del proyecto, sino que es una parte. Después de haber conseguido implementar un primer circuito *in vivo* en un conejo, se consiguió medir y enviar datos de la EMG con éxito. A pesar de ello, sigue existiendo un problema mayor con respecto a la batería del sistema, ya que para realizar el envío de datos necesita más potencia de la que puede suministrar una batería de poco tamaño. Se consiguen enviar datos mientras se mantiene alimentado el dispositivo. Se pretende conseguir una versión del sistema que sea capaz de realizar su función dependiendo únicamente de la batería del sistema.

El alcance de este proyecto consiste en una primera parte analizar ambas versiones de los circuitos, obteniendo la caracterización completa de estos. En una segunda parte intentar optimizar el envío de datos para conseguir reducir al máximo el consumo de batería.

Se consideran los siguientes objetivos:

Objetivo nº1. Conseguir familiarizarse con los objetos de trabajo, lo desarrollado previamente en este proyecto y el estado del arte de las EMGs implantables.

Objetivo nº2. Hacer la caracterización completa de la versión antigua del circuito.

Objetivo nº3. Hacer la caracterización completa de la segunda versión del circuito.

Objetivo nº4. Proponer un preprocesado de datos para transmitir la información necesaria reduciendo la cantidad de datos brutos.

Objetivo nº5. Entrega de una técnica funcional que optimize la captura y envío de información de EMG que permita el control de prótesis, reduciendo el consumo de potencia del sistema.

1.5. Alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible

Este proyecto contribuye a la consecución de varios Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la ONU, establecidos en 2015, destacándose en los siguientes:

ODS 3 - Salud y Bienestar: Este objetivo se enfoca en garantizar una vida sana y promover el bienestar para todos en todas las edades. El desarrollo de un sistema de electromiografía (EMG) implantable y optimizado tiene el potencial de mejorar sustancialmente la calidad de vida de personas que requieren monitoreo crónico de la actividad muscular, como pacientes amputados y aquellos con conexiones nerviosas dañadas. Al proporcionar una alternativa inalámbrica y de mayor precisión para el monitoreo EMG, este proyecto responde a la necesidad de mejorar el diagnóstico, seguimiento y tratamiento en contextos clínicos, ayudando a poblaciones que tradicionalmente enfrentan limitaciones de acceso a estas tecnologías. Con un sistema de monitoreo continuo, los pacientes podrán beneficiarse de un control y rehabilitación más eficaz, promoviendo su bienestar físico y psicológico.

ODS 9 - Industria, Inovación e Infraestructura: El proyecto también contribuye a este objetivo, que impulsa la innovación y el desarrollo de infraestructuras resilientes y sostenibles. Enfocado en la creación de un sistema EMG avanzado y de segunda generación, este trabajo introduce innovaciones tanto en la tecnología de monitoreo muscular como en la conectividad inalámbrica, generando un impacto potencial en la industria biomédica y de dispositivos médicos. Este proyecto tiene como objetivo la implementación de un sistema de EMG mejorado que, al reducir las limitaciones de los sistemas actuales, establece un nuevo estándar en la tecnología médica aplicada. Además, promueve la infraestructura necesaria para el desarrollo y mantenimiento de tecnologías de salud más inclusivas y accesibles, integrando avances en miniaturización, consumo energético, y transmisión segura de datos.

ODS 10 - Reducción de las Desigualdades: Este proyecto se alinea con el objetivo de reducir desigualdades, al ofrecer una tecnología que permita a las personas con discapacidades físicas acceder a un tratamiento y monitoreo más accesible. Mediante el desarrollo de un sistema EMG que sea efectivo, confiable y de bajo coste, se ayuda a que tecnologías avanzadas de rehabilitación y monitoreo, generalmente costosas y de difícil acceso, puedan beneficiar a un público más amplio y reducir las barreras a la atención médica y al bienestar.

1.6. Estructura de la Memoria

En el Capítulo 1 se presenta la introducción general, en la que se exponen los objetivos del TFM, la motivación que lo sustenta y el contexto en el que se enmarca.

Los capítulos que siguen hasta el Capítulo 6 de Conclusiones detallan el desarrollo del trabajo. En el Capítulo 2 se recoge el estado del arte en electromiografía implantable, transmisión inalámbrica y técnicas de procesado de señales. En el Capítulo 3 se presenta la caracterización electrónica completa del sistema desarrollado, tanto en la etapa analógica como digital y de transmisión. A continuación, el Capítulo 4 define las técnicas de procesado más adecuadas para optimizar la transmisión de datos. Finalmente, el Capítulo 5 describe el diseño lógico del algoritmo de procesado propuesto y el Capítulo 6 expone las conclusiones generales del trabajo y los posibles desarrollos futuros.

La Parte II dedicada a los Anexos, incluye todo el material complementario: los códigos desarrollados en Python y Matlab, los scripts de cálculo y preprocesado, el pseudo-código del algoritmo de procesado, así como gráficos y resultados adicionales que respaldan los resultados presentados en la memoria principal.

Capítulo 2

Estado del Arte

ESTE capítulo presenta una revisión detallada del estado actual de la tecnología y las metodologías relacionadas con la adquisición, procesado y transmisión de señales de electromiografía (EMG), prestando especial atención a aquellos enfoques que resultan directamente relevantes para el desarrollo del presente Trabajo de Fin de Máster. Una parte significativa de las técnicas y principios aquí descritos serán empleados en el sistema propuesto, motivo por el cual, en capítulos posteriores —especialmente en el Capítulo 4— se explicará en detalle su significado técnico, así como cómo se pretenden aplicar y las implicaciones prácticas en el contexto del TFM. Por esta razón, no se entrará en demasiados detalles ni explicaciones en el presente capítulo.

La revisión se estructura en varias secciones temáticas, empezando por el estado actual de la instrumentación y los sistemas EMG: tanto superficiales como implantables. Luego se verá las metodologías para la extracción de características y la clasificación de señales, seguido de la transmisión inalámbrica de datos y finalmente, las estrategias de compresión. En cada apartado se sigue un criterio cronológico y técnico que permite comprender la evolución de la tecnología, identificando sus logros, limitaciones y tendencias más recientes.

Es importante destacar que el Estado del Arte no aborda un estado del arte específico sobre la caracterización electrónica de un circuito. Dicho análisis se tratará de manera exhaustiva y experimental en el Capítulo 3. El foco de esta revisión está en el tratamiento de la señal y en las soluciones tecnológicas que permiten su adquisición fiable y su transmisión eficiente, aspectos clave para el objetivo de optimizar un sistema EMG implantable e inalámbrico con recursos energéticos y de ancho de banda limitados.

2.1. Instrumentación y Uso Actual de la Tecnología

2.1.1. Captura de EMG

Existen dos métodos principales de EMG para registrar la actividad muscular: se pueden usar electrodos de superficie o internos.

Los electrodos superficiales consisten mayoritariamente en un disco metálico sumado a un gel electrolítico que al estar en contacto con la piel conduce la señal eléctrica transmitida en los músculos [MART23]. Estos se usan igualmente para medir electrocardiogramas (ECG, actividad eléctrica del sistema cardíaco). La EMG superficial se ha establecido como una herramienta accesible y económica, aunque con ciertas limitaciones. Este tipo de sensor, al colocarse en la superficie de la piel, registra múltiples señales de músculos adyacentes, lo cual puede llevar a una baja especificidad en situaciones de contracciones intensas. Adicionalmente, las capas de la epidermis y subcutáneas presentan una capacitancia y impedancia. Se muestra en la Figura 1 el circuito equivalente. Esto crea mayores dificultades a la hora de medir y corregir señales.

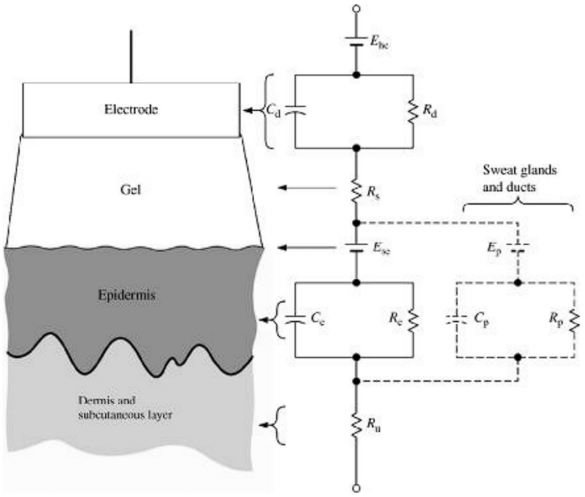


Figura 1. Circuito equivalente de una electromiografía con electrodos superficiales.

Los electrodos internos, permiten registrar señales específicas de un único grupo muscular, a menudo sin necesidad de geles electrolíticos o interfaces complejas, reduciendo los problemas que se pueden encontrar con los electrodos superficiales [MART23]. Los avances en miniaturización y biocompatibilidad han permitido la creación de sensores EMG cada vez más pequeños y biocompatibles. Estos sensores se encapsulan en materiales como silicona y polímeros específicos, que minimizan la inflamación y el rechazo del organismo.

En la actualidad, los sensores de superficie y los internos permiten registrar señales de músculos profundos sin intervención quirúrgica frecuente. Esto se ha vuelto posible gracias a desarrollos en microelectrónica y biocompatibilidad que han mejorado la precisión de las lecturas y han reducido la incomodidad para los pacientes.

Se pueden encontrar a la venta una gran variedad y disponibilidad de diferentes sistemas de EMG accesibles para diferentes públicos. Por ejemplo, la empresa BTS bioengineering propone aparatos para el uso doméstico. En la página de Delsys se pueden encontrar diferentes marcas como Cometa, Deymed, EMS, que vende sus artículos destinados a un uso médico.

2.1.2. Sistemas de Electromiografía Implantables

Los sistemas de EMG implantables actuales permiten la captura directa y precisa de señales EMG en músculos específicos, eliminando interferencias y proporcionando una base de datos más clara para el control muscular. En 2009, Richard Weir *et al.* desarrollaron un sistema multi-canal con capacidad para hasta 32 sensores implantados. Estos sensores transmiten las señales EMG mediante un enlace magnético transcutáneo que, además, suministra energía y controla los dispositivos, minimizando problemas asociados con cables percutáneos [WEIR09].

Young *et al.*, en 2008, presentaron un micro sistema implantable subfacial diseñado para el control de prótesis mediante sensores EMG. El sistema integra un circuito ASIC, una bobina de telemetría RF y electrodos de platino-iridio, ofreciendo una transmisión inalámbrica de datos EMG a través de un enlace inductivo. Los ensayos en animales demostraron su capacidad para una transmisión de alta fidelidad a largo plazo, subrayando su viabilidad para aplicaciones de prótesis controladas por EMG [YOUN08].

En un avance hacia la durabilidad, Dian Sheng *et al.* (2017) desarrollaron un sistema EMG implantable y completamente inalámbrico, que logró operar en un ensayo continuo durante tres meses en un estudio con roedores. La implementación inalámbrica consistía en una transmisión de datos por enlace inductivo como en [YOUN08]. El sistema, encapsulado en silicona biocompatible, alcanzó tasas de muestreo de hasta 20 kSPS por canal, validando su robustez para monitoreo prolongado en condiciones in vivo [SHEN17].

McDonald *et al.* (2012) también contribuyeron al avance con un sistema EMG implantable multi-canal orientado al control de prótesis. Este sistema permite registrar múltiples señales EMG simultáneamente para manipular varias articulaciones de una prótesis. Las pruebas iniciales en animales demostraron una alta reducción de ruido y una clara separación de las fases de movimiento, lo que destaca su potencial para aplicaciones en prótesis de control avanzado [MCDO12].

Se puede concluir que hasta el momento, los sistemas de EMG implantables han logrado avances importantes en la captura precisa de señales musculares, facilitando el control directo sobre músculos específicos y generando datos de alta fidelidad para aplicaciones en prótesis y monitoreo a largo plazo. Se resalta que en la mayoría de los desarrollos actuales, como los sistemas de Weir, Young, Sheng y McDonald, emplean exclusivamente tecnología de inducción para establecer comunicación inalámbrica a través de la piel que se caracteriza por una falta del alcance. Los dispositivos (también disponibles en el mercado) que permiten la transmisión de datos con mayor alcance inalámbrico resultan ser EMG superficiales.

2.2. Metodologías para el procesamiento de EMG y control de prótesis

En el ámbito del análisis de electromiografía, bien sea para control de prótesis u otros aspectos relevantes en medicina, la tendencia predominante ha sido desarrollar estrategias cada vez más sofisticadas para la extracción de características y la clasificación de señales de electromiografía. Este enfoque busca transformar la señal bruta, altamente variable y no estacionaria, en información discreta e interpretable que se puede usar luego en algoritmos de control. El uso de EMG superficial predomina en este campo, por su carácter no invasivo y facilidad de adquisición.

En la presente sección se revisa la evolución de estas técnicas siguiendo un orden cronológico y temático: primero, se abordan las aportaciones fundacionales que establecieron las bases de la extracción de características y la clasificación de señales EMG; a continuación, se presentan revisiones y mejoras metodológicas que consolidaron estas estrategias; posteriormente, se analiza su aplicación y validación en entornos funcionales, particularmente en usuarios amputados; y finalmente, se exponen las tendencias más recientes, incluyendo el paso hacia sistemas EMG implantables e inalámbricos, capaces de superar algunas limitaciones históricas.

Este recorrido también tiene como objetivo identificar qué principios y métodos serán empleados en el presente TFM para optimizar el preprocesado y reducir el volumen de datos transmitidos en un sistema implantable. Los siguientes conceptos de esta sección se presentarán de forma más detallada y con un enfoque investigador en el Capítulo 4. Mientras que en dicho capítulo se profundizará en la fundamentación teórica y en la evaluación técnica de cada técnica, aquí el propósito es ofrecer una visión global del estado actual y de los avances logrados, sin entrar en un análisis detallado y explicativo de cada método.

2.2.1. Obtención de características fundamentales y técnicas de clasificación

Los avances en la clasificación de señales EMG para el reconocimiento de múltiples movimientos han sido impulsados por una serie de contribuciones clave. Englehart [ENGL99] introdujo el uso de representaciones tiempo-frecuencia, mediante la transformada de Fourier de ventana corta y la transformada wavelet (introducida por Hudgins *et al.* en 1993 [HUDG93]), para capturar la naturaleza no estacionaria de la EMG y mejorar la detección de transiciones rápidas entre gestos. De forma complementaria, Clancy [CLAN99] realizó un análisis estadístico de la función de densidad de probabilidad (PDF [1]) de la EMG, comparando modelos Gaussianos y Laplacianos,

[1] *Probability Density Function*, Función de Densidad de Probabilidad, función matemática que describe cómo se distribuye la probabilidad de una variable aleatoria continua a lo largo de sus posibles valores.

y estableciendo criterios para la elección óptima de detectores de amplitud como RMS[2] o MAV[3].

A principios de los años 2000, diversos autores evaluaron y compararon clasificadores clásicos como el *Linear Discriminant Analysis* (LDA[4]) y Redes Neuronales Artificiales (RNA[5]). En estos estudios se destaca la importancia de la longitud y solapamiento de las ventanas de análisis en el rendimiento del sistema. Entre ellos, Oskoei y Hu [OSKO08] optimizaron el uso de máquinas de vectores de soporte (SVM[6]) e incorporaron técnicas de post-procesado como el *majority voting*[7].

Phinyomark [PHIN13] llevó a cabo una evaluación sistemática de decenas de características EMG para identificar aquellas más robustas frente a variaciones de condiciones y sujetos. Cómo indican la mayoría de autores, la variaciones de condiciones son críticas para la clasificación de señales EMG; entre ella se encuentran la fatiga muscular, el desplazamiento de los sensores debido al movimiento corporal, la orientación del miembro estudiado. En conjunto, estos trabajos sentaron las bases para comprender cómo extraer información discriminante de la señal EMG bruta y transformarla en decisiones de clasificación fiables para aplicaciones como el control de prótesis multifunción.

2.2.2. Avances y revisiones en la extracción de características y clasificación de EMG

En la segunda década del siglo XXI, se han sistematizado los avances en la clasificación de señales EMG y en la optimización de sus etapas de procesado. Oskoei y Hu [OSKO08] presentaron una visión integral del flujo de reconocimiento, desde la segmentación y extracción de características hasta el post-procesado, introduciendo la clasificación mediante máquinas de vectores de soporte (SVM) y demostrando su superioridad en ciertos contextos frente a clasificadores tradicionales como LDA o redes neuronales.

Reaz *et al.* [REAZ06] realizaron una extensa revisión de las técnicas de análisis de EMG, describiendo características en dominio del tiempo, de la frecuencia y adicionalmente enfoques tiempo–frecuencia. Esta revisión permitió evaluar sus aplicaciones en control mioeléctrico. Chowdhury *et al.* [CHOW13] complementaron esta visión comparando métodos de preprocesado, selección de características y clasificación, aportando directrices para su implementación en sistemas de control de prótesis.

[2] *Root Mean Square*, Valor Cuadrático Medio, medida estadística que indica el valor "promedio efectivo" de un conjunto de números o de una señal.

[3] *Mean Absolute Value*, Valor Absoluto Medio, promedio del valor absoluto de cada muestra.

[4] *Linear Discriminant Analysis*, Análisis Discriminante Lineal, método utilizado en estadística para encontrar una combinación lineal de características que caracteriza o separa dos o más clases de objetos o eventos.

[5] Redes Neuronales Artificiales, modelos computacionales inspirados en el cerebro humano, formados por nodos interconectados que procesan información y aprenden patrones a partir de datos.

[6] *Support Vector Machines*, Máquinas de Vectores de Soporte, método de aprendizaje supervisado usado para clasificación y regresión. Su idea es encontrar un hiperplano que separe los datos de distintas clases

[7] Métodos aplicados tras la predicción de un modelo para refinar o estabilizar el resultado.

Siendo aún más específico en sus investigaciones, Phinyomark [PHIN12, PHIN13] analizó un amplio conjunto de características (temporales, de frecuencia, tiempo–frecuencia y no lineales) para identificar aquellas más eficaces y robustas, proponiendo métodos de reducción de dimensiones y asegurando un buen rendimiento. Propuso la selección de subconjuntos óptimos y la eliminación de redundancia. Con estas estrategias se puede ahora incrementar la eficiencia computacional, así como reducir los datos necesarios, lo cuál es un aspecto central en el TFM, donde el objetivo es minimizar el volumen de información transmitida.

2.2.3. Implementaciones y validación en control de prótesis

Diversos trabajos han trasladado las técnicas previamente descritas a entornos prácticos, evaluando su desempeño en usuarios amputados. Entre ellos, destacan los siguientes estudios: En el trabajo de Farina *et al.* [FARI04] se evaluó el control mioeléctrico basado en reconocimiento de patrones en amputados transhumerales y sujetos sanos, utilizando EMG superficial con varios canales y clasificadores como LDA. El estudio implementó un protocolo de extracción de características en dominios temporal y de la frecuencia, entrenando y validando los sistemas tanto en entornos virtuales como con prótesis reales. Los resultados confirmaron que la discriminación de múltiples gestos es viable en usuarios amputados, identificando además factores críticos como la colocación de electrodos y la necesidad de calibraciones periódicas para mantener el rendimiento.

Kuiken *et al.* [KUIK09] llevaron este enfoque un paso más allá mediante la introducción de la técnica de *Targeted Muscle Reinnervation* (TMR), que transfiere nervios residuales a músculos específicos para generar señales EMG ricas y apropiadas. Estas señales fueron procesadas con algoritmos de reconocimiento de patrones (LDA) para controlar múltiples grados de libertad en prótesis avanzadas, tanto virtuales como físicas. El estudio mostró altas tasas de éxito en movimientos de codo, muñeca y mano, aunque con mayor dificultad en la selección de patrones de prensión. Este avance combina una solución quirúrgica con técnicas de clasificación, ampliando el repertorio de señales disponibles y permitiendo un control más natural e intuitivo en amputados de alto nivel.

En esta línea, la revisión de Chen *et al.* [CHEN23] ofrece una visión amplia del estado actual del control mioeléctrico de prótesis de manos, describiendo avances en clasificadores y métodos bio-miméticos. Sin embargo, señala que la mayoría de los trabajos se han centrado en la optimización de estos algoritmos para tareas básicas de agarre y liberación, explorando rara vez actividades funcionales complejas propias de la vida diaria. Este diagnóstico evidencia una brecha entre el rendimiento de laboratorio y las necesidades reales de los usuarios, subrayando la importancia de desarrollar estrategias de control más versátiles y evaluarlas en contextos funcionales exigentes.

Por su parte, la revisión de Nazmi *et al.* [NAZM16] identifica los retos que aún persisten en el ámbito del control mioeléctrico, tales como la elevada variabilidad entre sesiones y sujetos, así

como las diferencias de comportamiento de la señal entre contracciones isotónicas e isométricas. Estos hallazgos resaltan la necesidad de métodos capaces de mantener la precisión y la robustez frente a condiciones cambiantes, lo que abre la puerta a tecnologías emergentes que, como en el presente TFM, persiguen optimizar el preprocesado y la transmisión de datos en sistemas inalámbricos que requieren bajo consumo.

2.2.4. Tendencias actuales y recientes en electromiografía

En los últimos años se han producido avances significativos en el uso de sistemas EMG implantables para el control de prótesis, con un enfoque en mejorar la calidad y estabilidad de la señal, así como en reducir la necesidad de hacer calibraciones frecuentes. Lee *et al.* [LEEV22] presenta un caso pionero en humanos en el que se combina la interfaz *Regenerative Peripheral Nerve Interface* (RPNI[8]) con electrodos intramusculares para mejorar la selección de agarres en una prótesis. El estudio muestra una mejora en la precisión de clasificación frente a la EMG superficial ($92.5\,\%$ frente a $81.9\,\%$) manteniendo el rendimiento bajo carga cognitiva. Este trabajo amplía las contribuciones clásicas de Englehart y Oskoei al trasladar los principios de extracción de características y clasificación a señales implantadas, resolviendo limitaciones históricas de fiabilidad y necesidad de calibración diaria. Su aportación principal es la validación en tareas funcionales reales, lo que refuerza su aplicabilidad práctica. No obstante, el estudio se limita a un único paciente.

Vu *et al.* da un paso más al demostrar la viabilidad de un control de prótesis estable durante varios años en dos sujetos, utilizando EMG intramuscular procedente de RPNI y músculos residuales. El trabajo reporta señales de alta calidad (SNR > 15) mantenidas durante 2–3 años, con precisiones de clasificación superiores al $94\,\%$ sin volver a calibrar y éxito del $99\,\%$ en tareas funcionales tras más de 600 días tras el implante[VUVE23] . Esto resuelve los problemas señalados en revisiones previas como las de Oskoei y Nazmi, en torno a la estabilidad y repetibilidad de las señales. La principal aportación es demostrar que un origen de señal estable puede preservar la posibilidad de separación de características durante largos periodos, permitiendo sistemas implantables que reduzcan la necesidad de mantenimiento y ajustes. El número de pacientes sigue siendo reducido.

Holly *et al.* desarrolla un sistema de gran escala con 58 electrodos intramusculares implantados en 29 músculos de macacos, permitiendo el registro crónico y la estimulación funcional durante más de 15 semanas [HOLL22]. Este enfoque mantiene la estabilidad de la señal y la capacidad de generar fuerzas musculares consistentes a lo largo del tiempo, demostrando la viabilidad técnica de implantes de varios canales de alta densidad. Su contribución es relevante para la investigación de coordinación muscular compleja y para la futura adaptación de sistemas implantables en humanos.

[8] Interfaz Nerviosa Periférica Regenerativa, es una técnica quirúrgica utilizada para reconectar nervios periféricos cortados o lesionados a un tejido muscular

Asghar *et al.* presenta una revisión exhaustiva de las técnicas modernas de procesamiento y clasificación de EMG para el control mioeléctrico, abarcando desde la adquisición de la señal hasta la implementación práctica, con especial atención a la comparación entre electrodos superficiales e intramusculares [ASGH22]. Actualiza el marco teórico de trabajos clásicos (Englehart, Phinyomark, Nazmi) incorporando *deep learning* y algoritmos adaptativos. Identifica problemas críticos como el desplazamiento de electrodos y la variabilidad postural, relevantes para el diseño de hardware y estrategias de procesado en entornos reales.

Hussain *et al.* analiza el impacto de la reducción de características en el rendimiento de clasificación de EMG, demostrando que técnicas como PCA o selección secuencial pueden mejorar la precisión y reducir el coste computacional, especialmente en sistemas de tiempo real [HUSS22]. Este aporte conecta directamente con el objetivo del TFM de minimizar el volumen de datos transmitidos en un sistema implantable inalámbrico, preservando o incluso mejorando el rendimiento de clasificación. Aunque el estudio se centra en rehabilitación de miembros inferiores, las conclusiones son extrapolables a otros contextos.

Conclusiones

La revisión revela que las técnicas de extracción de características y clasificación en EMG han alcanzado un alto grado de madurez. Aún así, persisten importantes limitaciones que condicionan su rendimiento fuera de entornos controlados. La mayoría de los estudios que fundamentan el estado del arte se han desarrollado en condiciones de laboratorio, con sujetos sanos o en grupos de pacientes reducidos, y con un número limitado de sesiones, lo que dificulta evaluar la estabilidad de los sistemas a largo plazo. Existe, por tanto, una brecha significativa entre el alto desempeño reportado en escenarios controlados y el que se obtiene en contextos reales, donde factores como la variabilidad entre sesiones, la fatiga muscular, los cambios de postura o el desplazamiento de electrodos afectan sensiblemente a la fiabilidad del control.

Además, la investigación se ha centrado mayoritariamente en EMG superficial, quedando en segundo plano los sistemas implantables, a pesar de su potencial para ofrecer señales más estables y menos sensibles a perturbaciones externas. Los avances recientes en EMG intramuscular e implantable demuestran que es posible lograr una alta calidad de señal y una clasificación consistente durante largos periodos sin volver a calibrar, pero el número de estudios en humanos sigue siendo reducido y se requieren investigaciones adicionales que validen estos resultados en cohortes más amplias y tareas más complejas.

En este contexto, el presente TFM se enmarca como una contribución dirigida a cubrir parte de esta brecha, implementando estrategias de preprocesado y reducción de datos directamente en un sistema implantable inalámbrico. Este enfoque permitirá no solo optimizar el uso de recursos y la transmisión de información, sino también explorar la viabilidad de trasladar los altos rendimientos observados en laboratorio a entornos de uso cotidiano, acercando así la tecnología a aplicaciones clínicas y funcionales reales.

2.3. Sistemas de EMG Implantables e Inalámbricos

Los sistemas de electromiografía implantables presentan grandes ventajas frente a los electrodos de superficie. Registran la actividad muscular dentro del cuerpo, evitando las limitaciones de los sensores superficiales: ofrecen mayor selectividad y estabilidad: pueden captar señales de músculos profundos con alta relación señal/ruido, eliminando problemas de impedancia de piel, sudor o movimiento del electrodo e interferencias de otras señales corporales y electromiográficas. Esto resuelve los grandes problemas de la EMG: el ruido, la repetibilidad y calibración. A pesar de todo, la implantación supone desafíos: evitar cables que atraviesen la piel y por tanto la necesidad de una comunicación inalámbrica.

En esta sección se van a revisar las principales estrategias empleadas en sistemas de electromiografía implantables inalámbricos.

2.3.1. Inducción Magnética

Muchos implantes utilizan enlaces de inducción electromagnética para comunicarse. Un ejemplo muy común son los marcapasos, registrando actividad ECG[9]. Esta técnica implica un acoplamiento inductivo entre una bobina en el implante y una bobina externa cercana. Tiene la ventaja de que se puede usar tanto para transferir energía como datos, simplificando la arquitectura del sistema. Tiene la desventaja de presentar un alcance muy corto y que requiere de una dispositivo adicional ajeno al sistema para leer los datos.

Un ejemplo importante es el de Weir *et al.*, visto en la sección 2.1.2, en el que desarrollan sensores mioeléctricos implantables (IMES). Cada IMES es un diminuto electrodo-bobina integrado dentro del músculo residual de un amputado que detecta la señal EMG intramuscular, la amplifica y la transmite mediante un enlace inductivo compartido. No llevan batería interna, y en su lugar, reciben alimentación desde una bobina externa y retornan datos por el mismo acoplamiento inductivo [WEIR09].

Luego, Gstoettner *et al.*, presentaron un nuevo implante *Myoelectric Implantable Recording Array* (MIRA[10]), que pretende ser el primer sistema completamente implantable con tantos canales [GSTO22]. Se compone de 32 canales distribuidos en 8 cables de electrodos con una unidad central que recoge las señales de todos los electrodos. El dispositivo emplea alimentación por inducción magnética junto con telemetría por infrarrojo a alta velocidad a través de la piel. Estos autores demostraron biocompatibilidad sin reacciones adversas y funcionamiento estable durante meses en ovejas y perros en movimiento libre, manteniendo la integridad de la señal EMG.

Recientemente un equipo español demostró la viabilidad de usar acoplamiento galvánico (conducción por volumen): Becerra-Fajardo *et al.* reportó la primera demostración en humanos

[9] Electrocardiogramas, registro de la actividad eléctrica impulsada por el músculo cardíaco (corazón)
[10] Matriz de registro mioeléctrica implantable

de sensores EMG implantables alimentados y controlados mediante conducción de corriente alterna a través del volumen corporal [BECE24]. En este sistema, dos electrodos externos (colocados sobre la piel del miembro) inyectan ráfagas de corriente de alta frecuencia en los tejidos; dentro del músculo se sitúa un micro-dispositivo "flotante" (electrodos finos sobre un filamento flexible) que rectifica esa corriente para obtener energía y recibir comandos. A su vez, el implante puede modular su consumo o cargar levemente el circuito para transmitir datos de vuelta por el mismo camino de volumen conductor. Lograron encender y configurar implantes en bíceps y gastrocnemio[11] de 6 voluntarios sanos, pudiendo estimular el músculo o adquirir su EMG sin cables ni antenas.

2.3.2. Comunicaciones de Radiofrecuencia (Bluetooth y Otras Tecnologías)

Se quiere explorar la línea de desarrollo en EMG implantable de dotar al dispositivo de transmisión RF de alta frecuencia para comunicar datos a receptores externos más alejados. Esto abarca el uso de protocolos estándar como Bluetooth Low Energy (BLE), ZigBee, Wi-Fi directamente desde el implante. La gran ventaja de usar estas bandas altas es aumentar la tasa de datos disponible y potencialmente conectarse a dispositivos comunes (ej. un teléfono móvil vía Bluetooth). No obstante, estos enfoques enfrentan dos retos principales en implantes: la **atenuación de radiofrecuencia** en tejidos biológicos y el **consumo energético**.

Las ondas de $2.4\,\mathrm{GHz}$ presentan limitaciones físicas: la alta permitividad y conductividad de los tejidos provocan una fuerte atenuación de la señal y reduce el alcance útil en aplicaciones implantables.

Las limitaciones físicas de la propagación de ondas de $2.4\,\mathrm{GHz}$ en medios biológicos son significativas: la alta permitividad y conductividad de los tejidos provocan una fuerte atenuación de la señal, lo que reduce el alcance útil en aplicaciones implantables. En la práctica, incluso dispositivos situados justo bajo la piel pueden experimentar pérdidas de conexión cuando la señal debe atravesar tejido o si la antena queda cubierta por el cuerpo [NEWM15].

A pesar de estos obstáculos, se ha probado la viabilidad de BLE para transmitir iEMG. Estudios como el de Calado *et al.* han explorado la viabilidad de BLE en sistemas EMG implantables mediante un enfoque híbrido: utilizar frecuencias más bajas (en el rango de MHz) para la transferencia de energía, aprovechando su mayor penetración y menor absorción, y reservar el BLE únicamente para la telemetría de datos EMG digitalizados [CALA21]. En pruebas realizadas sobre fantomas[12] de tejido, este esquema demostró que es posible mantener una transmisión BLE estable a través de la piel, siempre que la distancia antena–implante sea corta, la potencia de transmisión se optimice y la tasa de muestreo se ajuste para evitar pérdidas

[11] Músculo gastrocnemio, también llamado popularmente "gemelos", está situado en la región posterior de la pierna.

[12] Objeto diseñado para simular las características físicas, mecánicas o eléctricas de un tejido

de paquetes. Estos resultados sugieren que BLE puede ser una solución viable para aplicaciones de iEMG.

En el mundo clínico, ya existen dispositivos implantables con BLE. Medtronic introdujo en 2017-2018 la tecnología BlueSync en marcapasos y desfibriladores, que habilita comunicación inalámbrica Bluetooth Low Energy desde el implante hacia aplicaciones en smartphones o tabletas [MEDT25].

Se han explorado otras bandas, como en el caso de Kian Ann *et al.*, donde implementaron un sistema experimental que combinaba un dispositivo implantable de 5 canales EMG con enlace óptico interno, y luego utilizaba Wi-Fi desde la unidad externa hacia un PC [KIAN20].En ese trabajo, el implante enviaba datos vía un LED infrarrojo al receptor sobre la piel, y este retransmitía los datos por Wi-Fi a un ordenador para monitorizar en tiempo real. Se logró medir EMG de roedores hasta durante 2 meses de forma continua. Aquí el Wi-Fi no estaba dentro del cuerpo sino en el módulo externo.

Conclusiones

En la actualidad, la gran mayoría de los sistemas de EMG implantables carecen de batería interna, en cambio recurren a métodos de alimentación externa, principalmente mediante inducción magnética o acoplamiento galvánico. Estas estrategias, aunque probadas y fiables, condicionan el alcance de la comunicación a distancias muy reducidas, normalmente con el receptor situado directamente sobre la piel y alineado con el implante. Esta limitación física de corto alcance está presente incluso en sistemas que incorporan transmisiones por radiofrecuencia de alta frecuencia, ya que la fuerte atenuación de las ondas en el rango de $2.4\,\mathrm{GHz}$ en tejidos cutáneos dificulta la comunicación estable a distancias superiores a unos pocos centímetros.

A pesar de ello, diversos estudios han demostrado que Bluetooth Low Energy (BLE) es una opción viable para la transmisión de señales EMG implantables. Su bajo consumo y la posibilidad de enlazarse con dispositivos de uso común le otorgan un atractivo significativo. No obstante, la literatura científica sobre el uso de BLE u otras bandas de alta frecuencia en sistemas implantables sigue siendo escasa, y prácticamente inexistente cuando se considera su aplicación a comunicaciones de mayor alcance o en implantes más profundos.

Este vacío de conocimiento y experiencia práctica justifica la motivación del presente trabajo, que se plantea evaluar y optimizar la viabilidad de BLE como protocolo de transmisión en un sistema implantable de EMG, explorando su rendimiento y limitaciones reales, y desarrollando estrategias de preprocesado que permitan reducir el volumen de datos transmitidos para garantizar la fiabilidad y eficiencia del enlace inalámbrico.

2.4. Transmisión y Compresión de señales EMG

La transmisión inalámbrica de señales EMG presenta un desafío técnico significativo debido al elevado caudal de datos requerido, especialmente cuando se emplean múltiples canales y altas tasas de muestreo. La compresión de datos surge así como una estrategia clave para reducir el ancho de banda y el consumo energético, aspecto crítico en sistemas portátiles o implantables con recursos limitados.

En el procesamiento y transmisión de señales EMG, la mayor parte del esfuerzo de optimización se ha centrado en la etapa de extracción de características, ya que esta no solo permite la clasificación de movimientos, sino que, de forma indirecta, también actúa como un método de compresión de la información: en lugar de transmitir la señal cruda, se envía un conjunto reducido de parámetros representativos. Una parte de las investigaciones sobre reducción de datos se encuentra ya descrito en la sección 2.2.1. Sin embargo, también existe un trabajo específico orientado a la compresión de señales EMG a nivel de transmisión, con el objetivo explícito de disminuir el caudal de datos sin comprometer la información relevante. Esta sección recoge trabajos, mostrando cómo la compresión, tanto con pérdida como sin pérdida, puede integrarse en sistemas inalámbricos para superar las limitaciones de ancho de banda y consumo energético. Relativamente al TFM, la labor de disminución de la información se centrará más en la extracción de características principales.

En el ámbito de la compresión con pérdida, Berger *et al.* propusieron un algoritmo basado en la transformada wavelet que introduce un esquema de normalización de coeficientes, combinado con asignación dinámica de bits mediante redes neuronales de Kohonen y codificación aritmética [BERG07]. Sus resultados, obtenidos en contracciones isométricas, alcanzaron factores de compresión del $50\,\%$ a $90\,\%$ con errores relativos (PRD) entre $1.4\,\%$ a $7.5\,\%$, superando a otros métodos wavelet previos en relación compresión–fidelidad. La principal contribución de este trabajo radica en optimizar la cuantificación adaptativa a las características estadísticas locales de la señal, lo que permite ajustar la calidad de reconstrucción de forma controlada.

En contraposición, Biagetti *et al.* abordaron la compresión "sin pérdida" aplicada a sensores inalámbricos EMG basados en Bluetooth Low Energy (BLE), priorizando la preservación íntegra de la señal para aplicaciones que puedan requerir en el futuro información actualmente no explotada [BIAG21]. Analizaron distintos algoritmos estándar y especializados, concluyendo que FLAC[13] [XIPH25] (adaptado a transmisión en tiempo real) y un esquema simple de codificación diferencial de longitud variable ofrecían el mejor compromiso entre reducción de ancho de banda, consumo energético y latencia. Implementaciones prácticas en nodos BLE mostraron reducciones de hasta un $75\,\%$ en el caudal medio transmitido y ahorros energéticos superiores al $60\,\%$, manteniendo latencias aceptables para control en tiempo real.

[13] *Free Lossless Audio Codec*, formato de compresión sin pérdida, originalmente diseñado para audio

Estos avances están en línea con el presente TFM, ya que el sistema implantable propuesto debe operar con un enlace inalámbrico de ancho de banda restringido y consumo mínimo, transmitiendo múltiples canales EMG. Los enfoques de compresión *wavelet* con control de calidad y de compresión *sin pérdida* optimizada para BLE ofrecen dos estrategias complementarias: la primera, orientada a maximizar la reducción de datos tolerando una pérdida mínima de información; la segunda, preservando íntegramente la señal para análisis posteriores, aspecto crítico en investigación biomédica y validación de algoritmos.

2.5. Conclusiones

El capítulo ha permitido revisar de manera exhaustiva el estado actual de la electromiografía (EMG), desde la instrumentación y los sistemas implantables hasta las técnicas de procesado, transmisión y compresión de datos. Se ha puesto de manifiesto la evolución de la EMG superficial hacia sistemas implantables, más selectivos y estables, así como el desarrollo de metodologías de extracción de características y clasificación para aplicaciones en control de prótesis y entornos clínicos. Además, se han analizado las estrategias de transmisión inalámbrica y compresión como soluciones frente a las limitaciones de ancho de banda y consumo energético.

Con respecto a la instrumentación, la EMG superficial está consolidada como herramienta accesible, pero limitada por ruido y baja especificidad. Los sistemas implantables han demostrado un notable avance en precisión y estabilidad, aunque todavía enfrentan retos de biocompatibilidad, energía y comunicación inalámbrica.

Para el procesado y clasificación de EMG: Se han definido y comparado múltiples características en los dominios temporal, de la frecuencia y tiempo–frecuencia. La literatura evidencia que la correcta selección de características es tan importante como el propio clasificador, y que la redundancia debe minimizarse para optimizar el rendimiento.

El control de prótesis en los sistemas basados en EMG superficial han permitido controlar movimientos básicos, y técnicas como la *Targeted Muscle Reinnervation* o el uso de EMG implantable han demostrado mejorar la discriminación y estabilidad. Sin embargo, persiste una brecha entre el rendimiento en laboratorio y el obtenido en condiciones reales.

Tendencias recientes: Los estudios en EMG implantable, intramuscular y con interfaces nerviosas han confirmado la viabilidad de un control más estable y duradero, aunque el número de pacientes sigue siendo reducido. Se observan tendencias hacia la integración de *deep learning* y algoritmos adaptativos, así como hacia implantes multicanal de larga duración.

Finalizando con la transmisión y compresión de señales: Se han explorado diversas técnicas, desde enlaces inductivos de corto alcance hasta protocolos RF como BLE. Aunque estos últimos enfrentan limitaciones físicas en medios biológicos, estudios recientes muestran su viabilidad. En cuanto a la compresión, tanto las técnicas con pérdida (p. ej. basadas en wavelets) como las sin pérdida adaptadas a BLE demuestran ser posible reducir drásticamente el caudal transmitido.

En conjunto, el análisis del estado del arte evidencia que los sistemas EMG implantables se encuentran en un punto de madurez tecnológica suficiente para abordar aplicaciones prácticas, aunque aún requieren estrategias de optimización que reduzcan el volumen de datos transmitidos y garanticen un consumo energético bajo. A lo largo de la literatura revisada, apenas se encuentran desarrollos de sistemas de electromiografía implantables con transmisión inalámbrica que se asemejen al enfoque del presente TFM. La mayoría de los trabajos implantables recurren a enlaces inductivos o galvánicos de muy corto alcance, mientras que los sistemas que incorporan tecnologías inalámbricas de mayor alcance, como Bluetooth Low Energy (BLE), se limitan casi exclusivamente a dispositivos superficiales o a ensayos preliminares en fantomas y modelos animales. En consecuencia, el planteamiento de este proyecto —un sistema implantable que combina adquisición EMG, procesado local y transmisión inalámbrica BLE optimizada mediante reducción de datos— representa una aportación novedosa y poco explorada en el estado actual de la investigación.

A partir de esta revisión, el Capítulo 4 desarrolla la selección y definición de técnicas de procesado y extracción de características aplicables al sistema implantable objeto de este TFM. Se trata de un paso intermedio entre el análisis teórico del estado del arte y la implementación práctica: aquí se estudiará qué características son más representativas y menos redundantes, qué parámetros conviene fijar para la segmentación y detección de actividad, y cómo estructurar un flujo de procesado eficiente que permita cumplir con los requisitos de bajo caudal de transmisión y bajo consumo energético.

Capítulo 3

Caracterización Electrónica del Sistema

En este capítulo se presentan los resultados experimentales obtenidos tras la caracterización de las dos versiones del sistema de electromiografía (EMG) implantable. La caracterización electrónica consiste en medir y analizar las características eléctricas del sistema, como la respuesta en frecuencia y el ruido. Estos parámetros son cruciales para comprender el funcionamiento del sistema, contrastar los resultados con las simulaciones y verificar que se cumplen los requisitos de la aplicación prevista.

En este caso concreto, se ha llevado a cabo un análisis de la respuesta en frecuencia, midiendo tanto la ganancia obtenida en la señal de salida frente a una entrada conocida, como el desfase entre ambas señales. Además, se ha analizado el ruido del sistema, tanto en términos de espectro de densidad de potencia como de ruido equivalente a la salida.

3.1. Metodología de caracterización

3.1.1. Parámetros Caracterizados

Como se ha mencionado, se han caracterizado tanto la versión preliminar del sistema EMG como el nuevo prototipo correspondiente a la versión mejorada. El objetivo es determinar las características electrónicas reales del segundo prototipo, así como comparar ambos modelos y evaluar las mejoras introducidas.

En el caso del primer circuito, se ha considerado únicamente la parte analógica (desde el electrodo hasta el conversor ADC[14]). Para la caracterización del segundo circuito, se ha realizado tanto una caracterización analógica (de nuevo desde el electrodo hasta el ADC), como una caracterización completa incluyendo la parte digital del sistema. Para ello, se han recogido los datos transmitidos por Bluetooth, permitiendo observar el comportamiento del conversor, la frecuencia de muestreo y la frecuencia de transmisión efectiva.

[14]Analog to Digital Converter, convierte una señal analógica continua en una señal digital discreta, que puede ser procesada por un sistema digital.

Los principales parámetros evaluados han sido:

- **Respuesta en frecuencia (RF) (ganancia y fase)**: se mide la salida del sistema frente a una entrada sinusoidal de amplitud conocida (entre $0.5\,\mathrm{mV}$ y $1.5\,\mathrm{mV}$), variando la frecuencia desde $500\,\mathrm{mHz}$ hasta $51\,\mathrm{kHz}$.
- **Espectro de densidad de potencia del ruido (PSD[15])**: se mide el ruido presente en la salida en ausencia de señal (entrada en cortocircuito), evaluando su distribución espectral.
- **Influencia del módulo BLE**: tras observar una correlación entre un aumento del ruido y una distorsión en la respuesta en frecuencia asociada a la activación del Bluetooth en la versión preliminar, se pretende verificar su influencia en la versión mejorada del sistema.
- **Evaluación del conversor ADC**: se analizan las muestras digitalizadas transmitidas por BLE para determinar el ruido introducido por el conversor, la estabilidad de las conversiones y posibles pérdidas de linealidad.
- **Verificación de parámetros temporales**: se comprueba que la frecuencia de muestreo y la frecuencia de transmisión coinciden con las especificaciones del fabricante y que no existen pérdidas de paquetes ni *jitter*[16] significativo.

Ensayos realizados:

Versión preliminar del sistema	Versión mejorada del sistema
✓ RF del circuito analógico, con BLE activado.	✓ RF del circuito analógico, con BLE desactivado.
✓ PSD del ruido, con BLE activado.	✓ PSD del ruido, con BLE desactivado.
	✓ RF del circuito analógico, con BLE activado.
	✓ PSD del ruido, con BLE activado.
	✓ Captura de muestras por Bluetooth bajo diferentes frecuencias y amplitudes de la señal de entrada.

3.1.2. Instrumentación utilizada

Para hacer estas medidas se ha utilizado un *Analizador Dinámico de Señales* de la marca **Tektronix:** "**Agilent 35670A Dynamic Signal Analyzer**". Este dispositivo integra un analizador de espectros de alta precisión que permite medir el ruido del sistema. También permite realizar

[15]Power Spectral Density, describe cómo se distribuye la potencia de una señal a lo largo de las distintas frecuencias [$\mathrm{V^2\,Hz^{-1}}$]

[16]Variación no deseada en el instante temporal en que ocurren eventos periódicos

análisis de respuesta en frecuencia, generando una señal de entrada y midiendo la señal de salida a la vez. Realiza un barrido automático en el que genera señales a diferentes frecuencias evaluando la ganancia y la fase de la señal de salida comparada con la señal de entrada. Opera en un rango de frecuencias de $20\,\mu\mathrm{Hz}$ a $51.5\,\mathrm{kHz}$. Su capacidad para trabajar con frecuencias tan bajas es crucial para el análisis del espectro de densidad de potencia del ruido. Presenta una alta resolución en tensión e intensidad, pudiendo generar señales del orden de $\mu\mathrm{V}$.

Análisis espectral del ruido

Para el análisis espectral del ruido se utilizó el analizador Agilent 35670A en **modo FFT**[17], configurado con una ventana de tipo Hanning. Esta configuración permite representar la distribución en frecuencia de la potencia del ruido presente en la salida del sistema implantable, con mayor precisión y menor distorsión espectral.

Para mejorar la fiabilidad de la medida, se realizó una media de **100 adquisiciones** sucesivas. La señal fue adquirida en modo de "captura temporal", procesada mediante FFT con el eje de coordenadas Y configurado en unidades de PSD expresadas en $\mathrm{V^2\,Hz^{-1}}$, lo que permite posteriormente calcular el ruido integrado sobre la banda de interés.

Las señales se capturaron utilizando sondas de baja impedancia, conectadas a través de una placa *breadboard* a los puntos de test habilitados en la PCB del sistema, garantizando una conexión accesible y estable durante el proceso de caracterización.

Análisis de la respuesta en frecuencia (RF)

Para la caracterización de la respuesta en frecuencia del sistema, se empleó el mismo analizador Agilent 35670A en modo FFT, utilizando esta vez una señal senoidal como excitación generada internamente por el propio analizador. La salida de la fuente fue conectada a la entrada del circuito bajo prueba, mientras que los canales de entrada CH1 y CH2[18] se utilizaron para medir la señal de entrada y de salida, respectivamente. Esta configuración permite calcular la función de transferencia del circuito como el cociente entre la transformada de la salida y la transformada de la entrada.

En el menú del instrumento se seleccionó la opción *Frequency Response*, y se configuraron los siguientes parámetros:

- Tipo de fuente: señal senoidal de frecuencia variable (swept sine)
- Rango de frecuencias de análisis: $500\,\mathrm{mHz}$ hasta $51\,\mathrm{kHz}$
- Amplitud: $1\,\mathrm{mV}$ o $1.5\,\mathrm{mV}$ de pico
- Número de promedios: 10

[17] Fast Fourier Transform, es un algoritmo que permite convertir una señal del dominio temporal al dominio de la frecuencia

[18] Haciendo referencia a los canales de entrada del analizador de señales

- Acoplamiento de entrada: AC
- Unidad del eje Y: Ganancia en dB ($20 \log |H(f)|$) y fase en grados

Las señales se capturaron utilizando sondas de baja impedancia, conectadas a través de una placa *breadboard* a los puntos de test habilitados en la PCB del sistema, garantizando una conexión accesible y estable durante el proceso de caracterización.

Exportación de datos y procesamiento con Matlab

Tanto los resultados del análisis de ruido como los de respuesta en frecuencia fueron exportados en formato `.txt` desde el analizador. Para ello, se utilizaron las funciones del propio Agilent 35670A para guardar los datos en formato ASCII a través de disquete. Posteriormente, estos archivos fueron procesados con scripts desarrollados en Matlab, donde se realizaron operaciones de post-procesado y representación gráfica, que se puede observar en las siguientes secciones.

El código empleado para el tratamiento y visualización de los datos se encuentra documentado y disponible en los anexos de esta memoria.

3.2. Caracterización de la Versión Preliminar del Sistema

El prototipo inicial, que fue utilizado con éxito en pruebas *in vivo* sobre un modelo animal, incluye dos canales de adquisición (en adelante CH1_{v1}y CH2_{v1}). Las medidas se realizan desde la entrada del electrodo hasta la salida previa al conversor ADC.

3.2.1. Respuesta en frecuencia

Se realizó un barrido de frecuencia desde $0.5\,\text{Hz}$ hasta $51\,\text{kHz}$, aplicando una señal sinusoidal de amplitud constante $1.5\,\text{mV}$. Esta señal se aplicó a la entrada del CH1_{v1}y luego del CH2_{v1}, simulando la captura por el electrodo. Se registra la ganancia (en dB) y la fase (en $^\circ$) en cada punto, quedando el diagrama de Bode de la Figura 2.

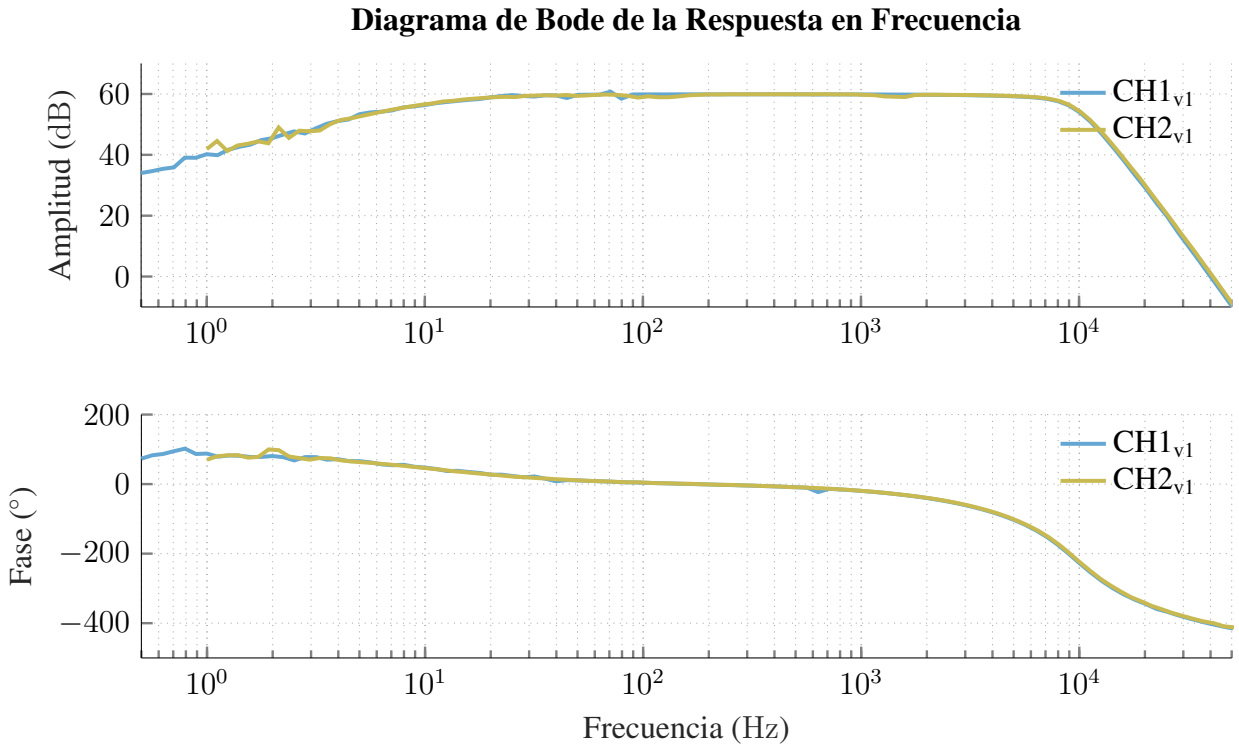


Figura 2. Respuesta en frecuencia del circuito analógico de la versión preliminar en el CH1$_{v1}$y CH2$_{v1}$

Como es de esperar, la respuesta en frecuencia se presenta de forma similar en ambos canales. Se identificó una banda útil comprendida entre $11\,\mathrm{Hz}$ y $8.5\,\mathrm{kHz}$, con una ganancia media dentro de la banda de $60\,\mathrm{dB}$. Presenta un desfase de $-180°$ en $f = 11\,\mathrm{kHz}$ y un desfase máximo de $-400°$ en $f = 40\,\mathrm{kHz}$.

Es interesante observar la distorsión en las curvas de ganancia y fase, que evidencia una degradación del comportamiento esperado.

3.2.2. Ruido: Espectro de Densidad de Potencia

Se realizaron medidas de ruido en tanto para el CH1$_{v1}$como para el CH2$_{v1}$del sistema preliminar. A lo largo de las distintas sesiones de medida se observó una marcada inconsistencia entre capturas consecutivas, tanto en amplitud como en la forma del espectro. Un fenómeno particularmente relevante fue la aparición de un fuerte rizado en la densidad espectral de potencia, especialmente visible en las primeras tres medidas representadas en la Figura 3.

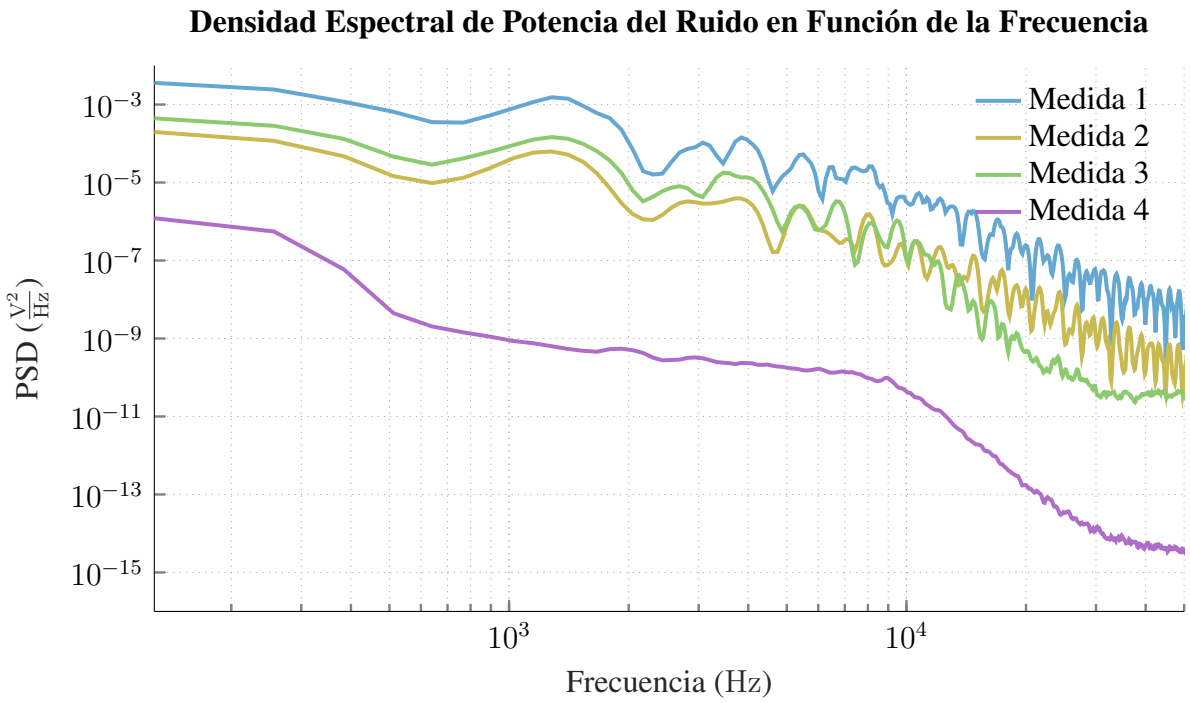


Figura 3. Comparación entre varias medidas de la densidad espectral de potencia del ruido en el $CH1_{v1}$ de la versión preliminar

Lo más destacable es la diferencia entre las tres primeras medidas, tomadas mientras el sistema transmitía datos por Bluetooth, y la cuarta, obtenida en un intervalo sin transmisión activa. Esta última muestra una densidad de ruido notablemente inferior y un espectro más regular. Se concluye así que la transmisión por BLE interfiere fuertemente en la etapa analógica del sistema, generando un ruido adicional que puede alcanzar hasta $1\,\mathrm{mV^2\,Hz^{-1}}$ en determinadas bandas de frecuencia.

Este efecto también explica por qué la respuesta en frecuencia del sistema preliminar aparecía tan distorsionada en comparación con la del sistema mejorado: el acoplamiento de ruido inducido por el BLE introducía errores de medida, afectando tanto a la amplitud como a la fase de la señal registrada.

Como conclusión, el sistema de la versión preliminar presenta un nivel de ruido excesivo, no reproducible y altamente dependiente del estado del módulo de comunicación. Esto impide obtener caracterizaciones fiables y limita su aplicabilidad en escenarios reales. Este comportamiento refuerza la necesidad del diseño implementado en la segunda versión, donde se ha mejorado tanto el aislamiento como la gestión del BLE respecto a la etapa analógica.

3.3. Caracterización del Sistema Actual

El nuevo sistema corresponde a una versión mejorada del prototipo original. El sistema contiene cuatro canales de adquisición. Las medidas analógicas se realizan desde el electrodo hasta la salida analógica que coincide con la entrada al conversor ADC.

3.3.1. Respuesta en Frecuencia

Se repitió el mismo protocolo de medida descrito en la versión anterior. Se realizó un barrido de frecuencia desde $0.5\,\mathrm{Hz}$ hasta $51\,\mathrm{kHz}$, aplicando una señal sinusoidal de amplitud constante de $1.5\,\mathrm{mV}$ pico. Esta señal se aplicó a la entrada del $\mathrm{CH1}_{\mathrm{v2}}$simulando la captura por el electrodo. Se registra la ganancia (en dB) y la fase (en $^\circ$) en cada punto, quedando el diagrama de Bode de la Figura 4. Las medidas se realizaron con el sistema en reposo, sin transmitir por BLE.

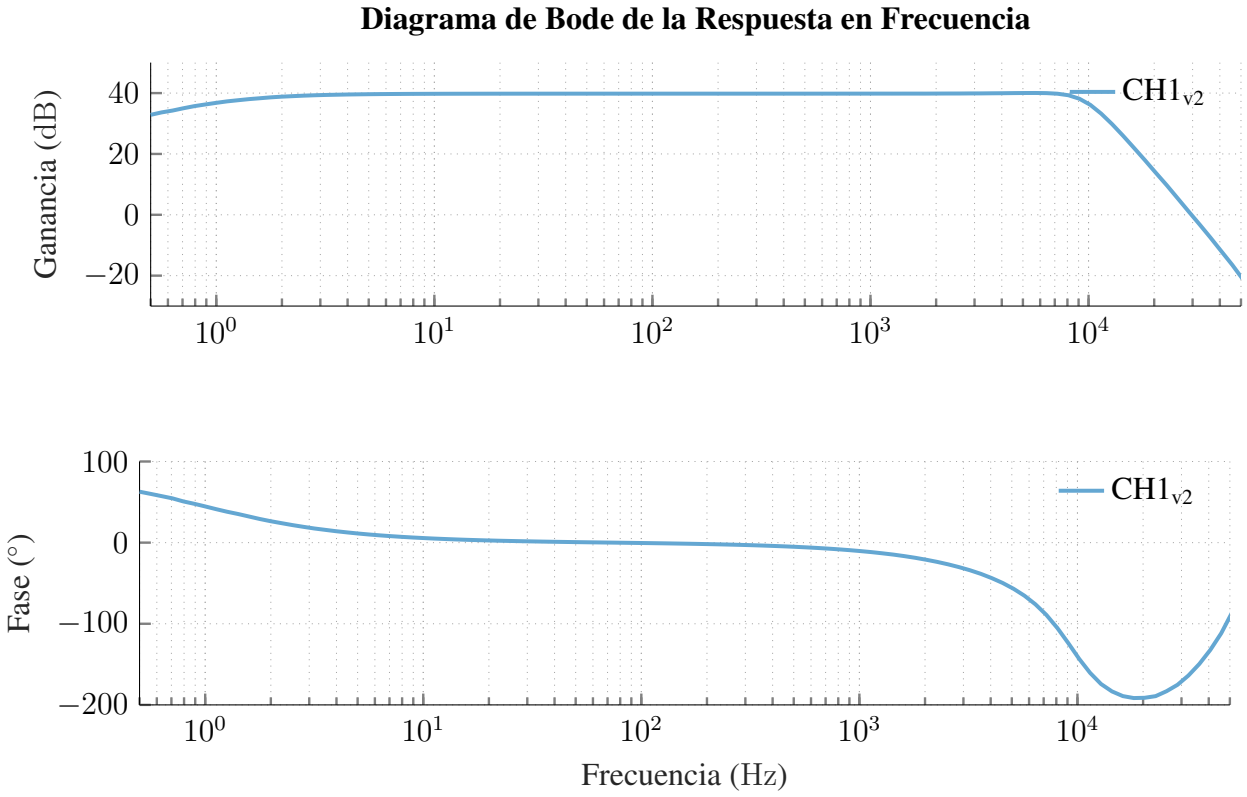


Figura 4. Respuesta en frecuencia del circuito analógico de la versión reciente en el $\mathrm{CH1}_{\mathrm{v2}}$

Se identificó una banda *útil* comprendida entre $1\,\mathrm{Hz}$ y $9.6\,\mathrm{kHz}$, con una ganancia media dentro de la banda de $40\,\mathrm{dB}$, valores esperados según el diseño. Ocurre un cambio de fase de 90° en la primera frecuencia de corte y otro de -180° en la segunda frecuencia de corte. Dentro de la banda *útil* se observa un desfase mínimo y progresivo.

A diferencia del ensayo anterior en la versión preliminar, se observa una curva suave y estable en la respuesta en frecuencia del nuevo sistema. No se aprecian distorsiones ni fluctuaciones inesperadas en la ganancia ni en la fase, lo que indica una mejora significativa en el diseño.

3.3.2. Ruido: espectro de densidad de potencia

De la misma manera, se mide el ruido en condiciones de reposo en el canal $\mathrm{CH1}_{\mathrm{v2}}$.

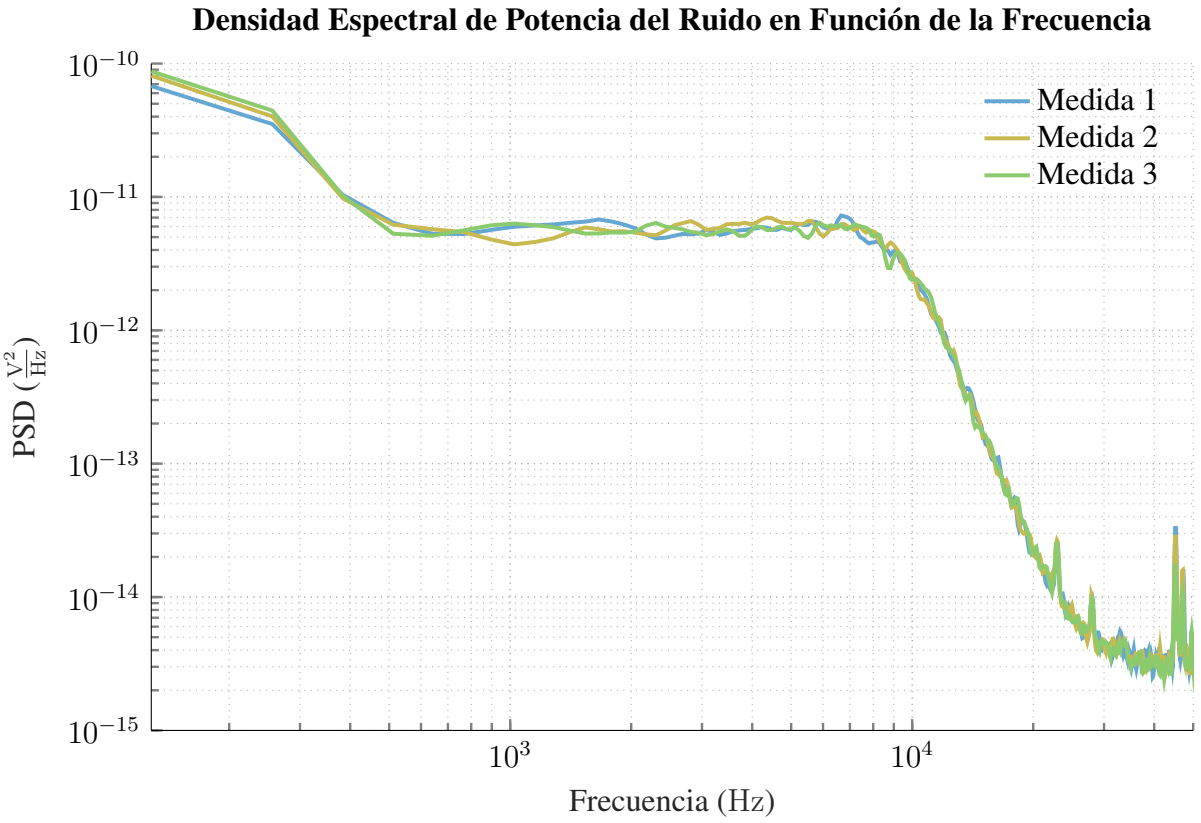


Figura 5. Comparación entre varias medidas de la densidad espectral de potencia del ruido en el $CH1_{v2}$de la versión reciente

Se puede observar que las medidas son muy estables, presentando valores consistentes y significativamente más bajos que en la versión anterior. En la banda útil, la densidad espectral se sitúa en torno a $5 \times 10^{-12}\,\mathrm{V^2\,Hz^{-1}}$, con un máximo localizado en $128\,\mathrm{Hz}$ de aproximadamente $1 \times 10^{-10}\,\mathrm{V^2\,Hz^{-1}}$. Esta estabilidad espectral sugiere una menor interferencia de la etapa digital y una integración más robusta de las etapas analógica y digital. El gráfico muestra el ruido medido a la salida; el ruido equivalente a la entrada se muestra en la Figura 8, en la que se comparan los ruidos equivalentes a la entrada de ambas versiones del circuito.

Las medidas realizadas con el sistema mejorado se han repetido múltiples veces a lo largo de varios días, bajo distintas condiciones experimentales. En todos los casos se ha observado una alta repetibilidad y coherencia entre los resultados, tanto en el dominio de frecuencia como en el análisis espectral. Esto se atribuye a la estabilidad del diseño y a la correcta integración del módulo de transmisión BLE.

Por el contrario, las medidas realizadas sobre el sistema preliminar mostraron una fuerte variabilidad entre repeticiones, dificultando la caracterización fiable del ruido y la respuesta del sistema.

3.3.3. Pruebas con y sin BLE

Para evaluar la influencia del módulo BLE en el comportamiento eléctrico, se repitieron las medidas de ruido con el sistema en modo transmisión y en reposo. A continuación se muestra la comparación entre las medidas obtenidas con y sin la transmisión BLE activada, tanto para la respuesta en frecuencia como para el ruido.

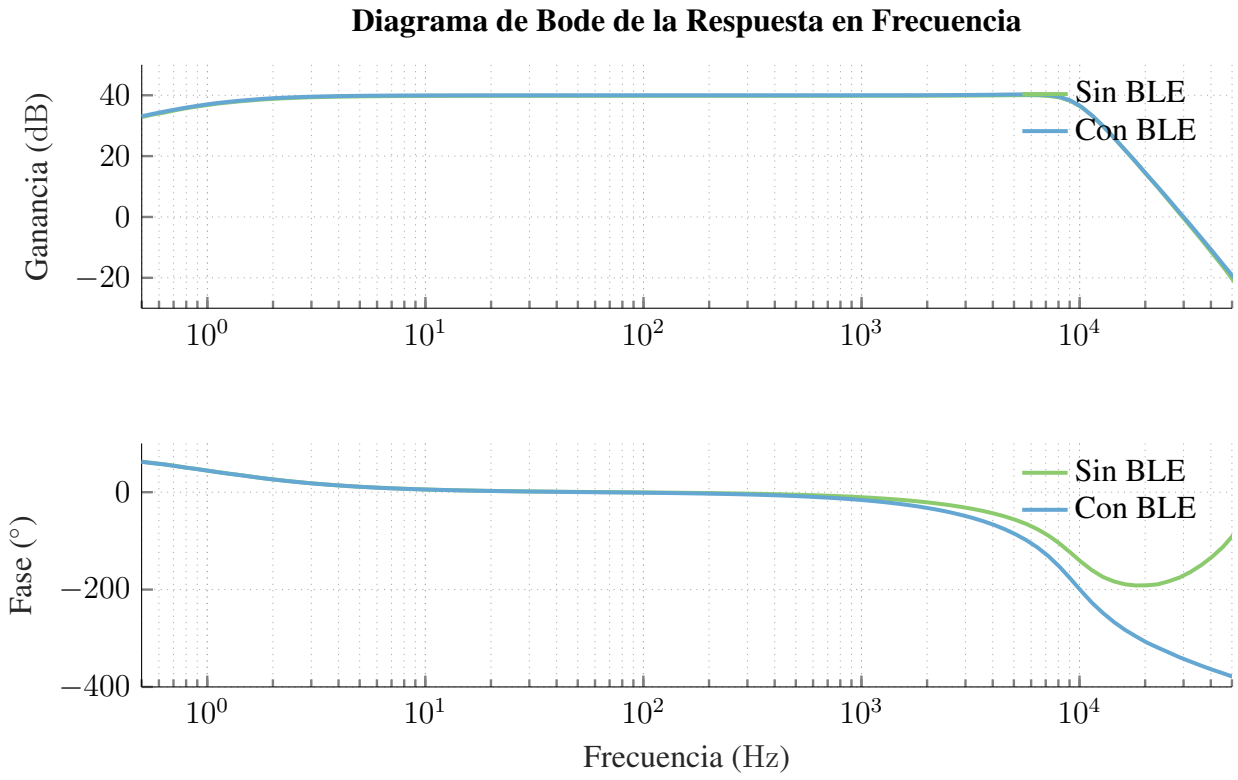


Figura 6. Comparación de la respuesta en frecuencia con y sin la transmisión BLE activada

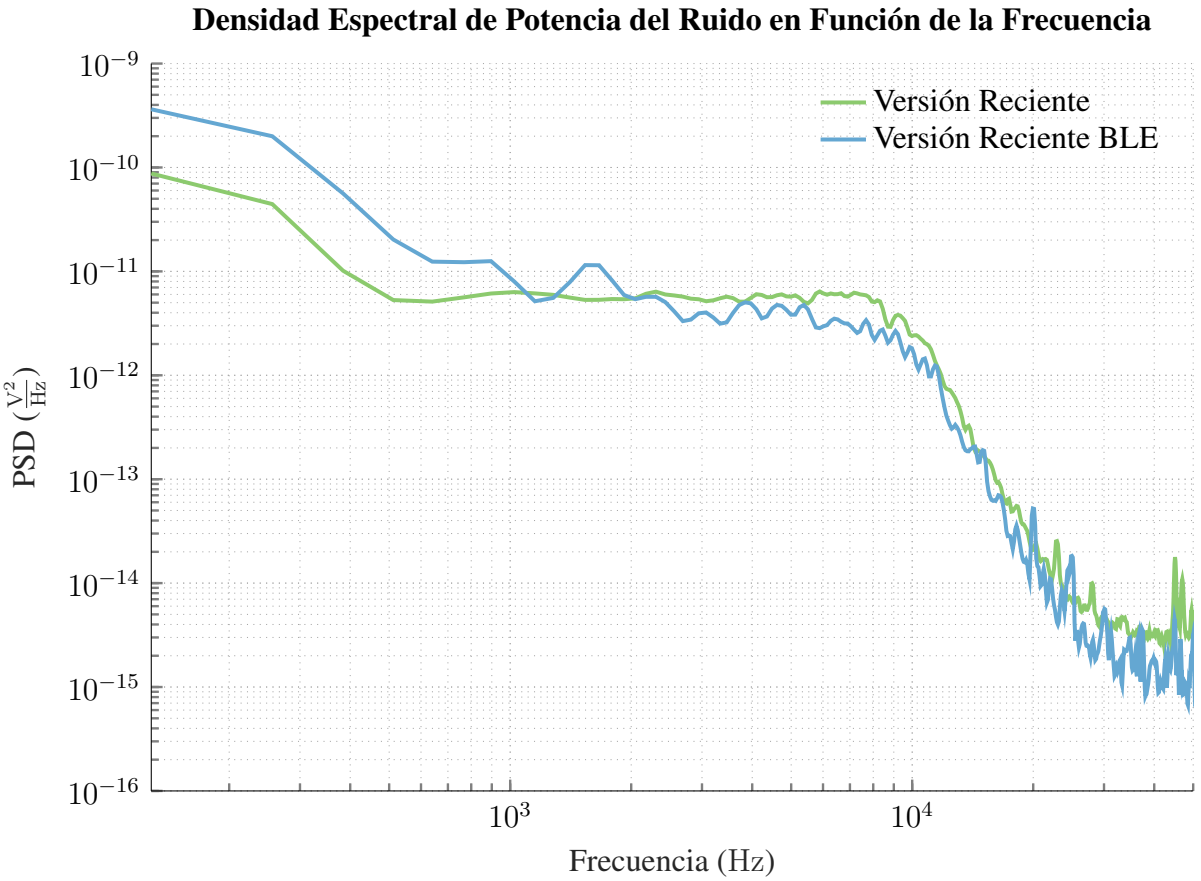


Figura 7. Comparación del espectro de ruido con y sin transmisión BLE

En el gráfico se aprecia una diferencia de ruido a bajas frecuencias con la transmisión BLE encendida. A pesar de ello la transmisión Bluetooth tiene un efecto menor que en la versión anterior sobre la potencia del ruido a bajas frecuencias, y ningún efecto perceptible sobre la ganancia en la respuesta en frecuencia. Esto indica una mejora respecto a la versión preliminar, donde el BLE interfería directamente en las medidas.

3.4. Comparación de los Resultados

Para comparar el ruido de los dos sistemas, hay que calcular el ruido equivalente a la entrada. Al tener amplificaciones diferentes, no tiene sentido comparar la medida de ruido a la salida. Es interesante calcular el ruido equivalente a la entrada, que se puede considerar como el ruido "bruto", antes de que entre en juego la amplificación y los filtros. Para calcular el ruido equivalente a la entrada, hay que dividir la PSD por el cuadrado de la ganancia medida a esa frecuencia, como lo indica la ecuación 1. Esta operación se debe de realizar para cada frecuencia, en función del ruido y la ganancia a esa frecuencia.

$$\mathrm{PSD}_{\mathrm{entrada}} = \frac{\mathrm{PSD}}{\mathrm{Ganancia}^2} \tag{1}$$

A continuación se muestra la comparación de las medidas de ruido entre la versión antigua y la versión reciente. En esta comparación se muestra el ruido equivalente a la entrada de los dos canales de la versión anterior, así como de un canal en la versión reciente con y sin transmisión BLE.

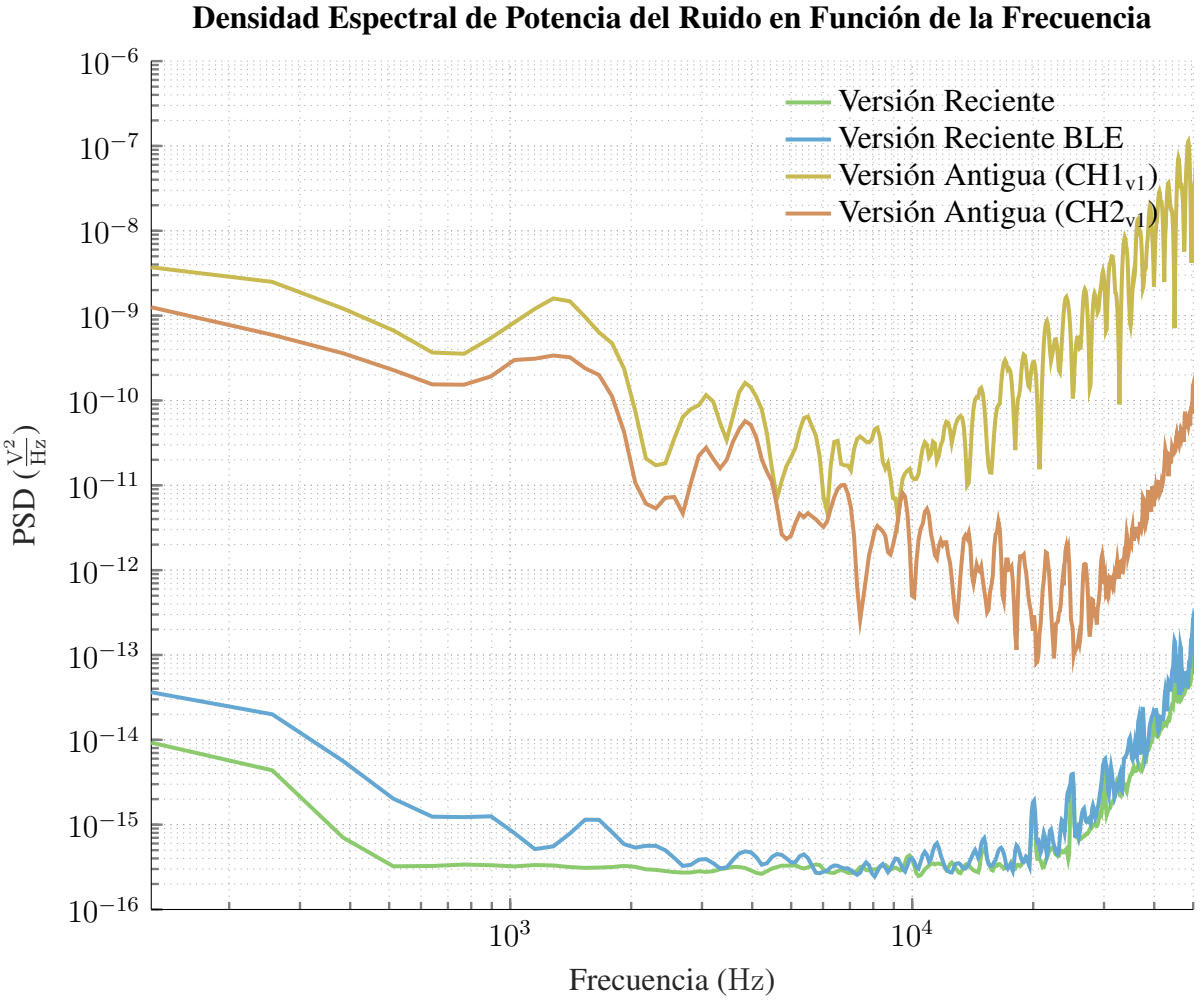


Figura 8. Comparación entre el ruido equivalente a la entrada de ambas versiones

Se observa una caída del ruido en el nuevo sistema comparado con el anterior. A bajas frecuencias, y a lo largo de la banda útil, el nuevo sistema presenta valores entre 4 y 6 décadas más pequeños. A altas frecuencias, antes de ser atenuadas por el filtro paso alto, la diferencia es de alrededor de 3 décadas.

Resumen de resultados

La Tabla 1 recopila los valores sacados de la respuesta en frecuencia y del ruido medido en ambas versiones del sistema. En este caso, se considera el ruido medido a la salida.

Tabla 1. Resumen de parámetros clave observados para ambos sistemas.

Versión	Banda Útil	Ganancia	Ruido Banda *Útil*
Preliminar	11 Hz - 8.5 kHz	60 dB	$1 \times 10^{-5}\ \frac{\mathrm{V}^2}{\mathrm{Hz}}$
Mejorada	1 Hz - 9.6 kHz	40 dB	$5 \times 10^{-12}\ \frac{\mathrm{V}^2}{\mathrm{Hz}}$

A falta de validar en condiciones reales de uso, la segunda versión del sistema demuestra un rendimiento superior y un diseño más adecuado para su integración en entornos implantables reales. Se han observado mejoras notables en estabilidad, respuesta en frecuencia y reducción de ruido. El comportamiento del sistema bajo transmisión BLE también ha sido optimizado, presentando mínima interferencia con respecto a la etapa analógica.

3.5. Transmisión por BLE

Hasta ahora, la caracterización se ha centrado exclusivamente en la etapa analógica del sistema, comprendida entre la entrada del electrodo y la salida previa al conversor ADC. Todas las medidas se han obtenido mediante instrumentación electrónica de precisión, sin intervención de las etapas digitales ni del sistema de transmisión inalámbrica. En esta sección se presentan los resultados obtenidos al evaluar el sistema completo, incluyendo el conversor analógico-digital (ADC), el microcontrolador y el módulo de transmisión Bluetooth Low Energy (BLE).

La señal de entrada utilizada sigue siendo una señal sinusoidal generada por el analizador Agilent, cuya resolución permite trabajar con amplitudes del orden de los mV. Estas señales se aplican a la entrada del circuito como en las pruebas anteriores, pero esta vez las muestras se recogen a través de la transmisión Bluetooth mediante un ordenador conectado al sistema.

3.5.1. Metodología de adquisición de datos

La adquisición se ha realizado mediante un script en *Python* desarrollado específicamente para este proyecto (ver Anexo A.1). Este script establece una conexión en tiempo real con el módulo BLE, recibiendo paquetes de datos emitidos por el microcontrolador. Estos paquetes contienen los valores del ADC, codificados como enteros de 12 bits, es decir, comprendidos entre 0 y 4095. Los datos se almacenan directamente en archivos *.m* compatibles con Matlab, para su posterior análisis.

Preprocesado de los datos

Debido a ciertas inconsistencias detectadas en los datos iniciales, como cortes o picos anómalos que pueden deberse a pérdidas puntuales de conexión Bluetooth, se desarrolló un

script adicional en Matlab para el preprocesado automatizado de los datos (ver Anexo B.2.1). Este script realiza las siguientes tareas fundamentales:

- ➤ Identificación y eliminación automática de muestras anómalas, detectadas por la aparición de picos extremos no coherentes con la forma de onda esperada.
- ➤ Reajuste temporal de las señales, desplazándolas para que comiencen en el instante en que cruzan su valor medio, facilitando así su alineación y comparación con la señal teórica esperada.
- ➤ Cálculo de parámetros estadísticos clave, como el valor medio, la amplitud, la desviación estándar y la frecuencia efectiva de la señal.

Este preprocesado permite eliminar artefactos aislados sin alterar el contenido informativo de las señales, garantizando la fiabilidad del análisis posterior. Dado que las irregularidades detectadas son esporádicas y no afectan a todos los ensayos, se ha considerado que se deben a interrupciones puntuales de la transmisión Bluetooth y no a errores en el conversor o en el sistema de adquisición en sí, por lo que no se considera como un problema a solucionar y del cuál se puede dispensar para este análisis. La Figura 9 siguiente muestra un ejemplo de esta anomalía.

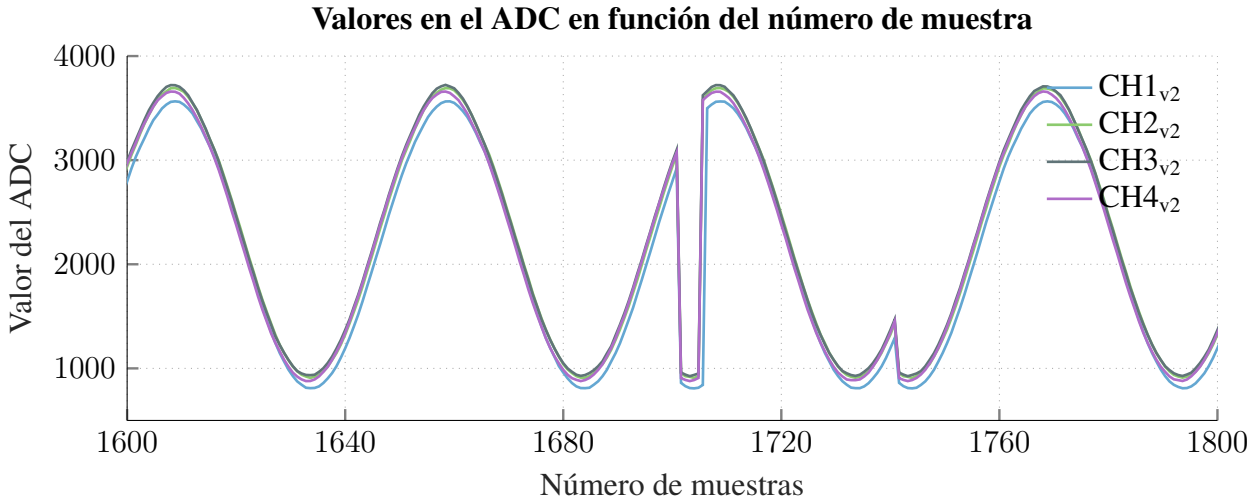


Figura 9. Representación gráfica de una anomalía detectada en los datos recibidos por Bluetooth tras aplicar una entrada de 10 mV a 20 Hz

Una vez eliminadas estas anomalías, también se descartan las primeras muestras de cada canal hasta que la señal alcance por primera vez su valor medio. Esta operación asegura que todas las señales comiencen en un punto común, lo que facilita su comparación tanto entre canales como con respecto a la señal esperada. El desfase relativo entre canales se mantiene intacto, de modo que no se pierde información temporal relevante para el análisis posterior.

Estas modificaciones no alteran la integridad ni la veracidad de las muestras originales, ya que no modifican su contenido informativo. Su único propósito es facilitar el análisis posterior, permitiendo una interpretación más clara de los datos y la identificación diferenciada de los distintos problemas presentes en la señal.

Conversión de valores

Una vez procesadas, las muestras numéricas del ADC deben convertirse a unidades físicas. El ADC proporciona valores entre 0 y 4095, correspondientes a una referencia de tensión y la posibilidad de añadir una atenuación configurada de 11 dB. De esta manera permite medir una señal de entrada con mayor amplitud. Para la conversión, se utiliza la relación siguiente:

$$V_{medida} = \frac{V_{ref}}{4095} \cdot datos \cdot 10^{\frac{11\,\mathrm{dB}}{20}} \tag{2}$$

donde V_{ref} es la tensión de referencia del ADC, igual a $1.1\,\mathrm{V}$, y la atenuación configurada en el microcontrolador es de $11\,\mathrm{dB}$.

$$V_{medida} = \frac{1.1}{4095} \cdot datos \cdot 10^{\frac{11}{20}} \tag{3}$$

Por otro lado, el microcontrolador realiza una adquisición global de 5000 muestras por segundo, repartidas entre los cuatro canales disponibles. Esto implica que la frecuencia de muestreo por canal es de $1250\,\mathrm{Hz}$, lo que equivale a un intervalo temporal de $800\,\mu\mathrm{s}$ entre muestras consecutivas en un mismo canal:

$$t_{muestra} = \frac{n_{muestra}}{1250}\mathrm{s} \tag{4}$$

Obtención de parámetros clave

A partir de los datos ya convertidos y preprocesados, se ha realizado un análisis cuantitativo de la señal utilizando un script adicional en Matlab (ver Anexo B.3.2). Este script extrae de manera automática los siguientes parámetros:

1. Amplitud media de la señal y su desviación estándar, evaluadas sobre todos los ciclos disponibles.
2. Valor medio de los picos positivos y negativos, con su respectiva desviación.
3. Periodo medio de la señal, calculado a partir del intervalo entre el paso por el valor medio.
4. Frecuencia efectiva, estimada mediante el recuento de ciclos completos durante la duración total del ensayo.
5. Permite comparar las curvas de la señal transmitida con la señal esperada

Cabe destacar que cada adquisición tiene una duración aproximada de $10\,\mathrm{s}$, lo que permite disponer de un gran número de periodos incluso en frecuencias bajas, y de varios cientos de ciclos en frecuencias más elevadas. Esto garantiza la robustez estadística de los parámetros calculados y reduce la influencia de posibles fluctuaciones aleatorias. En las siguientes secciones se analizarán los resultados obtenidos, comparando las curvas medidas con las esperadas y evaluando la precisión global del sistema digital completo. En el Anexo D, se puede encontrar la

totalidad de los resultados obtenidos gracias a este script para cualquier amplitud y frecuencia ensayada.

3.5.2. Resultados iniciales

Una vez realizados el preprocesado y la conversión inicial de los datos obtenidos por BLE, se procedió a analizar las formas de onda reconstruidas en crudo. Este primer paso permitió identificar patrones y desviaciones sistemáticas.

En el análisis inicial de los datos sin calibrar se observaron tres desviaciones principales:

1. Una discrepancia sistemática en la amplitud: al aplicar la fórmula de conversión basada en la tensión de referencia del ADC ($V_{ref} = 1.1\,\mathrm{V}$) y la atenuación teórica de $11\,\mathrm{dB}$, las amplitudes medidas eran claramente superiores a las esperadas.
2. Un desfase fijo entre los cuatro canales: al superponer las señales reconstruidas se observó un retraso sistemático entre canales, probablemente debido al muestreo secuencial interno del microcontrolador.
3. Una diferencia en el valor medio entre canales: cada canal presentaba un offset constante diferente, que se mantenía entre distintos ensayos.

La Figura 10 ilustra estos dos últimos fenómenos a partir de una adquisición representativa con una señal de entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$. Los cuatro canales presentan desfase entre ellos y cada uno muestra un nivel de offset distinto. La gráfica muestra los valores digitales del ADC y no se ha ajustado la escala del tiempo.

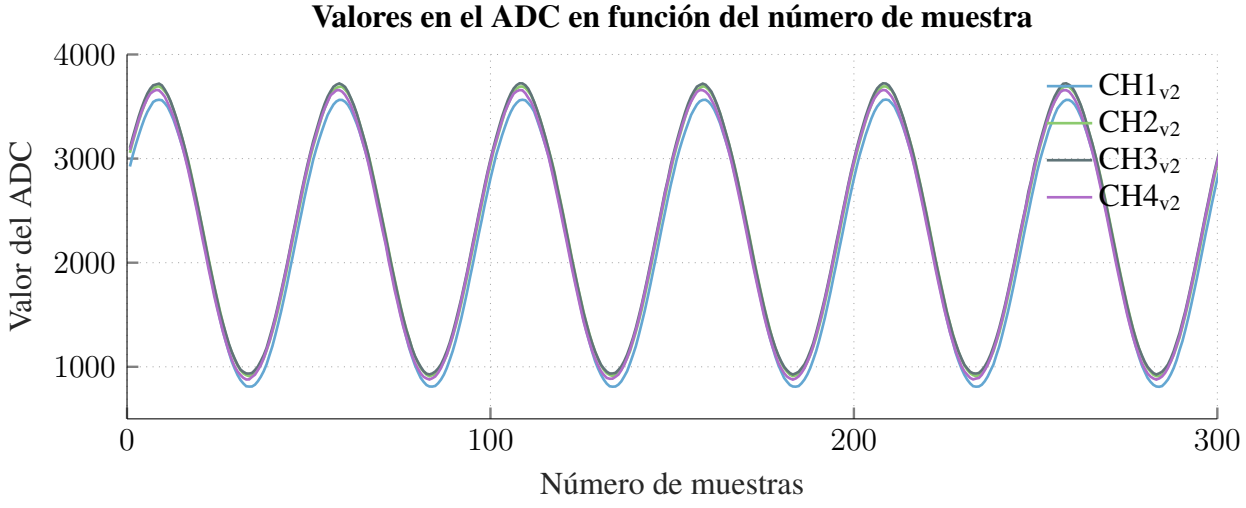


Figura 10. Resultados crudos obtenidos tras la comunicación BLE para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$

A modo de ejemplo adicional, la Figura 11 muestra la comparación directa entre una de las señales adquiridas y la forma de onda teórica reconstruida a partir de los parámetros de generación y la respuesta en frecuencia del sistema. Se aprecia que la forma general de la señal

es coherente, pero existe una sobre estimación significativa de la amplitud, lo que confirma que la conversión directa mediante la fórmula 3 no es adecuada sin un factor de corrección.

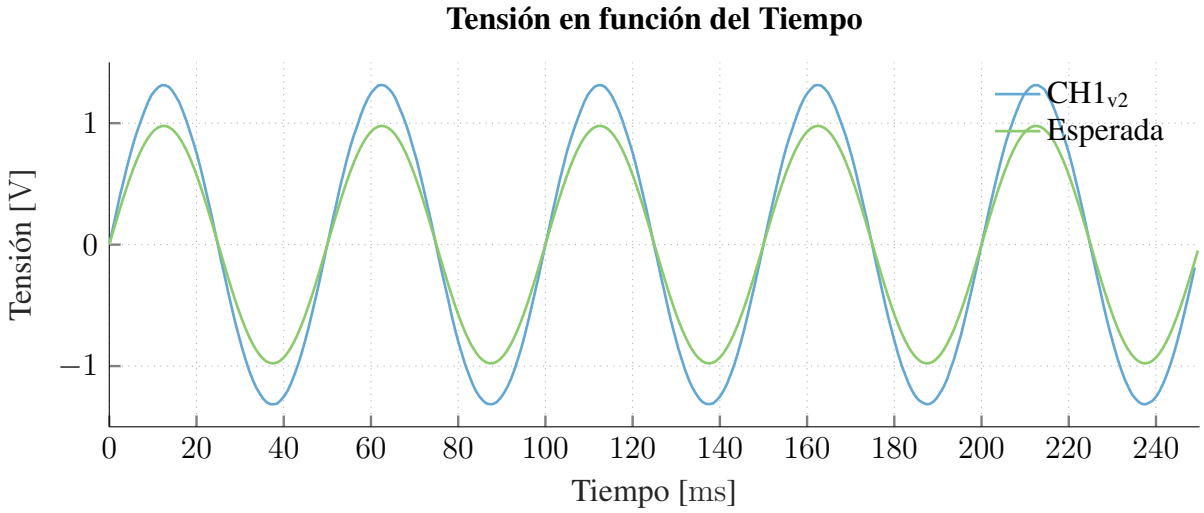


Figura 11. Comparación de los resultados obtenidos trás la conversión con la fórmula 3 y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$

Este conjunto de observaciones motiva el análisis detallado de cada desviación identificado, con el objetivo de establecer si son corregibles mediante calibración y cuál es su origen físico o funcional dentro del sistema. Esta labor se detalla en la siguiente sección.

3.5.3. Análisis de la respuesta temporal

A partir de las anomalías detectadas en las señales sin calibrar, se ha llevado a cabo un análisis sistemático con el objetivo de identificar el origen y el comportamiento de cada una de ellas. Este estudio se ha realizado manteniendo una estructura metodológica clara: para cada parámetro (amplitud, valor medio y desfase) se ha explorado su variabilidad entre canales, su dependencia con respecto a la frecuencia y amplitud de entrada, y su posible regularidad que permita su compensación.

Análisis de la amplitud y del valor medio

En primer lugar, se han centrado todas las curvas en el valor medio y se ha ajustado su origen temporal para que comiencen simultáneamente. Una vez aplicadas estas condiciones, se ha observado que la amplitud medida en los cuatro canales es idéntica dentro del margen de error experimental. De igual manera, el valor medio tras el centrado también coincide entre canales. Esto indica una muy buena coherencia interna del sistema, lo que sugiere que los desajustes iniciales no se deben a fallos aleatorios sino a desplazamientos sistemáticos corregibles. Además, se confirma que, tras la sincronización temporal, todos los canales responden de manera homogénea y estable frente a una señal de entrada constante. En la siguiente figura se representa

un ejemplo en el que se puede confirmar lo dicho. Se pueden encontrar en el Anexo C.1 la misma representación para cada señal de entrada evaluada.

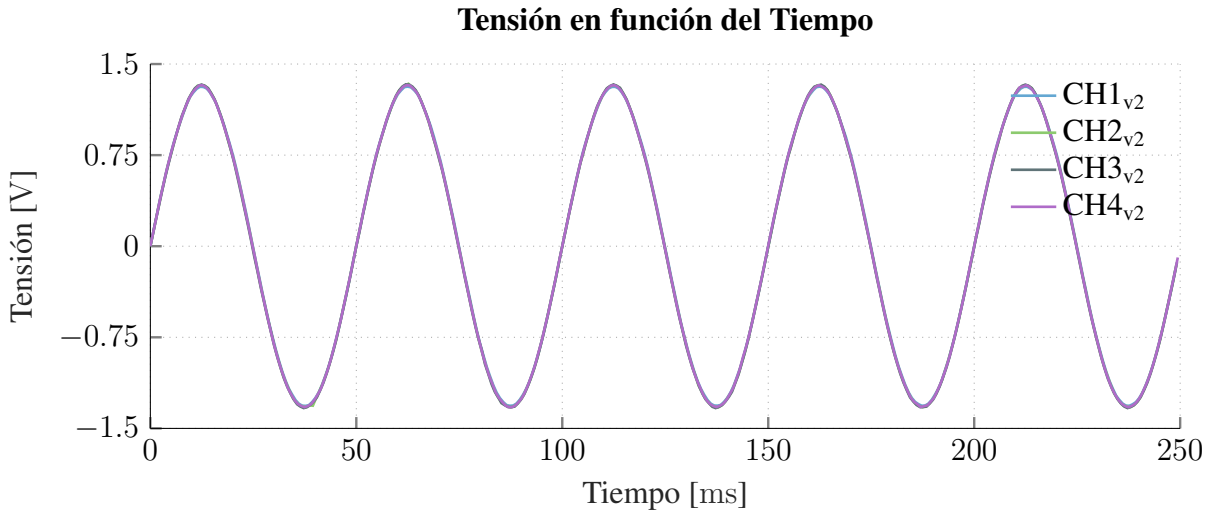


Figura 12. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 20 Hz

Análisis del desfase relativo entre canales

Posteriormente se ha conservado el desfase temporal entre canales, manteniendo centrado el valor medio. Este análisis permite estudiar si existe una desviación fija en el instante de muestreo entre cada canal. A altas frecuencias el resultados se mantiene consistente y se puede decir que el desfase entre canales se mantiene constante. Esto sugiere que dicho desfase es consecuencia directa del modo de funcionamiento secuencial del ADC: el microcontrolador adquiere muestras de los cuatro canales de forma sucesiva, generando inevitablemente un pequeño retraso temporal entre ellos. A bajas frecuencias en cambio, se observa cierta irregularidad en la separación de los cuatro canales. Aunque no se haya verificado, es posible que la irregularidad sea consecuencia de la mayor presencia que tiene en el ruido a estas frecuencias debido. La siguiente figura muestra la presencia del desfase, sin considerar la diferencia de valor medio entre los diferentes canales.

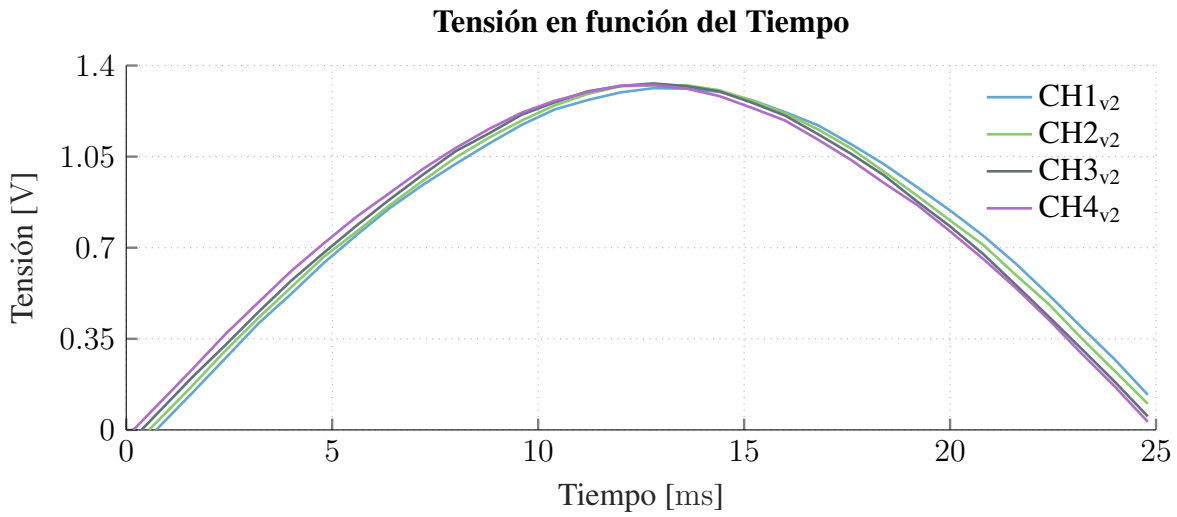


Figura 13. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 20 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

Análisis del desplazamiento del valor medio entre canales

El tercer parámetro analizado ha sido la diferencia de valor medio entre canales. Para ello, se ha eliminado el desfase temporal, pero se ha mantenido el valor medio original de cada canal. Se ha comprobado que esta diferencia en el valor medio es también constante en todas las frecuencias y amplitudes ensayadas, lo cual permite concluir que no se trata de ruido ni de error aleatorio. Esta desviación puede deberse a pequeñas diferencias en los offsets internos del ADC para cada canal, o a la existencia de tensiones de polarización distintas en los caminos de señal antes de la digitalización. En cualquier caso, al tratarse de un desplazamiento sistemático, es posible corregirlo de forma precisa durante el procesado. En la Figura 14 se muestra un ejemplo de la diferencia de amplitud. En el Anexo C.3 se muestra la misma gráfica para todas las frecuencias y amplitudes de entrada ensayadas, viendo que la diferencia se mantiene constante.El valor medio se mantiene constante dentro de un margen de error pequeño para cada canal individualmente, independientemente del momento en el que se realiza el ensayo, así como de la naturaleza de la señal de entrada. Una vez más, puede ser un parámetro sencillo de calibrar.

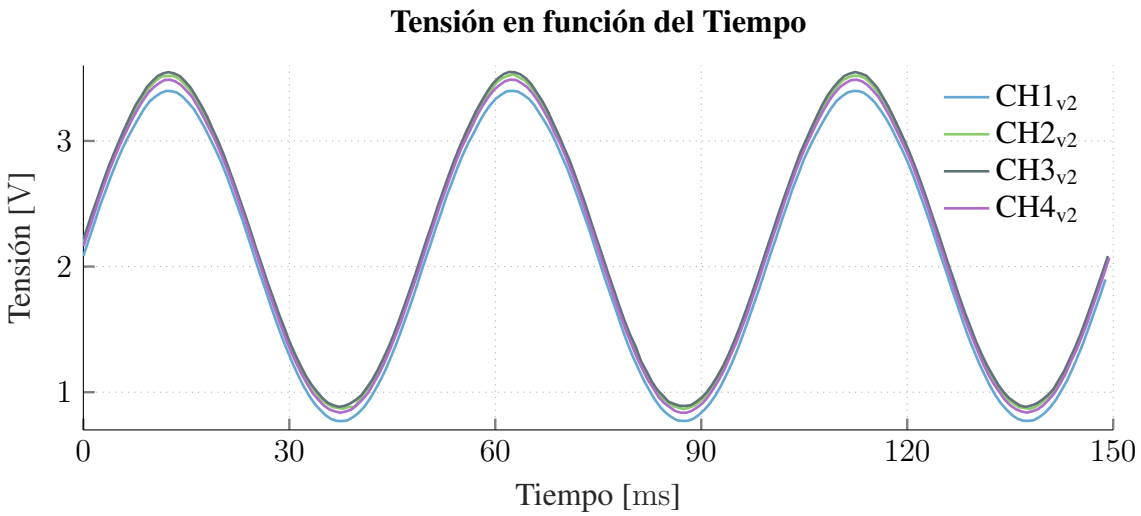


Figura 14. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 20 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

Comparación cuantitativa con la respuesta esperada

Por último, se ha comparado directamente las señales medidas (tras el centrado temporal y ajuste de valor medio) con la curva teórica calculada para cada frecuencia de entrada. Esta curva esperada se calculado con un script de Matlab (ver Anexo B.3.1), para cada frecuencia y amplitud de entrada en función de la respuesta en frecuencia medida en el apartado 3.3.1.

El análisis confirma que la señal adquirida mediante BLE reproduce correctamente la forma sinusoidal y la frecuencia de la excitación aplicada. Sin embargo, se ha detectado una discrepancia sistemática en la amplitud: los valores medidos tras aplicar la conversión estándar (ecuación 3) resultan consistentemente superiores a los esperados. Esta diferencia se observa en todos los canales y se mantiene estable frente a variaciones de frecuencia o amplitud de entrada, lo que indica que no depende de las condiciones de ensayo, sino de un sesgo intrínseco del sistema.

Este comportamiento confirma la necesidad de calibrar el microcontrolador, ya que los valores nominales de referencia interna del ADC y de la cadena de atenuación no coinciden exactamente con los teóricos. La documentación oficial de *Espressif* sobre el ADC del ESP32 es muy limitada y ambigua, sin detallar con precisión el comportamiento real de la conversión ni las diferencias con respecto a los valores nominales especificados en hoja de datos [ESPR21]. En la práctica, esto implica que no ha sido posible predecir con antelación cuál es el valor medido, siendo necesario ajustar experimentalmente la conversión.

En este trabajo se ha realizado dicha calibración mediante la comparación directa entre una señal medida (tras el centrado temporal y el ajuste de valor medio) y la curva teórica calculada para esa misma frecuencia de entrada. Tras analizar diferentes opciones, se determinó que aplicar un factor de corrección fijo de $k = 0.742$ a la ecuación de conversión permite alinear los resultados experimentales con las curvas teóricas esperadas. La Figura 15 ilustra este ajuste para

una entrada de 10 mV a 20 Hz, mostrando cómo la curva calibrada se superpone a la referencia calculada.

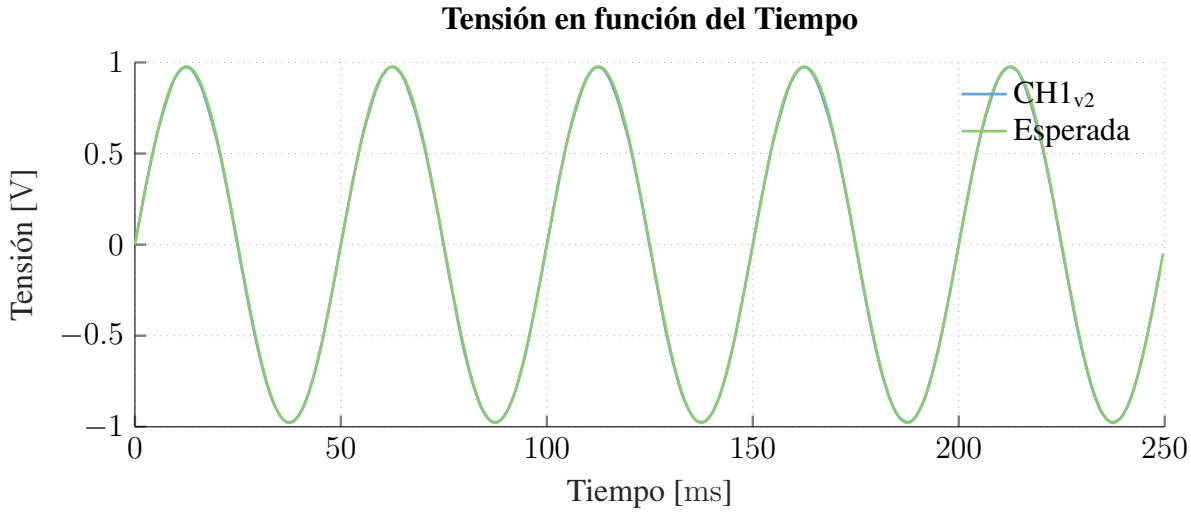


Figura 15. Comparación de los resultados obtenidos tras la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de 10 mV a 20 Hz.

Esta calibración, constante y aplicable a todas las señales, asegura que el sistema proporcione amplitudes correctas en todo el rango de frecuencias y tensiones probadas. En el Anexo C.4 se presenta la comparación detallada para todas las condiciones ensayadas, mientras que la Tabla 4 del apartado 3.5.4 recoge los valores de amplitud medidos y el error residual frente a la respuesta teórica tras la aplicación de la calibración.

3.5.4. Resultados finales tras calibración

Una vez aplicado el coeficiente de calibración obtenido en la sección anterior, se procede al análisis cuantitativo de los parámetros clave que caracterizan la calidad y la fidelidad de las muestras transmitidas vía BLE. En esta sección se presentan los resultados definitivos obtenidos tras la corrección, y se demuestra que las señales digitalizadas reproducen fielmente las condiciones de entrada conocidas, tanto en el dominio temporal como en el de la amplitud.

Cabe destacar que todas las adquisiciones se han realizado en ventanas temporales de aproximadamente 10 segundos, lo cual garantiza que el cálculo de las medias y desviaciones está basado en un número elevado de periodos de la señal, especialmente en el caso de frecuencias altas. Esto proporciona una base estadística robusta para validar la fiabilidad de los resultados.

Frecuencia y periodo

Utilizando la escala temporal derivada de la frecuencia de muestreo por canal ($f_s = 1250$ Hz), se ha reconstruido el eje temporal de las muestras. La frecuencia efectiva de cada ensayo se

ha obtenido mediante conteo de picos en un intervalo de tiempo total, mientras que el periodo medio se ha calculado directamente a partir del tiempo entre picos consecutivos.

Los cálculos del periodo se han recopilado en la Tabla 2. Para cada señal ensayada, se ha medido el tiempo entre periodo y periodo. En la tabla se muestra la media de todos estos periodos medidos, junto con la desviación típica. Luego se compara esta media de periodos con el supuesto periodo correspondiente a esta frecuencia calculando el error:

$$Error = \frac{T_{ideal} - T_{medido}}{T_{ideal}} \tag{5}$$

En la Tabla 3, se muestra la estimación de la frecuencia, que se ha calculado en base al número de periodos frente al tiempo. También se muestra el error que se ha calculado como:

$$Error = \frac{f_{entrada} - f_{estimada}}{f_{entrada}} \tag{6}$$

Los resultados obtenidos muestran una coincidencia excelente con las frecuencias nominales configuradas en el generador de señales. Las desviaciones estándar son bajas en todos los casos, lo que indica estabilidad temporal en la adquisición y confirma que el reloj interno del microcontrolador opera con la precisión declarada. Se puede observar que la diferencia entre el periodo ideal y el periodo medido suele ser menor que el periodo de muestreo $T_{muestreo} = 1/1250 = 0.8\,\text{ms}$.

Tabla 2. Comparación de la media de los periodos reales medidos con el periodo esperado para el $CH1_{v2}$

$f_{entrada}$	T_{ideal}	$\overline{T_{medidos}}$	σ_T	$Error$
0.5 Hz	2 s	1.9997 s	0.001 s	0.015 %
1 Hz	1 s	0.9999 s	0.001 ms	0.006 %
5 Hz	200 ms	200.006 ms	0.0496 ms	0.003 %
10 Hz	100 ms	99.952 ms	0.2543 ms	0.049 %
20 Hz	50 ms	49.982 ms	0.1356 ms	0.036 %
50 Hz	20 ms	20.001 ms	0.0060 ms	0.004 %
100 Hz	10 ms	10.000 ms	0.0072 ms	0.004 %
200 Hz	5 ms	5.0002 ms	0.0154 ms	0.004 %

Tabla 3. Comparación de la estimación de la frecuencia con la frecuencia de entrada para el $CH1_{v2}$

$f_{entrada}$	$f_{estimada}$	$Error$
0.5 Hz	0.5000 Hz	0.00 %
1 Hz	0.9997 Hz	0.03 %
5 Hz	4.9993 Hz	0.014 %
10 Hz	10.0023 Hz	0.023 %
20 Hz	20.0055 Hz	0.028 %
50 Hz	49.9891 Hz	0.022 %
100 Hz	99.9808 Hz	0.019 %
200 Hz	199.962 Hz	0.019 %

Amplitud

Tras aplicar el factor de corrección $k = 0.742$ a la ecuación original de conversión, se ha realizado una comparación exhaustiva entre las amplitudes reales medidas y las amplitudes teóricas esperadas. Los resultados, resumidos en la Tabla 4, muestran una coincidencia sistemática y precisa, con errores relativos en su mayoría inferiores al $1\,\%$. La baja dispersión de los valores, evidenciada por las reducidas desviaciones estándar obtenidas, confirma la estabilidad y fiabilidad del sistema tras la aplicación del coeficiente corrector. Se destaca especialmente la excelente correspondencia observada en frecuencias intermedias (entre 1 Hz y 50 Hz), donde los errores son particularmente bajos. Es un error aceptable para la mayoría de las aplicaciones prácticas consideradas.

Tabla 4. Comparación de la media de las amplitudes reales medidas con la amplitud esperada para el $CH1_{v2}$

$f_{entrada}$	$A_{esperada}$	$\overline{A_{medida}}$	σ_A	$Error$
0.5 Hz	0.8783 V	0.8913 V	0.0008 V	1.5 %
1 Hz	1.3830 V	1.3823 V	0.0033 V	0.05 %
5 Hz	1.9173 V	1.9181 V	0.029 V	0.04 %
10 Hz	1.9477 V	1.9451 V	0.0008 V	0.13 %
20 Hz	1.9557 V	1.949 V	0.0017 V	0.3 %
50 Hz	1.9578 V	1.9489 V	0.0020 V	0.5 %
100 Hz	1.9582 V	1.9339 V	0.0159 V	1.2 %
200 Hz	1.9582 V	1.8722 V	0.0691 V	4.4 %

3.6. Conclusiones

La caracterización del sistema completo mediante la transmisión Bluetooth Low Energy (BLE) ha permitido evaluar de forma integral el comportamiento de todas las etapas digitales involucradas: el conversor analógico-digital (ADC), el microcontrolador y el módulo de comunicación inalámbrica. A diferencia de las caracterizaciones anteriores, limitadas a la etapa analógica, este análisis se ha centrado en la señal digitalizada que llega efectivamente al usuario final, tras todo el proceso de adquisición y transmisión.

Para ello, se ha utilizado un script en Python que recoge los datos transmitidos por el sistema y los almacena en archivos compatibles con Matlab. Posteriormente, se ha llevado a cabo un preprocesado exhaustivo de los datos, implementado mediante un script propio en Matlab. Este preprocesado incluye la detección y eliminación de muestras anómalas, el centrado temporal de las señales, y la extracción de parámetros estadísticos clave como amplitud, valor medio, periodo y frecuencia efectiva.

Se ha realizado la conversión de los datos en crudo (valores del ADC entre 0 y 4095) a unidades físicas en voltios, considerando tanto el valor de referencia del ADC ($1.1\,\mathrm{V}$) como la atenuación de entrada configurada en $11\,\mathrm{dB}$. Sin embargo, tras aplicar esta conversión teórica, se ha detectado una discrepancia sistemática en la amplitud de las señales respecto a los valores esperados. Se determina que este error es debido a la necesidad de calibrar el ADC delo microcontrolador. Efectivamente, ha resultado ser constante y corregible mediante la aplicación de un único coeficiente de calibración, común a todos los canales y ensayos realizados a diferentes frecuencias, con un valor de $k = 0.742$.

Asimismo, se ha verificado la correcta reconstrucción temporal de las señales. El sistema toma muestras a una frecuencia efectiva de $1250\,\mathrm{Hz}$ por canal, manteniéndose constante en todos los ensayos. Se ha comprobado también la estabilidad de los periodos, la frecuencia efectiva medida y la consistencia entre canales en cuanto a desfase y valor medio. En particular, las diferencias de valor medio entre canales y los desfases temporales permanecen constantes a lo largo de todos los ensayos, lo cual es coherente con el funcionamiento secuencial del ADC.

Cabe destacar que todos los ensayos se han realizado con una duración aproximada de $10\,\mathrm{s}$, lo que implica un gran número de muestras y, por tanto, un número elevado de periodos incluso en frecuencias altas. Esto proporciona solidez estadística a todos los análisis y cálculos realizados.

En resumen, los resultados obtenidos permiten afirmar que:

- ✓ El sistema transmite correctamente la señal capturada, con fidelidad estructural respecto a la forma de onda.
- ✓ La calibración resulta en una transmisión de valores muy fiables.
- ✓ El sistema BLE opera con fiabilidad temporal, sin pérdida de paquetes ni distorsiones significativas.

✓ Los parámetros estadísticos extraídos de las señales digitalizadas coinciden con los valores esperados tras la calibración.

Este análisis demuestra que el sistema actual es válido para la adquisición y transmisión fiable de señales, siempre que se realice una calibración previa. El proceso completo es fácilmente replicable gracias a los scripts desarrollados, disponibles en los Anexos A.1 y B.2, lo que asegura su aplicabilidad práctica tanto en fase experimental como en futuras integraciones clínicas. Las conclusiones se pueden verificar viendo los Anexos C y D.

Capítulo 4

Selección y Definición de Técnicas de Procesado y Extracción de Características

En este capítulo se aborda el estudio y la selección de técnicas de procesado y extracción de características para señales EMG, con el objetivo de optimizar la transmisión inalámbrica en sistemas implantables. Tras haber revisado en el Capítulo 2 el estado actual de la investigación en clasificación y procesado de señales EMG, aquí se realiza un paso intermedio: trasladar ese conocimiento al diseño específico del presente TFM.

La motivación principal es que la extracción de características cumple un doble propósito: por un lado, permite reducir el volumen de datos transmitidos por el enlace inalámbrico, y por otro, concentra la información relevante para mantener la capacidad de clasificación de la señal. De este modo, se contribuye simultáneamente a los dos objetivos del trabajo: minimizar el caudal de datos a enviar y conservar la discriminación necesaria para el control de movimientos.

El capítulo se organiza de la siguiente manera. En primer lugar, se presentan los fundamentos de la extracción de características en EMG, abordando su definición, su relación con compresión y clasificación, y los aspectos propios de la señal EMG que condicionan el procesado. A continuación, se describen las etapas de procesado necesarias antes de la extracción, incluyendo segmentación y umbrales. Posteriormente, se revisan y clasifican las características candidatas propuestas en la literatura. Finalmente, se propone un paquete reducido de características, adaptado a los objetivos de este TFM.

4.1. Fundamentos de la extracción de características en EMG

4.1.1. Naturaleza de Una Señal EMG

La señal de electromiografía es una señal de la actividad eléctrica generada por los músculos durante su contracción, resultado de la activación neuromuscular controlada por el sistema nervioso. Se produce a partir de la suma de los potenciales de acción de las fibras musculares que conforman una unidad motora, denominados *Motor Unit Action Potentials* (MUAPs[19]). La EMG presenta una naturaleza compleja y aleatoria debido a la variabilidad en el disparo neuronal y a la superposición de múltiples MUAPs [REAZ06]. Es una señal difícil de interpretar y que requiere modelos matemáticos para poder sacar información.

Los principales autores que han revisado el análisis y procesado de señales EMG: Englehart *et al.* [ENGL99], Reaz *et al.* [REAZ06], Phinyomark *et al.* [PHIN12], Nazmi *et al.* [NAZM16] entre otros, coinciden en destacar una serie de aspectos fundamentales que condicionan su utilización en aplicaciones de clasificación y control. Estos aspectos incluyen la banda de frecuencia y las amplitudes típicas de la señal, la presencia de ruido y artefactos, la relación señal-ruido (SNR[20]), la interferencia de músculos adyacentes, así como la influencia del tipo de contracción.

En términos generales, la señal EMG es no estacionaria, altamente variable y dependiente tanto del sujeto como de las condiciones de registro. Aunque la literatura no sea del todo clara sobre los rangos de frecuencia y amplitud de una señal EMG. Según [REAZ06], que cita numeroso artículos que especifican esos rangos, en registros típicos, la amplitud de la señal EMG antes de amplificación se sitúa en el rango de $0\,\mathrm{mV}$ a $10\,\mathrm{mV} \pm 5\,\mathrm{mV}$ de pico, con un espectro de frecuencias útil que se extiende principalmente entre $10\,\mathrm{Hz}$ a $500\,\mathrm{Hz}$, siendo más comúnmente empleado el rango de $20\,\mathrm{Hz}$ a $250\,\mathrm{Hz}$ para evitar componentes de muy baja frecuencia y reducir el ruido de alta frecuencia [REAZ06]. La componente de baja frecuencia está relacionada con artefactos de movimiento y desplazamientos de la línea base, mientras que las componentes de muy alta frecuencia suelen asociarse a ruido electrónico, cómo se verá a continuación. A pesar de diferencias menores entre los valores propuestos por diferentes autores, todos coinciden en que el orden de amplitud está en los mV y que la frecuencias se sitúan por debajo de de los $500\,\mathrm{Hz}$.

Uno de los aspectos centrales es la relación señal–ruido (SNR). En aplicaciones prácticas, la calidad de la señal EMG depende en gran medida de mantener un SNR suficientemente alto que permita distinguir la actividad muscular frente a interferencias externas o artefactos fisiológicos.

[19] Potenciales de acción de unidad motora, impulsos eléctricos registrados en un músculo cuando una neurona activa simultáneamente todas las fibras musculares de su unidad motora.

[20] *Signal to Noise Ratio*, es la medida que compara la potencia de la señal útil frente a la potencia del ruido que la acompaña. Suele darse en dB.

Como señalan Nazmi *et al.* [NAZM16], los problemas asociados a la EMG pueden agruparse en dos grandes categorías:

Relación Señal-Ruido, que limita la discriminación de gestos y movimientos, y se ve afectada por factores como la fatiga, la impedancia entre la piel y el electrodo y la calidad del contacto eléctrico y los componentes electrónicos.

Ruido de la señal y artefactos añadidos, que incluyen la interferencia de otros músculos (*cross-talk*), el ruido de línea eléctrica ($50\,\mathrm{Hz}$ en Europa), el ruido térmico de los circuitos electrónicos y los artefactos de movimiento causados por desplazamiento de electrodos o contracciones involuntarias.

Como subrayan Englehart *et al.* y Phinyomark *et al.*, estos factores como el *cross-talk* es especialmente problemático en EMG superficial, ya que una parte de la señal registrada proviene de músculos vecinos y no solo del músculo objetivo. Esto afecta directamente a la especificidad de las características extraídas, complicando la clasificación en movimientos complejos o con músculos adyacentes muy próximos. En el caso de este proyecto, se minimiza este problema gracias al uso de electrodos implantables.

Finalmente, el tipo de contracción muscular también condiciona la señal. Existen diferencias significativas entre contracciones isotónicas (dinámicas, con variación de la longitud muscular) e isométricas (estáticas, con la longitud del músculo constante), tal y como destacan Nazmi *et al.* [NAZM16]. Mientras que las contracciones isotónicas introducen mayor variabilidad espectral y de amplitud debido al movimiento, las contracciones isométricas suelen generar señales más estables.

Interferencias y tipos de ruido

Las interferencias pueden originarse tanto en el entorno como en el propio organismo y sistema de medida. Según [REAZ06], los tipos de ruido más comunes son:

Ruido inherente de la electrónica: generado por los propios componentes electrónicos del sistema de adquisición, imposible de eliminar pero reducible con componentes de alta calidad.

Ruido ambiental: radiación electromagnética presente en el entorno, que puede ser de una a tres órdenes de magnitud mayor que la señal EMG, especialmente en entornos con múltiples dispositivos eléctricos.

Artefactos de movimiento: causados por desplazamientos relativos entre el electrodo y la piel o por el movimiento del cableado, generando distorsiones de baja frecuencia.

Inestabilidad inherente de la señal: asociada a la naturaleza aleatoria de la actividad de las unidades motoras, especialmente en el rango de $0\,\mathrm{Hz}$ a $20\,\mathrm{Hz}$.

Factores que afectan la señal

Además del ruido, existen factores que modifican la morfología y el contenido espectral de la señal EMG. Estos pueden clasificarse en:

Causativos extrínsecos: derivados de la estructura y posición de los electrodos (tamaño, forma, distancia entre contactos, ubicación relativa a los puntos motores o fibras musculares).

Causativos intrínsecos: relacionados con la fisiología del músculo (número de unidades motoras activas, tipo de fibras, flujo sanguíneo, diámetro y profundidad de las fibras activas, tejido interpuesto).

Factores intermedios: fenómenos físicos y fisiológicos que afectan la señal a través del filtrado inherente del electrodo, la superposición de potenciales o la velocidad de conducción.

Factores determinísticos: propiedades directas de la señal como amplitud, duración y forma de los MUAPs.

Tipos de contracción

La señal EMG está vinculada al tipo de contracción muscular que se produce. En las contracciones isométricas, la longitud del músculo se mantiene constante mientras la tensión varía en función de la fuerza ejercida. Este tipo de contracción genera señales más estables en términos de frecuencia y amplitud, lo que facilita el análisis.. Por el contrario, las contracciones isotónicas se caracterizan por una variación de la longitud del músculo mientras la tensión permanece relativamente constante. Estas condiciones dinámicas producen señales con mayor variabilidad temporal y espectral, debido al movimiento del miembro y a los cambios en la orientación y contacto de los electrodos.

Nazmi *et al.* [NAZM16] señalan que esta diferencia entre contracciones isométricas e isotónicas introduce un reto importante en el diseño de clasificadores robustos, ya que un sistema entrenado únicamente con datos de contracciones isométricas puede ver reducido su rendimiento cuando se enfrenta a contracciones dinámicas. Además de estas dos categorías clásicas, en la práctica se presentan contracciones dinámicas complejas, que combinan variaciones simultáneas de longitud y tensión, típicas de actividades funcionales reales. En estos casos, la señal EMG muestra un patrón aún más irregular, con cambios bruscos en amplitud y en el contenido espectral, reflejando la naturaleza no estacionaria de la señal.

4.1.2. Definición y Propósito de la Extracción de Características

La extracción de características consiste en transformar la señal bruta de EMG en un conjunto de parámetros que capturan su información más representativa. Su propósito es doble: reducir la complejidad de los datos y mantener la discriminación necesaria para la clasificación.

En lugar de transmitir o procesar directamente todas las muestras de la señal, se calcula un número limitado de parámetros sobre segmentos temporales, que resumen aspectos clave como amplitud, complejidad, frecuencia o irregularidad de la señal. De esta manera, el vector de características actúa como una representación compacta de la señal, adecuada tanto para transmisión como para clasificación automática.

Autores como Reaz *et al.* [REAZ06], Phinyomark *et al.* [PHIN12] y Nazmi *et al.* [NAZM16] destacan que la selección de características adecuadas es determinante en el rendimiento de un clasificador de EMG. La elección de un conjunto óptimo puede mejorar la precisión incluso más que el propio algoritmo de clasificación. Por ello, el diseño de un sistema de control mioeléctrico eficiente depende en gran medida de esta etapa.

Las características de una señal EMG consisten en parámetros estadísticos calculados sobre un ventana temporal de la señal. El conjunto de características estudiado en la literatura se define en la Tablas 5 a 7.

4.1.3. Relación con Compresión de Datos y Clasificación

La extracción de características está estrechamente vinculada con dos objetivos principales en el procesado de EMG: la compresión de datos y la clasificación de movimientos.

En primer lugar, desde el punto de vista de la compresión, las características permiten reducir drásticamente la cantidad de información que debe transmitirse. En vez de transmitir un segmento de 310 muestras, un vector de características puede representarse con tan solo 4 a 10 parámetros.

En segundo lugar, desde la perspectiva de la clasificación, las características actúan como la entrada a los algoritmos de reconocimiento de patrones. Un buen diseño de características permite separar de forma más clara los diferentes gestos o contracciones musculares. En este sentido, la extracción de características puede entenderse como una forma de compresión "informada": en lugar de reducir los datos arbitrariamente, se extrae la información más relevante para la tarea de clasificación.

En este TFM, la relación entre compresión y clasificación se vuelve directa: al elegir un paquete mínimo pero representativo de características, se consigue simultáneamente reducir la cantidad de datos transmitidos y preservar la discriminación necesaria para el control de movimientos.

4.2. Procesado de la Señal

El procesado de la señal EMG tiene como objetivo transformar el registro bruto en un conjunto de datos limpios y estructurados que puedan ser utilizados en etapas posteriores de extracción de características y clasificación. En este trabajo, el objetivo de procesado es de enfrentar las limitaciones de ancho de banda y consumo energético que obligan a optimizar desde la

adquisición. En general, el flujo de procesado puede representarse como se muestra en la Figura 16:

Figura 16. Diagrama del flujo general para procesar una señal EMG

La etapa de "Filtrado y rectificación" se ha analizado ya en detalle al realizar la caracterización del sistema en el Capítulo 3. La etapa de "Segmentación" se describe en la siguiente sección 4.2.1. La etapa de "Extracción de Características" se definió en la sección 4.1.2 y se detallará en la sección 4.2.3. La etapa de "Clasificación" consiste en aplicar modelos matemáticos sobre las características extraídas con el fin de asignar acciones o movimientos asociados a la señal medida. Esta última etapa queda fuera del alcance del presente TFM.

4.2.1. Segmentación de Datos (Windowing)

La segmentación de datos, o *windowing*, consiste en dividir la señal en segmentos temporales también llamados "ventanas". De esta manera se pueden calcular las características sobre las muestras de cada "ventana". Nazmi *et al.* [NAZM16] señala que la elección de la longitud de la ventana es un parámetro crítico, ya que afecta directamente a la precisión del sistema y a la latencia de respuesta. Ventanas demasiado cortas pueden no capturar información suficiente sobre la contracción, generando estimaciones ruidosas; mientras que ventanas demasiado largas incrementan el retardo y reducen la capacidad de seguir variaciones rápidas de la señal. Por ello, se suelen emplear longitudes intermedias, típicamente de $100\,\mathrm{ms}$ a $500\,\mathrm{ms}$, que ofrecen un equilibrio adecuado entre resolución temporal y estabilidad en el cálculo de características. Se estima que los segmentos con duración inferior a los $128\,\mathrm{ms}$ degradan la calidad de la clasificación[FARI04]; en cambio la calidad aumenta al aumentar la longitud del segmento. El autor propone dos métodos principales:

Ventanas adyacentes: cada ventana es independiente y no se solapa con la siguiente. Este método reduce el coste computacional y es más simple, pero puede perder información en los límites de la ventana.

Ventanas solapadas: cada ventana comparte un porcentaje de muestras con la siguiente. Aunque se ha visto que no mejora la precisión de la clasificación, si que permite reducir el retardo.

Un buen número propuesto por este autor es de elegir una ventana de $248\,\mathrm{ms}$. Con la frecuencia de muestreo de 1250 muestras por segundo en cada canal, equivale a segmentos de 310 muestras, como lo indica la ecuación 7. Se usará esta duración para la segmentación.

$$N_{muestras} = 1250 \times \frac{248\,\mathrm{ms}}{1000\,\mathrm{s}} = 310 \tag{7}$$

4.2.2. Umbrales de Detección

4.2.2.1. Definición de los umbrales de detección

En muchas implementaciones, para la extracción de características se aplica una etapa de detección de actividad muscular basada en umbrales. El objetivo de esta fase es evitar que los algoritmos de clasificación se vean afectados por periodos de reposo, en los que la señal EMG está compuesta principalmente por ruido, y garantizar que solo se transmitan y procesen los fragmentos de señal con contenido relevante. De este modo, además de aumentar la fiabilidad del sistema, se consigue reducir el número de ventanas procesadas y, por tanto una vez más, el volumen total de datos transmitidos [REAZ06, NAZM16].

Según Reaz *et al.*, la detección basada en umbrales puede analizarse en términos de probabilidad de detección P_d y probabilidad de falsa alarma P_{fa}. En el caso del método de umbral simple, la probabilidad de detección depende del valor elegido para el umbral, ya que una elección demasiado baja produce numerosas falsas alarmas, mientras que un valor demasiado alto puede llevar a omitir contracciones válidas. Para mejorar este compromiso, se han propuesto variantes como los detectores de umbral doble, que permiten un mayor grado de libertad para ajustar la relación entre P_d y P_{fa}, adaptando el detector a las condiciones específicas de la señal EMG y del entorno experimental. En la literatura se han descrito principalmente tres tipos de métodos:

Umbral Simple: compara la amplitud de la señal rectificada, o su envolvente, con un nivel fijo. Es el método más sencillo e intuitivo, pero sensible a la elección del umbral. Además no suele presentar resultados muy buenos [WARI18].

Umbral Doble: introduce un segundo criterio. Se basa en un **umbral de amplitud** y un **umbral temporal**, de modo que la señal debe superar el umbral de amplitud y permanecer por encima de él durante un número mínimo de muestras. Esto reduce falsas alarmas y mejora la robustez. Este método presenta mejores resultados que la técnica de umbral simple. En cambio su coste computacional es más alto [REAZ06].

Umbral Adaptativo: el valor del umbral se calcula dinámicamente en función de la señal en curso (por ejemplo, a partir de la media y desviación estándar de ventanas de reposo), lo que permite compensar variaciones lentas de la línea base, fatiga muscular o cambios en el ruido de fondo [WARI18].

Para aplicar estos métodos, la señal EMG suele someterse a un preprocesado que incluye filtrado en banda, rectificación y, en muchos casos, cálculo de una envolvente suavizada mediante filtrado paso bajo. De este modo, la señal resultante representa la energía instantánea de la EMG y se facilita la comparación con un umbral. Algunos autores proponen calcular directamente el valor RMS en cada ventana de análisis y verificar si excede un umbral predefinido [NAZM16]. En este trabajo, no se calcula la envolvente de manera ni analógica ni digital, por lo que es mejor usar el valor RMS de la señal.

4.2.2.2. Elección del Umbral de Amplitud

La elección del umbral es un aspecto crítico y suele realizarse en función del nivel de ruido basal. El procedimiento más habitual consiste en calcular la media y desviación estándar de la señal en reposo y fijar el umbral como:

$$\text{Umbral} = \mu_{reposo} + k \cdot \sigma_{reposo} \tag{8}$$

Donde k toma típicamente valores entre 2 y 3 [REAZ06], μ indica el valor en reposo de la señal que puede estar definido por la envolvente, el valor RMS o otro método; y σ define el valor de referencia del umbral que puede estar definido por la desviación típica de los valores en reposo o una vez más el valor RMS en reposo de la señal. En otros casos, el umbral se establece como un porcentaje de la contracción voluntaria máxima, adoptándose valores en torno al $5\,\%$ a $10\,\%$ de la amplitud máxima o un porcentaje ($25\,\%$ a $40\,\%$) del valor medio RMS de referencia durante la tarea. Estas estrategias permiten adaptar el detector a distintos músculos, sujetos y condiciones experimentales.

Para este trabajo el umbral U estará definido cómo indica la ecuación 9. Se usa el valor RMS de la señal calculado sobre una ventana. Se establece que el valor del umbral sea de 3 veces el valor RMS en reposo. Este último valor puede modificarse en función de los resultados experimentales que se obtengan y en función de los pacientes que usen el sistema de electromiografía.

$$U = \text{RMS}_{reposo} + 3 \times \text{RMS}_{reposo} = 4 \times \text{RMS}_{reposo} \tag{9}$$

Las ventanas sobre las que se calcula el RMS de la señal tendrán una longitud 10 veces menor que las ventanas para calcular las características. Por lo que tendrán una longitud de 31 muestras o aproximadamente $25\,\text{ms}$. Este valor también se puede modificar para optimizar la precisión de los algoritmos de clasificación. El valor RMS en reposo, tiene que calcularse mientras se está usando el sistema de electromiografía y no se puede definir con antelación. Al usar esta técnica, el valor del umbral se modifica dinámicamente y aumenta la precisión. El valor RMS de una señal se calcula sobre una ventana (un número de muestras finito) cómo lo indica la ecuación 10.

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2} \tag{10}$$

Siendo N el número de muestras en la ventana y x_i la muestra número i.

4.2.2.3. Elección del Umbral Temporal

El umbral temporal constituye el segundo criterio de la técnica de detección de doble umbral. Su función principal es diferenciar picos espurios de corta duración del inicio real de una contracción

muscular, ya que el ruido de la señal EMG puede producir elevaciones transitorias de amplitud que superen el umbral de amplitud pero que no representan una activación muscular verdadera.

El umbral temporal se define como la duración mínima que la señal debe permanecer por encima del umbral de amplitud para ser considerada una contracción válida. Dicho valor se establece generalmente en función de la duración típica de los potenciales de acción musculares (MUAPs) y de la dinámica del movimiento voluntario. En la literatura, se han propuesto valores que van desde decenas hasta algunos cientos de ms [REAZ06, WARI18], dependiendo del músculo y de la tarea realizada.

Un criterio habitual consiste en fijar el umbral temporal como un múltiplo de la longitud de ventana usada para calcular el valor RMS o la envolvente. Por ejemplo, si la ventana de RMS es de $25\,\mathrm{ms}$, se puede requerir que la señal supere el umbral de amplitud durante al menos $50\,\mathrm{ms}$ a $75\,\mathrm{ms}$ antes de confirmar la detección de actividad [MERL03]. En este trabajo se decide de elegir una umbral temporal $U_T = 50\,\mathrm{ms}$.

4.2.3. Revisión y Análisis de Características Candidatas

La selección de características es una etapa clave para cualquier sistema de procesado de EMG. Su objetivo es representar la información relevante de la señal con el menor número de parámetros posible, manteniendo la capacidad de discriminación necesaria para la clasificación.

En el contexto del presente TFM, la elección de las características candidatas se basa en la revisión de estudios relevantes, principalmente las clasificaciones y evaluaciones sistemáticas presentadas por Reaz *et al.* [REAZ06], Phinyomark *et al.* [PHIN12] y Nazmi *et al.* [NAZM16]. Estos trabajos han compilado, probado y comparado un conjunto amplio de parámetros aplicables a EMG, tanto superficial como intramuscular. El conjunto de características se divide en tres categorías:

Dominio del tiempo (TD): características calculadas directamente sobre la señal en el dominio temporal, que reflejan propiedades relativas al amplitud y la forma de onda. Tienen bajo coste computacional y son ampliamente utilizadas en control en tiempo real [REAZ06].

Dominio de la frecuencia (FD): parámetros obtenidos a partir del espectro de la señal, útiles para identificar cambios en la composición en frecuencia asociados a fatiga, tipo de contracción o activación selectiva de fibras musculares [PHIN12].

Dominio tiempo-frecuencia: medidas que combinan información temporal y espectral, obtenidas mediante transformadas como la transformada *wavelet* o la de Fourier de ventana corta. Son más costosas a nivel computacional [NAZM16].

En las siguientes Tablas 5 a 7 se recoge la lista de características consideradas en este TFM, a partir de la información aportada por [REAZ06], [PHIN12] y [NAZM16].

Tabla 5. Lista completa de las características en el **Dominio del Tiempo** (TD)

Característica	**Abreviación**	**Definición**
Integrated EMG	IEMG	$\sum_{i=1}^{N}\|x_i\|$
Mean Absolute Value	MAV	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\|x_i\|$
Modified Mean Absolute Value 1	MAV1	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} w_i\|x_i\|, \quad w_i = \begin{cases} 1 & \text{si } 0.25N \le i \le 0.75N \\ 0.5 & \text{resto de casos} \end{cases}$
Modified Mean Absolute Value 2	MAV2	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} w_i\|x_i\|, \quad w_i = \begin{cases} 1 & \text{si } 0.25N \le i \le 0.75N \\ 4i/N & \text{si } i < 0.25N \\ 4(i-N)/N & \text{resto de casos} \end{cases}$
Simple Square Integral	SSI	$\sum_{i=1}^{N} x_i^2$
Variance of EMG	VAR	$\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N} x_i^2$
Absolute Value of the 3rd temporal moment	TM3	$\left\|\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^3\right\|$
Absolute Value of the 4th temporal moment	TM4	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^4$
Absolute Value of the 5th temporal moment	TM5	$\left\|\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^5\right\|$
Root Mean Square	RMS	$\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2}$
v-Order	V	$\sqrt[v]{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^v}$
Log Detector	LOG	$\exp\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\ln\|x_i\|\right)$
Waveform Length	WL	$\sum_{i=1}^{N-1}\|x_{i+1}-x_i\|$
Average Amplitude Change	AAC	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N-1}\|x_{i+1}-x_i\|$

Característica	**Abreviación**	**Definición**
Difference Absolute Standard Deviation Value	DASDV	$\sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1}-x_i)^2}$
Amplitude of First Burst	AFB	Primer máximo que se extrae de la función de tiempo resultante.
Zero Crossing	ZC	Número de veces que la señal pasa por 0.
Myopulse Percentage Rate	MYOP	$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i), \quad f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq k \\ 0 & \text{resto de casos} \end{cases}$
Willison Amplitude	WAMP	$\sum_{i=1}^{N} f\lvert x_i - x_{i+1}\rvert, \quad f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq k \\ 0 & \text{resto de casos} \end{cases}$
Slope Sign Change	SSC	$\sum_{i=1}^{N} f\left([x_i - x_{i-1}] \cdot [x_i - x_{i+1}]\right); f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq k \\ 0 & \text{resto de casos} \end{cases}$
Kurtosis	KURT	Grado de concentración de la energía de la señal alrededor de su media.
Skewness	SKEW	Asimetría de la distribución de la señal respecto a su media.
Fuzzy Approximate Entropy	FApEn	Métrica no lineal que cuantifica la irregularidad y complejidad de una señal fisiológica
Mean Absolute Value Slope	MAVSLP	Diferencia de valor MAV de un segmento a otro
Multiple Hamming Windows	MHW	$\sum_{i=0}^{N-1}(x_i W_{i-i_k})^2; \quad k = 1, \ldots, K$
Multiple Trapezoidal Windows	MTW	$\sum_{i=0} N-1(x_i^2 w_{i-i_k}); \quad k = 1, \ldots, K$
Histogram of EMG	HIST	Constituye una extensión de las características ZC y WAMP. HIST divide los elementos de dicha señal en B segmentos equidistantes y contabiliza el número de elementos correspondientes en cada segmento.

Característica	Abreviación	Definición
Auto-regressive coefficients	AR	Es un vector de coeficientes a_p. Se define como un modelo de predicción que describe cada muestra de la señal EMG como una combinación lineal de las muestras anteriores x_i, más un término de error de ruido blanco ω_i. $\sum_{p=1}^{p} a_p x_{i-p} + \omega_i$
Cepstral Coefficients	CC	Se define como la transformada de Fourier inversa del logaritmo del espectro de potencia de la señal

En estas expresiones, N representa el número de muestras en la ventana (en este TFM $N = 155$) y x_i la señal en la muestra i. En las definiciones de MYOP, WAMP y SSC, k es un umbral previamente definido. Para el cálculo de las características con *Hamming Windows*, w y w_i representa la función de ventana de *Hamming*. Al calcular las ventanas, hay que repartir el segmento en K subsegmentos.

Para calcular características en el dominio de la frecuencia a partir de un segmento de N muestras de una EMG, hay que discretizar el espectro de frecuencia de *bins espectrales*. Cada *bin* corresponde a una frecuencia física. El ancho de un *bin* marca la la resolución en frecuencia. En las expresiones de la Tabla 6, f_j denota la frecuencia del *bin espectral* j, P_j es la densidad de potencia en el *bin* j y M es el número totales de bins considerados.

Tabla 6. Lista completa de las características en el **Dominio de la Frecuencia** (Tf)

Característica	Abreviación	Definición
Mean Frequency	MNF	$\frac{\sum_{j=1}^{M} f_j P_j}{\sum_{j=1}^{M} P_j}$
Median Frequency	MDF	$\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M} P_j$
Mean Power Frequency	MNP	$\frac{\sum_{j=1}^{M} P_j}{M}$
Peak Frequency	PKF	$\max(P_j); \quad j = 1, \cdots, M$
Total Power	TTP	$\sum_{j=1}^{M} P_j$

Característica	Abreviación	Definición
Frequency Ratio	FR	$\frac{\sum_{j=LLC}^{ULC} P_j}{\sum_{j=LHC}^{UHC} P_j}$
Power Spectrum Ratio	PSR	Ratio entre la energía P_0, que se encuentra próxima al valor máximo del espectro de potencia del EMG, y la energía P, que corresponde a la energía total del espectro de potencia del EMG.
Variance of Central Frequency	VCF	$\frac{SM2}{SM0} - \left(\frac{SM1}{SM0}\right)^2$
First Spectral Moment	SM1	$\sum_{j=1}^{M} P_j f_j$
Second Spectral Moment	SM2	$\sum_{j=1}^{M} P_j f_j^2$
Third Spectral Moment	SM3	$\sum_{j=1}^{M} P_j f_j^3$
Energy	EN	Energía espectral total.
Wavelet Decomposition	WDC	Energía de coeficientes de wavelet por bandas.
Wavelet Decomposition Difference	WDCDIF	Diferencia de energía entre bandas de wavelet.
Modified Mean Frequency	MMNF	Variación adaptada de MNF.
Modified Median Frequency	MMDF	Variación adaptada de MDF.
Short-Time Fourier Transform	STFT	Energía distribuida en tiempo–frecuencia mediante STFT.

En el *Frequency Ratio*, ULC y LLC corresponden a la frecuencia de corte superior e inferior respectivamente de la banda de frecuencias bajas. UHC y LHC corresponden a la frecuencia de corte superior e inferior respectivamente de la banda de frecuencias altas. El corte entre las frecuencias altas y bajas se puede fijar de manera experimental.

Dominio tiempo-frecuencia (TFD)

4.2.4. Paquete de Características Propuesto

Muchas de las características descritas en la literatura son redundantes desde un punto de vista matemático o estadístico. Sin mirar los estudios propuestos por Phinyomark *et al.* y Nazmi *et al.*, es sencillo darse cuenta de que muchas de las características Propuestas en la Tabla 5 no son

Tabla 7. Lista completa de las características en el **Dominio tiempo–frecuencia** (TFD)

Característica	Abreviación	Definición
Discrete Wavelet Transform	DWT	Descomposición multi-resolución de la señal en coeficientes wavelet discretos.
Continuous Wavelet Transform	CWT	Representación continua en tiempo–frecuencia mediante wavelets.
Empirical Mode Decomposition	EMD	Descomposición en modos intrínsecos adaptativos.
Wavelet Packet Transform	WPT	Descomposición jerárquica en paquetes de wavelet.

linealmente independientes. Esto significa que varias de ellas capturan esencialmente la misma información de la señal y, por tanto, no aportan valor adicional en un algoritmo de clasificación. Es más, entrenar un modelo con un conjunto de características demasiado grande puede llevar a un rendimiento deficiente. Por lo que es necesario reducir el conjunto de características a un subconjunto suficientemente representativo. El objetivo de este trabajo se puede cumplir también gracias a esta técnica, ya que se busca minimizar la información transmitida por BLE a lo estrictamente necesario.

Phinyomark *et al.* han estudiado de manera sistemática esta redundancia, demostrando experimentalmente que muchas características de EMG son redundantes y que un subconjunto reducido puede mantener un nivel igual, o superior, de capacidad de discriminación [PHIN12]. En sus trabajos, recopilan varios paquetes de características propuestos por distintos autores y los evalúan comparativamente. Tras concluir que no todas las características son necesarias y que es posible reducir de forma significativa el número de parámetros proponen una agrupación de las características en función del tipo de información que aportan.

Justificando la elección de las características, exponen que dentro del dominio temporal (TD), identifican cuatro grupos principales, en el que cada uno representa un tipo de información diferente. En la práctica, Phinyomark *et al.* muestran que seleccionar una característica de cada grupo es suficiente para describir adecuadamente la señal y alimentar un clasificador con un alto grado de precisión. De esta manera, se evita la redundancia y se reduce el coste computacional. Además, satisface el principal objetivo de este TFM que consiste en reducir la cantidad de información enviada por BLE. Los grupos son:

1. Métodos de información de **energía** y **complejidad**:
2. Métodos de información de **frecuencia**
3. Métodos de **modelos de predicción**
4. Métodos de **dependencia temporal**

También llegan a la conclusión de que las características de los dos primeros tipos temporales muestran mejor desempeño que las de los otros dos grupos. Las características basadas en el

dominio de la frecuencia no resultan ser especialmente buenas para la clasificación de EMG. Algunas características en frecuencia tienen la misma capacidad de discriminación que las del dominio temporal.

Las recomendaciones de características temporales, discutidas por tipo en las conclusiones, son: MAV en métodos de energía, WL en métodos de complejidad, WAMP en métodos de información de frecuencia, AR en métodos de modelo de predicción y MAVS en métodos de dependencia temporal. En el texto, también consideran que usar el coeficiente AR tiene significado a pesar de haber observado que sus resultados en capacidad de clasificación son peores que coeficientes MAV. Junto con el resto de características, AR si que puede aumentar la precisión en algoritmos de clasificación, pero los coeficientes auto-regresivos son tan numerosos como el número de muestras, por lo que no se van a considerar en este trabajo. Finalmente, sugieren MNF y PSR, del dominio de la frecuencia, para aumentar la capacidad del vector de entrada en la clasificación de EMG. Por otro lado, especifican que las características del dominio de la frecuencia no aportan un valor significativo, en cambio suponen un coste computacional mucho mayor. En este trabajo solo se van a considerar las características del dominio temporal. El conjunto de características elegido queda definido por las cuatro siguientes [PHIN12]:

Mean Absolute Value (MAV)

Representa la media del valor absoluto de todas las muestras del segmento seleccionado. Se calcula como la suma de todos los valores absolutos dividido por el número de muestras, como lo indica la ecuación 11.

$$\mathrm{MAV} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i| \tag{11}$$

Donde N representa el número de muestras en el segmento y x_i la muestra número i del segmento.

Waveform Length (WL)

La longitud de la forma de onda es una medida de la complejidad de la señal EMG. Se define como la longitud acumulada de la forma de onda del EMG a lo largo del segmento. En algunas publicaciones, esta característica también se denomina longitud de onda (WAVE, por sus siglas en inglés). Su cálculo puede realizarse como muestra la ecuación 12.

$$\mathrm{WL} = \sum_{i=1}^{N-1}|x_{i+1} - x_i| \tag{12}$$

Donde N representa el número de muestras en el segmento y x_i la muestra número i del segmento.

Willison Amplitud (WAMP)

La amplitud de Willison o amplitud de Wilson es una medida de la información en frecuencia de la señal EMG, definida de manera similar a la característica de cruce por cero (ZC). Se define como el número de veces que la diferencia de amplitud de la señal EMG entre dos segmentos adyacentes excede un umbral predefinido. Además, esta característica se encuentra relacionada con la descarga de los MUAPs y con la fuerza de contracción muscular. Su definición matemática es la de la ecuación 13.

$$\mathrm{WAMP} = \sum_{i=1}^{N-1} f|x_n - x_{n+1}|; \quad f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad x \geq k \\ 0 & \text{resto de casos} \end{cases} \tag{13}$$

En este caso, k representa el valor de un umbral. Igualmente, N representa el número de muestras en el segmento y x_i la muestra número i del segmento.

La literatura presenta diversas estrategias para establecer un valor optimo al umbral k y no existe un valor común. En muchos trabajos el valor suele ser de unos pocos mV o incluso de $100\,\mu\mathrm{V}$. Algunos definen el umbral en función del valor máximo del segmento o del valor RMS del segmento, como lo indican las ecuaciones 14 y 15.

$$k = R \times max(x_i); \quad i = 1, \ldots, N \tag{14}$$

$$k = R \times \mathrm{RMS} \tag{15}$$

Con R cogiendo valores entre $1\,\%$ a $10\,\%$.

Mean Absolute Value Slope (MAVSLP)

Pendiente de la media del valor absoluto, constituye en una versión modificada de la característica MAV. Esta métrica se obtiene a partir de las diferencias entre los valores MAV de segmentos adyacentes. Su formulación matemática se expresa como:

$$\mathrm{MAVSLP}_k = \mathrm{MAV}_{k+1} - \mathrm{MAV}_k; \quad k = 1, \ldots, K-1 \tag{16}$$

Donde K representa el número de subsegmentos en los que se divide la señal EMG. Un mayor número de segmentos permite una representación más detallada de la señal original en comparación con la característica MAV tradicional. El valor de K se puede fijar en 3, criterio que se adopta igualmente en el presente trabajo.

4.3. Diseño del Flujo de Procesado Propuesto

A partir del análisis teórico realizado en este capítulo, se plantea un flujo de procesado específico para el sistema desarrollado en el presente TFM. Este flujo constituye una propuesta conceptual que organiza las distintas etapas de adquisición, detección, segmentación y extracción de características de la señal EMG implantable.

En esta sección se define, de manera ordenada y coherente con la revisión de la literatura, cuáles son las fases mínimas necesarias para reducir el caudal de datos a transmitir sin comprometer la capacidad de clasificación de la señal. En este capítulo se ha descrito el planteamiento teórico de cada etapa, mientras que la implementación práctica y los detalles técnicos de programación se desarrollarán en el capítulo siguiente. Es decir, que en el Capítulo 5 se detallará el funcionamiento e implementación de cada fase descrita en el presente capítulo y esta sección.

El flujo propuesto se estructura en siete etapas consecutivas, que van desde la adquisición de la señal bruta hasta la transmisión del vector de características reducido, como se detalla a continuación. Se puede ver un esquema más técnico en el Capítulo siguiente 5 en dónde se detallan los diagramas en las Figuras 17 y 18.

1. **Adquisición de la señal bruta:** La señal EMG es registrada mediante electrodos implantables y digitalizada por el conversor A/D del sistema. En este caso, los datos se obtienen en formato binario de 12 bits, con valores entre 0 y 4095. Este rango cubre la amplitud típica de la señal EMG registrada y constituye la entrada al procesado digital.
2. **Ajuste del valor medio a cero:** Debido a las propiedades del circuito analógico y del conversor A/D, la señal registrada presenta un valor medio que no coincide con el de la EMG real. Para que las características calculadas y la detección por umbral se efectúen de manera correcta, es necesario que la señal esté centrada en cero (dentro de un margen de error aceptable). Tal como se determinó en el Capítulo 3, a cada canal se le puede asociar un valor medio estimado. Por tanto, el primer paso tras recibir una muestra consiste en restar dicho valor medio, garantizando así que la señal quede referenciada en el valor real de la EMG.
3. **Detección por umbral:** Antes de aplicar segmentación y extracción de características, se implementa una detección temprana de actividad muscular basada en una detección por umbral doble, como se describe en la sección 4.2.2. Si la señal no supera dicho umbral, el segmento se descarta, evitando así el gasto de cómputo y la transmisión de ventanas compuestas solo por ruido de fondo. La siguiente etapa, de cálculo de características sólo se pone en marcha al haber detectado la actividad.
4. **Cálculo en tiempo real de características:** Una vez recibido el aviso de que existe actividad muscular, el sistema empieza a calcular las características. La primera ventana se abre, y se divide la señal en una nueva ventana cada 310 muestras. A medida que se reciben las

muestras digitalizadas, se calculan de forma incremental las sumas y operaciones necesarias para las características seleccionadas (MAV, WL, WAMP, MAVSLP). Es decir que se calculan las características en tiempo real, a medida que vayan llegando las muestras. Este enfoque permite minimizar el retardo y reducir la necesidad de almacenar todas las muestras de cada ventana y ajustarse a las capacidades del microcontrolador.

5. **Confirmación de la ventana:** Debido a que la detección se realiza mediante un doble umbral, el cálculo de características comienza antes de que se confirme la segunda condición. De este modo, mientras se procesan las características en paralelo, se valida si realmente existe actividad muscular. Si la actividad se confirma, la ventana se consolida y se continúan calculando las características hasta completarla. En caso contrario, el proceso se descarta y el sistema vuelve a estado de espera hasta detectar una nueva posible activación.
6. **Finalización del segmento** Cuando la señal supera la detección de umbral y se termina la ventana de duración definida (310 muestras, equivalentes a $248\,\mathrm{ms}$), la ventana se considera completa: se confirman los cálculos acumulados de las características y se finalizan. Se almacenan los resultados, para transmitirlos en la siguiente fase.
7. **Transmisión del vector de características:** Para cada ventana validada, se transmite el conjunto reducido de características previamente definido (MAV, WL, WAMP, MAVSLP). En lugar de enviar cientos de muestras, únicamente se envían estos pocos parámetros. Este vector de características constituye la entrada para etapas posteriores de clasificación (fuera del alcance del presente TFM).

4.4. Conclusiones y Decisión de Parámetros

En este capítulo se ha realizado un estudio sistemático de las técnicas de procesado y extracción de características aplicables a señales EMG, con el objetivo de seleccionar y definir los parámetros que mejor se adaptan a los requisitos del presente TFM. Se ha revisado la naturaleza de la señal EMG, los principales problemas asociados a ruido y artefactos, las técnicas de segmentación y detección de actividad, así como las diferentes familias de características descritas en la literatura. A partir de este análisis, se ha propuesto un flujo de procesado teórico que será implementado en el siguiente capítulo.

En cuanto a la configuración de parámetros concretos, se han tomado las siguientes decisiones:

- **Umbrales de detección:** Se adopta un detector de **doble umbral**, definido por un umbral de amplitud y un umbral temporal. El **umbral de amplitud** se establece en función del valor RMS en reposo, tomando como referencia:

$$U_A = 4 \times \mathrm{RMS}_{reposo} \tag{17}$$

El U_A es el valor que debe de superar el RMS de la señal, calculado sobre ventanas de $25\,\mathrm{ms}$, equivalentes a 31 muestras con la frecuencia de muestreo de $1250\,\mathrm{Hz}$. El **umbral temporal** se fija en como lo indica la ecuación 18, de manera que solo se confirme actividad muscular cuando la señal se mantenga por encima del umbral de amplitud durante ese intervalo mínimo.

$$U_T = 50\,\mathrm{ms} \tag{18}$$

- **Ventanas de segmentación:** Se utilizan ventanas de duración $248\,\mathrm{ms}$, equivalentes a 310 muestras con la frecuencia de muestreo de $1250\,\mathrm{Hz}$. El método seleccionado es el de **ventanas adyacentes**, para reducir el retardo temporal.
- **Características seleccionadas:** Siguiendo la propuesta de Phinyomark *et al.*, se define un conjunto reducido de cuatro características del dominio temporal, que capturan información complementaria de la señal y evitan redundancias:
  - Mean Absolute Value (MAV) - medida de energía.
  - Waveform Length (WL) - medida de complejidad.
  - Willison Amplitude (WAMP) - medida de contenido en frecuencia, con umbral k definido experimentalmente como un porcentaje del RMS. Para ello es necesario determinar el valor RMS antes de poder asignar el umbral.
  - Mean Absolute Value Slope (MAVSLP) - medida de dependencia temporal, calculada con $K = 3$ subsegmentos.

La reducción de información conseguida es significativa: un segmento de 310 muestras se resume en únicamente 4 valores de características, lo que supone una disminución aproximada del $98.7\,\%$. En lugar de transmitir 1250 muestras por segundo y por canal, se transmiten un máximo de 13 valores por segundo. Pese a esta drástica reducción, la literatura muestra que este número de características es suficiente para garantizar un rendimiento adecuado en algoritmos de clasificación, siendo habitual incluso el uso de vectores de 3 a 4 parámetros en sistemas de control mioeléctrico [HUDG93, ENGL99, REAZ06].

De cara a la implementación práctica, será necesario:

- Asegurar que la señal se encuentra centrada en cero, necesitando calibrar el valor a restar para cada canal con una caracterización previa.
- Calcular experimentalmente el valor RMS en reposo de cada sujeto y músculo, necesario para ajustar el umbral de detección.
- Ajustar y calibrar parámetros dependientes de la señal si fuera necesario, después de estudiar los primeros resultados experimentales, tales como:
  - Tamaño de ventana de segmentación.
  - Tamaño de ventana para el cálculo del RMS de umbral detección.
  - Umbral de RMS y umbral temporal para la detección de actividad.
  - Número de subsegmentos empleados en MAVSLP.

- Valor del umbral k en la definición de WAMP.

En conclusión, se ha definido un flujo de procesado y un paquete mínimo de características que cumplen simultáneamente dos objetivos: reducir de forma significativa el volumen de datos transmitidos por el enlace inalámbrico, y mantener la capacidad de clasificación necesaria para aplicaciones de control. El siguiente capítulo se dedicará a implementar este flujo en el microcontrolador.

Capítulo 5

Diseño del Algoritmo de Procesado

En este capítulo se describe el diseño del algoritmo de procesado de la señal EMG propuesto en este trabajo. Mientras que en el capítulo anterior 4 se abordó la definición de los parámetros básicos a extraer, en el presente capítulo se establece la lógica de procesado que permite detectar la actividad muscular y extraer características relevantes de manera eficiente. En el Capítulo 3 se abordó la caracterización experimental del sistema y la definición de los parámetros básicos de referencia (nivel medio de señal, ruido electrónico, condiciones de muestreo), que permite definir algunos valores que se usarán en la implementación del algoritmo.

El objetivo principal es formalizar el funcionamiento del sistema a través de pseudo-código y diagramas de estados. La implementación prácticas en código ejecutable queda fuera del alcance de este TFM. Para ello, se plantea la organización del procesado en varias tareas concurrentes sobre FreeRTOS, cada una estructurada como una máquina de estados compatible con la ejecución en tiempo real.

El contenido del capítulo se organiza en tres bloques. En primer lugar, se describe la tarea de comparación de umbral, cuyo propósito es discriminar entre ruido de fondo y contracciones válidas de la señal EMG, combinando un umbral de amplitud y un umbral temporal. A continuación, se detallan las tareas de cálculo de características en ventanas impares y de cálculo en ventanas pares solapadas, que transforman la señal en un conjunto de métricas compactas (`MAV`, `WL`, `WAMP`, `MAVSLP`) para su uso posterior en clasificación y control. Finalmente, se presentan los pseudo-códigos completos de cada tarea y las funciones auxiliares, que constituyen la base lógica para la futura implementación en el sistema final.

5.1. Integración con FreeRTOS

El sistema propuesto se desarrolla sobre FreeRTOS, un sistema operativo en tiempo real que permite organizar el procesamiento en múltiples tareas[21] concurrentes. Cada tarea en FreeRTOS

[21] Unidades de ejecución independientes que FreeRTOS planifica de forma concurrente y cooperativa, cada una con su propia pila y prioridad.

se ejecuta de manera independiente dentro de su propio contexto de ejecución, con una pila asignada y una prioridad definida. El planificador de FreeRTOS gestiona estas tareas, alternando entre ellas según su prioridad o cuando una tarea entra en estado de espera (por ejemplo, a la espera de una muestra o de un evento).

En este trabajo, la lógica del procesado de señales EMG se estructura en tres tareas principales, acompañadas de funciones auxiliares:

1. **Comparación de Umbral:**
   a) Evalúa si el valor RMS está por encima del umbral
   b) Si ese valor RMS sobrepasa ese umbral, evalúa si se mantiene por encima suficientemente tiempo
   c) Evalúa cuando vuelve a pasar por debajo del umbral
2. **Cálculo de características en ventana impar:** Siempre calcula las características: si no pasa el umbral se descarta y vuelve a empezar, si pasa el umbral calcula características hasta cerrar la ventana y vuelve a empezar.
3. **Cálculo de características en ventana par (con solape):** Empieza solo si se ha pasado el umbral, y empieza solapada con la ventana impar.

La comunicación entre estas tareas (y con el resto de tareas del sistema ya definidas actualmente) se realiza mediante colas[22] y *flags*[23]. Las colas permiten transmitir datos (muestras digitalizadas o características calculadas) entre tareas de forma ordenada y segura, evitando condiciones de carrera. Los flags se utilizan como indicadores de estado (por ejemplo, "umbral superado", "ventana confirmada", "empezar cálculo ventana par") que sincronizan la evolución de las máquinas de estado de cada tarea.

Las tareas son un bucle infinito; en cuanto se completa su ejecución, se vuelve a ejecutar, indefinidamente. Cada tarea se organiza como una máquina de estados. Esto significa que, en lugar de ejecutarse de principio a fin en una única llamada, la tarea permanece en un bucle infinito, y en cada iteración consulta su estado actual y ejecuta las acciones correspondientes. A medida que se cumplen las condiciones necesarias, la máquina de estados avanza al siguiente estado. Este enfoque permite que las tareas se integren de manera eficiente en FreeRTOS, ya que el planificador puede interrumpir y reanudar su ejecución en cualquier momento, manteniendo siempre el contexto y evitando bloqueos en el sistema.

[22] Estructuras de datos en las que las tareas o interrupciones pueden enviar y recibir mensajes (datos) de manera segura y en orden de llegada

[23] En español bandera, mecanismo de sincronización que indican un estado o representan un evento

5.2. Comparación de Umbral

5.2.1. Explicación General

La primera tarea definida en el flujo de procesado es la Comparación de Umbral, cuya función principal es decidir si la señal EMG medida corresponde a una contracción muscular válida o si se trata únicamente de ruido de fondo.

Para ello, se aplican criterios basados en el valor RMS de la señal y en un tiempo mínimo de permanencia por encima del umbral. Los parámetros principales que se deben configurar son:

- Tamaño de ventana para RMS definido en $25\,\mathrm{ms}$, lo que equivale a 31 muestras con la frecuencia de muestreo del sistema.

$$\text{tamano\_ventana\_umbral} = 31 \tag{19}$$

- Umbral RMS: se establece como cuatro veces el valor RMS en reposo (RMS_{reposo}). Para ahorrar recursos, ya que la raíz cuadrada es una operación muy costosa, se decide realizar la equivalencia de la ecuación 22:

$$\text{RMS} > 4 \times \text{RMS}_{\text{reposo}} \tag{20}$$

$$\left(\text{RMS} > 4 \times \text{RMS}_{\text{reposo}}\right)^2 \tag{21}$$

$$\text{RMS}^2 > 16 \times {\text{RMS}_{\text{reposo}}}^2 \tag{22}$$

- Umbral temporal: número mínimo de ventanas consecutivas que deben permanecer por encima del umbral RMS para confirmar que se trata de una contracción real. Se fija en $75\,\mathrm{ms}$, es decir, 93 muestras o 3 ventanas.

$$\text{umbral\_temporal} = 3 \tag{23}$$

- Centrado de la señal: antes del cálculo del RMS, cada muestra debe restar el valor medio característico del canal. Este valor fue obtenido en la caracterización experimental (Capítulo 3) y garantiza que la señal quede centrada en el cero real.

La tarea denominada Comparación de Umbral implementa un algoritmo de detección de actividad muscular a partir de la señal EMG. Su estructura se organiza como una máquina de estados, donde cada estado define una fase concreta del proceso de detección. En la Figura 17 se muestra el diagrama de estados correspondiente a esta tarea. A continuación se describe lo que corresponde a cada estado y se muestra el pseudo-código resultante de cada estado. Al final de la sección se muestra el pseudo-código de como quedaría la tarea completa.

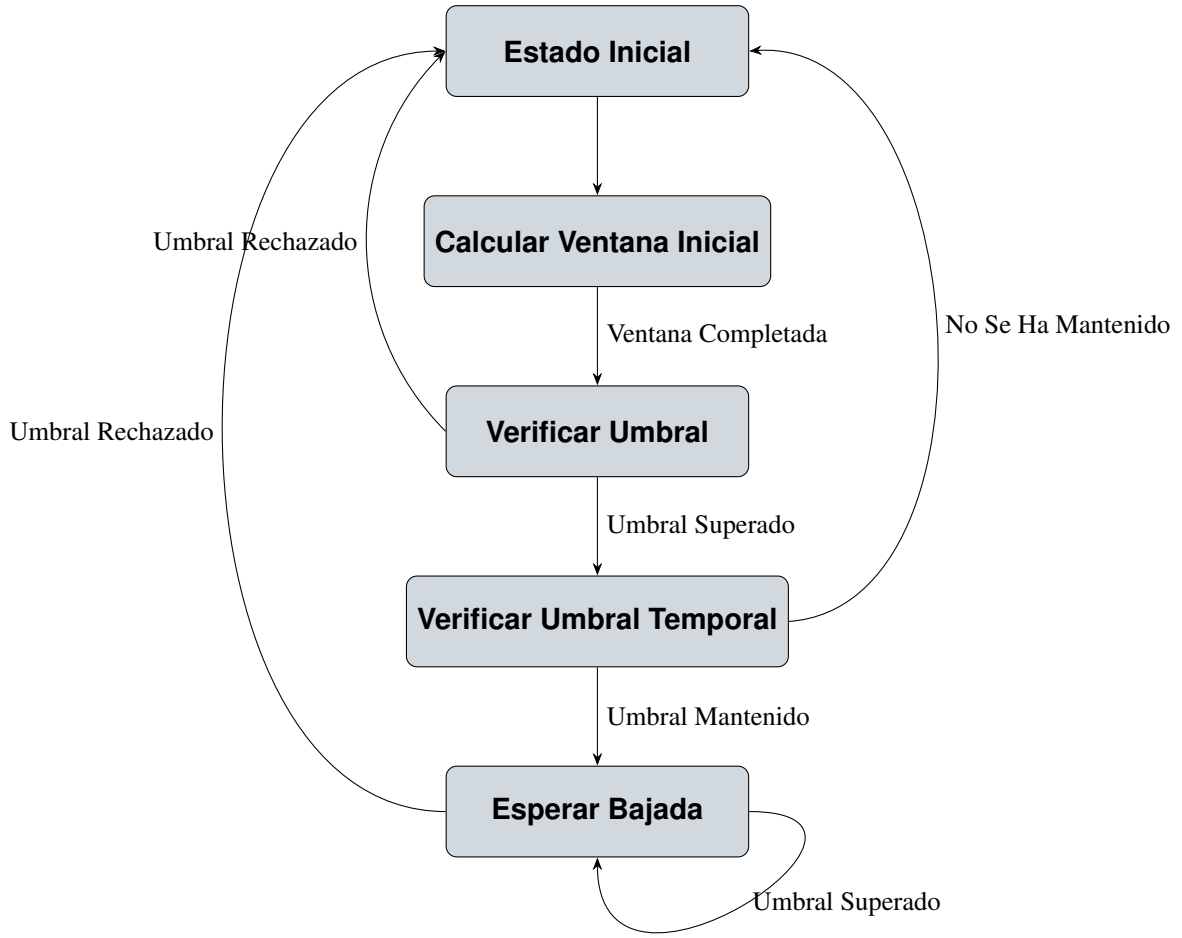


Figura 17. Diagrama de estados de la tarea "Comparación de Umbral".

Inicialización y recepción de muestras

En primer lugar, la tarea espera la llegada de muestras de señal. Cada muestra se centra a cero restando el valor medio (`valor_medio`), previamente caracterizado en el capítulo 3. A continuación, las muestras corregidas se almacenan en la cola asociada a la tarea, de modo que puedan procesarse de forma ordenada en los estados posteriores.

Estado Inicial

Este estado se usa de punto de partida, así como de *reset*:

- `rms = 0` → inicializa el acumulador para el cálculo del valor cuadrático medio (RMS).
- `contador_muestras = 0` y `contador_ventanas = 0` → inicializan los contadores.
- Se desactivan todos los *flags* asociados a la detección (indicadores de superación o rechazo de umbral).

Una vez realizadas estas operaciones rápidas, el sistema salta automáticamente al siguiente estado (sin esperar ningún evento). La implementación se muestra con el pseudo-código siguiente.

```
estado 'Estado Inicial':
    rms = 0
    contador_muestras = 0
    contador_ventanas = 0
    desactivar todos los flags
    saltar a 'Calcular Ventana Inicial'
```

Código 5.1. Pseudo-Código de las acciones en el estado "Estado Inicial" de la máquina de estados de "Comparación por Umbral"

Estado Calcular Ventana Inicial

En este estado se calcula el RMS de la primera ventana de muestras. Para ello, se recorren las muestras almacenadas en la cola, acumulando el cuadrado de cada una dividido por el tamaño de ventana:

$$RMS = \sum_{i=1}^{N} \frac{x_i^2}{N} \tag{24}$$

Cuando se completa una ventana (es decir, cuando el número de muestras alcanza el tamaño de la ventana), el sistema salta a comparar el resultado con el valor de umbral. La implementación se muestra con el pseudo-código siguiente.

```
estado 'Calcular Ventana Inicial':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            salir del for
            saltar a 'Verificar Umbral'
```

Código 5.2. Pseudo-Código de las acciones en el estado "Calcular Ventana Inicial" de la máquina de estados de "Comparación por Umbral"

Estado Verificar Umbral

El RMS calculado se compara con el umbral definido ($umbral_{RMS}$):

- Si se supera el umbral, se activa el *flag* `superado_umbral_amplitud` y se avanza hacia la comprobación del umbral temporal.
- Si no se supera, se activa el *flag* `rechazado_umbral_amplitud` y el sistema vuelve al *Estado Inicial*, esperando nuevas muestras.

La implementación se muestra con el pseudo-código siguiente.

```
estado 'Verificar Umbral':
    si rms > umbral_rms
        Activar flag superado_umbral_amplitud
        saltar a 'Verificar Umbral Temporal'
    sino
        Activar flag rechazado_umbral_amplitud
        saltar a 'Estado Inicial'
```

Código 5.3. Pseudo-Código de las acciones en el estado "Verificar Umbral" de la máquina de estados de "Comparación por Umbral"

Estado Verificar Umbral Temporal

En este estado se valida que la señal no solo supera el umbral de amplitud en una ventana aislada, sino que lo hace durante un tiempo mínimo consecutivo (umbral temporal). La implementación se muestra con el pseudo-código 5.2.1.

El proceso consiste en:

1. Calcular el RMS de la siguiente ventana.
2. Si el valor RMS baja por debajo del umbral, se considera que no se cumple la condición de persistencia → se activa el *flag* `rechazado_umbral_temporal` y se vuelve al *Estado Inicial*.
3. Si el valor RMS sigue superando el umbral, se incrementa el contador de ventanas consecutivas (`contador_ventanas`).
4. Una vez que se llega a 3 ventanas (o el número que se defina), se activa el *flag* `superado_umbral_temporal` y se avanza al estado Esperar Bajada.

```
estado 'Verificar Umbral Temporal':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            contador_ventanas++
            rms = 0
            contador_muestras = 0
            si rms < umbral_rms
                saltar a 'Estado Inicial'
                activar flag rechazado_umbral_temporal
            sino
```

```
                seguir en este estado, calculando la siguiente
                    ventana
        si contador_ventanas ≥ umbral_temporal
            activar flag superado_umbral_temporal
            saltar a 'Esperar Bajada'
```

Código 5.4. Pseudo-Código de las acciones en el estado "Verificar Umbral Temporal" de la máquina de estados de "Comparación por Umbral"

Estado Esperar Bajada

Finalmente, este estado se encarga de detectar el final de la contracción muscular. Se siguen calculando ventanas de RMS hasta que el valor caiga por debajo del umbral. La implementación se muestra con el pseudo-código 5.2.1.

- Mientras $RMS > umbral_{RMS}$, se continúa en el mismo estado, asumiendo que la contracción persiste.
- Una vez que $RMS < umbral_{RMS}$, se interpreta que ha finalizado la actividad $\rightarrow$ se desactiva el *flag* de superación de umbral, se activa el *flag* de rechazo y se vuelve al Estado Inicial.

```
estado 'Esperar Bajada':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            si rms > umbral_rms
                contador_muestras = 0
                rms = 0
                salir del for
            sino
                desactivar flag superado_umbral_amplitud
                activar flag rechazado_umbral_amplitud
                saltar a 'Estado Inicial'

}
```

Código 5.5. Pseudo-Código de las acciones en el estado "Esperar Bajada" de la máquina de estados de "Comparación por Umbral"

A continuación se muestra el código resultante de la tarea completa.

```
Definicion de la tarea "Comparación de Umbral"
BucleInfinito{

    si estado  no es 'Estado Inicial'
        Esperar la recepción de muestras, luego
        muestras = muestras - valor_medio
        almacenar muestras en la cola de esta tarea

// Máquina de estados
seleccionar el estado actual:
estado 'Estado Inicial':
    rms = 0
    contador_muestras = 0
    contador_ventanas = 0
    desactivar todos los flags
    saltar a 'Calcular Ventana Inicial'

estado 'Calcular Ventana Inicial':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            salir del for
            saltar a 'Verificar Umbral'

estado 'Verificar Umbral':
    si rms > umbral_rms
        Activar flag superado_umbral_amplitud
        saltar a 'Verificar Umbral Temporal'
    sino
        Activar flag rechazado_umbral_amplitud
        saltar a 'Estado Inicial'

estado 'Verificar Umbral Temporal':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            contador_ventanas++
            rms = 0
            contador_muestras = 0
            si rms < umbral_rms
                saltar a 'Estado Inicial'
                activar flag rechazado_umbral_temporal
```

```
47              sino
48                  seguir en este estado, calculando la siguiente
                       ventana
49          si contador_ventanas ≥ umbral_temporal
50              activar flag superado_umbral_temporal
51              saltar a 'Esperar Bajada'
52
53  estado 'Esperar Bajada':
54      for i = 1 hasta número de muestras en la cola
55          rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
56          contador_muestras++
57          quitar la muestra utilizada de la cola
58          si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
59              si rms > umbral_rms
60                  contador_muestras = 0
61                  rms = 0
62                  salir del for
63              sino
64                  desactivar flag superado_umbral_amplitud
65                  activar flag rechazado_umbral_amplitud
66                  saltar a 'Estado Inicial'
67
68  }
```

Código 5.6. Pseudo-Código de la defición completa de la tarea “Comparación por Umbral”

5.3. Cálculo de Características

5.3.1. Explicación general

La segunda tarea del sistema corresponde al cálculo de características en ventanas impares. Su función principal es transformar la señal EMG en un vector reducido de parámetros (`MAV`, `WL`, `WAMP`, `MAVSLP`), que representan de manera compacta la información más relevante para clasificación.

Esta tarea se ejecuta en paralelo a la tarea de comparación de umbral. La ventana de muestras empieza mientras se está verificando si existe una contracción válida. Si se detecta actividad, dichas características se consolidan hasta completar ventanas enteras, si no, se descartan y se vuelve a empezar una ventana a la vez que lo hace la tarea de comparación por umbral.

La tercera tarea se ejecuta cuando se ha confirmado el superación del umbral y antes de que finalice la primera ventana. Por eso se debe de hacer en paralelo con la segunda tarea y se separara en otra tarea. Esta tercera tarea, consisten en calcular las características de las ventanas pares que se solapan con la impares.

Los parámetros principales que se deben configurar son:

- **Tamaño de la ventana de características:** fijado en 310 muestras ($248\,\mathrm{ms}$), lo que asegura un compromiso adecuado entre resolución temporal y estabilidad de las métricas.
- **Umbral k para WAMP:** valor necesario para discriminar diferencias significativas entre muestras consecutivas. Se puede establecer como un porcentaje del valor máximo o del RMS de la señal en reposo.
- **Número de subventanas para MAVSLP:** define la granularidad con la que se calcula la pendiente de MAV. En este trabajo se adopta $K = 3$, es decir 103 muestras.
- **Solape entre ventanas**

5.3.2. Tarea "Cálculo de Características Ventana Impar"

La implementación se organiza como una máquina de estados, en la que cada muestra recibida se procesa de manera incremental. En la Figura 18 se presenta el diagrama de estados de la segunda tarea. En el pseudo-código 5.3.2 se muestra la implementación completa de esta tarea. La tarea "Cálculo de Características Ventana Impar" realiza las siguientes acciones:

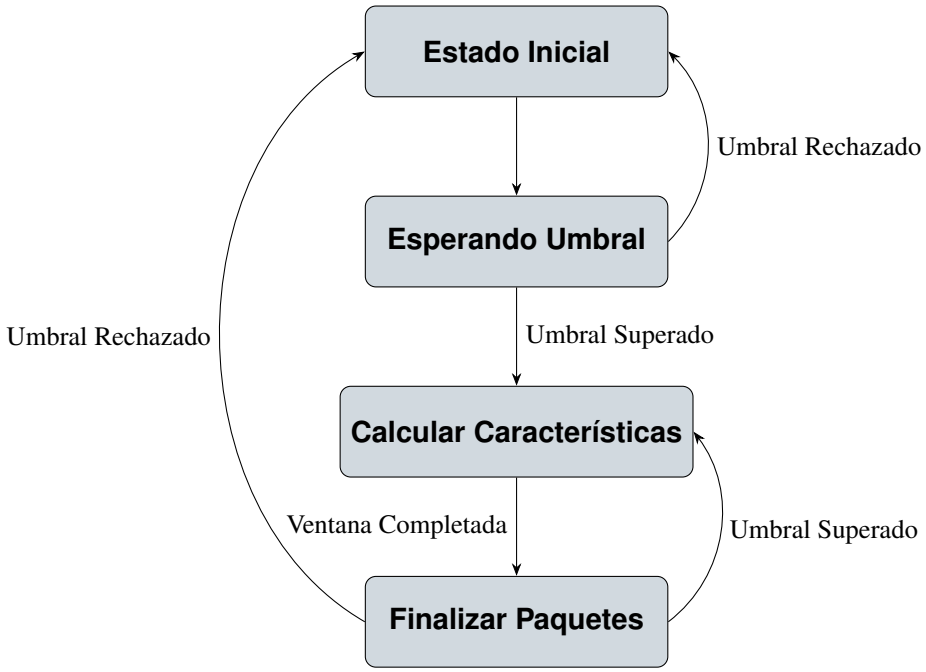


Figura 18. Diagrama de estados de la tarea "Cálculo de Características Ventana Impar".

Estado Inicial

Se inicializan todas las variables y se ponen a cero los acumuladores de las características y el contador de muestras.

Calcular Características Esperando Umbral:

Se procesan las muestras entrantes calculando las cuatro características de manera incremental. El sistema permanece en este estado hasta que se activen los indicadores de detección de contracción (`superado_umbral_amplitud` y `superado_umbral_temporal`).

Calcular Características:

Se procesan las muestras actualizando las cuatro características.

- Si el número de muestras supera el valor de solape, se activa el *flag* `empezar_ventana_par`, lo que permite que la tarea de ventana par se ejecute en paralelo.
- Cuando el contador alcanza el tamaño de la ventana de características, se pasa al estado de Finalizar Paquetes.

Finalizar Paquetes:

Se envían las características a la tarea encargada de la transmisión. En caso de que se pierda la condición de contracción (`rechazado_umbral_amplitud`), se regresa al Estado Inicial. En caso contrario, se reinician los acumuladores y se continúa con el cálculo de nuevas ventanas.

```
Definicion de la tarea "Cálculo de Características Ventana Impar"
BucleInfinito{
    si estado  no es 'Estado Inicial'
        Esperar la recepción de muestras, luego
        muestras = muestras - valor_medio
        almacenar muestras en la cola de esta tarea

// Aquí empieza la máquina de estados
seleccionar el estado actual:
estado 'Estado Inicial':
    características = 0
    contador_muestras = 0
    saltar a 'Calcular Características Esperando Umbral'

estado 'Calcular Características Esperando Umbral'
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        calcular las cuatro características
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si superado_umbral_amplitud activo & superado_umbral_temporal
            activo
            saltar a 'Calcular Características'

```

```
estado 'Calcular Características'
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        calcular las cuatro características
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ numero_solape
            activar flag empezar_ventana_par
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana_características
            saltar a 'Finalizar Paquetes'

estado 'Finalizar Paquetes'
    enviar las características calculadas a la tarea encargada de la
       transmisión
    si rechazado_umbral_amplitud activo
        saltar a 'Estado Inicial'
    siotro superado_umbral_amplitud activo
        características = 0 (las 4)
        contador_muestras = 0
        saltar a 'Calcular Características'
}
```

Código 5.7. Pseudo-Código de la defición completa de la tarea "Cálculo de Características Ventana Impar"

5.3.3. Tarea "Cálculo de Características Ventana Par"

La tercera tarea es una variación más sencilla de la tarea anterior. No se muestra el diagrama de la máquina de estados sino que se describe en esta sección de manera más sencilla. Esta tarea solo se ejecuta mientras el *flag* `empezar_ventana_par` permanezca activo. Su estructura es similar a la de la ventana impar, con la diferencia de que no posee el estado intermedio de Esperando Umbral. El pseudo-código 5.3.3 muestra la implementación completa de esta tarea.

- **Estado Inicial:** inicialización de características y contadores.
- **Calcular Características:** se acumulan las cuatro características hasta alcanzar el tamaño de ventana definido.
- **Finalizar Paquetes:** envío de las características calculadas y transición a Estado Inicial en caso de pérdida de contracción.

```
Definicion de la tarea "Cálculo de Características Ventana Par"
BucleInfinito{

    // Solo se ejecuta mientras este activado el flag del solape, que
        se desactiva con la Bajada
```

```
si empezar_ventana_par
    // Esta tarea se asimila a un máquina de estado

    si estado  no es 'Estado Inicial'
        Esperar la recepción de muestras, luego
        muestras = muestras - valor_medio
        almacenar muestras en la cola de esta tarea

// Aquí empieza la máquina de estados
seleccionar el estado actual:
estado 'Estado Inicial':
    características = 0
    contador_muestras = 0
    saltar a 'Calcular Características Esperando Umbral'

estado 'Calcular Características'
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        calcular las cuatro características
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana_características
            saltar a 'Finalizar Paquetes'

estado 'Finalizar Paquetes'
    enviar las características calculadas a la tarea encargada de la
       transmisión
    si rechazado_umbral_amplitud activo
        saltar a 'Estado Inicial'
    otrosi superado_umbral_amplitud activo
        características = 0 (las 4)
        contador_muestras = 0
        saltar a 'Calcular Características'

sino
    saltar a 'Estado Inicial'

}
```

Código 5.8. Pseudo-Código de la defición completa de la tarea “Cálculo de Características Ventana Par”

5.3.4. Cálculo de características

Cada muestra recibida se procesa de forma incremental para actualizar las cuatro características seleccionadas y no tener que almacenar todas las muestras de la ventana. A

continuación, se muestra como se realizan las operaciones:

```
funcion calcular características
{

    mav = mav + absoluto(muestra_nueva)/tamaño_ventana_caracterí
        sticas

    wl = wl + absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)/tamañ
        o_ventana_características

    salto = absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)
    si salto ≥ umbral_wamp
        wamp++

    si contador_muestras_mavslp = tamaño_ventana_mavslp
        mavslp[numero_ventanas_mavslp] = mav - mav_anterior
        mav_anterior = mav
        contador_muestras_mavslp = 0
        numero_ventanas_mavslp++

}
```

Código 5.9. Pseudo-Código de la defición de la función para calcular incrementalmente las cuatro caracteríticas

5.4. Conclusiones

En este capítulo se ha definido el diseño lógico del algoritmo de procesado de la señal EMG, estructurado en tres tareas principales sobre FreeRTOS: la detección mediante umbral, el cálculo de características en ventanas impares y el cálculo en ventanas pares solapadas. Cada tarea se ha formalizado mediante una máquina de estados y pseudo-código, lo que ha permitido establecer de manera precisa el flujo de operación sin necesidad de abordar aún la implementación en código ejecutable. El pseudo-código completo se recoge en el Anexo E como referencia consolidada.

El diseño propuesto cumple con los objetivos planteados: discrimina eficazmente entre ruido y contracciones reales, reduce el volumen de datos transmitidos gracias al cálculo incremental de características, y mantiene una arquitectura modular y paralela, para su ejecución en sistemas embebidos en tiempo real. Asimismo, se abren posibles líneas de mejora futura, como la optimización dinámica de umbrales.

El siguiente paso será trasladar este diseño a una implementación en C sobre el entorno ESP-IDF, integrando las tareas en FreeRTOS junto con el *software* ya presente en el sistema y validando su comportamiento con datos experimentales. Durante esta fase será necesario

comprobar el correcto funcionamiento del código, la extracción fiable de características y la calibración de parámetros críticos como umbrales y tamaño de ventanas. Además, se deberá evaluar el impacto de estos ajustes sobre la precisión de los algoritmos de clasificación, cuya eficacia dependerá tanto de la calidad de la señal (SNR) como de la adecuada selección de características y selección de parámetros y del entrenamiento del clasificador. En este sentido, el trabajo aquí desarrollado constituye una base sólida, pero aún queda un margen amplio de optimización y validación antes de alcanzar un sistema plenamente funcional.

Capítulo 6

Conclusiones

El presente Trabajo de Fin de Máster ha tenido como objetivo principal avanzar en el perfeccionamiento de un sistema de electromiografía (EMG) implantable e inalámbrico, abordando tanto la caracterización electrónica como la optimización del procesado y transmisión de datos. Para ello, se ha realizado un recorrido que comenzó con la revisión exhaustiva del estado del arte en instrumentación, procesado y transmisión de señales EMG, lo cual permitió identificar las limitaciones actuales de la tecnología y las tendencias de investigación más relevantes. Posteriormente, se llevó a cabo la caracterización experimental del sistema implantable disponible, evaluando de forma integral el comportamiento de la etapa analógica, el conversor A/D del microcontrolador ESP32-C3 y el enlace Bluetooth Low Energy (BLE), lo que permitió detectar discrepancias sistemáticas y proponer una calibración que corrige el sesgo de amplitud. A continuación, se desarrolló un estudio detallado de técnicas de procesado y extracción de características, revisando los fundamentos teóricos y seleccionando un paquete reducido de parámetros en el dominio temporal que garantizan una compresión efectiva sin pérdida de capacidad de discriminación. Finalmente, se diseñó un algoritmo de procesado en forma de pseudo-código estructurado en máquinas de estados e integrado conceptualmente en FreeRTOS, lo que ha permitido definir de manera clara el flujo lógico de operación y los parámetros configurables de cara a su futura implementación en el microcontrolador.

De este modo, el trabajo ha cumplido con la función de ser un paso intermedio dentro de un proyecto más amplio: se ha consolidado la base teórica, se ha validado experimentalmente el comportamiento del sistema y se ha propuesto una solución eficiente para reducir el volumen de datos transmitidos, preparando el terreno para su implementación real y su validación en condiciones de uso funcional.

6.1. Estado del Arte

El capítulo dedicado al Estado del Arte ha permitido realizar una revisión crítica y exhaustiva de los fundamentos, tecnologías y metodologías actuales relacionadas con la electromiografía

(EMG), en particular en lo referente a la adquisición, procesado y transmisión de señales. Este análisis ha proporcionado una base sólida para comprender la evolución de la EMG desde sus aplicaciones tradicionales con electrodos de superficie hasta los sistemas más avanzados de carácter implantable e inalámbrico. Asimismo, se han revisado los avances en la extracción de características, en la clasificación de señales y en las técnicas de compresión de datos, todos ellos elementos centrales para el desarrollo del presente TFM.

Instrumentación y sistemas de registro

Se ha puesto de manifiesto que la EMG superficial constituye hoy en día la técnica más extendida por su accesibilidad y bajo coste, aunque presenta limitaciones bien conocidas: ruido, baja selectividad y sensibilidad a desplazamientos de electrodos y condiciones de la piel. En paralelo, los sistemas implantables han avanzado de manera significativa, ofreciendo una mayor estabilidad, una elevada relación señal-ruido y la posibilidad de acceder a músculos profundos. Aun así, la implantación implica retos adicionales como la biocompatibilidad, la alimentación energética y, de manera muy relevante, la comunicación inalámbrica a través del tejido biológico.

Procesado y clasificación de la señal EMG

La literatura ha desarrollado una amplia gama de características en los dominios temporal, de la frecuencia y tiempo–frecuencia, así como clasificadores de distinta naturaleza. El consenso de los principales autores (Englehart, Reaz, Phinyomark, Nazmi, entre otros) es que la selección adecuada de características es tan determinante como el propio algoritmo de clasificación. La redundancia entre parámetros debe evitarse para lograr sistemas robustos y eficientes. A su vez, se ha comprobado que el rendimiento en entornos controlados no siempre se traslada a aplicaciones reales, donde la fatiga, el desplazamiento de electrodos o la variabilidad entre sujetos deterioran la precisión.

Aplicación al control de prótesis

El control mioeléctrico ha pasado de movimientos básicos a estrategias más complejas gracias al reconocimiento de patrones. Se han introducido avances como la *Targeted Muscle Reinnervation* (TMR), que amplía el repertorio de señales disponibles. Sin embargo, la mayoría de estudios aún se centran en EMG superficial, con validaciones en laboratorio y en muestras reducidas de pacientes. Las técnicas implantables empiezan a cerrar esta brecha, aunque todavía existe un recorrido importante hasta llegar a aplicaciones clínicas de uso cotidiano.

Tendencias recientes y sistemas implantables

Los trabajos más recientes apuntan hacia la integración de interfaces nerviosas regenerativas, implantes multicanal de larga duración y el uso de técnicas de aprendizaje profundo para mejorar la robustez frente a variaciones de entorno y sujeto. Los resultados obtenidos en estudios con EMG intramuscular e implantable son muy prometedores: demuestran que es posible alcanzar señales estables durante años sin necesidad de volver a calibrar constantemente. No obstante, estos avances están todavía limitados a pocos pacientes y escenarios muy controlados.

Transmisión inalámbrica y compresión de datos

En el ámbito de la transmisión, se confirma que la gran mayoría de sistemas implantables siguen dependiendo de enlaces de inducción magnética o galvánicos, con un alcance extremadamente reducido. El uso de radiofrecuencia en la banda de $2.4\,\mathrm{GHz}$, incluyendo protocolos como Bluetooth Low Energy (BLE), se ha explorado con éxito en sistemas superficiales e incluso en marcapasos, pero apenas existen estudios que apliquen BLE a sistemas implantables de EMG. En cuanto a la compresión, se han revisado tanto técnicas con pérdida (basadas en wavelets) como sin pérdida (optimizadas para BLE), ambas capaces de reducir drásticamente el caudal de datos transmitidos, un aspecto esencial para optimizar el consumo energético.

Conclusión general del estado del arte

En síntesis, la revisión muestra que los sistemas EMG implantables han alcanzado un grado de madurez tecnológica suficiente para abordar aplicaciones prácticas, pero siguen existiendo vacíos relevantes en lo referente a transmisión inalámbrica eficiente. A lo largo de la literatura revisada, apenas se han encontrado desarrollos de sistemas implantables con comunicación inalámbrica de mayor alcance similares al planteado en este TFM. La mayoría de dispositivos se apoyan en acoplamientos inductivos de corto alcance, y los pocos intentos con BLE se limitan a EMG superficial o a ensayos en fantomas. Por tanto, el enfoque del presente trabajo —combinar adquisición EMG implantable, procesado local y transmisión BLE optimizada mediante reducción de datos— representa una contribución original y poco explorada en la investigación actual.

6.2. Caracterización Electrónica del Sistema

La caracterización electrónica realizada en este trabajo ha tenido como propósito validar de manera integral el comportamiento del sistema implantable en su conjunto, evaluando tanto la etapa analógica como la etapa digital y de transmisión inalámbrica. A diferencia de los capítulos anteriores, centrados en la teoría y en la revisión bibliográfica, aquí se ha puesto a prueba el

hardware real desarrollado, desde la captura de la señal mediante electrodos hasta la recepción de datos a través de Bluetooth Low Energy (BLE).

El procedimiento seguido incluyó la adquisición de datos en bruto transmitidos por BLE, su almacenamiento mediante scripts en Python y su análisis posterior en Matlab. A través de este flujo se pudo realizar un preprocesado exhaustivo: detección y eliminación de muestras anómalas, corrección del valor medio para centrar la señal, cálculo de amplitudes y frecuencias efectivas, y verificación de la consistencia entre canales. Todo ello ha permitido obtener una visión completa del funcionamiento del sistema en condiciones controladas de laboratorio.

Frecuencia de muestreo y estabilidad temporal

Los resultados muestran que el sistema mantiene una frecuencia de muestreo estable de $1250\,\mathrm{Hz}$ por canal en todos los ensayos realizados, sin pérdidas de paquetes ni desfases apreciables en la transmisión. La reconstrucción temporal de las señales es fiel y coherente: los periodos medidos se ajustan a las frecuencias de entrada establecidas, incluso en pruebas prolongadas de varios segundos que abarcan miles de ciclos. Este comportamiento confirma la robustez del sistema en cuanto a estabilidad temporal, aspecto esencial para garantizar la fiabilidad de las etapas posteriores de procesado y clasificación.

Conversión a unidades físicas y calibración

Un aspecto central de la caracterización ha sido la conversión de los valores digitalizados por el ADC (12 bits, rango 0–4095) a unidades físicas en voltios. Según las especificaciones del fabricante Espressif [ESPR21], esta conversión depende de la referencia interna de $1.1\,\mathrm{V}$ y de la atenuación configurada en la entrada analógica (en este caso, $11\,\mathrm{dB}$). No obstante, la documentación oficial es poco clara e incompleta, lo que impide conocer de antemano cómo se comportará el ADC en condiciones reales.

Durante las pruebas, se detectó una discrepancia sistemática: la amplitud obtenida tras aplicar la conversión teórica resultaba consistentemente superior a la amplitud esperada. Esta desviación se observó en todas las frecuencias y amplitudes ensayadas y en todos los canales, lo que indica que no se trataba de un error aleatorio, sino de un sesgo estructural del conversor.

Para corregirlo, se compararon las señales medidas con las curvas teóricas calculadas en Matlab a partir de la respuesta en frecuencia del circuito. De esta comparación se dedujo la necesidad de aplicar un factor de calibración fijo de $k = 0.742$, que permite ajustar con precisión todas las mediciones experimentales a sus valores esperados. Tras aplicar este coeficiente, la coincidencia entre la señal medida y la curva teórica fue excelente, como se muestra en las gráficas del Anexo C.Este resultado tiene varias implicaciones importantes:

- La calibración del ADC es un paso imprescindible para obtener valores absolutos fiables de amplitud.

- A pesar de las carencias de documentación del fabricante, el comportamiento del ADC puede caracterizarse experimentalmente de forma sencilla, permitiendo corregir el sesgo de manera global con un único coeficiente.
- El hecho de que el factor $k = 0.742$ sea constante en todas las condiciones probadas aporta confianza y simplicidad al procedimiento, ya que no es necesario ajustar el sistema de forma dinámica en cada ensayo.

Consistencia entre canales y parámetros estadísticos

Se ha confirmado que las diferencias de valor medio entre canales permanecen estables en el tiempo, lo que es coherente con el funcionamiento secuencial del ADC multiplexer. Asimismo, los desfases temporales y las pequeñas diferencias entre canales son constantes, por lo que pueden corregirse o tenerse en cuenta en las fases posteriores de procesado.

Del mismo modo, los parámetros estadísticos extraídos (amplitud, RMS, valor medio y periodo) coinciden con lo esperado tras la calibración, lo que refuerza la validez del sistema. Estos resultados se presentan en detalle en la Tabla 4 y en los anexos de parámetros de Matlab (D).

Conclusión de la caracterización electrónica

En definitiva, la caracterización electrónica ha permitido verificar que:

- El sistema transmite la señal de forma fiel, tanto en su forma de onda como en su frecuencia.
- El desfase y el valor medio de cada canal son estables y, por tanto, predecibles y corregibles.
- El error sistemático de amplitud se resuelve con una calibración global ($k = 0.742$), tras la cual la señal medida se ajusta perfectamente a lo esperado.
- El enlace BLE es robusto y no introduce pérdidas ni distorsiones apreciables.

La conclusión principal es que el sistema es válido para adquirir y transmitir señales EMG de forma fiable, siempre que se realice la calibración descrita. Además, el proceso de caracterización ha permitido establecer un marco de referencia replicable para futuras validaciones y para la adaptación a distintos sujetos y condiciones.

6.3. Procesado y Extracción de Características

El capítulo dedicado al procesado de la señal y a la extracción de características ha permitido definir un flujo teórico adaptado a las necesidades de un sistema implantable de electromiografía (EMG), con recursos limitados de energía, memoria y ancho de banda. Este análisis ha tenido como objetivo no solo identificar qué técnicas son más adecuadas para representar la información contenida en la señal, sino también establecer una configuración de parámetros que garantice

una reducción significativa del caudal de datos transmitidos sin comprometer la discriminación necesaria para la clasificación.

Procesado de la señal

Se ha demostrado que el preprocesado es una etapa crítica para asegurar que las características extraídas reflejen realmente la actividad muscular y no el ruido o artefactos presentes en la señal. Dentro de este preprocesado, se han establecido tres pasos fundamentales:

- **Centrado de la señal:** Todas las muestras deben ser ajustadas restando el valor medio específico de cada canal, previamente caracterizado. Esto garantiza que la señal quede referenciada en el cero real, condición necesaria para aplicar correctamente los cálculos estadísticos y para que los algoritmos de detección por umbral funcionen.
- **Segmentación:** Se ha definido el uso de ventanas de $248\,\mathrm{ms}$, equivalentes a 310 muestras con la frecuencia de muestreo de $1250\,\mathrm{Hz}$. Este valor proporciona un equilibrio adecuado entre latencia de respuesta y estabilidad de las características, reduciendo a su vez la variabilidad entre contracciones sucesivas. El método seleccionado es el de ventanas solapadas, lo que simplifica el flujo y minimiza el retardo, aunque en paralelo se propone el uso de ventanas pares con solape como optimización opcional.
- **Detección por umbral:** Se ha adoptado un método de doble umbral (amplitud + temporal) para discriminar entre ruido y actividad muscular real. Este enfoque mejora la robustez frente a falsas detecciones y asegura que solo se procesen ventanas de interés. El umbral de amplitud se define como cuatro veces el valor RMS en reposo, y el umbral temporal se ha fijado en $50\,\mathrm{ms}$, correspondiente a un mínimo de dos ventanas consecutivas de 31 muestras cada una.

Selección de características

Tras un análisis exhaustivo de la literatura y de la redundancia entre parámetros, se ha definido un conjunto reducido de cuatro características en el dominio temporal, que representan información complementaria de la señal EMG:

- **MAV (Mean Absolute Value)** como medida de energía global.
- **WL (Waveform Length)** como medida de complejidad y variabilidad.
- **WAMP (Willison Amplitude)** como indicador de contenido en frecuencia, dependiente de un umbral k que debe ajustarse experimentalmente a partir del RMS de cada sujeto.
- **MAVSLP (Mean Absolute Value Slope)** como medida de dependencia temporal, definida a partir de $K = 3$ subsegmentos.

Este paquete reducido sigue las recomendaciones de Phinyomark *et al.* y otros autores, que han demostrado que un subconjunto compacto de características es suficiente para

entrenar clasificadores de alto rendimiento, evitando la redundancia matemática y reduciendo drásticamente la carga computacional.

Reducción del caudal de datos

La reducción alcanzada es muy significativa:

- Cada ventana de 310 muestras se resume en solo 4 valores de características.
- Esto supone una disminución aproximada del $98.7\,\%$ de la información transmitida.
- En lugar de transmitir 1250 muestras por segundo y por canal, se envían únicamente 13 valores por segundo.

Aunque este número pueda parecer reducido, la literatura confirma que entre 3 y 5 características bien seleccionadas son suficientes para obtener un rendimiento elevado en algoritmos de clasificación de EMG [HUDG93, ENGL99, PHIN12].

Parámetros dependientes de calibración

Es importante destacar que varios parámetros definidos requieren calibración experimental previa para cada sistema y cada sujeto:

- Valor medio de cada canal para centrar la señal.
- Valor RMS en reposo para ajustar el umbral de amplitud.
- Valor del umbral k en la definición de WAMP.
- Número óptimo de subsegmentos para MAVSLP (aunque se adopta $K = 3$ como referencia inicial).
- Tamaño de la ventana de detección de RMS (31 muestras) y ventana de características (310 muestras), que podrían ajustarse según el músculo o el tipo de contracción.

Conclusión de esta etapa

En conclusión, el capítulo de procesado y extracción de características ha permitido:

- Definir un flujo teórico de adquisición, detección, segmentación y extracción, estructurado de forma modular.
- Adoptar un paquete reducido de características temporales que minimizan la redundancia y maximizan la eficiencia computacional.
- Establecer parámetros de segmentación y umbrales que garantizan un equilibrio entre fiabilidad, robustez y bajo consumo.
- Reducir de manera efectiva el caudal de datos transmitidos, cumpliendo con el objetivo de optimizar el enlace inalámbrico BLE del sistema implantable.

6.4. Algoritmo de Procesado

El capítulo dedicado al diseño del algoritmo de procesado ha constituido el puente entre el estudio teórico de las técnicas de extracción de características y la futura implementación práctica en el microcontrolador. En lugar de desarrollar directamente un código ejecutable en C, se ha optado por describir un pseudo-código detallado y organizado en forma de máquinas de estado, lo cual ha permitido establecer de manera clara el flujo lógico de operaciones, identificar dependencias entre tareas y visualizar las condiciones de transición en cada etapa.

Estructura en FreeRTOS

El algoritmo se ha planteado en el marco de FreeRTOS, lo que supone una implementación concurrente en un sistema operativo de tiempo real ligero, ampliamente utilizado en microcontroladores como el ESP32-C3. La propuesta se ha estructurado en tres tareas principales:

1. **Tarea de detección de umbral**, encargada de discriminar entre ruido y actividad muscular real mediante un método de doble umbral (amplitud y temporal).
2. **Tarea de cálculo de características en ventanas impares**, que procesa de forma incremental las muestras adquiridas siempre que se confirme la detección de actividad.
3. **Tarea de cálculo de características en ventanas pares**, activada únicamente cuando se cumple la condición de solape, lo que permite incrementar la resolución temporal sin aumentar excesivamente la carga computacional.

Cada tarea se define como un bucle infinito en FreeRTOS, con su propia pila de ejecución y prioridad relativa. Las tareas se comunican entre sí mediante colas (para la transferencia de muestras y resultados intermedios) y flags (para el control de condiciones de inicio, validación de umbral y finalización de ventanas). Esta arquitectura modular facilita la depuración, el escalado a futuros algoritmos y la integración de etapas adicionales como la transmisión inalámbrica.

Máquinas de estado

La descripción en forma de máquinas de estado finitas (FSM) constituye un aporte central del capítulo. Cada tarea se implementa como un autómata que avanza entre estados bien definidos en función de las condiciones de entrada (por ejemplo, superar un umbral, alcanzar un número de muestras o recibir una señal de control). Este enfoque permite:

- Visualizar de forma clara el flujo de ejecución y las transiciones lógicas.
- Evitar bloqueos, ya que cada estado cuenta con salidas bien definidas.
- Reducir la complejidad de implementación en C, dado que puede trasladarse directamente a estructuras `switch-case` en FreeRTOS.
- Garantizar que cada transición está vinculada a una condición medible y reproducible.

En particular, se han representado diagramas de estado para las dos tareas principales: la detección por umbral y el cálculo de características. Estos diagramas muestran cómo el sistema pasa de un estado inicial a fases de verificación, acumulación y finalización, hasta volver al inicio tras cada ciclo de ventana.

Parámetros configurables

El capítulo también ha permitido sistematizar los parámetros que deben configurarse en la implementación real:

- **Tamaño de ventana para RMS**: $25\,\mathrm{ms}$ (31 muestras).
- **Umbral RMS**: 4 veces RMS en reposo (a calcular experimentalmente para cada sujeto y canal).
- **Umbral temporal**: $75\,\mathrm{ms}$ (≈ 93 muestras), definido como número mínimo de ventanas consecutivas por encima del umbral.
- **Ventana de características**: 310 muestras ($\approx 248\,\mathrm{ms}$).
- **Umbral k para WAMP**: definido como porcentaje del RMS ($1\,\%$ a $10\,\%$), ajustable experimentalmente.
- **Número de subventanas para MAVSLP**: 3, aunque configurable en función del músculo o la tarea.

Al listar estos parámetros, se deja preparado un esquema de configuración inicial que permite adaptar el algoritmo a diferentes sujetos y condiciones experimentales, con posibilidad de ajuste dinámico si fuera necesario.

6.5. Conclusiones Finales

El desarrollo del presente TFM se ha planteado en coherencia con los objetivos generales del proyecto de un sistema de electromiografía implantable e inalámbrico. A continuación, se detallan las conclusiones alcanzadas en relación con cada uno de los objetivos marcados:

Objetivo nº1: Familiarizarse con el estado del arte y desarrollos previos

Se ha realizado una revisión crítica y exhaustiva de la literatura científica en torno a la electromiografía, tanto superficial como implantable. Esta revisión ha permitido identificar las limitaciones actuales (ruido, baja selectividad, consumo energético elevado, dificultades de transmisión inalámbrica) y las tendencias más prometedoras (implantes multicanal, técnicas de reducción de características, uso de algoritmos adaptativos). Además, se ha analizado la documentación y los avances previos en este proyecto, lo que ha proporcionado el contexto necesario para orientar adecuadamente la caracterización y el diseño de técnicas de procesado.

Objetivo nº2: Caracterización completa de la primera versión del circuito

La primera versión del sistema implantable fue sometida a pruebas exhaustivas para evaluar su comportamiento en términos de respuesta en frecuencia, ruido, linealidad y estabilidad. Esta caracterización reveló limitaciones en el diseño inicial, tanto en la etapa analógica como en la transmisión de datos, lo que permitió identificar claramente las mejoras conseguidas en una segunda versión del circuito.

Objetivo nº3: Caracterización completa de la segunda versión del circuito

La segunda versión del sistema fue caracterizada incluyendo no solo la etapa analógica, sino también el conversor A/D del microcontrolador ESP32-C3 y la transmisión inalámbrica por BLE. Esta caracterización integral mostró que el sistema mantiene estabilidad temporal y fiabilidad en la transmisión, aunque se detectó un error sistemático en amplitud debido al ADC.

Objetivo nº4: Propuesta de técnicas de procesado y reducción de datos

Se ha diseñado un flujo de procesado adaptado a sistemas implantables, basado en el centrado de la señal, detección de actividad mediante doble umbral, segmentación en ventanas de $248\,\mathrm{ms}$ y extracción de un paquete mínimo de cuatro características en el dominio temporal (MAV, WL, WAMP, MAVSLP). Este paquete representa una reducción de datos del $98.7\,\%$, transmitiendo únicamente 13 valores por segundo en lugar de 1250 muestras, sin comprometer la capacidad de discriminación. Esta propuesta responde al objetivo de optimizar el caudal de transmisión y el consumo energético, cumpliendo con los requisitos del sistema implantable.

Objetivo nº5: Entrega de una técnica funcional para optimizar la captura y envío de información EMG

A través del diseño de un pseudo-código estructurado en máquinas de estados e integrado conceptualmente en FreeRTOS, se ha definido un algoritmo de procesado que organiza la adquisición, detección y cálculo de características en tareas concurrentes. Este algoritmo permite discriminar entre ruido y actividad muscular real, calcular las características de forma incremental y transmitir únicamente la información relevante.

Conclusión global

En conjunto, el trabajo ha alcanzado los objetivos propuestos: se ha revisado el estado del arte, caracterizado experimentalmente las dos versiones del sistema, identificado y corregido limitaciones del ADC, y diseñado un flujo de procesado eficiente que reduce drásticamente el volumen de datos transmitidos. Este avance supone un paso decisivo hacia la consecución de un sistema implantable de EMG plenamente funcional, optimizado para operar con recursos

energéticos limitados y con capacidad de integrarse en aplicaciones de control de prótesis o monitorización clínica.

6.6. Futuros Desarrollos

El trabajo aquí presentado constituye una base sólida para el desarrollo de sistemas de electromiografía implantables de nueva generación. Los próximos pasos deben centrarse en la integración completa del algoritmo en el microcontrolador, la validación experimental en condiciones reales *in vivo* y la optimización energética que permita un funcionamiento autónomo únicamente con batería. Asimismo, la línea de trabajo abre la puerta a incorporar clasificadores en el propio implante, lo que reduciría aún más la necesidad de transmisión de datos y facilitaría aplicaciones en tiempo real. A nivel de aplicación, este tipo de sistemas tienen un potencial evidente en el control avanzado de prótesis, en programas de rehabilitación neuromuscular y en el diseño de interfaces hombre–máquina de alta precisión. En un futuro, el perfeccionamiento de estas tecnologías podría traducirse en implantes mínimamente invasivos, de larga duración y bajo mantenimiento, que permitan mejorar de manera significativa la calidad de vida de pacientes con amputaciones o patologías neuromusculares, acercando la investigación biomédica a aplicaciones clínicas de uso cotidiano.

Bibliografía

[ALON20] E. Alonso, R. Giannetti, C. Rodríguez-Morcillo, J. Matanza, and J. D. Muñoz-Frías. A novel passive method for the assessment of skin-electrode contact impedance in intraoperative neurophysiological monitoring systems. Scientific Reports, 12 2020. doi: 10.1038/s41598-020-59551-w.

[ALON21] E. A. Rivas, G. Scandurra, C. Ciofi, C. R. M. García, and R. Giannetti. A novel approach for the design of fast-settling amplifiers for biosignal detection. Electronics (Switzerland), 10, 11 2021. doi: 10.3390/electronics10212631.

[ALON22] E. A. Rivas, R. Giannetti, C. R.-M. García, J. M. Domingo, J. D. M. Frías, G. Scandurra, C. Ciofi, L. Vega-Zelaya, and J. Pastor. A quasi-wireless intraoperatory neurophysiological monitoring system. Electronics (Switzerland), 11, 12 2022. doi: 10.3390/electronics11233918.

[ASGH22] E. D. A. Asghar, S. Khan, F. Azim, C. S. Shakeel, A. Hussain, and I. Niazi. Review on electromyography based intention for upper limb control using pattern recognition for human-machine. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part H Journal of Engineering in Medicine, 236, 01 2022. doi: 10.1177/09544119221074770.

[BARE16] R. B. Navarro. Tema 5 Electromiografía, chapter Tema 5, pages 1–19. Universidad de Alcalá, 2016. URL www.bioingenieria.edu.ar/academica/catedras/bioingenieria2/archivos/apuntes/tema5-electromiografia.pdf.

[BECE24] L. Becerra-Fajardo, J. Minguillon, M. O. Krob, C. Rodrigues, M. González-Sánchez, Álvaro Megía-García, C. R. Galán, F. G. Henares, A. Comerma, A. J. del Ama, A. Gil-Agudo, F. Grandas, A. Schneider-Ickert, F. O. Barroso, and A. Ivorra. First-in-human demonstration of floating emg sensors and stimulators wirelessly powered and operated by volume conduction. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 21, 12 2024. doi: 10.1186/s12984-023-01295-5.

[BERG07] P. de A. Berger, F. A. de O. Nascimento, A. A. da Rocha, and J. L. A. Carvalho. A new wavelet-based algorithm for compression of emg signals. In Proceedings

of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), Aug. 2007.

[BIAG21] G. Biagetti, P. Crippa, L. Falaschetti, A. Mansour, and C. Turchetti. Energy and performance analysis of lossless compression algorithms for wireless emg sensors. Sensors, 21, 8 2021. doi: 10.3390/s21155160.

[CALA21] A. Calado, G. Macciantelli, V. Errico, E. Gruppioni, and G. Saggio. Evaluation of dedicated bluetooth low energy wireless data transfer for an implantable emg sensor. In Proceedings of the 2020 3rd International Conference on Sensors, Signal and Image Processing, SSIP '20, page 52–57, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery. doi: 10.1145/3441233.3441239.

[CHEN21] X. Chen, Y. Li, R. Hu, X. Zhang, and X. Chen. Hand gesture recognition based on surface electromyography using convolutional neural network with transfer learning method. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 25:1292–1304, 4 2021. doi: 10.1109/JBHI.2020.3009383.

[CHEN23] Z. Chen, H. Min, D. Wang, Z. Xia, F. Sun, and B. Fang. A review of myoelectric control for prosthetic hand manipulation. Biomimetics, 8, 7 2023. doi: 10.3390/biomimetics8030328.

[CHOW13] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang. Surface electromyography signal processing and classification techniques. Sensors, 13(9):12431–12466, Sept. 2013. doi: 10.3390/s130912431.

[CLAN99] E. A. Clancy and N. Hogan. Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 46, 1999.

[COTE20] U. Côté-Allard, E. Campbell, A. Phinyomark, F. Laviolette, B. Gosselin, and E. Scheme. Interpreting deep learning features for myoelectric control: A comparison with handcrafted features. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, 8, 3 2020. doi: 10.3389/fbioe.2020.00158.

[ENGL99] K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, and M. Stevenson. Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. Medical Engineering and Physics, 21:431–438, 1999. URL www.elsevier.com/locate/medengphy.

[ESPR21] Espressif Systems. ESP32-C3 Technical Reference Manual, 2021. URL https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32-c3_technical_reference_manual_en.pdf. Capítulo 5: ADC (Analog to Digital Converter).

[FARI04] D. Farina, C. Févotte, C. Doncarli, and R. Merletti. Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51:1555–1567, 9 2004. doi: 10.1109/TBME.2004.828048.

[GONZ24] J. González-Prieto, L. Cristóbal, M. Arenillas, R. Giannetti, J. D. M. Frías, E. A. Rivas, E. S. Barbero, A. Gutiérrez-Pecharromán, F. D. Montero, and A. A. Maldonado. Regenerative peripheral nerve interfaces (rpnis) in animal models and their applications: A systematic review. International Journal of Molecular Sciences, 25(2), Jan. 2024. doi: 10.3390/ijms25021141.

[GOWI99] B. Gowitzke. El cuerpo y sus movimientos - bases científicas, chapter Capítulo 11, pages 295–329. Editorial Paidotribo, 1999. URL https://books.google.com/books?id=JtSsW0ensgkC&lpg=RA1-PT258.

[GSTO22] C. Gstoettner, C. Festin, C. Prahm, K. D. Bergmeister, S. Salminger, A. Sturma, C. Hofer, M. F. Russold, C. L. Howard, D. McDonnall, D. Farina, and O. C. Aszmann. Feasibility of a wireless implantable multi-electrode system for high-bandwidth prosthetic interfacing: Animal and cadaver study. Clinical Orthopaedics and Related Research, 482(6):1191–1204, 6 2022. doi: 10.1097/CORR.0000000000002135.

[HOLL22] N. L. Holly, B. A. Hasse, K. M. Gothard, and A. J. Fuglevand. Large-scale intramuscular electrode system for chronic electromyography and functional electrical stimulation. Journal of Neurophysiology, 128:1011–1024, 10 2022. doi: 10.1152/jn.00325.2022.

[HUDG93] B. Hudgins, P. Parker, S. Member, and S. Member. A new strategy for multifunction myoelectric control. IEEE TRANSACTIONS ON RIOMEDlCIIL ENGINEERING, 40, 1993.

[HUSS22] A. N. Hussain, S. A. Abboud, B. A. baki Jumaa, and M. N. Abdullah. Impact of feature reduction techniques on classification accuracy of machine learning techniques in leg rehabilitation. Measurement: Sensors, 25, 2 2023. doi: 10.1016/j.measen.2022.100544.

[KIAN20] K. A. Ng, A. Rusly, G. G. L. Gammad, N. Le, S. C. Liu, K. W. Leong, M. Zhang, J. S. Ho, J. Yoo, and S. C. Yen. A 3-mbps, 802.11g-based emg recording system with fully implantable 5-electrode emgxbrk acquisition device. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 14:889–902, 8 2020. doi: 10.1109/TBCAS.2020.3009088.

[KUIK09] T. A. Kuiken, G. Li, B. A. Lock, R. D. Lipschutz, L. A. Miller, K. A. Stubblefield, and K. B. Englehart. Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric

control of multifunction artificial arms. JAMA, 301:619–628, 2 2009. doi: 10.1001/jama.2009.116.

[LEEV22] C. Lee, A. K. Vaskov, M. A. Gonzalez, P. P. Vu, A. J. Davis, P. S. Cederna, C. A. Chestek, and D. H. Gates. Use of regenerative peripheral nerve interfaces and intramuscular electrodes to improve prosthetic grasp selection: a case study. Journal of Neural Engineering, 19, 12 2022. doi: 10.1088/1741-2552/ac9e1c.

[MART23] A. Martín Martín. Preprocessing of emg signals. Master's thesis, Universidad Pontificia Comillas ICAI, 2023.

[MCDO12] D. McDonnall, S. Hiatt, C. Smith, and K. S. Guillory. Implantable multichannel wireless electromyography for prosthesis control. In 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pages 1350–1353, 2012. doi: 10.1109/EMBC.2012.6346188.

[MEDT25] Medtronic. Bluesync technology within implantable cardiac devices. https://europe.medtronic.com/xd-en/healthcare-professionals/therapies-procedures/cardiac-rhythm/cardiac-device-features/bluesync-technology.html, 2025. Accedido el 12 de agosto de 2025.

[MERL03] A. Merlo, D. Farina, and R. Merletti. A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface emg signals. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 50:316–323, 3 2003. doi: 10.1109/TBME.2003.808829.

[NAZM16] N. Nazmi, M. A. A. Rahman, S. I. Yamamoto, S. A. Ahmad, H. Zamzuri, and S. A. Mazlan. A review of classification techniques of emg signals during isotonic and isometric contractions. Sensors, 16(8), Aug. 2016. doi: 10.3390/s16081304.

[NEWM15] C. Newmarker. When is bluetooth LE useful in medical devices? MDDI Online, May 2015. URL https://www.mddionline.com/digital-health/when-is-bluetooth-le-useful-in-medical-devices-. Accedido el 12 de agosto de 2025.

[OSKO08] M. A. Oskoei and H. Hu. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 55:1956–1965, 8 2008. doi: 10.1109/TBME.2008.919734.

[PHIN12] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul. Feature reduction and selection for emg signal classification. Expert Systems with Applications, 39:7420–7431, 6 2012. doi: 10.1016/j.eswa.2012.01.102.

[PHIN13] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, and Y. Laurillau. Emg feature evaluation for improving myoelectric pattern

recognition robustness. Expert Systems with Applications, 40:4832–4840, 2013. doi: 10.1016/j.eswa.2013.02.023.

[QUIN24] A. Quintana Criado. Embedded sensorization and deep learning based classification for prosthetic control. Master's thesis, Universidad Pontificia Comillas ICAI, 2024.

[REAZ06] M. B. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin. Techniques of emg signal analysis: Detection, processing, classification and applications. Biological Procedures Online, 8:11–35, 3 2006. doi: 10.1251/bpo115.

[SCAN17] G. Scandurra, G. Cannatà, G. Giusi, and C. Ciofi. A new approach to dc removal in high gain, low noise voltage amplifiers. In 2017 International Conference on Noise and Fluctuations (ICNF), pages 1–4, 2017. doi: 10.1109/ICNF.2017.7985946.

[SHEN17] M. Dian Sheng Wong, K. A. Ng, S. Nag, R. Jegadeesan, K.-W. Leong, L. J. Ong, A. Rusly, M. Alam, G. G. L. Gammad, C. W. Tsai, S.-C. Liu, K. Voges, N. V. Thakor, A. Lahiri, C. Libedinsky, Y. P. Xu, and S.-C. Yen. A chronic implantable emg recording system with wireless power and data transfer. In 2017 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), pages 1–4, 2017. doi: 10.1109/BIOCAS.2017.8325079.

[VUVE23] P. P. Vu, A. K. Vaskov, C. Lee, R. R. Jillala, D. M. Wallace, A. J. Davis, T. A. Kung, S. W. Kemp, D. H. Gates, C. A. Chestek, and P. S. Cederna. Long-term upper-extremity prosthetic control using regenerative peripheral nerve interfaces and implanted emg electrodes. Journal of Neural Engineering, 20, 4 2023. doi: 10.1088/1741-2552/accb0c.

[WARI18] A. Waris and E. N. Kamavuako. Effect of threshold values on the combination of emg time domain features: Surface versus intramuscular emg. Biomedical Signal Processing and Control, 45:267–273, 8 2018. doi: 10.1016/j.bspc.2018.05.036.

[WEIR09] R. F. Weir, P. R. Troyk, G. A. DeMichele, D. A. Kerns, J. F. Schorsch, and H. Maas. Implantable myoelectric sensors (imess) for intramuscular electromyogram recording. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 56(1):159–171, 2009. doi: 10.1109/TBME.2008.2005942.

[WIKI24] Wikipedia contributors. Electromiografía. https://es.wikipedia.org/wiki/ElectromiografÃ■a, 2024. [Último acceso: 26 de octubre de 2024].

[XIPH25] Xiph.Org Foundation. What is flac? https://xiph.org/flac/, 2025. Accedido el 12 de agosto de 2025.

[YOUN08] D. J. Young, B. D. Farnsworth, and R. J. Triolo. Wireless implantable emg sensor for powered prosthesis control. In 2008 9th International Conference

on Solid-State and Integrated-Circuit Technology, pages 2541–2544, 2008. doi: 10.1109/ICSICT.2008.4735104.

PARTE II

ANEXOS

Anexo A

Códigos Python

A.1. Código Python utilizado para la recepción de los datos por Bluetooth

```python
# Primera version del cliente para BluEMG. Simplemente lee las caracteristidas del dispositivo y
# y luego genera un archivo .m con los datos del ADC. Tomara un total de 10000 muestras.

import asyncio
import aiofiles

from bleak import BleakScanner, BleakClient
from bleak.backends.characteristic import BleakGATTCharacteristic

uuid_battery_level_characteristic = '00002a19-0000-1000-8000-00805f9b34fb'
uuid_manufacturer_name_characteristic = '00002A29-0000-1000-8000-00805f9b34fb'
uuid_firmware_revision_name_characteristic = '00002A26-0000-1000-8000-00805f9b34fb'
uuid_model_number_characteristic = '00002A24-0000-1000-8000-00805f9b34fb'
uuid_datos_adc_characteristic = '00bfced7-4bd0-4c8d-9d05-41eacfc78a4e'
uuid_ganancia_characteristic  = 'cce43239-138f-44f4-a75a-1945544905f2'

archivo_global = None  # Variable global para compartir el archivo entre tareas
mutex = asyncio.Lock()

import aiofiles
import os

async def abrir_y_cerrar_archivo(evento):
    global archivo_global
    async with aiofiles.open("archivo.m", mode="w") as f:
        archivo_global = f
        print(" Archivo abierto.")
        # Escribimos la cabecera del archivo .m
        await archivo_global.write("muestras =[\n")
        await evento.wait()  # Espera a que se pulse ENTER
        print(" Cerrando archivo...")
    archivo_global = None


async def esperar_tecla(evento):
    loop = asyncio.get_event_loop()
```

```
    await loop.run_in_executor(None, input, "Presiona ENTER para cerrar el archivo...\n")
    evento.set()

async def datos_adc_notify_cb(sender: BleakGATTCharacteristic, datos_adc: bytearray):
    global archivo_global, mutex
    async with mutex:  # Aseguramos que solo una tarea escribe en el archivo a la vez
        for i in range(0, len(datos_adc), 2*4):  # Cada muestra son 2 bytes, y tomamos 4 muestras por iteracion
            for j in range(0, 4):
                indice = i + j * 2
                adc_value = int.from_bytes(datos_adc[indice:indice+2], byteorder='little', signed=True)
                await archivo_global.write(f"{adc_value}, ") # Escribimos cada uno de los valores en la matriz
            await archivo_global.write("\n") # y el \n para pasar a la siguiente fila de la matriz

async def main():

    devices = await BleakScanner.discover(5.0, return_adv=True)
    #print(devices)
    dir_BluEMG = None
    for d in devices:
        if devices[d][1].local_name == "BluEMG":
            print(f"Found BluEMG device: {d}")
            dir_BluEMG = d
    print(dir_BluEMG)

    async with BleakClient(dir_BluEMG) as client:
        svcs = client.services
        battery_level = await client.read_gatt_char(uuid_battery_level_characteristic)
        print(f"Nivel de bateria: {int.from_bytes(battery_level)} %")

        manufacturer_name = await client.read_gatt_char(uuid_manufacturer_name_characteristic)
        print(f"Nombre del fabricante: {manufacturer_name.decode('utf-8')}")

        firmware_revision = await client.read_gatt_char(uuid_firmware_revision_name_characteristic)
        print(f"Revision del firmware: {firmware_revision.decode('utf-8')}")
        model_number = await client.read_gatt_char(uuid_model_number_characteristic)
        print(f"Numero de modelo: {model_number.decode('utf-8')}")

        await client.write_gatt_char(uuid_ganancia_characteristic, b'\x00') # Ojo, el segundo arguemento es un
     byte, no un entero

        evento = asyncio.Event()
        await asyncio.gather(
            abrir_y_cerrar_archivo(evento),
            client.start_notify(uuid_datos_adc_characteristic, datos_adc_notify_cb),
            esperar_tecla(evento)
        )

#        print("Services:")
#        for service in svcs:
#            print(service)



asyncio.run(main())
```

Anexo B

Códigos Matlab

B.1. Código Matlab Utilizado para Representar Gráficamente los Resultados Sacados del Archivo '.m'

```
close all
clear variables
format compact
clc

%% Configuracion

archivo="all_10_20";

%conversion
unidad_tiempo=1e3; % 1e6 para us | 1e3 para ms | 1 para s
tiempo_eliminar=0.1;
conversion_tiempo=(1/5e3)*4*unidad_tiempo;

conversion= 1; %(1.1*10^(11/20))/4095;
ajuste=0/2;

%Ejes
ejex=[0 300];
empezar=1;
acabar=1000;
ejey=[500 4000];
labelx='Número de muestras';
labely='Valor del ADC';

%Figura
guardar_en_tkiz=false;
nombre_archivo_tkiz='Temp_CrudoADCMuestras_20Hz10Mv';%archivo;
ruta_archivo_tkiz = strcat('C:\Users\bosco\CarpetaDeTrabajo\TFM\Redactar\TFM_Memoria\TFM_Memoria_Latex_v01\
    Figuras_matlab\', nombre_archivo_tkiz, '.tex');
ruta_archivo_tkiz = char(ruta_archivo_tkiz)

%% Muestras

%filas a eliminar: se eliminan las primeras partes de la frecuencia
N_filas_eliminar=ceil(1250*tiempo_eliminar);

```

```
ruta_archivo= "Archivos_m/" + archivo + ".m";
run(ruta_archivo);
muestras=muestras(N_filas_eliminar:end,:);
numfilas=size(muestras,1)
x=(1:numfilas)';


%% Conversion

%Conversion del nivel ADC a voltage medido
muestras=(muestras.*conversion) - ajuste;

%Conversion del numero de muestras a tiempo
x=x.*conversion_tiempo;

%% Plot

%configuracion
% 1s=1250


%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% FIGURA %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
figuraMatlabToTikz('Valores en el ADC en función del número de muestra');
% % % DATOS % % %
grid on;
plot(x(empezar:acabar),muestras(empezar:acabar,1:4),'LineWidth',1);
legend('\unonuevo','\dosnuevo','\tresnuevo','\cuatronuevo');
ylabel(labely);
xlabel(labelx);
ylim(ejey);
xlim(ejex);
set(gca, 'XTick', linspace(ejex(1), ejex(2), 4));
% % % EXPORT % % %
if guardar_en_tkiz
    matlab2tkiz_personal(ruta_archivo_tkiz);
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

B.2. Códigos Matlab Utilizados Para el Pre-procesado de los Datos Recibidos por BLE

B.2.1. Limpieza de Datos y Parámetros Estadísticos

```
close all
clear variables
format compact
clc

%% Configuracion

archivo="all_10_20";
tiempo_eliminar=0.1; % segundos %% Las primeras muestras suelen ser malas

treshold_alto=2600;
treshold_bajo=-1800;
```

```
anchura_minima_pico=0;
iteraciones=1;

conversion=10^(11/20);

eliminar=false ;
centrar=false;
guardar=false;


%% Muestras

%filas a eliminar: se eliminan las primeras partes de la frecuencia
N_filas_eliminar=ceil(1250*tiempo_eliminar)+1;

ruta_archivo= "Archivos_m/" + archivo + ".m";
run(ruta_archivo);
muestras=muestras(N_filas_eliminar:end,:);
numfilas=size(muestras,1);
x=(1:numfilas);

fprintf('El archivo contiene %d filas',numfilas)

%Conversion del nivel ADC a voltage medido
% muestras=(muestras.*(1.1*conversion)./4095) - ajuste;

%Conversion del numero de muestras a tiempo
% x=x.*(1/5e3)*4*unidad_tiempo;


%% Eliminar Imperfecciones

%%%%%% Eliminar las deformaciones percibidas%%%%%%%
figure(Name='Valores Brutos');
plot(x,muestras); %plot de los valores en bruto para poder comparar resultados
if eliminar

%Econtrar todos los picos, cacular el valor medio de los picos y desviacion
fprintf('\n\n====================================\nLos valores en bruto se presentan como:')
[picos_arriba, idx_picos_arriba,media_picos,std_picos]=encontrarPicos(true,muestras(:,1),treshold_alto,
    anchura_minima_pico,iteraciones);
%Segun los valores de los picos encontrados, buscar los picos "raros" que
% habrá que eliminar
malos_idxpicos=find(picos_arriba<media_picos-std_picos);
fprintf('\nCon picos \"malos\" en:\n'); disp(malos_idxpicos); fprintf('\n==================================')
%eliminar todos estos picos "raros"
%Se elimina desde el pico anterior hasta el pico siguiente
for k=size(malos_idxpicos):-1:1
    eliminar_idx=idx_picos_arriba(malos_idxpicos(k)-1):1:idx_picos_arriba(malos_idxpicos(k)+1);
    muestras(eliminar_idx,:)=[];
end
%Volver a ajustar x
x=(1:size(muestras(:,1)));
%Comparar resultados
fprintf('\n\n====================================\nEliminando los picos por arriba:')
[picos_arriba, idx_picos_arriba,media_picos,std_picos]=encontrarPicos(true,muestras(:,1),treshold_alto,
    anchura_minima_pico,iteraciones);
fprintf('\n====================================')
figure(Name='Eliminando por Arriba');
plot(x,muestras)
```

```
71
72  %Volver a empezar, con los picos minimos
73  fprintf('\n\n=====================================\nBuscando los picos por abajo:')
74  [picos_abajo, idx_picos_abajo,media_picos,std_picos]=encontrarPicos(false,-muestras(:,1),treshold_bajo,
        anchura_minima_pico,iteraciones);
75  %Segun los valores de los picos encontrados, buscar los picos "raros" que
76  % habrá que eliminar
77  malos_idxpicos=find(picos_abajo<media_picos-std_picos);
78  fprintf('\nCon picos \"malos\" en:\n'); disp(malos_idxpicos); fprintf('\n====================================')
79  %Se elimina desde el pico anterior hasta el pico siguiente
80  for k=size(malos_idxpicos):-1:1
81      eliminar_idx=idx_picos_abajo(malos_idxpicos(k)-1):1:idx_picos_abajo(malos_idxpicos(k)+1);
82      muestras(eliminar_idx,:)=[];
83  end
84  %Volver a ajustar x
85  x=(1:size(muestras(:,1)));
86  %Comparar resultados
87  fprintf('\n\n=====================================\nResultando:')
88  [picos_abajo, idx_picos_abajo,media_picos,std_picos]=encontrarPicos(true,muestras(:,1),treshold_alto,
        anchura_minima_pico,iteraciones);
89  fprintf('\n====================================')
90  figure(Name='Eliminando por Abajo');
91  plot(x,muestras)
92  end
93  %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
94
95
96  %% CENTRAR LOS VALORES
97
98  if centrar
99
100 % Para cada canal, procesar de forma independiente
101 x_canales = zeros(4, size(muestras,1));
102 for num_canal = 1:4
103
104     % Calcular valor medio real (mitad entre máximo y mínimo)
105     [picos_arriba, idx_picos_arriba,media_picos_arriba,std_picos_arriba]=encontrarPicos(false,muestras(:,
         num_canal),treshold_alto,anchura_minima_pico,iteraciones);
106     [picos_abajo, idx_picos_abajo,media_picos_abajo,std_picos_abajo]=encontrarPicos(false,-muestras(:,num_canal),
         treshold_bajo,anchura_minima_pico,iteraciones);
107     media_valores_medio = (media_picos_arriba - media_picos_abajo)/2;
108
109     % Buscar primer cruce por el valor medio
110     for k = 2:length(muestras(:, num_canal))
111         % Cruce ascendente por el valor medio
112         if muestras(k-1, num_canal) <= media_valores_medio && muestras(k, num_canal) >= media_valores_medio
113             % Interpolación lineal para el x exacto donde cruza
114             delta_x = (media_valores_medio - muestras(k-1, num_canal)) / (muestras(k, num_canal) - muestras(k-1
        , num_canal));
115             primer_x = x(k-1) + delta_x;
116             % Construye nuevo eje y datos centrados en ese cruce
117             x_canal_actual=[primer_x, x(k+1:end)];
118             if length(x_canal_actual)<length(x_canales(1,:))
119                 x_canales(:,length(x_canal_actual)+1:end)=[];
120                 x_canales(num_canal,:)=x_canal_actual;
121             elseif length(x_canal_actual)>length(x_canales(1,:))
122                 x_canal_actual(length(x_canales(1,:))+1:end)=[];
123                 x_canales(num_canal,:)=x_canal_actual;
124             elseif length(x_canal_actual)==length(x_canales(1,:))
125                 x_canales(num_canal,:)=x_canal_actual;
```

```
            end

            muestras_ajustadas_actual = [media_valores_medio; muestras(k+1:end, num_canal)];
            if length(muestras_ajustadas_actual)<=length(muestras(:,num_canal))
                muestras_ajustadas_actual(length(muestras_ajustadas_actual):length(muestras(:,num_canal)))=0;
                % muestras(length(muestras_ajustadas_actual)+1:end,:)=[];
                muestras(:,num_canal)=muestras_ajustadas_actual;
            else
                warning('No tiene sentido en muestras')
            end

            break;
        end
    end
end


%% Retoques finales
% eliminando la parte final así como los elementos vacíos
%del principio
for canal=1:4
x_canales(canal,length(x_canales):length(muestras(:,1)))=length(x_canales):length(muestras(:,canal));
end
x_canales(:,length(x_canales)-ceil(x_canales(1))*2:end)=[];
muestras(length(x_canales)+1:end,:)=[];
eliminar=floor(min(x_canales(:)));
fprintf('\n\nSe han eliminado la %d últimas filas',eliminar)
x_canales=x_canales-eliminar;
fprintf('\n\nDespués de todas las operaciones, quedan %d',length(x_canales(1,:)))
fprintf('\n-----------------------------------------------\n')

%Graficar resultados
for canal_actual=1:4
    datos.canal(canal_actual).x=x_canales(canal_actual,:);
    datos.canal(canal_actual).y=muestras(:,canal_actual);
end
figure(Name='Centrados en valor medio, bonito');
hold on;
for canal_actual=1:4
plot(datos.canal(canal_actual).x,datos.canal(canal_actual).y)
end
legend('1','2','3','4')


%% Extraer parametros
%Se calculan ciertos parametros para almacenarlos en la estructura de los
%datos

fprintf('\n\n\n\n\tDATOS DEPUÉS DE HABER HECHO TODAS LAS OPERACIONES\n\n');

for canal_actual=1:4
    fprintf('\n\n==========\nCANAL %d',canal_actual);
    %Picos
    [altos,idx_altos,datos.parametros(canal_actual).picos_arriba_media,datos.parametros(canal_actual)
    .picos_arriba_std]=encontrarPicos(true,datos.canal(canal_actual).y,treshold_alto,anchura_minima_pico,
    iteraciones);
    [bajos,idx_bajos,datos.parametros(canal_actual).picos_abajo_media,datos.parametros(canal_actual)
    .picos_abajo_std]=encontrarPicos(true,-datos.canal(canal_actual).y,treshold_bajo,anchura_minima_pico,
    iteraciones);
    bajos=-bajos;
```

```
    datos.parametros(canal_actual).picos_abajo_media=—datos.parametros(canal_actual).picos_abajo_media;
    %amplitud y valor medio
    tamano=min([length(bajos) length(altos)])—1;
    amplitud=altos(3:tamano)—bajos(3:tamano);
    valor_medio=(altos(3:tamano)+bajos(3:tamano))/2;
    %media de amplitudes y valores medios
    datos.parametros(canal_actual).amplitud_media=mean(amplitud);
    datos.parametros(canal_actual).amplitud_std=std(amplitud);
    datos.parametros(canal_actual).valor_medio_media=mean(valor_medio);
    datos.parametros(canal_actual).valor_medio_std=std(valor_medio);
    fprintf('\n\n\tAmplitud\n\t\tmedia = %.2f\n\t\tstd = %.5f\n\tValor Medio\n\t\tmedia = %.2f\n\t\tstd = %.5f',
     datos.parametros(canal_actual).amplitud_media,datos.parametros(canal_actual).amplitud_std,datos.parametros(
     canal_actual).valor_medio_media,datos.parametros(canal_actual).valor_medio_std)
    %Estimacion del periodo
    for k=3:tamano—1
        periodo(k)=idx_altos(k+1)—idx_altos(k);
    end
    datos.parametros(canal_actual).periodo_media=mean(periodo);
    datos.parametros(canal_actual).periodo_std=std(periodo);
    fprintf('\n\tPeriodo\n\t\tmedia = %.2f\n\t\tstd = %.5f',datos.parametros(canal_actual).periodo_media,
     datos.parametros(canal_actual).periodo_std);
    %Estimacion de la frecuencia
    datos.parametros(canal_actual).frecuencia=1250*(tamano—3)/(idx_altos(tamano)—idx_altos(3));
    fprintf('\n\tFrecuencia = %.5f \"Hz\"',datos.parametros(canal_actual).frecuencia);

end



%% Guardar en .mat
% for canal_actual=1:4
    % datos.parametros(2).frecuencia=datos.parametros(4).frecuencia;
% end

if guardar
save("Archivos_mat\"+archivo+".mat","datos",'—mat');
end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
end
```

B.2.2. Función Matlab: encontrarPicos

```
function [picos,index_real,media_picos,std_picos]=encontrarPicos(info,vector,treshold,min_width,iteraciones)

picos=vector;
index_real=1:length(vector);
for iteracion=1:iteraciones
    [picos, index] = findpeaks(picos,"MinPeakWidth",min_width);
    index_real=index_real(index);
    if abs(treshold)
        idx = picos > treshold;       % Vector lógico: solo los que superan el umbral
        picos = picos(idx); % Valores de los picos que cumplen
        index_real  = index_real(idx);  % Índices de esos picos en el vector original
    end

end

media_picos=mean(picos);
```

```
std_picos=std(picos);

if info
    fprintf('\n\n-------------------------------------------------------\n')
    fprintf('El valor medio de los picos es de:\n\tMediaPicos = %.2f\n',media_picos)
    fprintf('Con una desviación típica de:\n\tStd = %.4f\n',std_picos)
    fprintf('-------------------------------------------------------')
end
```

B.2.3. Función Matlab: calcularCruces

```
function [cruces,periodos,semiperiodos]=calcularCruces(vector_tiempo,vector_y,valor_medio)

cruces(1)=vector_tiempo(1);
contador=2;
for k=3:length(vector_y)
    if vector_y(k-1) <= valor_medio && vector_y(k) >= valor_medio
        % Interpolación lineal para el x exacto donde cruza
        delta_x = (valor_medio - vector_y(k-1)) / (vector_y(k) - vector_y(k-1)) * (vector_tiempo(k) -
     vector_tiempo(k-1));
        cruces(contador) = vector_tiempo(k-1) + delta_x;
        contador=contador+1;
    elseif vector_y(k-1) >= valor_medio && vector_y(k) <= valor_medio
        % Interpolación lineal para el x exacto donde cruza
        delta_x = (valor_medio - vector_y(k-1)) / (vector_y(k) - vector_y(k-1)) * (vector_tiempo(k) -
     vector_tiempo(k-1));
        cruces(contador) = vector_tiempo(k-1) + delta_x;
        contador=contador+1;
    end
end

semiperiodos=zeros(1,length(cruces)-2);
for k=1:length(cruces)-1
    semiperiodos=cruces(k+1)-cruces(k);
end

cruces_periodos=cruces(1:2:length(cruces));
periodos=zeros(1,length(cruces_periodos)-2);
for k=1:length(cruces_periodos)-1
    periodos(k)=cruces_periodos(k+1)-cruces_periodos(k);
end
```

B.2.4. Función Matlab: calcularPicosReales

```
function [maximos,minimos]=calcularPicosReales(vector_tiempo,vector_y,frecuencia,final)

periodo=1/frecuencia;

periodo_actual=0;
n_periodos=1;
for k=1:length(vector_tiempo)
    if vector_tiempo(k)>=periodo_actual+periodo
        periodo_actual=periodo_actual+periodo;
        cortes_periodo(n_periodos)=k;
        n_periodos=n_periodos+1;
```

```
    end
end

for k=1:length(cortes_periodo)-1+final
    maximos(k)=max(vector_y(cortes_periodo(k):cortes_periodo(k+1)));
end

for k=1:length(cortes_periodo)-1
    minimos(k)=min(vector_y(cortes_periodo(k):cortes_periodo(k+1)));
end
```

B.3. Códigos Matlab para la Comparación con la Respuesta Esperada y la Obtención de Parámetros Claves

B.3.1. Calculo de la amplitud esperada según la respuesta en frecuencia

```
close all
clear variables
format compact
clc

%% Configuracion inicial

freq=[0.5 1 5 10 20 50 100 200 500 1e3];
ganancia=zeros(1,length(freq));
fase=zeros(1,length(freq));

%carga de datos de RF (signal analyser)
load('..\Analogica\datosMAT\c2RF_TP6.mat','RF')
RF_freq=RF.Amplitud(:,1);
RF_ganancia=RF.Amplitud(:,2);
RF_fase=RF.Fase(:,2);


%% Extrapolar valores

%Ganancias
for i=1:length(freq)
    for k=1:length(RF_freq)
        if freq(i) == RF_freq(k)
            ganancia(i)=RF_ganancia(k);
        elseif freq(i) > RF_freq(k)
            ganancia(i)=RF_ganancia(k)+(RF_ganancia(k+1)-RF_ganancia(k))/(RF_freq(k+1)-RF_freq(k))*(freq(i)-
     RF_freq(k));
        end
    end
end

%Frecuencias
for i=1:length(freq)
```

```
    for k=1:length(RF_freq)
        if freq(i) == RF_freq(k)
            fase(i)=RF_fase(k);
        elseif freq(i) > RF_freq(k)
            fase(i)=RF_fase(k)+(RF_fase(k+1)-RF_fase(k))/(RF_freq(k+1)-RF_freq(k))*(freq(i)-RF_freq(k));
        end
    end
end

%% Almacenar Datos

RespuestaEsperada(:,1)=freq;
RespuestaEsperada(:,2)=ganancia;
RespuestaEsperada(:,3)=fase;
save('RespuestaEsperada_TP6',"RespuestaEsperada");
```

B.3.2. Representación Gráfica los Resultados Sacados del Archivo '.mat'

```
%%
close all
clear variables
format compact
clc

%% Configuracion

% Calcular Parametros
calcular_parametros=false;

% Frecuencia y Amplitud
frecuencia=1; %Hz
amplitud_entrada=10; %mV

downsampling=1;

%Preferencias de Plot
graficar=true;
plot_canales=[1];
plot_esperada=true;
leyenda={'\unonuevo','Esperada'}; % '\dosnuevo', '\tresnuevo', '\cuatronuevo','Esperada'
% limiteY=[-0.7 0.7];

empezar_en_zero=true;
centrar_en_zero=true;

unidad_tiempo=1; % 1e6 para us | 1e3 para ms | 1 para s
unidad_tiempo_plot='s';
tiempo_plot=5000/frecuencia * 1e-3; % 1e6; %

%Conversion
conversion_tiempo=(1/5e3)*4*unidad_tiempo;
conversion_muestras=1.1*(10^(11/20))/4095*0.742; %Vref*atenuacion/4095bits
ajuste=0;%conversion_muestras/2;

%Figura
guardar_en_tkiz=false;
```

```
39
40 %% SUB Configuracion
41 if frecuencia == 0.5
42     archivo="all_" + string(amplitud_entrada) + "_0c5";
43 else
44     archivo="all_" + string(amplitud_entrada) + "_" + string(frecuencia);
45 end
46
47 if guardar_en_tkiz
48     if frecuencia==0.5
49         nombre_archivo_tkiz="Temp_CH1Esperada_CentradoVoltSecCalibrado_" + string(amplitud_entrada) + "mV0c5
       Hzanexo"
50     else
51         nombre_archivo_tkiz="Temp_CH1Esperada_CentradoVoltSecCalibrado_" + string(amplitud_entrada) + "mV" +
       string(frecuencia) + "Hzanexo"%archivo;
52     end
53     ruta='C:\Users\bosco\CarpetaDeTrabajo\TFM\basura\';%'C:\Users\bosco\CarpetaDeTrabajo\TFM\Redactar\TFM_Memoria
       \TFM_Memoria_Latex_v01\Figuras_matlab\';  %'C:\Users\bosco\CarpetaDeTrabajo\TFM\Redactar\PruebasLatex\';%
54 end
55
56 if calcular_parametros
57     plot_esperada=true;
58     empezar_en_zero=false;
59     centrar_en_zero=false;
60     guardar_en_tkiz=false;
61 end
62
63 %% Muestras
64 %Cargar la muestra en question
65 ruta_archivo= "Archivos_mat/" + archivo + ".mat";
66 load(ruta_archivo);
67
68 %Respuesta esperada, segun los datos de la respuesta en frecuencia
69 load('RespuestaEsperada_TP6.mat','RespuestaEsperada');
70 for indice=1:length(RespuestaEsperada(:,1))
71     if frecuencia==RespuestaEsperada(indice,1)
72         gananciadB=RespuestaEsperada(indice,2);
73         fase=RespuestaEsperada(indice,3);
74     end
75 end
76 tamano_x=min([ceil(tiempo_plot*1250) length(datos.canal(1).x)])-1;
77 x=0:tamano_x;
78 x=x .* conversion_tiempo;
79 amplitud=amplitud_entrada*1e-3*10^(gananciadB/20);
80 esperada=sin((x/unidad_tiempo)*2*pi*frecuencia)*amplitud;
81
82
83 %% Conversion
84
85 if empezar_en_zero
86     for seleccion_canal=1:4
87         datos.canal(seleccion_canal).x=datos.canal(seleccion_canal).x-datos.canal(seleccion_canal).x(1);
88     end
89 end
90
91 if centrar_en_zero
92     for seleccion_canal=1:4
93         datos.canal(seleccion_canal).y=datos.canal(seleccion_canal).y-datos.canal(seleccion_canal).y(1);
94     end
95 end
```

```
96
97  %Conversion del nivel ADC a voltage medido
98  if conversion_muestras ~= 0
99      for seleccion_canal=1:4
100         datos.canal(seleccion_canal).y=datos.canal(seleccion_canal).y .* conversion_muestras  - ajuste;
101     end
102 end
103
104 %Conversion del numero de muestras a tiempo
105 if conversion_tiempo ~= 0
106     for seleccion_canal=1:4
107         datos.canal(seleccion_canal).x=datos.canal(seleccion_canal).x .* conversion_tiempo;
108     end
109 end
110
111 %% Plot
112 if graficar
113 %configuracion
114 % 1s=1250
115 n_muestras=min([ceil(tiempo_plot*1250) length(datos.canal(1).x)])-1;
116
117 %Leyenda segun lo que se grafica
118
119 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%% FIGURA %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
120 label_x=strcat('Tiempo [\unit{\',unidad_tiempo_plot,'}]')
121 figuraMatlabToTikz('Tensión en función del Tiempo');
122 % % % DATOS % % %
123 hold on;
124 for seleccion_canal=plot_canales
125     plot(datos.canal(seleccion_canal).x(1:downsampling:n_muestras),datos.canal(seleccion_canal).y(1:downsampling:
      n_muestras),'LineWidth',1)
126 end
127 if plot_esperada
128     plot(x,esperada,'LineWidth',1);
129 end
130 grid on;
131 xlabel('Tiempo [\unit{\s}]', 'Interpreter', 'latex', 'FontSize', 14);
132 ylabel('Tensión [\unit{\V}]', 'Interpreter', 'latex', 'FontSize', 14);
133 legend(leyenda, 'Interpreter', 'latex', 'FontSize', 12);
134 % xlim([0 4])
135 % ylim([1.3 3]);
136 limitesX=xlim;
137 limitesY=ylim;
138 set(gca, 'XTick', linspace(limitesX(1),limitesX(2), 6));
139 set(gca, 'YTick', linspace(limitesY(1),limitesY(2), 5));
140 % set(gca, 'YTick', [0 1.5 2 2.5 3])
141 % % % EXPORT % % %
142
143 if guardar_en_tkiz
144     ruta_archivo_tkiz = strcat(ruta, char(nombre_archivo_tkiz), '.tex');
145     ruta_archivo_tkiz = char(ruta_archivo_tkiz);
146     matlab2tkiz_personal(ruta_archivo_tkiz);
147 end
148 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
149
150 end
151 %% Calculo de parámetros
152 if calcular_parametros
153
```

```matlab
    fprintf('\n\n\n\n --------------------------------------------------------------------------------------\n\n');
    fprintf('Para una señal de entrada de %d mV y %.1f Hz, se espera una salida con los siguientes parámetros:', amplitud_entrada,frecuencia);
    fprintf('\nCon una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = %.2f dB :',gananciadB);
    fprintf('\n\n\tAmplitud(pico-pico) = %.4f V',amplitud*2);
    fprintf('\n\tPeriodo = %d ms',1/frecuencia*unidad_tiempo);


for canal_actual=1:4

    if centrar_en_zero
        valor_medio_datos=0;
    else
        valor_medio_datos=datos.parametros(canal_actual).valor_medio_media*conversion_muestras;
    end
    %Sacar todos los picos (luego valor medio): buscar el max y luego el min entre paso y paso por valor medio.
    [datos.canal(canal_actual).maximos,datos.canal(canal_actual).minimos]=calcularPicosReales(datos.canal(canal_actual).x,datos.canal(canal_actual).y,frecuencia/unidad_tiempo,0);
    media_maximos=mean(datos.canal(canal_actual).maximos);
    std_maximos=std(datos.canal(canal_actual).maximos);
    media_minimos=mean(datos.canal(canal_actual).minimos);
    std_minimos=std(datos.canal(canal_actual).minimos);
    %Amplitud=max-min
    datos.canal(canal_actual).amplitud=datos.canal(canal_actual).maximos-datos.canal(canal_actual).minimos;
    media_amplitud=mean(datos.canal(canal_actual).amplitud);
    std_amplitud=std(datos.canal(canal_actual).amplitud);
    %Valor medio=(max+min)/2
    valores_medio=( datos.canal(canal_actual).maximos+datos.canal(canal_actual).minimos ) / 2;
    media_valor_medio=mean(valores_medio);
    std_valor_medio=std(valores_medio);

    %medir los periodos y el numero de periodos, contando cuando se pasa
    %por el valor medio.
    [datos.canal(canal_actual).cruces,datos.canal(canal_actual).periodos,datos.canal(canal_actual).semiperiodos]=calcularCruces(datos.canal(canal_actual).x(1:downsampling:end),datos.canal(canal_actual).y(1:downsampling:end),valor_medio_datos);
    periodo_ideal=1/frecuencia*unidad_tiempo;
    media_periodos=mean(datos.canal(canal_actual).periodos);
    std_periodos=std(datos.canal(canal_actual).periodos);

    n_cruces=length(datos.canal(canal_actual).cruces);
    frecuencia_estimada=(n_cruces-1)/datos.canal(canal_actual).cruces(n_cruces)/2*unidad_tiempo;

    error_periodo=(media_periodos-periodo_ideal)/periodo_ideal*100;
    error_frecuencia=(frecuencia_estimada-frecuencia)/frecuencia*100;
    error_amplitud=(media_amplitud-amplitud*2)/(amplitud*2)*100;


        fprintf('\n\n\n==============================================\nCANAL  %d',canal_actual);
        fprintf('\n\n\tAmplitud(pico-pico)\n\t\tmedia = %.4f V\n\t\tstd = %.4f V\n\t\tError = %.3f%%\n\n\tValor Medio\n\t\tmedia = %.4f V\n\t\tstd = %.4f V',media_amplitud,std_amplitud,error_amplitud,media_valor_medio,std_valor_medio)
        fprintf('\n\n\tMaximo\n\t\tmedia = %.4f V\n\t\tstd = %.4f V\n\tMinimo\n\t\tmedia = %.4f V\n\t\tstd = %.4f V',media_maximos,std_maximos,media_minimos,std_minimos);
        fprintf('\n\n\tPeriodo\n\t\tmedia = %.4f ms\n\t\tstd = %.4f ms\n\t\tError = %.3f%%',media_periodos,std_periodos,error_periodo);
        fprintf('\n\n\tFrecuencia estimada con %.1f picos en %.2f s/ms \n\t\tFrecuencia = %.4f Hz\n\t\tError = %.3f%%',(n_cruces-1)/2,datos.canal(canal_actual).cruces(n_cruces),frecuencia_estimada,error_frecuencia);
```

```
203
204 end
205
206
207
208 end
```

B.3.3. Representación Gráfica los resultados sacados del archivo '.mat' junto con la respuesta real

```
1  close all
2  clear variables
3  format compact
4  clc
5
6  %% Configuracion
7
8  archivo="all_10_20";
9  canal=4;
10 tiempo=0.4; %s
11 entrada=0.01*sqrt(2); %V
12 frecuencia=20; %Hz
13
14 conversion=10^(11/20);
15 v_ref=1.1;%0.82;
16 centro=0.2;
17 desfase=0.0044;
18
19 %% Bluetooth
20
21 ruta_archivo= "Archivos_m/" + archivo + ".m";
22 run(ruta_archivo);
23 numfilas=size(muestras,1);
24 num_muestras=ceil(tiempo*1250);
25 x=(1:num_muestras)';
26
27 % Conversion
28 %Conversion del nivel ADC a voltage medido
29 muestras=muestras-2047;
30 volts=(muestras.*(v_ref*conversion)./4095);
31 %Conversion del numero de muestras a tiempo
32 x=x.*(1/5e3)*4;
33
34 %% Calculo de muestra esperada
35
36 load('RespuestaEsperada_TP6.mat','RespuestaEsperada');
37 for indice=1:length(RespuestaEsperada(:,1))
38     if frecuencia==RespuestaEsperada(indice,1)
39         gananciadB=RespuestaEsperada(indice,2)
40         fase=RespuestaEsperada(indice,3)
41     end
42 end
43
44 ganancia=10^(gananciadB/20)
45 amplitud=entrada*10^(gananciadB/20)
46 esperada=sin((x+desfase)*2*pi*frecuencia)*amplitud+centro;
47
```

```
48
49 %% Representacion
50 figure;
51 grid on;
52 plot(x, [ esperada, volts( 1:num_muestras, canal)]);
53 legend('Esperada','Medida por Bluetooth')
54 ylabel('Voltaje (v)');
55 xlabel('Tiempo (s)');
56 title('Comparación de la Respuesta obtenida por Bluetooth frente a la esperada a la entrada del ADC');
```

B.4. Códigos Matlab para extraer los valores de los archivos '.txt'

```
1  clear variables
2  close all
3  format compact
4  clc
5
6  %% Opciones de representacion
7
8  % Representar la RF
9  bode=true;
10 guardarRF=false;
11 nombre_archivoRF="RF_CH2_1p5mV_01";
12 reajustar=false;
13 salto=-180;
14 cambio=90;
15
16 %Representar el espectro de Ruido
17 ruido=false;
18 guardarRuido=false;
19 nombre_archivosRuido="Ruido_CH2_cua04";
20
21
22 %% Lectura de los datos
23
24 carpeta_datosTXT="datosTXT/";
25 carpeta_datosMAT="datosMAT/";
26
27 if bode
28     ruta_archivos_amplitud=carpeta_datosTXT + nombre_archivoRF+ "AMP";
29     ruta_archivos_fase=carpeta_datosTXT + nombre_archivoRF + "FASE";
30     [frecuenciaamplitud, amplitud]=lecturaArchivosTXT(ruta_archivos_amplitud);
31     [frecuenciafase, fase]=lecturaArchivosTXT(ruta_archivos_fase);
32     if reajustar
33         fase_reajustada = reajustarSaltoDeFase(fase,salto,cambio);
34         fase=fase_reajustada;
35         fase_reajustada = reajustarSaltoDeFase(fase,salto,cambio);
36         fase=fase_reajustada;
37     end
38 end
39
40 if ruido
41     ruta_archivos_ruido=carpeta_datosTXT+nombre_archivosRuido;
42     [frecuenciaruido, potencia_ruido]=lecturaArchivosTXT(ruta_archivos_ruido);
43 end
```

```
44
45
46  %% Cálculo del ruido equivalente a la entrada
47  %Hay que verificar la concordancia de los datos entre la respuesta enfrecuencia y el analisis de ruido
48
49  if bode && ruido
50
51  %verificar si coinciden los vectores
52  %Identificacion de los vectores para verificar si son compatible
53  fprintf("Caracteristicas de freq sweep: \n\nRespuesta en frecuencia:\n")
54  fprintf("\tNúmero de puntos: %d\n\tPrimer Punto: %.2e Hz\n\tÚltimo Punto: %.2e Hz\n\tRango: %.2e\n\n",length(
        frecuenciaamplitud),frecuenciaamplitud(1),frecuenciaamplitud(end),frecuenciaamplitud(end)-frecuenciaamplitud
        (1))
55  fprintf("Analisis de Ruido:\n")
56  fprintf("\tNúmero de puntos: %d\n\tPrimer Punto: %.2e Hz\n\tÚltimo Punto: %.2e Hz\n\tRango: %.2e\n\n",length(
        frecuenciaruido),frecuenciaruido(1),frecuenciaruido(end),frecuenciaruido(end)-frecuenciaruido(1))
57
58  %Ahora se extrapolan los datos
59  amplitud_extrapolado=extrapolarSegunX(frecuenciaamplitud,amplitud,frecuenciaruido);
60  amplitud_extrapolado_G=zeros(length(amplitud_extrapolado),1);
61  for k=1:length(amplitud_extrapolado)
62      amplitud_extrapolado_G(k)=10^(amplitud_extrapolado(k)/20);
63  end
64
65  ruidoequivalente = potencia_ruido ./ (amplitud_extrapolado_G.^2);
66  % ruidoequivalente= ruido ./ 10^(-amplitud_extrapolado/20);
67
68  end
69
70  %% Representación gráfica
71
72  if bode
73      figure;
74      subplot(2,1,1);
75      semilogx(frecuenciaamplitud,amplitud)
76      grid on;
77      ylabel('Amplitud (dB)');
78      title('Diagrama de Bode de la Respuesta en Frecuencia')
79      subplot(2,1,2);
80      semilogx(frecuenciafase, fase)
81      grid on;
82      xlabel('Frecuencia');
83      ylabel('Fase ()');
84  end
85  if ruido
86
87      figure;
88      loglog(frecuenciaruido,potencia_ruido)
89      title('Espectro del Ruido');
90      ylabel('Potencia');
91      xlabel('Frecuencia ()');
92      grid on;
93
94  end
95  if bode && ruido
96      figure;
97      semilogx(frecuenciaamplitud,amplitud,frecuenciaruido,amplitud_extrapolado)
98      title('Comparacion de la respuesta en frecuencia extrapolada al ruido')
99      grid on;
100     ylabel('Amplitud (dB)');
```

```
    legend('Amplitd','Amplitud Extrapolada')

    figure;
    loglog(frecuenciaruido,[potencia_ruido,ruidoequivalente])
    legend('Ruido', 'Ruido equivalente a la entrada')
    title('Espectro del Ruido');
    ylabel('Amplitud (dB)');
    xlabel('Frecuencia ()');
    grid on;
end

%% Guardar los datos

if bode && guardarRF
    RF.Amplitud(:,1)=frecuenciaamplitud;
    RF.Amplitud(:,2)=amplitud;
    RF.Fase(:,1)=frecuenciafase;
    RF.Fase(:,2)=fase;
    rutaRF=carpeta_datosMAT + nombre_archivoRF +".mat";
    save(rutaRF, 'RF')
end

if ruido && guardarRuido
    Ruido(:,1)=potencia_ruido;
    Ruido(:,2)=frecuenciaruido;
    rutaRuido=carpeta_datosMAT + nombre_archivosRuido + ".mat";
    save(rutaRuido,'Ruido');
end

if ruido && bode && guardarRuido
    Ruido(:,1)=ruidoequivalente;
    Ruido(:,2)=frecuenciaruido;
    rutaRuidoeqentr=carpeta_datosMAT + nombre_archivosRuido + "_eqentr.mat";
    save(rutaRuidoeqentr,'Ruido');
end
```

```
function [X,Y]=lecturaArchivosTXT(nombre_archivos)


%% Lectura del archivo .X
ruta_archivoX=nombre_archivos + ".X";

archivoX=fopen(ruta_archivoX ,'r');
if archivoX==-1
    error('No se ha podido abrir el archivo .X')
end
X = fscanf(archivoX, '%e');
fclose(archivoX);

ruta_archivoY=nombre_archivos + ".TXT";
archivoY=fopen(ruta_archivoY ,'r');
if archivoY==-1
    error('No se ha podido abrir el archivo .TXT')
end
Y = fscanf(archivoY, '%e');
fclose(archivoY);
```

Anexo C

Gráficas de la Caracterización de los sistemas

C.1. Comparación de la Amplitud Entre los Cuatro Canales

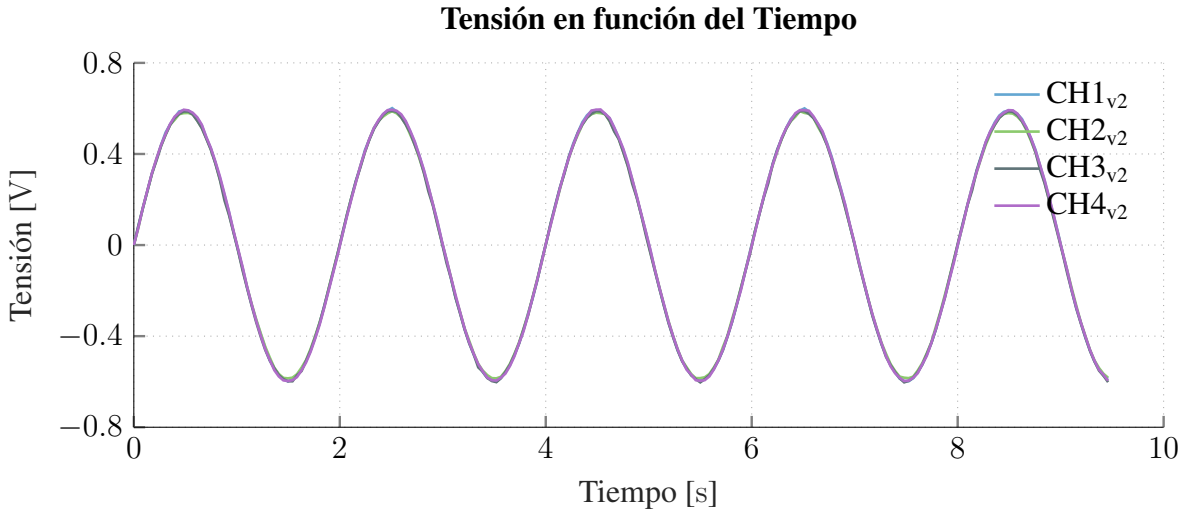


Figura 19. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $0.5\,\mathrm{Hz}$

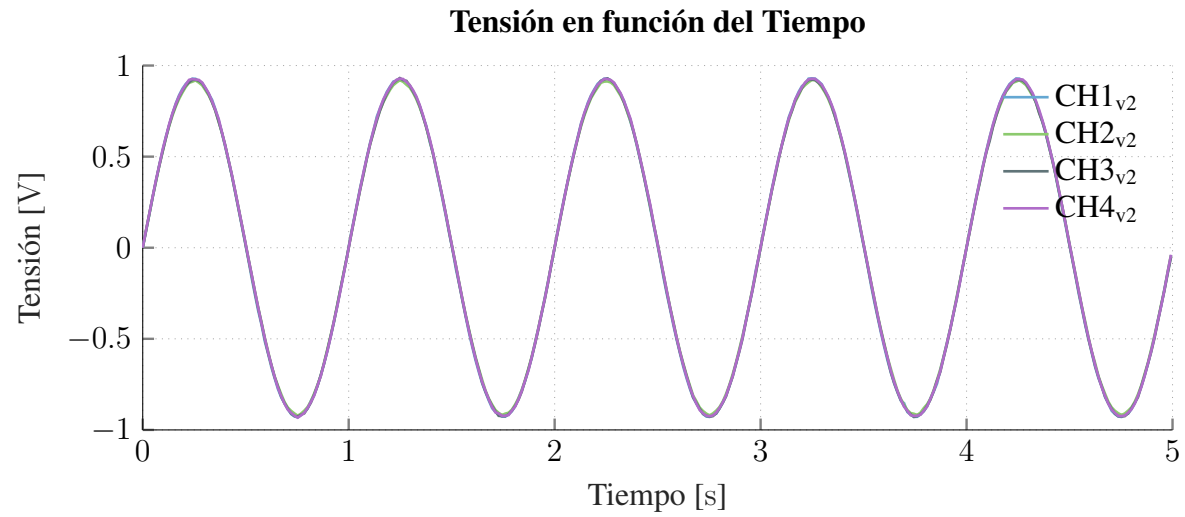


Figura 20. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 1 Hz

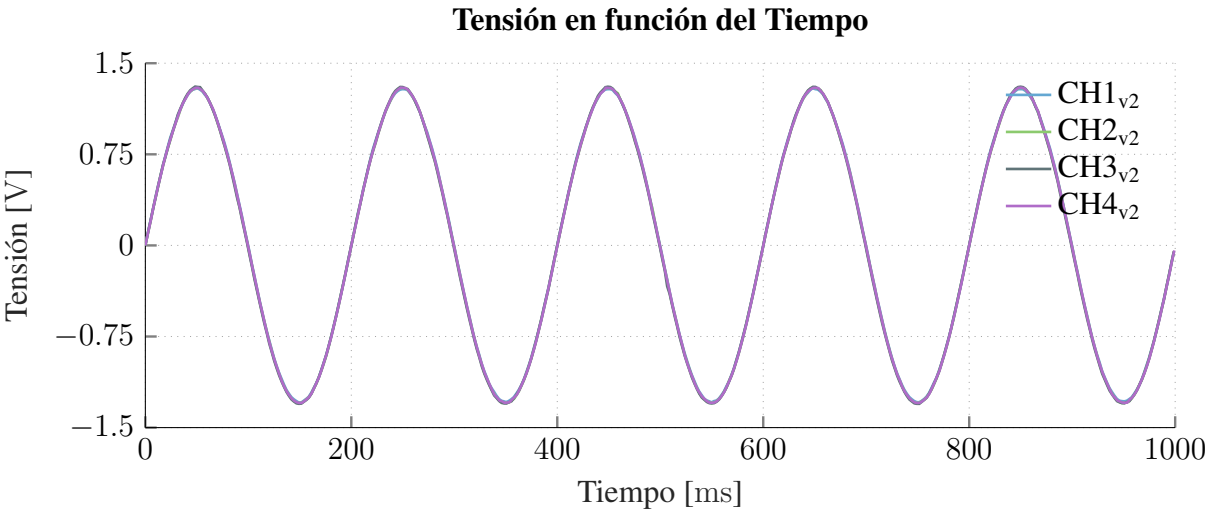


Figura 21. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 5 Hz

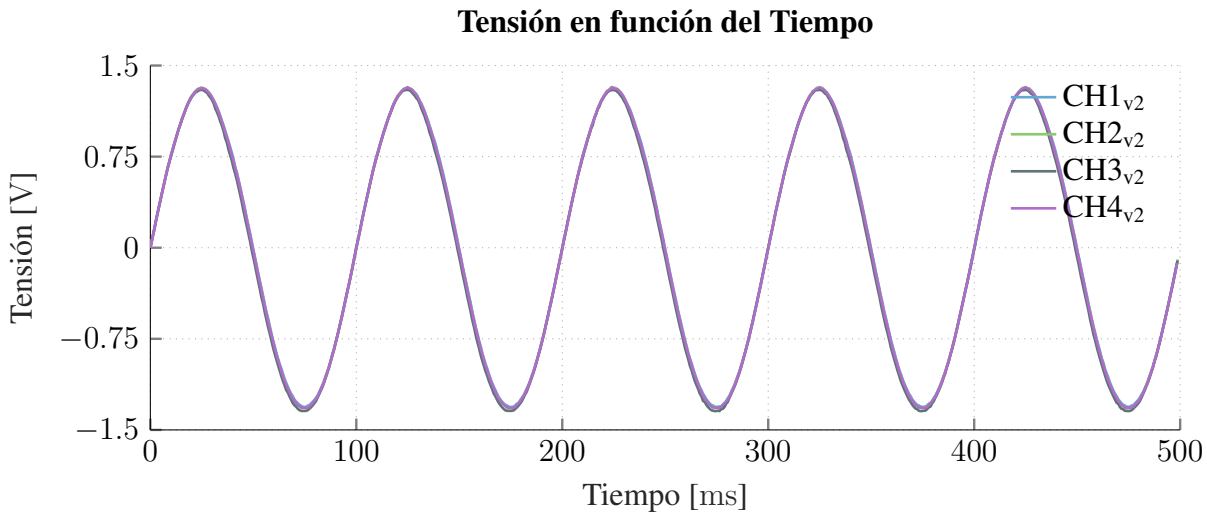


Figura 22. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 10 Hz

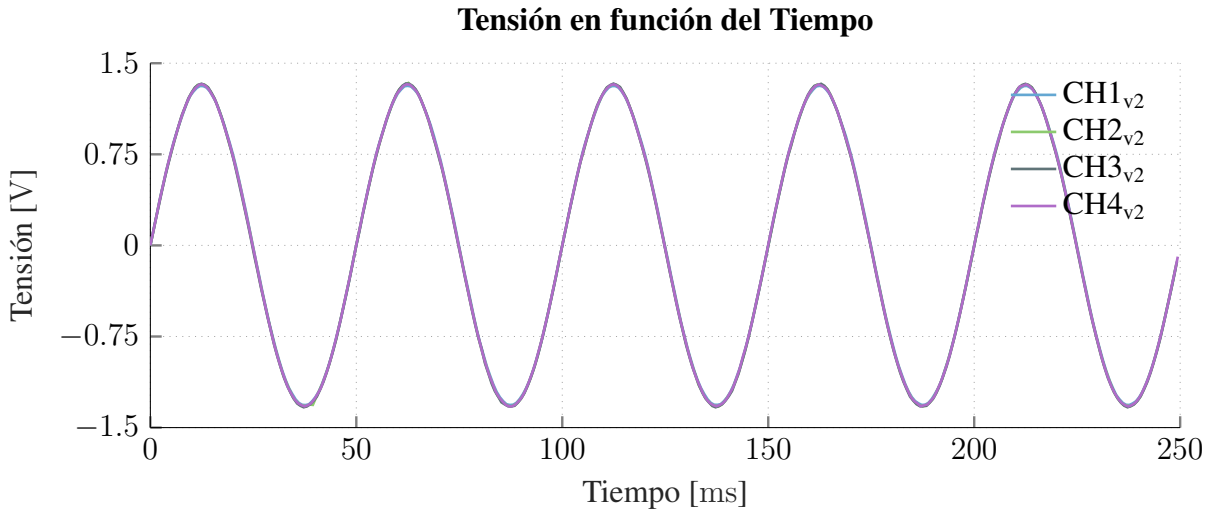


Figura 23. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 20 Hz

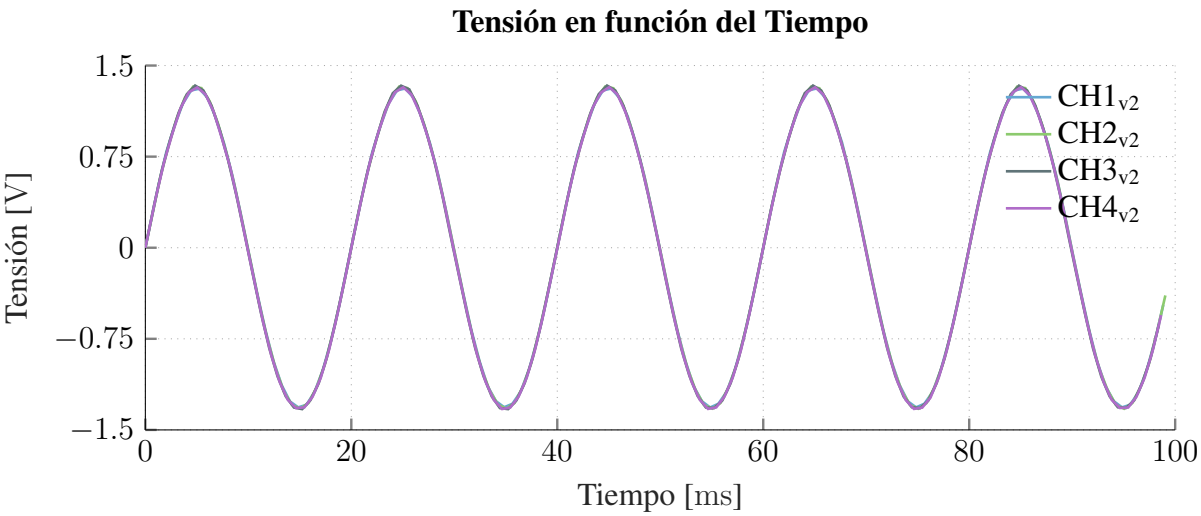


Figura 24. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 50 Hz

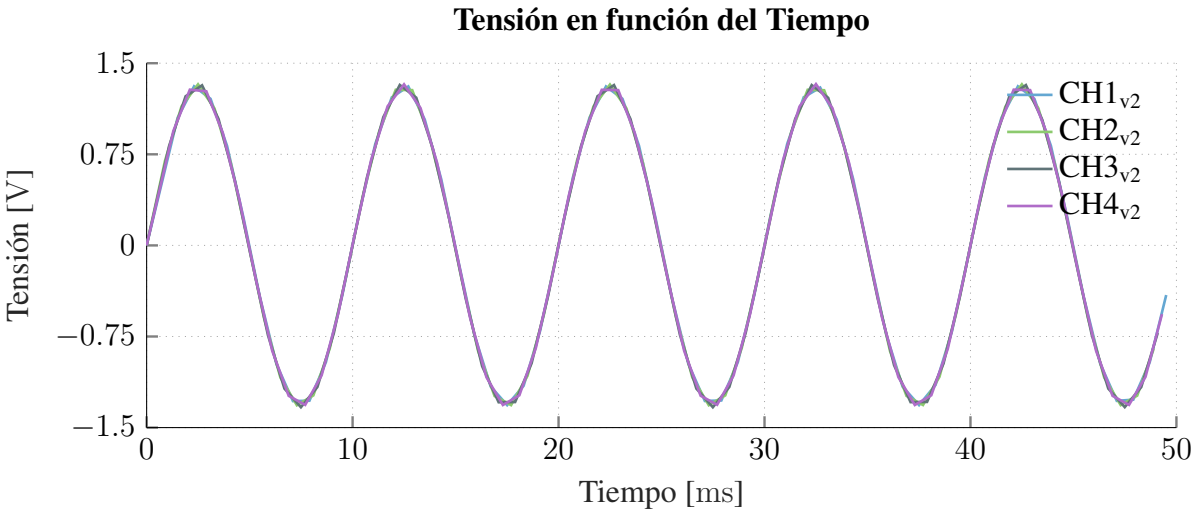


Figura 25. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 100 Hz

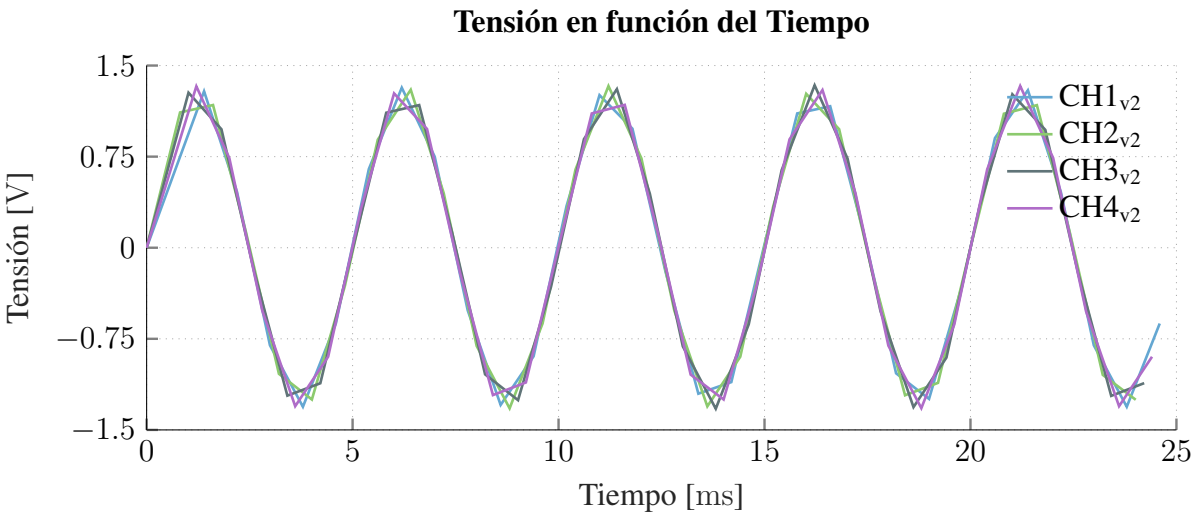


Figura 26. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 10 mV a 200 Hz

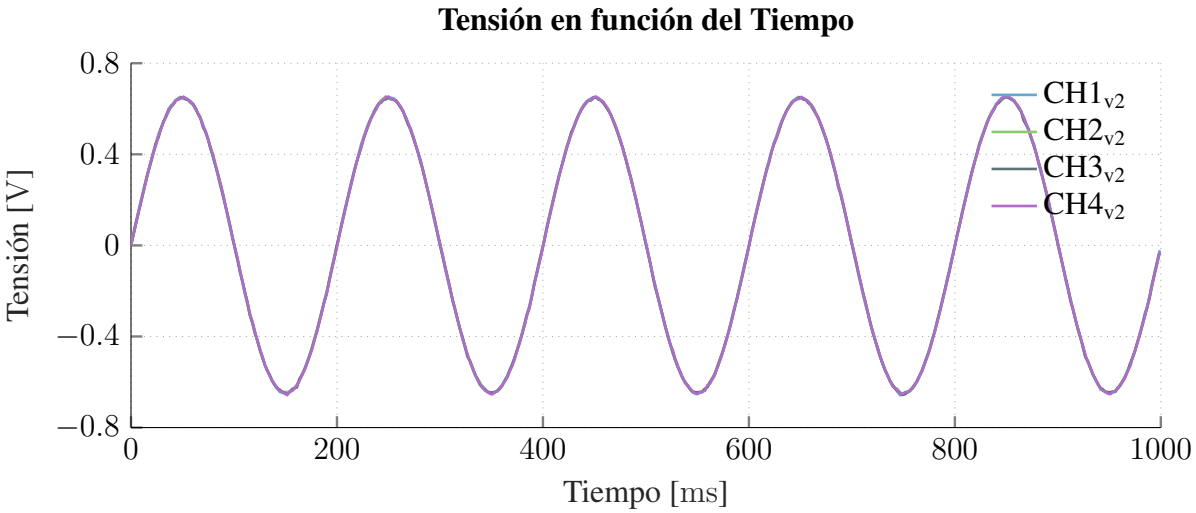


Figura 27. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 5 mV a 5 Hz

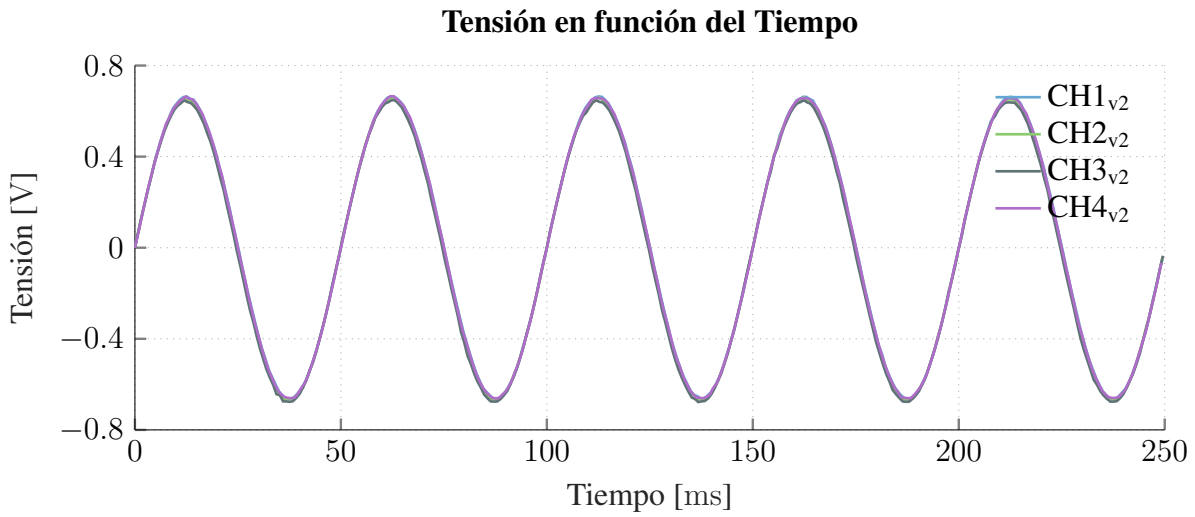


Figura 28. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 5 mV a 20 Hz

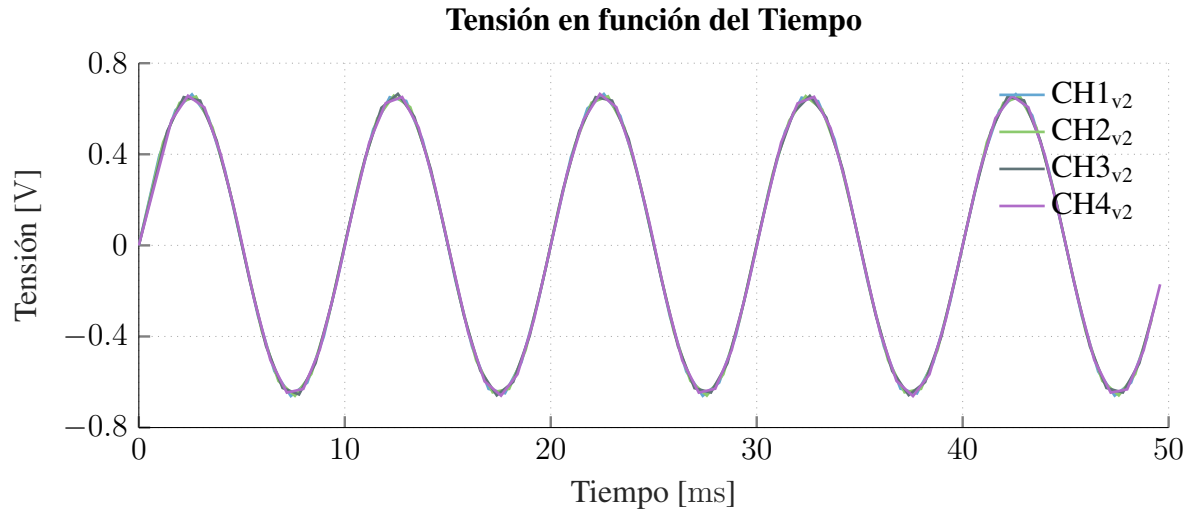


Figura 29. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en tiempo y valor medio y la conversión con la fórmula 3 para una entrada de 5 mV a 100 Hz

C.2. Comparación del Desfase Relativo Entre Canales

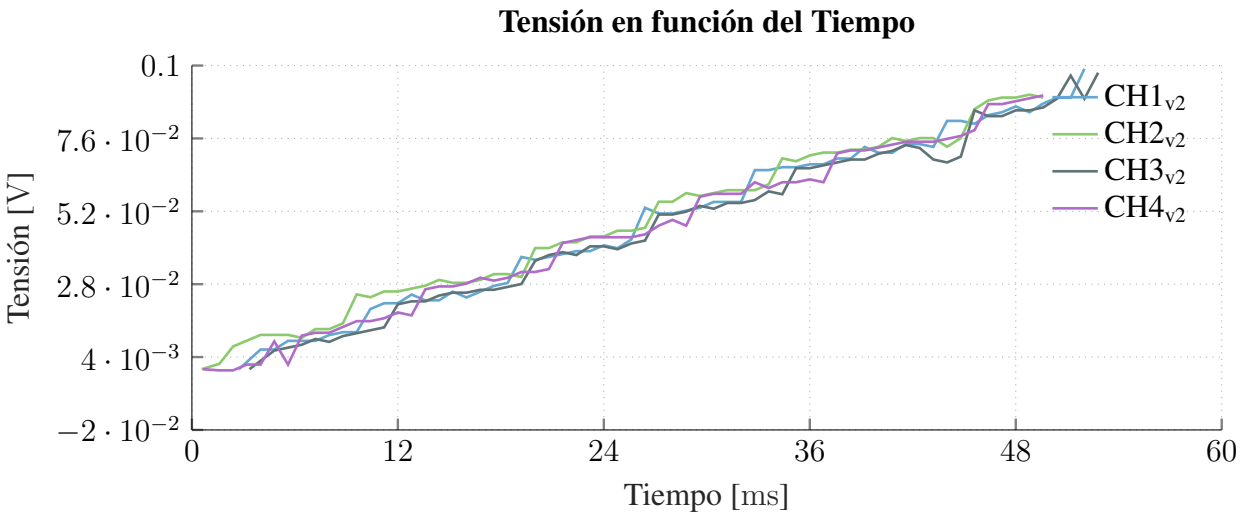


Figura 30. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en el valor medio para una entrada de 10 mV a 0.5 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

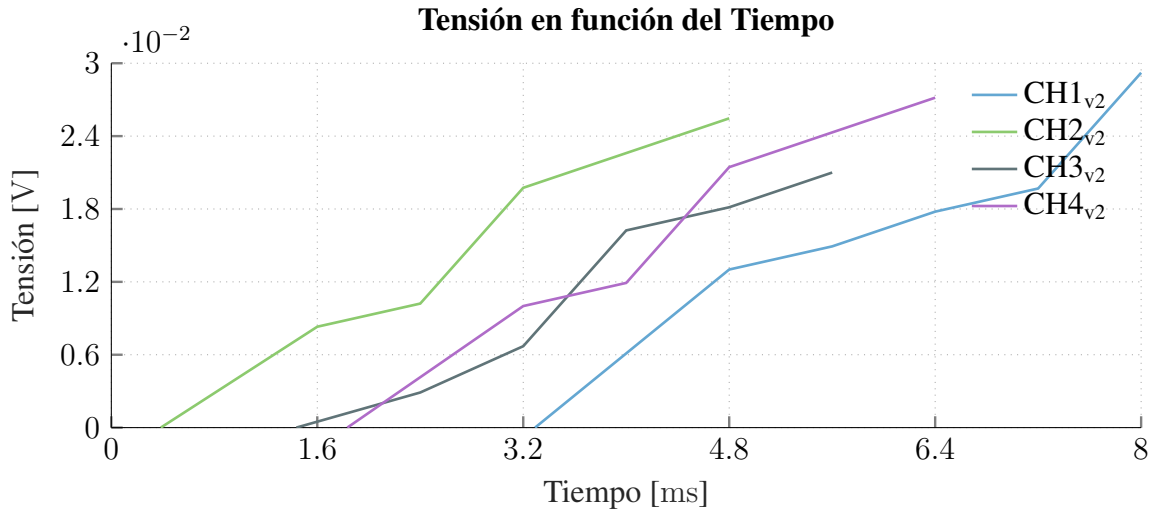


Figura 31. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en el valor medio para una entrada de 10 mV a 1 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

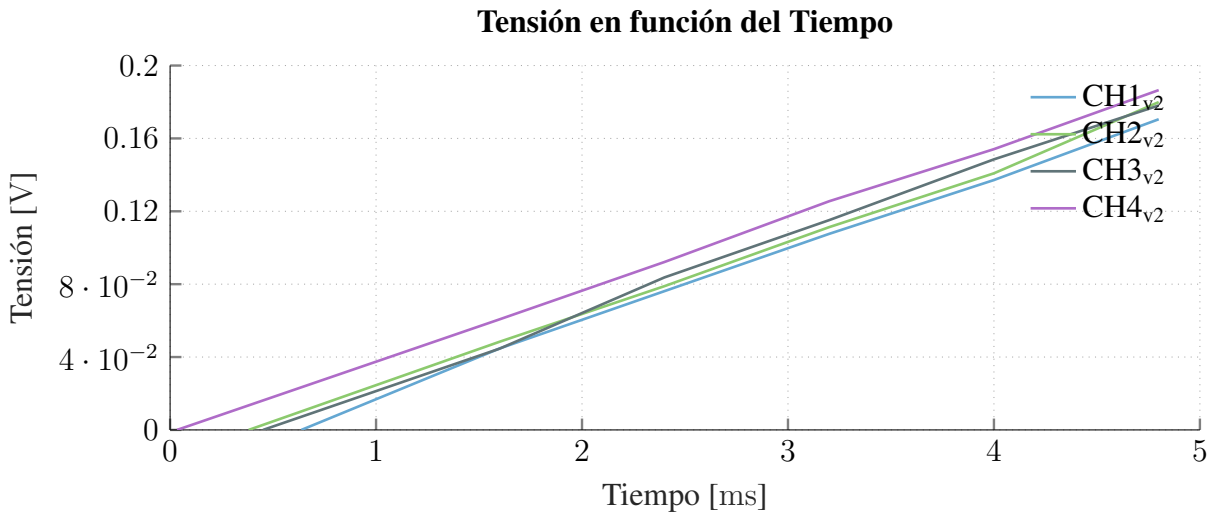


Figura 32. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 10 mV a 5 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

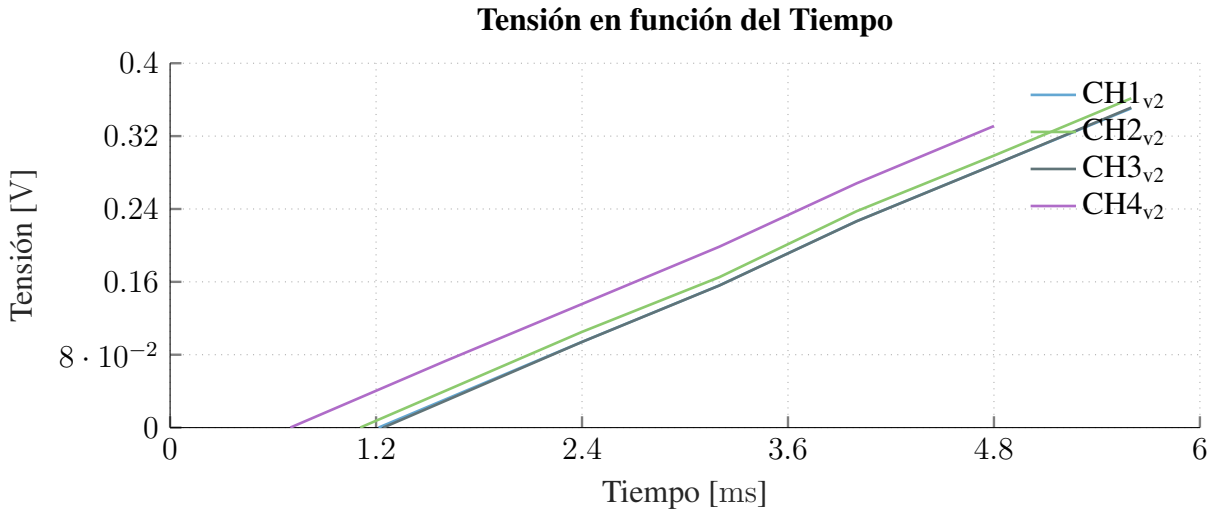


Figura 33. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 10 mV a 10 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

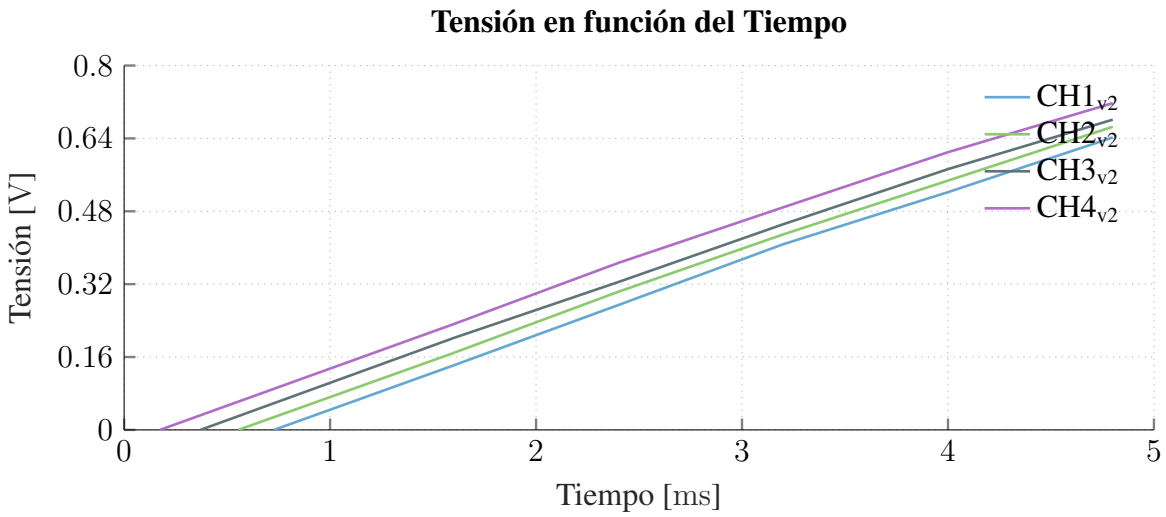


Figura 34. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 10 mV a 20 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

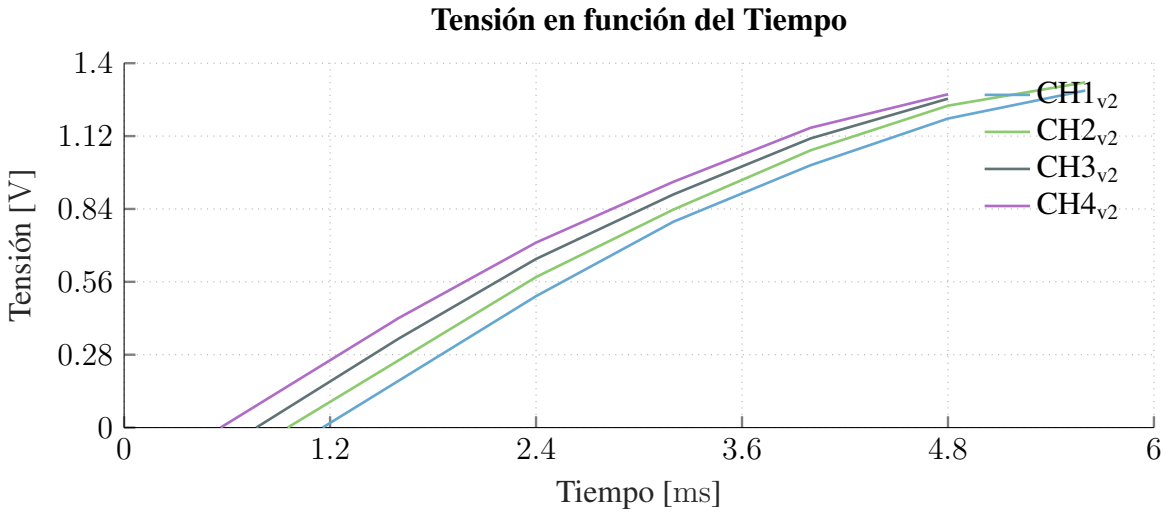


Figura 35. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 10 mV a 50 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

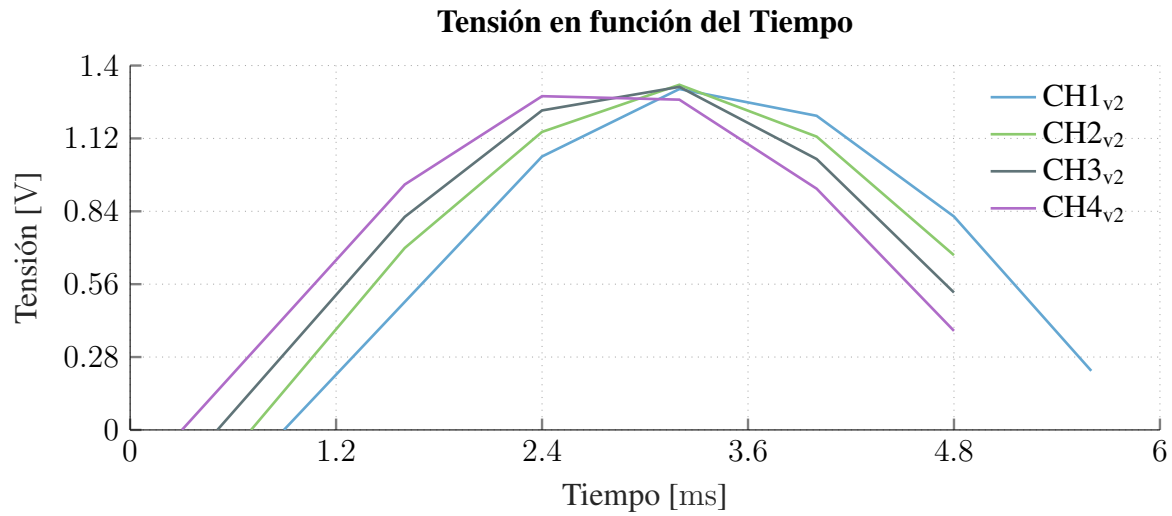


Figura 36. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 10 mV a 100 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

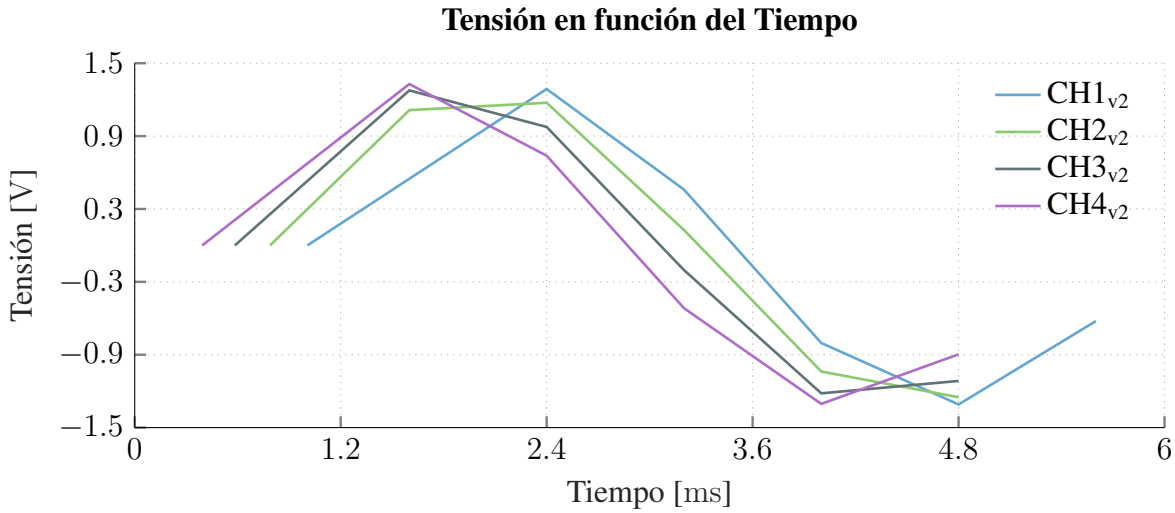


Figura 37. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 10 mV a 200 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

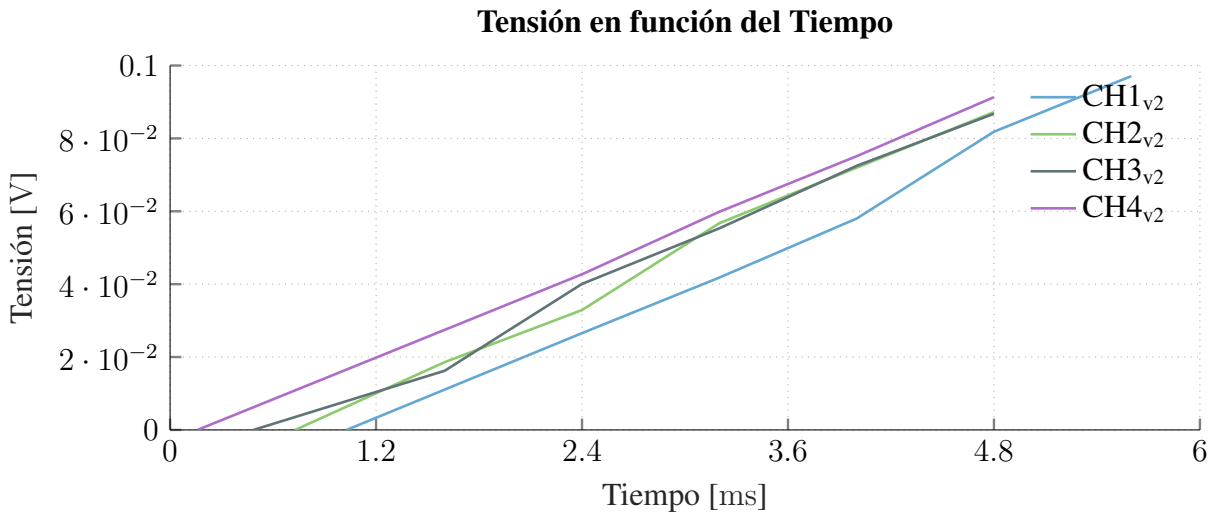


Figura 38. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 5 mV a 5 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

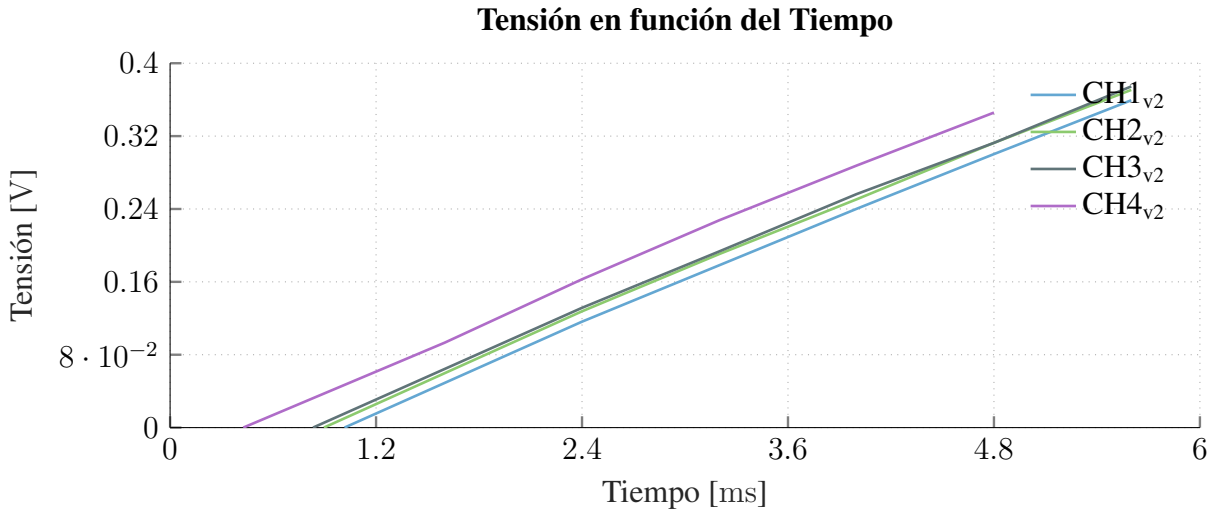


Figura 39. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 5 mV a 20 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

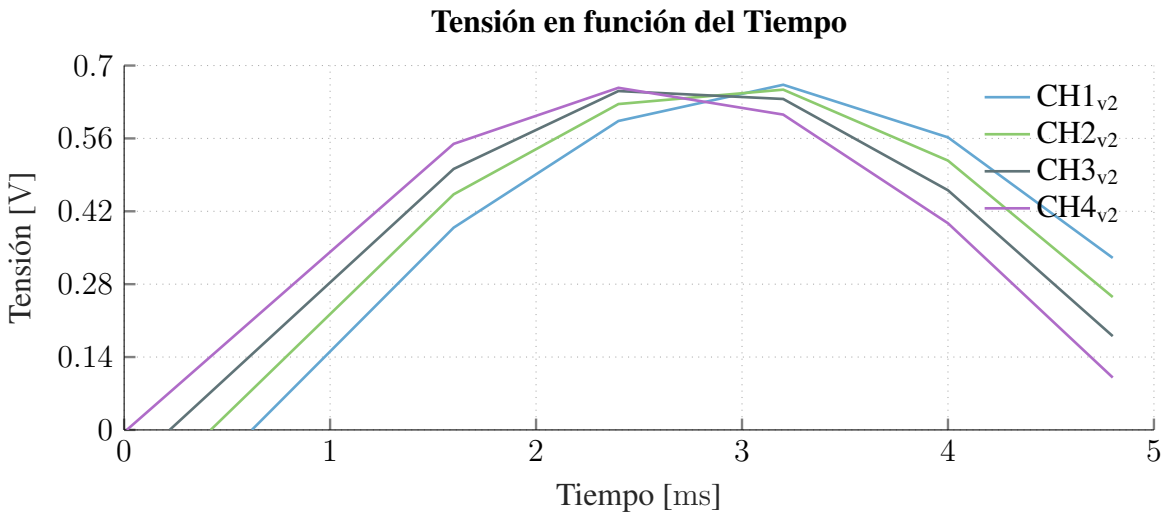


Figura 40. Comparación de los cuatro canales trás un centrado en valor medio para una entrada de 5 mV a 100 Hz. Muestra el desfase entre los canales.

C.3. Comparación del Valor Medio Entre Canales

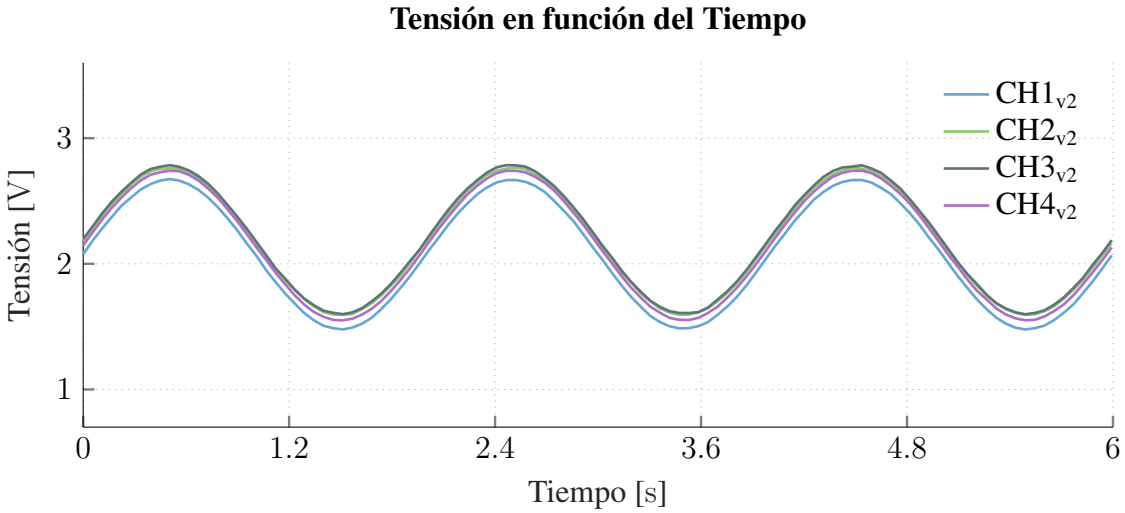


Figura 41. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 0.5 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

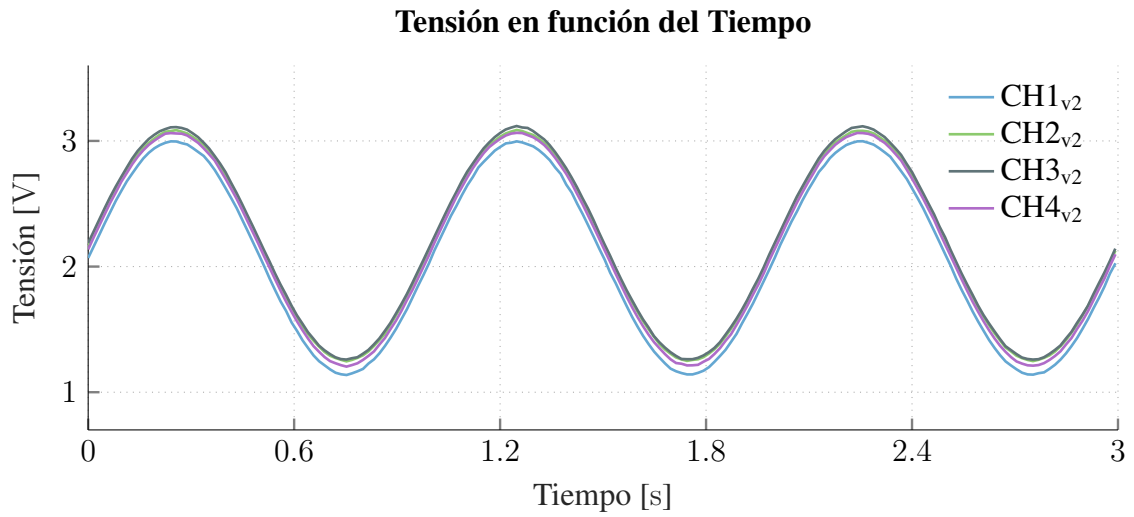


Figura 42. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 1 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

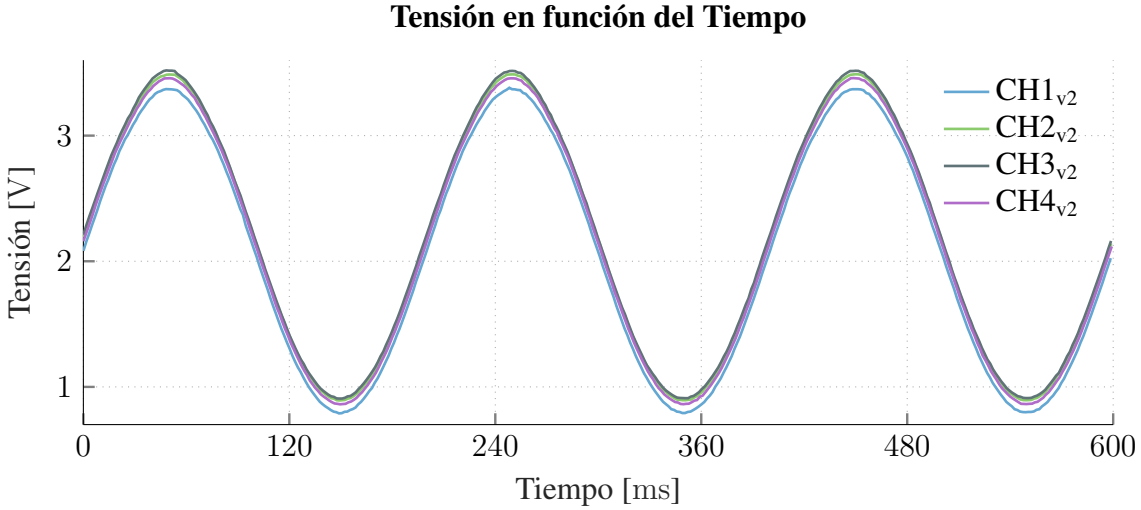


Figura 43. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 5 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

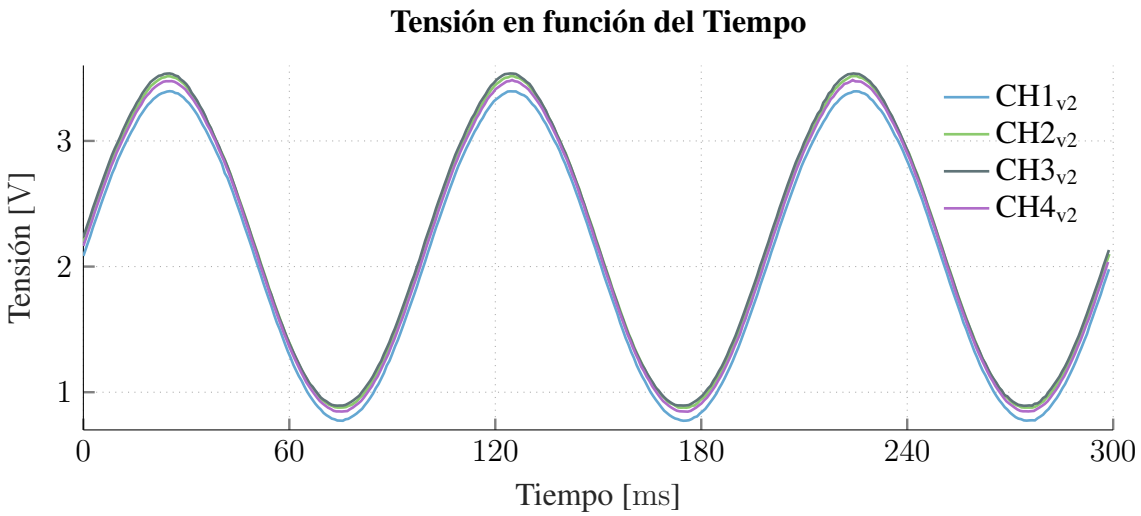


Figura 44. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 10 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

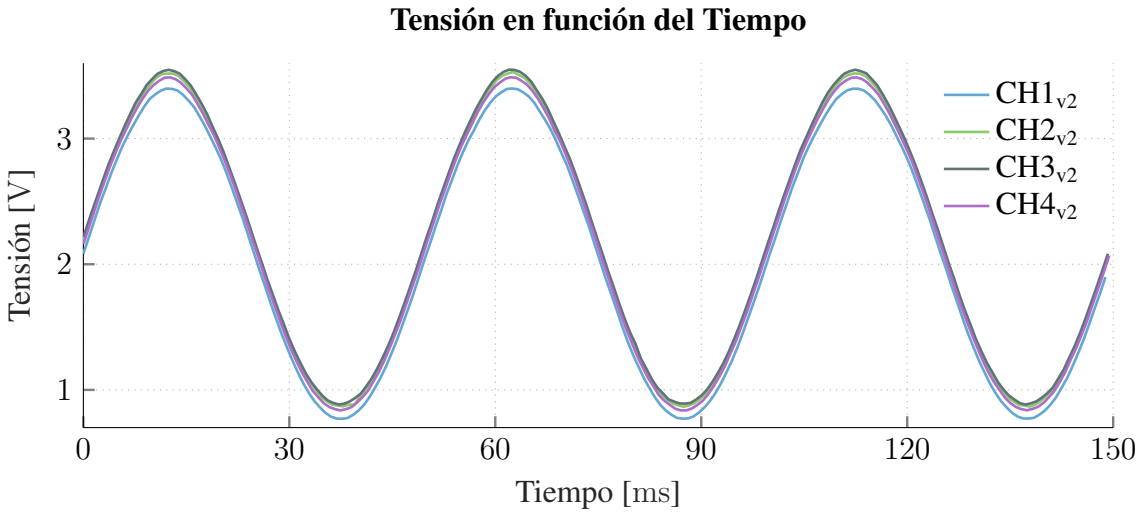


Figura 45. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 20 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

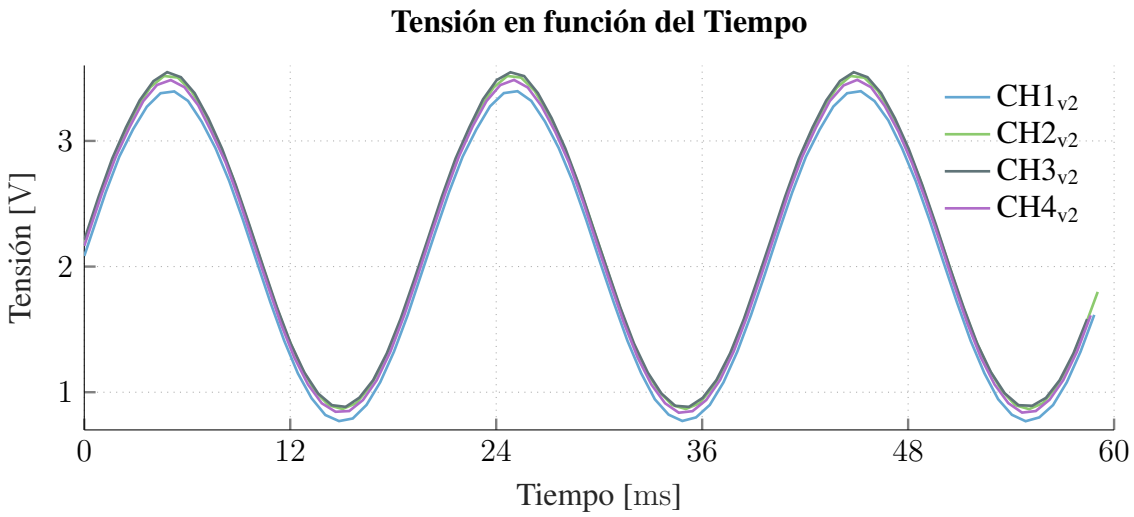


Figura 46. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 50 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

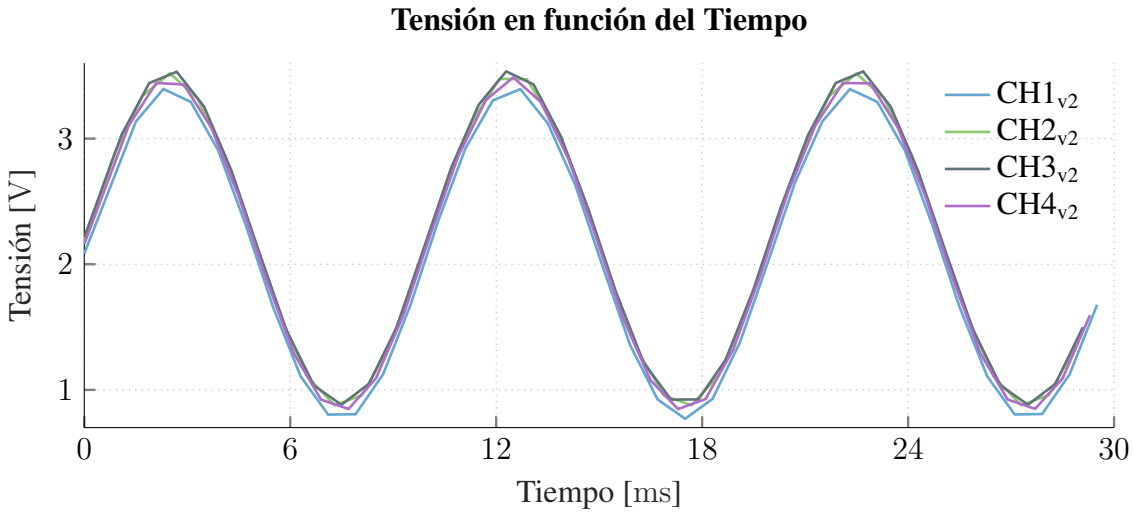


Figura 47. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 100 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

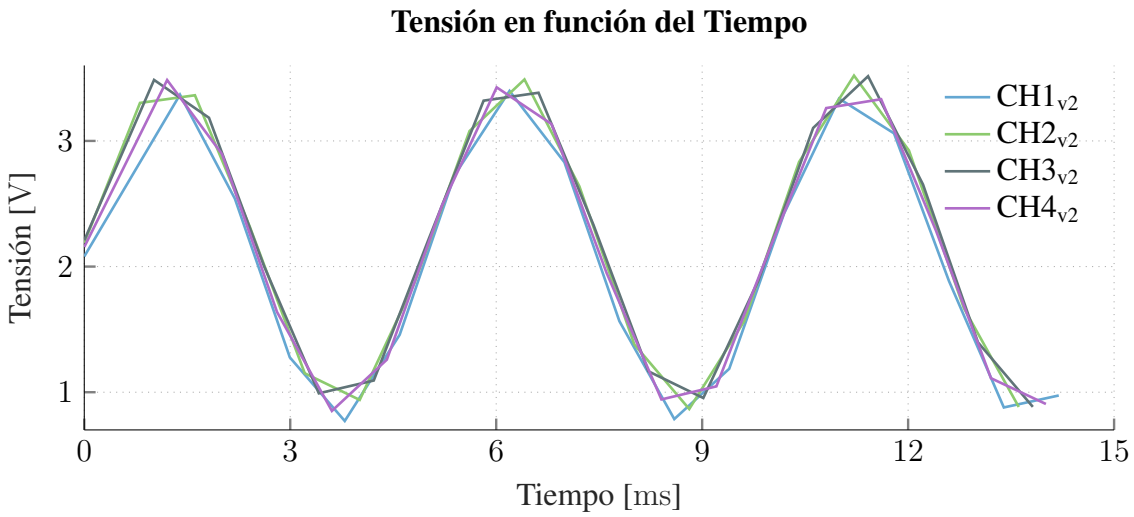


Figura 48. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 10 mV a 200 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

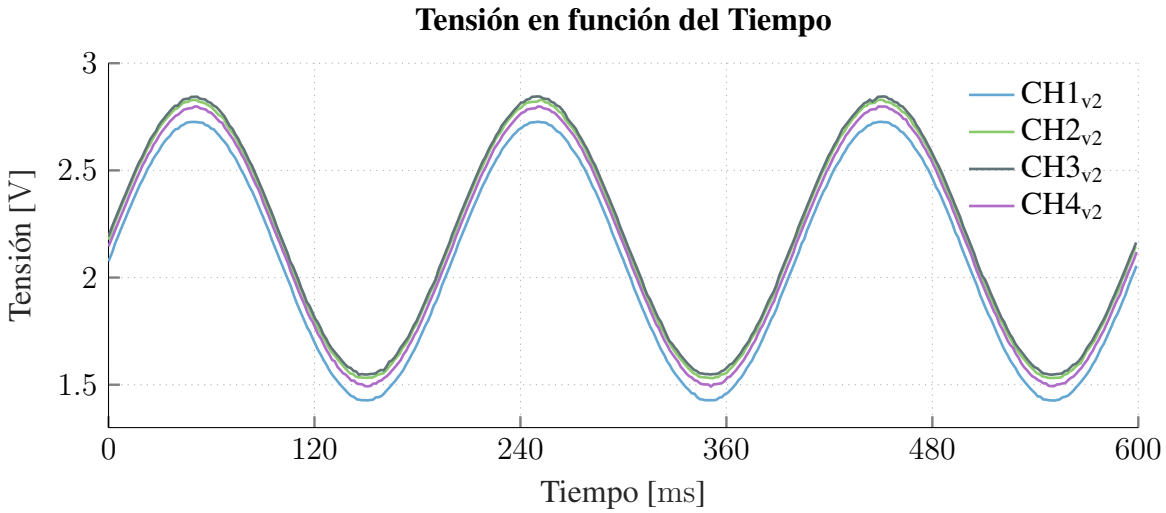


Figura 49. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 5 mV a 5 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

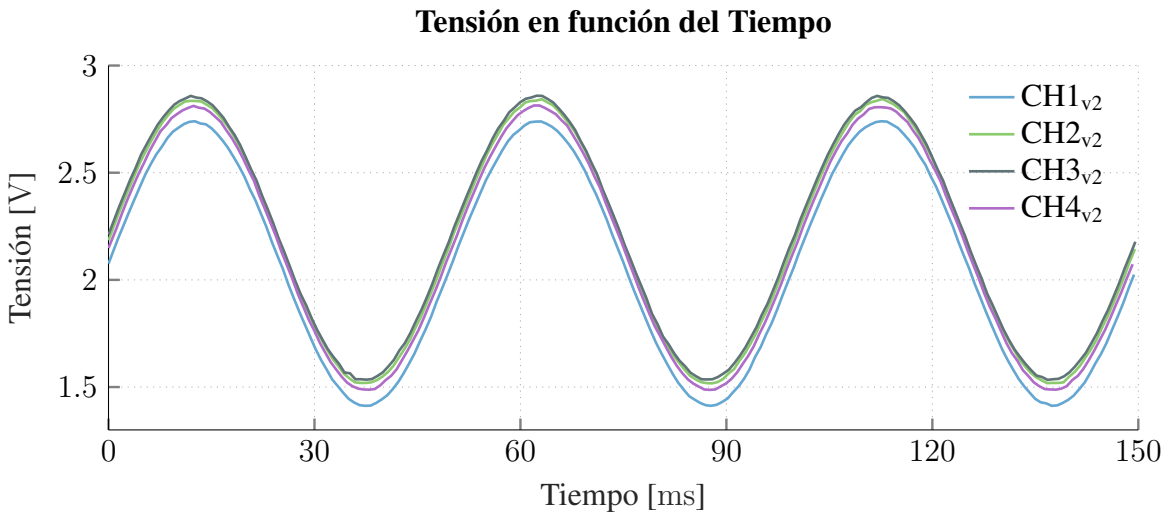


Figura 50. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 5 mV a 20 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

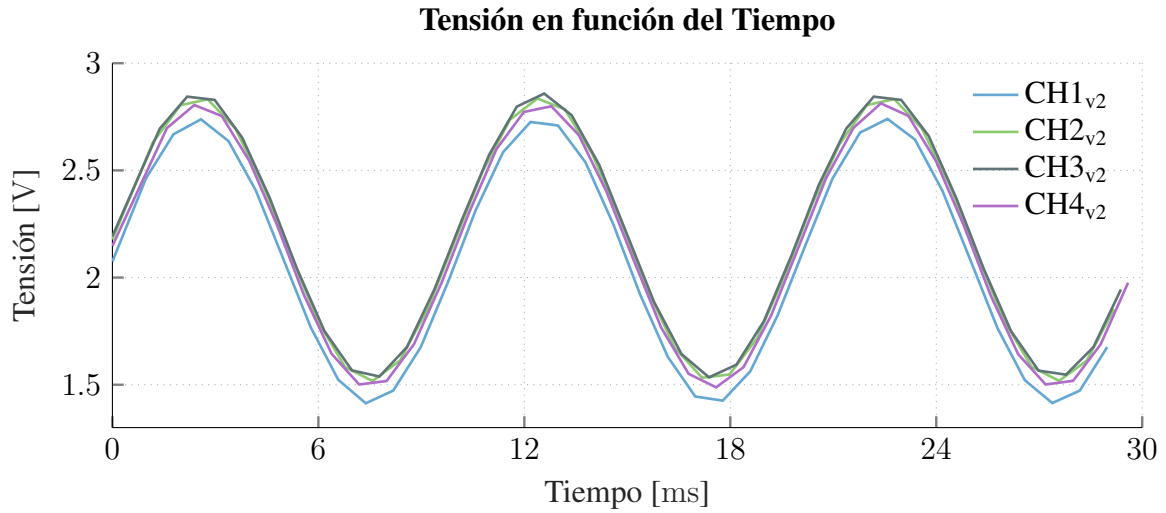


Figura 51. Comparación de los cuatro canales eliminando el desfase para una entrada de 5 mV a 100 Hz. Muestra la diferencia de valor medio entre los canales.

C.4. Comparación de la Respuesta Temporal de un Canal con la Respuesta Esperada

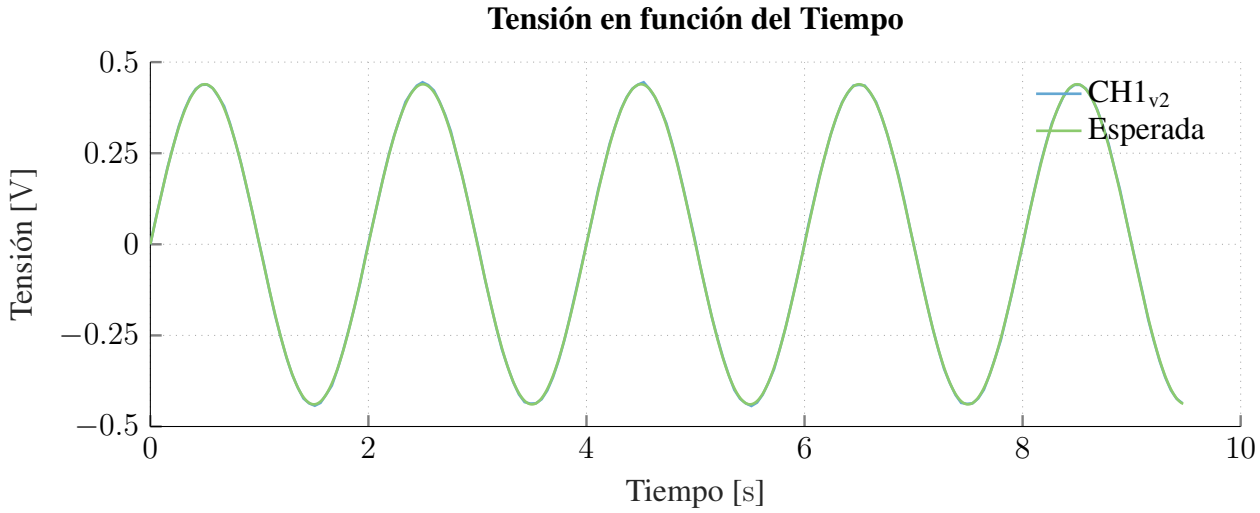


Figura 52. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $0.5\,\mathrm{Hz}$

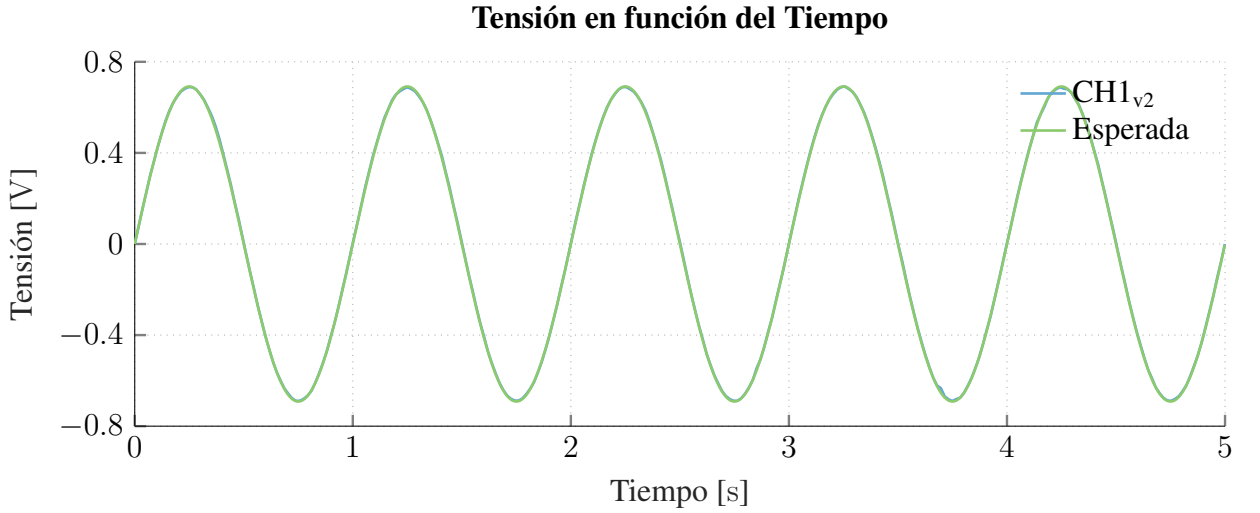


Figura 53. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $1\,\mathrm{Hz}$

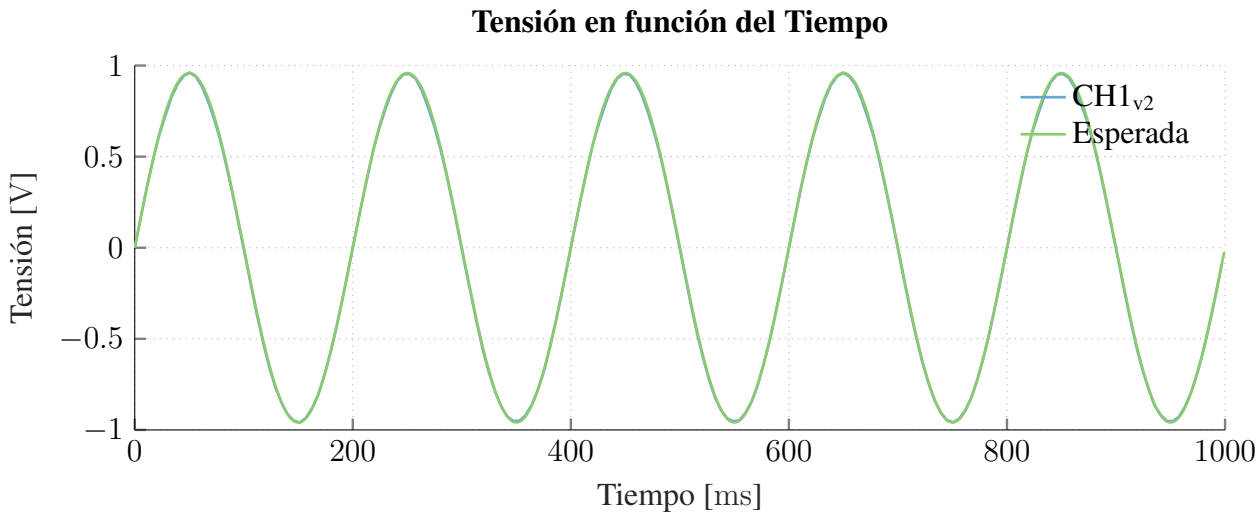


Figura 54. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$

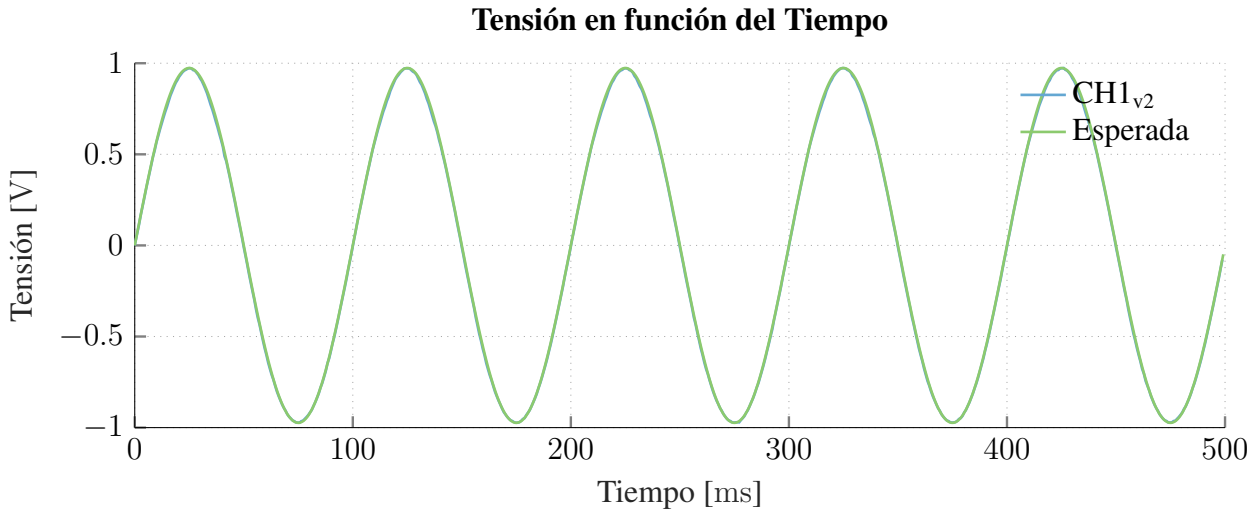


Figura 55. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $10\,\mathrm{Hz}$

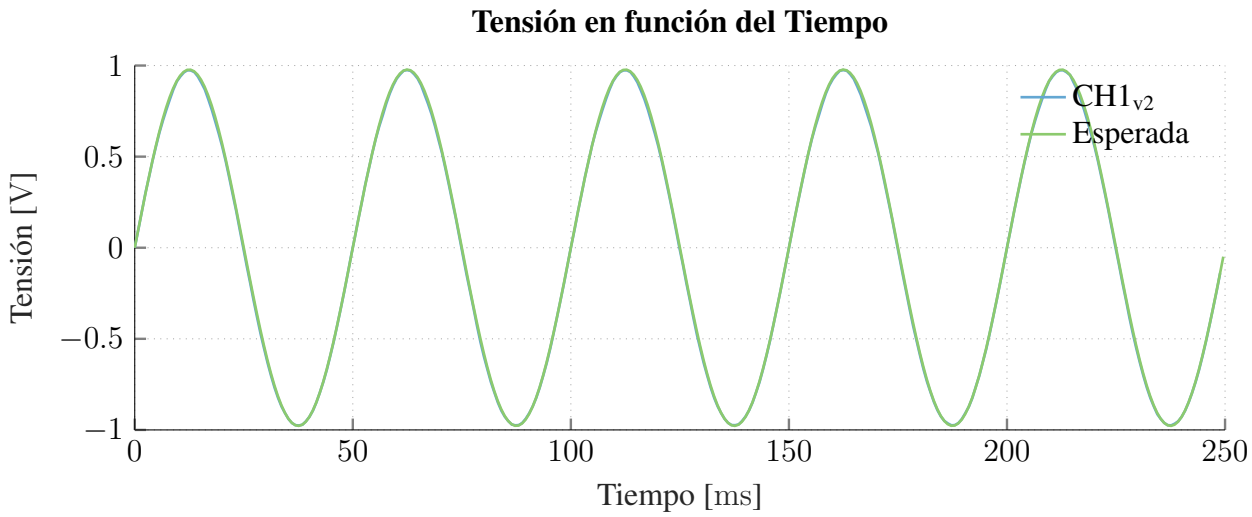


Figura 56. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$

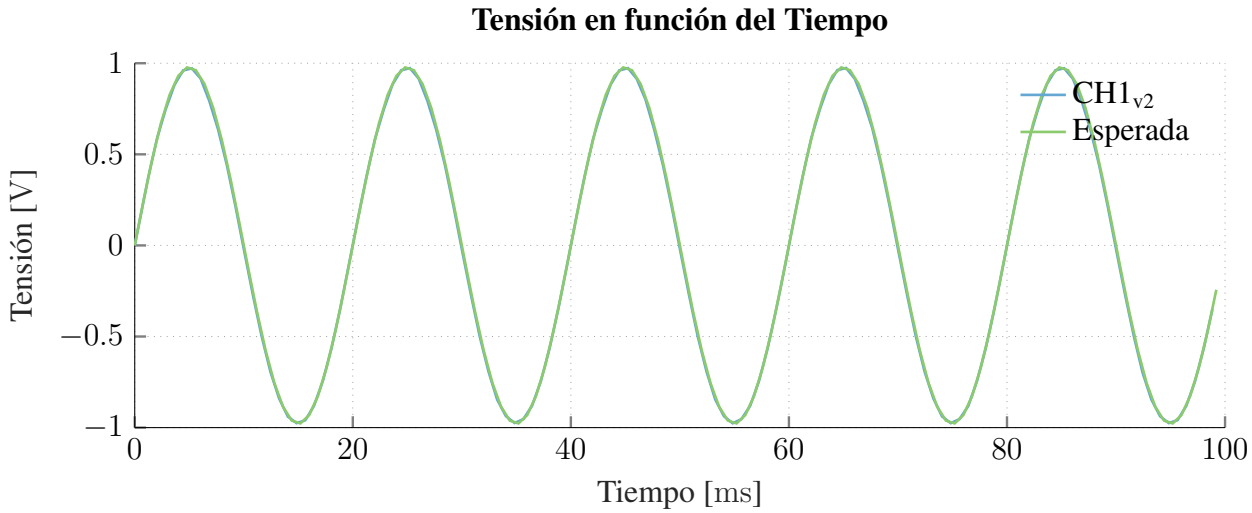


Figura 57. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $50\,\mathrm{Hz}$

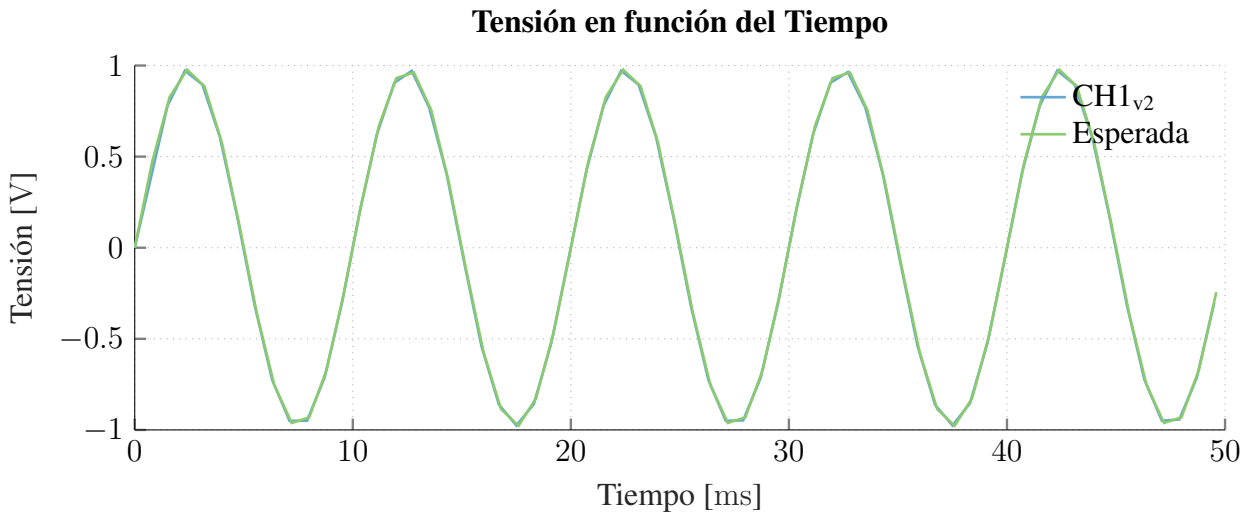


Figura 58. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$

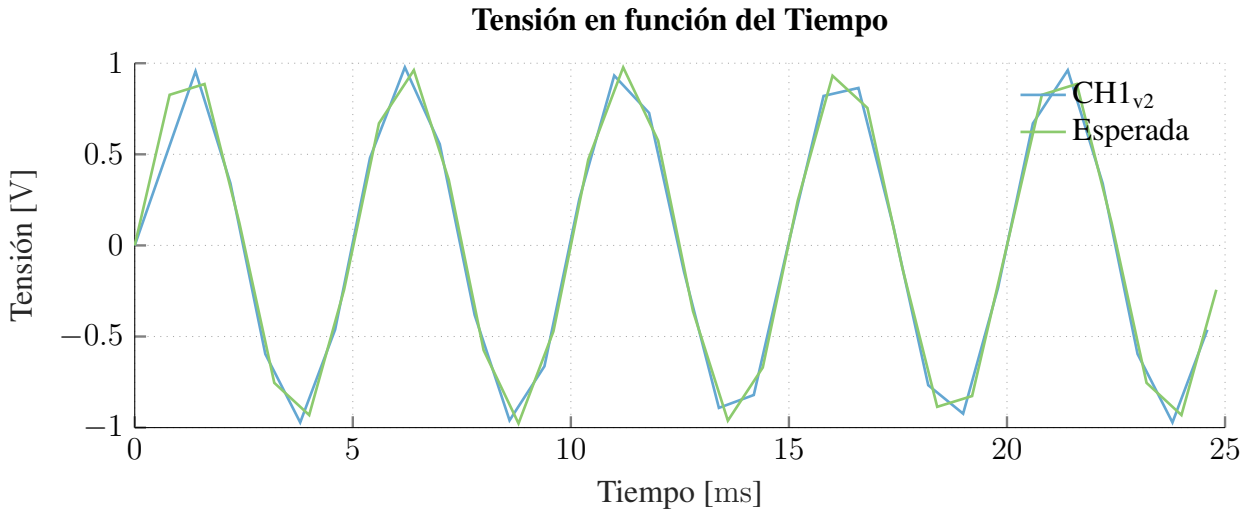


Figura 59. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $10\,\mathrm{mV}$ a $200\,\mathrm{Hz}$

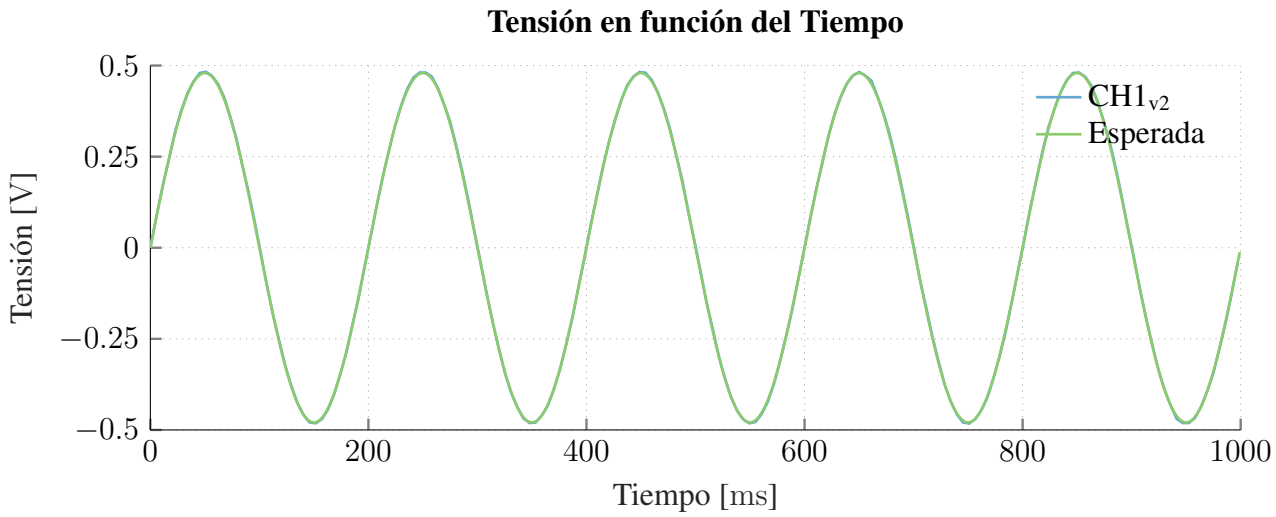


Figura 60. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $5\,\mathrm{Hz}$

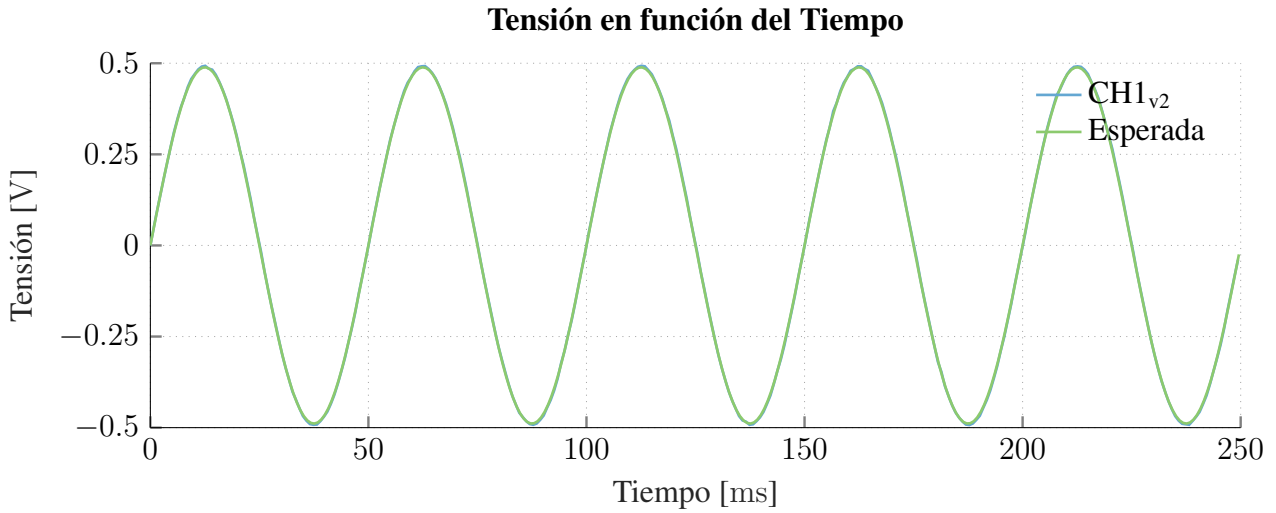


Figura 61. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $20\,\mathrm{Hz}$

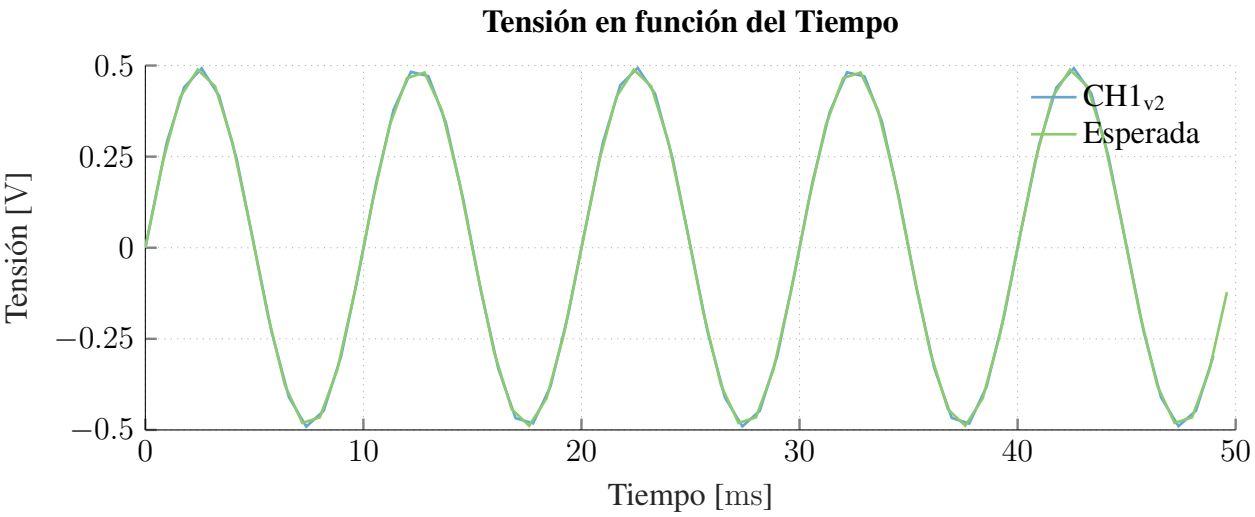


Figura 62. Comparación de los resultados obtenidos trás la calibración con un coeficiente $k = 0.742$ y la respuesta esperada para una entrada de $5\,\mathrm{mV}$ a $100\,\mathrm{Hz}$

Anexo D

Cálculo de parámetros de las señales

Cálculo de parámetros de las señales

```
------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 10 mV y 0.5 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 32.85 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 0.8783 V
    Periodo = 2000 ms


================================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.8913 V
        std = 0.0008 V
        Error = 0.015%

    Valor Medio
        media = 1.5409 V
        std = 0.0004 V

    Maximo
        media = 1.9865 V
        std = 0.0007 V
    Minimo
        media = 1.0952 V
        std = 0.0004 V

    Periodo
        media = 1999.7029 ms
        std = 0.8000 ms
        Error = -0.015%

    Frecuencia estimada con 4.5 picos en 9000.99 s/ms
        Frecuencia = 0.4999 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.8788 V
        std = 0.0043 V
        Error = 0.001%

    Valor Medio
        media = 1.6157 V
        std = 0.0032 V
```

```
    Maximo
        media = 2.0551 V
        std = 0.0012 V
    Minimo
        media = 1.1763 V
        std = 0.0053 V

    Periodo
        media = 2000.0780 ms
        std = 0.8715 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 4.5 picos en 9000.22 s/ms
        Frecuencia = 0.5000 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.8857 V
        std = 0.0008 V
        Error = 0.008%

    Valor Medio
        media = 1.6260 V
        std = 0.0004 V

    Maximo
        media = 2.0688 V
        std = 0.0004 V
    Minimo
        media = 1.1831 V
        std = 0.0007 V

    Periodo
        media = 1998.9111 ms
        std = 2.3225 ms
        Error = -0.054%

    Frecuencia estimada con 4.5 picos en 9002.53 s/ms
        Frecuencia = 0.4999 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.8923 V
        std = 0.0062 V
        Error = 0.016%

    Valor Medio
```

```
        media = 1.5930 V
        std = 0.0048 V

    Maximo
        media = 2.0391 V
        std = 0.0065 V
    Minimo
        media = 1.1468 V
        std = 0.0047 V

    Periodo
        media = 2000.4550 ms
        std = 1.0565 ms
        Error = 0.023%

    Frecuencia estimada con 4.5 picos en 9000.74 s/ms
        Frecuencia = 0.5000 Hz
        Error = -0.000%>> PlotArchivosMAT
```

Para una señal de entrada de 10 mV y 1.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙ parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 36.80 dB :

```
    Amplitud(pico-pico) = 1.3830 V
    Periodo = 1000 ms
```

==========

CANAL 1

```
    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.3823 V
        std = 0.0033 V
        Error = -0.001%

    Valor Medio
        media = 1.5349 V
        std = 0.0025 V

    Maximo
        media = 2.2261 V
        std = 0.0012 V
    Minimo
        media = 0.8438 V
        std = 0.0041 V

    Periodo
        media = 999.9411 ms
        std = 0.7258 ms
        Error = -0.006%
```

```
    Frecuencia estimada con 9.0 picos en 9002.76 s/ms
        Frecuencia = 0.9997 Hz
        Error = -0.000%


==============================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.3668 V
        std = 0.0009 V
        Error = -0.012%

    Valor Medio
        media = 1.6085 V
        std = 0.0007 V

    Maximo
        media = 2.2919 V
        std = 0.0009 V
    Minimo
        media = 0.9251 V
        std = 0.0008 V

    Periodo
        media = 999.9757 ms
        std = 0.2003 ms
        Error = -0.002%

    Frecuencia estimada con 9.0 picos en 9000.17 s/ms
        Frecuencia = 1.0000 Hz
        Error = -0.000%


==============================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.3820 V
        std = 0.0036 V
        Error = -0.001%

    Valor Medio
        media = 1.6233 V
        std = 0.0017 V

    Maximo
        media = 2.3143 V
        std = 0.0007 V
    Minimo
        media = 0.9323 V
        std = 0.0035 V

    Periodo
```

```
        media = 900.0020 ms
        std = 211.1763 ms
        Error = -10.000%

    Frecuencia estimada con 10.0 picos en 9001.46 s/ms
        Frecuencia = 1.1109 Hz
        Error = 0.111%


==============================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.3834 V
        std = 0.0046 V
        Error = 0.000%

    Valor Medio
        media = 1.5861 V
        std = 0.0025 V

    Maximo
        media = 2.2778 V
        std = 0.0037 V
    Minimo
        media = 0.8944 V
        std = 0.0031 V

    Periodo
        media = 999.9604 ms
        std = 0.6930 ms
        Error = -0.004%

    Frecuencia estimada con 9.0 picos en 9001.48 s/ms
        Frecuencia = 0.9998 Hz
        Error = -0.000%>> PlotArchivosMAT




------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 10 mV y 5.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.63 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 1.9173 V
    Periodo = 200 ms


==============================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9181 V
```

```
        std = 0.0029 V
        Error = 0.000%

    Valor Medio
        media = 1.5458 V
        std = 0.0014 V

    Maximo
        media = 2.5049 V
        std = 0.0027 V
    Minimo
        media = 0.5867 V
        std = 0.0009 V

    Periodo
        media = 200.0055 ms
        std = 0.0496 ms
        Error = 0.003%

    Frecuencia estimada con 31.0 picos en 6200.81 s/ms
        Frecuencia = 4.9993 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9287 V
        std = 0.0037 V
        Error = 0.006%

    Valor Medio
        media = 1.6256 V
        std = 0.0020 V

    Maximo
        media = 2.5899 V
        std = 0.0026 V
    Minimo
        media = 0.6612 V
        std = 0.0029 V

    Periodo
        media = 193.7600 ms
        std = 24.6014 ms
        Error = -3.120%

    Frecuencia estimada con 32.0 picos en 6200.70 s/ms
        Frecuencia = 5.1607 Hz
        Error = 0.032%


================================================
CANAL 3
```

```
    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9379 V
        std = 0.0045 V
        Error = 0.011%

    Valor Medio
        media = 1.6410 V
        std = 0.0022 V

    Maximo
        media = 2.6099 V
        std = 0.0009 V
    Minimo
        media = 0.6721 V
        std = 0.0043 V

    Periodo
        media = 200.0082 ms
        std = 0.0444 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 31.0 picos en 6200.71 s/ms
        Frecuencia = 4.9994 Hz
        Error = -0.000%


==============================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9257 V
        std = 0.0010 V
        Error = 0.004%

    Valor Medio
        media = 1.6028 V
        std = 0.0006 V

    Maximo
        media = 2.5656 V
        std = 0.0009 V
    Minimo
        media = 0.6399 V
        std = 0.0006 V

    Periodo
        media = 200.0110 ms
        std = 0.0511 ms
        Error = 0.005%

    Frecuencia estimada con 31.0 picos en 6200.37 s/ms
        Frecuencia = 4.9997 Hz
        Error = -0.000%>> PlotArchivosMAT
```

Para una señal de entrada de 10 mV y 10.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.77 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 1.9477 V
    Periodo = 100 ms

==========
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9451 V
        std = 0.0008 V
        Error = -0.001%

    Valor Medio
        media = 1.5468 V
        std = 0.0005 V

    Maximo
        media = 2.5194 V
        std = 0.0006 V
    Minimo
        media = 0.5742 V
        std = 0.0005 V

    Periodo
        media = 99.9513 ms
        std = 0.2543 ms
        Error = -0.049%

    Frecuencia estimada con 45.5 picos en 4548.93 s/ms
        Frecuencia = 10.0023 Hz
        Error = 0.000%

==========
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9586 V
        std = 0.0013 V
        Error = 0.006%

    Valor Medio
        media = 1.6299 V
        std = 0.0005 V

    Maximo

```
        media = 2.6092 V
        std = 0.0007 V
    Minimo
        media = 0.6506 V
        std = 0.0009 V

    Periodo
        media = 99.9512 ms
        std = 0.2488 ms
        Error = -0.049%

    Frecuencia estimada con 45.5 picos en 4548.53 s/ms
        Frecuencia = 10.0032 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9637 V
        std = 0.0041 V
        Error = 0.008%

    Valor Medio
        media = 1.6435 V
        std = 0.0023 V

    Maximo
        media = 2.6254 V
        std = 0.0025 V
    Minimo
        media = 0.6617 V
        std = 0.0036 V

    Periodo
        media = 99.9529 ms
        std = 0.2596 ms
        Error = -0.047%

    Frecuencia estimada con 45.5 picos en 4547.94 s/ms
        Frecuencia = 10.0045 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9560 V
        std = 0.0033 V
        Error = 0.004%

    Valor Medio
        media = 1.6059 V
```

```
        std = 0.0015 V

    Maximo
        media = 2.5839 V
        std = 0.0029 V
    Minimo
        media = 0.6278 V
        std = 0.0014 V

    Periodo
        media = 99.9526 ms
        std = 0.2610 ms
        Error = -0.047%

    Frecuencia estimada con 45.5 picos en 4548.18 s/ms
        Frecuencia = 10.0040 Hz
        Error = 0.000%>> PlotArchivosMAT




--------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 10 mV y 20.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.81 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 1.9557 V
    Periodo = 50 ms


==============================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9494 V
        std = 0.0017 V
        Error = -0.003%

    Valor Medio
        media = 1.5469 V
        std = 0.0008 V

    Maximo
        media = 2.5216 V
        std = 0.0014 V
    Minimo
        media = 0.5722 V
        std = 0.0009 V

    Periodo
        media = 49.9822 ms
        std = 0.1356 ms
        Error = -0.036%
```

```
    Frecuencia estimada con 180.0 picos en 8997.52 s/ms
        Frecuencia = 20.0055 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9675 V
        std = 0.0025 V
        Error = 0.006%

    Valor Medio
        media = 1.6277 V
        std = 0.0011 V

    Maximo
        media = 2.6115 V
        std = 0.0017 V
    Minimo
        media = 0.6440 V
        std = 0.0017 V

    Periodo
        media = 49.9822 ms
        std = 0.1361 ms
        Error = -0.036%

    Frecuencia estimada con 180.5 picos en 9022.19 s/ms
        Frecuencia = 20.0062 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9730 V
        std = 0.0039 V
        Error = 0.009%

    Valor Medio
        media = 1.6445 V
        std = 0.0021 V

    Maximo
        media = 2.6310 V
        std = 0.0028 V
    Minimo
        media = 0.6579 V
        std = 0.0029 V

    Periodo
        media = 49.9824 ms
```

```
        std = 0.1351 ms
        Error = -0.035%

    Frecuencia estimada con 180.5 picos en 9021.98 s/ms
        Frecuencia = 20.0067 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9662 V
        std = 0.0015 V
        Error = 0.005%

    Valor Medio
        media = 1.6041 V
        std = 0.0008 V

    Maximo
        media = 2.5872 V
        std = 0.0008 V
    Minimo
        media = 0.6210 V
        std = 0.0013 V

    Periodo
        media = 49.9822 ms
        std = 0.1375 ms
        Error = -0.036%

    Frecuencia estimada con 180.5 picos en 9021.79 s/ms
        Frecuencia = 20.0071 Hz
        Error = 0.000%>> PlotArchivosMAT




------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 10 mV y 50.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.81 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 1.9578 V
    Periodo = 20 ms


================================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9489 V
        std = 0.0020 V
```

```
        Error = -0.005%

    Valor Medio
        media = 1.5468 V
        std = 0.0013 V

    Maximo
        media = 2.5213 V
        std = 0.0016 V
    Minimo
        media = 0.5724 V
        std = 0.0016 V

    Periodo
        media = 20.0008 ms
        std = 0.0060 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 327.0 picos en 6541.42 s/ms
        Frecuencia = 49.9891 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9662 V
        std = 0.0022 V
        Error = 0.004%

    Valor Medio
        media = 1.6253 V
        std = 0.0011 V

    Maximo
        media = 2.6084 V
        std = 0.0021 V
    Minimo
        media = 0.6422 V
        std = 0.0007 V

    Periodo
        media = 20.0008 ms
        std = 0.0054 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 327.0 picos en 6541.23 s/ms
        Frecuencia = 49.9906 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 3
```

```
    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9730 V
        std = 0.0036 V
        Error = 0.008%

    Valor Medio
        media = 1.6415 V
        std = 0.0024 V

    Maximo
        media = 2.6280 V
        std = 0.0038 V
    Minimo
        media = 0.6550 V
        std = 0.0019 V

    Periodo
        media = 20.0008 ms
        std = 0.0058 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 327.0 picos en 6541.04 s/ms
        Frecuencia = 49.9921 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9623 V
        std = 0.0032 V
        Error = 0.002%

    Valor Medio
        media = 1.6063 V
        std = 0.0018 V

    Maximo
        media = 2.5874 V
        std = 0.0008 V
    Minimo
        media = 0.6251 V
        std = 0.0033 V

    Periodo
        media = 20.0009 ms
        std = 0.0070 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 327.0 picos en 6540.84 s/ms
        Frecuencia = 49.9935 Hz
        Error = -0.000%>> PlotArchivosMAT
```

```
------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 10 mV y 100.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.82 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 1.9582 V
    Periodo = 10 ms


================================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9339 V
        std = 0.0159 V
        Error = -0.012%

    Valor Medio
        media = 1.5472 V
        std = 0.0062 V

    Maximo
        media = 2.5141 V
        std = 0.0112 V
    Minimo
        media = 0.5802 V
        std = 0.0088 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0072 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 587.0 picos en 5871.13 s/ms
        Frecuencia = 99.9808 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9486 V
        std = 0.0121 V
        Error = -0.005%

    Valor Medio
        media = 1.6277 V
        std = 0.0089 V

    Maximo
        media = 2.6020 V
```

```
        std = 0.0114 V
    Minimo
        media = 0.6534 V
        std = 0.0100 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0062 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 587.0 picos en 5870.94 s/ms
        Frecuencia = 99.9839 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9543 V
        std = 0.0177 V
        Error = -0.002%

    Valor Medio
        media = 1.6429 V
        std = 0.0065 V

    Maximo
        media = 2.6200 V
        std = 0.0124 V
    Minimo
        media = 0.6657 V
        std = 0.0095 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0105 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 587.0 picos en 5870.75 s/ms
        Frecuencia = 99.9872 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.9460 V
        std = 0.0118 V
        Error = -0.006%

    Valor Medio
        media = 1.6037 V
        std = 0.0085 V
```

```
    Maximo
        media = 2.5767 V
        std = 0.0109 V
    Minimo
        media = 0.6307 V
        std = 0.0098 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0053 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 587.0 picos en 5870.55 s/ms
        Frecuencia = 99.9906 Hz
        Error = -0.000%>> PlotArchivosMAT



--------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 10 mV y 200.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.82 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 1.9582 V
    Periodo = 5 ms


==============================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.8722 V
        std = 0.0691 V
        Error = -0.044%

    Valor Medio
        media = 1.5429 V
        std = 0.0160 V

    Maximo
        media = 2.4790 V
        std = 0.0390 V
    Minimo
        media = 0.6068 V
        std = 0.0372 V

    Periodo
        media = 5.0002 ms
        std = 0.0154 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 1333.5 picos en 6668.76 s/ms
```

```
        Frecuencia = 199.9623 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.8840 V
        std = 0.0699 V
        Error = -0.038%

    Valor Medio
        media = 1.6240 V
        std = 0.0173 V

    Maximo
        media = 2.5660 V
        std = 0.0417 V
    Minimo
        media = 0.6820 V
        std = 0.0361 V

    Periodo
        media = 5.0002 ms
        std = 0.0158 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 1333.0 picos en 6666.07 s/ms
        Frecuencia = 199.9679 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.8895 V
        std = 0.0704 V
        Error = -0.035%

    Valor Medio
        media = 1.6391 V
        std = 0.0175 V

    Maximo
        media = 2.5839 V
        std = 0.0425 V
    Minimo
        media = 0.6943 V
        std = 0.0358 V

    Periodo
        media = 5.0002 ms
        std = 0.0154 ms
```

```
        Error = 0.005%

    Frecuencia estimada con 1333.0 picos en 6665.89 s/ms
        Frecuencia = 199.9733 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 1.8813 V
        std = 0.0697 V
        Error = -0.039%

    Valor Medio
        media = 1.5997 V
        std = 0.0167 V

    Maximo
        media = 2.5403 V
        std = 0.0411 V
    Minimo
        media = 0.6591 V
        std = 0.0360 V

    Periodo
        media = 5.0002 ms
        std = 0.0153 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 1333.0 picos en 6665.68 s/ms
        Frecuencia = 199.9795 Hz
        Error = -0.000%>> PlotArchivosMAT




------------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 5 mV y 5.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.63 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 0.9587 V
    Periodo = 200 ms


================================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9652 V
        std = 0.0015 V
        Error = 0.007%
```

```
    Valor Medio
        media = 1.5404 V
        std = 0.0009 V

    Maximo
        media = 2.0229 V
        std = 0.0004 V
    Minimo
        media = 1.0578 V
        std = 0.0016 V

    Periodo
        media = 200.0075 ms
        std = 0.0379 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 15.5 picos en 3103.74 s/ms
        Frecuencia = 4.9940 Hz
        Error = -0.001%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9671 V
        std = 0.0027 V
        Error = 0.009%

    Valor Medio
        media = 1.6149 V
        std = 0.0015 V

    Maximo
        media = 2.0985 V
        std = 0.0017 V
    Minimo
        media = 1.1314 V
        std = 0.0023 V

    Periodo
        media = 200.0052 ms
        std = 0.0952 ms
        Error = 0.003%

    Frecuencia estimada con 15.5 picos en 3103.46 s/ms
        Frecuencia = 4.9944 Hz
        Error = -0.001%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
```

```
        media = 0.9655 V
        std = 0.0039 V
        Error = 0.007%

    Valor Medio
        media = 1.6284 V
        std = 0.0019 V

    Maximo
        media = 2.1111 V
        std = 0.0007 V
    Minimo
        media = 1.1457 V
        std = 0.0038 V

    Periodo
        media = 200.0205 ms
        std = 0.1658 ms
        Error = 0.010%

    Frecuencia estimada con 15.5 picos en 3103.64 s/ms
        Frecuencia = 4.9941 Hz
        Error = -0.001%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9689 V
        std = 0.0019 V
        Error = 0.011%

    Valor Medio
        media = 1.5923 V
        std = 0.0009 V

    Maximo
        media = 2.0768 V
        std = 0.0006 V
    Minimo
        media = 1.1079 V
        std = 0.0017 V

    Periodo
        media = 200.0083 ms
        std = 0.1835 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 15.5 picos en 3103.22 s/ms
        Frecuencia = 4.9948 Hz
        Error = -0.001%>> PlotArchivosMAT
```

Para una señal de entrada de 5 mV y 20.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.81 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 0.9778 V
    Periodo = 50 ms

==========
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9840 V
        std = 0.0010 V
        Error = 0.006%

    Valor Medio
        media = 1.5403 V
        std = 0.0006 V

    Maximo
        media = 2.0323 V
        std = 0.0009 V
    Minimo
        media = 1.0483 V
        std = 0.0006 V

    Periodo
        media = 49.9873 ms
        std = 0.1283 ms
        Error = -0.025%

    Frecuencia estimada con 187.5 picos en 9373.58 s/ms
        Frecuencia = 20.0030 Hz
        Error = 0.000%

==========
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9792 V
        std = 0.0030 V
        Error = 0.001%

    Valor Medio
        media = 1.6159 V
        std = 0.0015 V

    Maximo
        media = 2.1055 V
        std = 0.0029 V

```
    Minimo
        media = 1.1263 V
        std = 0.0007 V

    Periodo
        media = 49.9871 ms
        std = 0.1359 ms
        Error = -0.026%

    Frecuencia estimada con 187.5 picos en 9373.36 s/ms
        Frecuencia = 20.0035 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9804 V
        std = 0.0033 V
        Error = 0.003%

    Valor Medio
        media = 1.6286 V
        std = 0.0017 V

    Maximo
        media = 2.1188 V
        std = 0.0033 V
    Minimo
        media = 1.1384 V
        std = 0.0008 V

    Periodo
        media = 49.9872 ms
        std = 0.1383 ms
        Error = -0.026%

    Frecuencia estimada con 187.5 picos en 9372.99 s/ms
        Frecuencia = 20.0043 Hz
        Error = 0.000%


================================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9811 V
        std = 0.0031 V
        Error = 0.003%

    Valor Medio
        media = 1.5941 V
        std = 0.0018 V
```

```
    Maximo
        media = 2.0847 V
        std = 0.0032 V
    Minimo
        media = 1.1036 V
        std = 0.0012 V

    Periodo
        media = 49.9874 ms
        std = 0.1344 ms
        Error = -0.025%

    Frecuencia estimada con 187.5 picos en 9372.95 s/ms
        Frecuencia = 20.0044 Hz
        Error = 0.000%>> PlotArchivosMAT




--------------------------------------------------------------------

Para una señal de entrada de 5 mV y 100.0 Hz, se espera una salida con los siguientes↙
parámetros:
Con una ganancia según la respuesta en frecuencia de: G = 39.82 dB :

    Amplitud(pico-pico) = 0.9791 V
    Periodo = 10 ms


================================================
CANAL 1

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9755 V
        std = 0.0057 V
        Error = -0.004%

    Valor Medio
        media = 1.5398 V
        std = 0.0040 V

    Maximo
        media = 2.0275 V
        std = 0.0051 V
    Minimo
        media = 1.0520 V
        std = 0.0047 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0083 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 736.5 picos en 7365.95 s/ms
        Frecuencia = 99.9871 Hz
```

```
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 2

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9711 V
        std = 0.0068 V
        Error = -0.008%

    Valor Medio
        media = 1.6161 V
        std = 0.0035 V

    Maximo
        media = 2.1016 V
        std = 0.0048 V
    Minimo
        media = 1.1305 V
        std = 0.0049 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0089 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 736.5 picos en 7365.75 s/ms
        Frecuencia = 99.9898 Hz
        Error = -0.000%


================================================
CANAL 3

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9707 V
        std = 0.0069 V
        Error = -0.009%

    Valor Medio
        media = 1.6272 V
        std = 0.0044 V

    Maximo
        media = 2.1126 V
        std = 0.0064 V
    Minimo
        media = 1.1419 V
        std = 0.0046 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0089 ms
        Error = 0.004%
```

```
    Frecuencia estimada con 736.5 picos en 7365.55 s/ms
        Frecuencia = 99.9925 Hz
        Error = -0.000%


==============================================
CANAL 4

    Amplitud(pico-pico)
        media = 0.9726 V
        std = 0.0076 V
        Error = -0.007%

    Valor Medio
        media = 1.5936 V
        std = 0.0035 V

    Maximo
        media = 2.0799 V
        std = 0.0054 V
    Minimo
        media = 1.1073 V
        std = 0.0050 V

    Periodo
        media = 10.0004 ms
        std = 0.0082 ms
        Error = 0.004%

    Frecuencia estimada con 736.5 picos en 7365.34 s/ms
        Frecuencia = 99.9954 Hz
        Error = -0.000%>>
```

Anexo E

Pseudo-Código del Algoritmo de Procesado

```
BuclePrincipal
{
    // Esta parte se debe de integrar con el resto de código y tareas ya definidas
    // Las tareas se ejecutan como un bucle infinito, alternando entre tarea y tarea
    según lo distribuya el planificador de FreeRTOS
    TareaEnTiempoReal: "Comparación de Umbral"
    TareaEnTiempoReal: "Cálculo de Características Ventana Impar"
    TareaEnTiempoReal: "Cálculo de Características Ventana Par"
}


// Funciones relativas a la tarea del Umbral
Definicion de la tarea "Comparación de Umbral"
BucleInfinito{

    si estado  no es 'Estado Inicial'
        Esperar la recepción de muestras, luego
        muestras = muestras - valor_medio
        almacenar muestras en la cola de esta tarea

// Máquina de estados
seleccionar el estado actual:
estado 'Estado Inicial':
    rms = 0
    contador_muestras = 0
    contador_ventanas = 0
    desactivar todos los flags
    saltar a 'Calcular Ventana Inicial'

estado 'Calcular Ventana Inicial':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
```

```
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            salir del for
            saltar a 'Verificar Umbral'

estado 'Verificar Umbral':
    si rms > umbral_rms
        Activar flag superado_umbral_amplitud
        saltar a 'Verificar Umbral Temporal'
    sino
        Activar flag rechazado_umbral_amplitud
        saltar a 'Estado Inicial'

estado 'Verificar Umbral Temporal':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            contador_ventanas++
            rms = 0
            contador_muestras = 0
            si rms < umbral_rms
                saltar a 'Estado Inicial'
                activar flag rechazado_umbral_temporal
            sino
                seguir en este estado, calculando la siguiente ventana
        si contador_ventanas ≥ umbral_temporal
            activar flag superado_umbral_temporal
            saltar a 'Esperar Bajada'

estado 'Esperar Bajada':
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        rms = rms + (muestras[i]^2)/tamaño_ventana
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana
            si rms > umbral_rms
                contador_muestras = 0
                rms = 0
                salir del for
            sino
                desactivar flag superado_umbral_amplitud
                activar flag rechazado_umbral_amplitud
                saltar a 'Estado Inicial'

```

```
}


//Funciones Relativas a la tarea del calculo de características
Definicion de la tarea "Cálculo de Características Ventana Impar"
BucleInfinito{
    // Esta tarea se asimila a un máquina de estado
    si estado no es 'Estado Inicial'
        Esperar la recepción de muestras, luego
        muestras = muestras - valor_medio
        almacenar muestras en la cola de esta tarea

// Aquí empieza la máquina de estados
// Esto en C se puede implementar fácilmente con un switch case
seleccionar el estado actual:
estado 'Estado Inicial':
    características = 0
    contador_muestras = 0
    saltar a 'Calcular Características Esperando Umbral'

estado 'Calcular Características Esperando Umbral'
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        calcular las cuatro características
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si superado_umbral_amplitud activo & superado_umbral_temporal activo
            saltar a 'Calcular Características'

estado 'Calcular Características'
    for i = 1 hasta número de muestras en la cola
        calcular las cuatro características
        contador_muestras++
        quitar la muestra utilizada de la cola
        si contador_muestras ≥ numero_solape
            activar flag empezar_ventana_par
        si contador_muestras ≥ tamaño_ventana_características
            saltar a 'Finalizar Paquetes'

estado 'Finalizar Paquetes'
    enviar las características calculadas a la tarea encargada de la transmisión
    si rechazado_umbral_amplitud activo
        saltar a 'Estado Inicial'
    siotro superado_umbral_amplitud activo
        características = 0 (las 4)
        contador_muestras = 0
        saltar a 'Calcular Características'
}

```

```
127
128 Definicion de la tarea "Cálculo de Características Ventana Par"
129 BucleInfinito{
130     // Solo se ejecuta mientras este activado el flag del solape, que se desactiva con
        la Bajada
131 si empezar_ventana_par
132     // Esta tarea se asimila a un máquina de estado
133
134     si estado no es 'Estado Inicial'
135         Esperar la recepción de muestras, luego
136         muestras = muestras - valor_medio
137         almacenar muestras en la cola de esta tarea
138
139 // Aquí empieza la máquina de estados
140 // Esto en C se puede implementar fácilmente con un switch case
141 seleccionar el estado actual:
142 estado 'Estado Inicial':
143     características = 0
144     contador_muestras = 0
145     saltar a 'Calcular Características Esperando Umbral'
146
147 estado 'Calcular Características'
148     for i = 1 hasta número de muestras en la cola
149         calcular las cuatro características
150         contador_muestras++
151         quitar la muestra utilizada de la cola
152         si contador_muestras ≥ tamaño_ventana_características
153             saltar a 'Finalizar Paquetes'
154
155 estado 'Finalizar Paquetes'
156     enviar las características calculadas a la tarea encargada de la transmisión
157     si rechazado_umbral_amplitud activo
158         saltar a 'Estado Inicial'
159     otrosi superado_umbral_amplitud activo
160         características = 0 (las 4)
161         contador_muestras = 0
162         saltar a 'Calcular Características'
163
164 sino
165     saltar a 'Estado Inicial'
166
167 }
168
169 funcion calcular características
170 {
171
172     mav = mav + absoluto(muestra_nueva)/tamaño_ventana_características
173
```

```
174     wl = wl + absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)/tamaño_ventana_caracterí
        sticas
175
176     salto = absoluto(muestra_nueva - muestra_anterior)
177     si salto ≥ umbral_wamp
178         wamp++
179
180     si contador_muestras_mavslp = tamaño_ventana_mavslp
181         mavslp[numero_ventanas_mavslp] = mav - mav_anterior
182         mav_anterior = mav
183         contador_muestras_mavslp = 0
184         numero_ventanas_mavslp++
185
186 }
```