

UNIVERSIDAD MIGUEL HERNÁNDEZ DE ELCHE

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ELCHE

GRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA INDUSTRIAL



"APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DE
SEÑALES EEG PARA ENTRENAMIENTO
EN GOLF"

TRABAJO FIN DE GRADO

Julio -2025

AUTOR: Marina Abril Cervera

DIRECTOR/ES: José María Azorín Poveda

Vicente Quiles Zamora

*“El rendimiento deportivo es el resultado de la interacción dinámica entre la mente
y el cuerpo.”*

- Daniel M. Landers



ÍNDICE

ÍNDICE DE TABLAS	x
------------------	---

ÍNDICE DE FIGURAS	xii
-------------------	-----

1. INTRODUCCIÓN	1
-----------------	---

1.1. Motivación	1
---------------------------	---

1.2. Objetivos	1
--------------------------	---

1.3. Estructura de la memoria	2
---	---

2. ANTECEDENTES	4
-----------------	---

2.1. Electroencefalograma	4
-------------------------------------	---

2.1.1. Interfaz cerebro-máquina	7
---	---

2.1.2. Adquisición de señales	8
---	---

2.2. Artefactos	9
---------------------------	---

2.2.1. Artefactos fisiológicos	10
--	----

2.2.2. Artefactos no fisiológicos	11
---	----

2.3. Sensores inerciales	12
------------------------------------	----

2.3.1. Acelerómetro	12
-------------------------------	----

2.3.2. Giroscopio	13
-----------------------------	----

2.4. Estado del arte	14
--------------------------------	----

2.4.1. Crews y Landers (1993)	14
---	----

2.4.2.	Claudio Babiloni (2008)	16
2.4.3.	Jochen Baumeister (2008)	17
2.4.4.	Martijn Arns (2008)	18
2.4.5.	Claudio Babiloni (2011)	19
2.4.6.	Ming-Yang Cheng (2015)	20
2.4.7.	L. Ji (2018)	21
2.4.8.	Rosie Collins (2022)	23
2.4.9.	Tai-Ting Chen (2022)	26
2.4.10.	Laura M. Carey (2024)	28
2.4.11.	Conclusiones	29
3.	MATERIAL Y MÉTODOS	32
3.1.	Material	32
3.1.1.	Sujetos	32
3.1.2.	Equipo	32
3.1.3.	Protocolo experimental	34
3.2.	Métodos	36
3.2.1.	Preprocesado de la señal	38
3.2.2.	Métodos de procesamiento	38
3.2.3.	Análisis estadístico	39
3.2.4.	Reducción de dimensionalidad y clasificación	40
3.2.5.	Flujo de datos	43

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	44
4.1. Análisis de la potencia	44
4.1.1. Ventana A (1 segundo antes del impacto)	44
4.1.2. Ventana B (entre 2,5 y 1,5 segundos antes del impacto)	51
4.1.3. Comparativa entre ventanas A y B	57
4.2. Clasificadores supervisados: basado en umbral, LDA y SVM	59
4.3. Clasificador no supervisado: t-SNE	65
4.4. Síntesis de los resultados principales	67
4.5. Comparación con estudios previos	67
4.6. Interpretación de los hallazgos	68
4.7. Limitaciones del estudio	69
4.8. Aplicaciones y trabajos futuros	69
5. CONCLUSIONES	70
6. ANEXOS	72
6.1. Clasificación no supervisada: t-SNE	72
6.2. Calibracion.py	74
6.3. RegistroEEGconIMUs.py	75
6.4. AnalizarIMUs.py	76
6.5. AnalisisEEG.py	76
6.6. ConcatenarFeatures.py	77

6.7. AnalisisMediaPotencia.py	77
6.8. AnalisisEstadistico.py	78
6.9. AnalisisTSNE.py	79
6.10. Dataset_todos_golpes.py	79
6.11. Analisis_LDA_SVM.py	80
6.12. Analisis_LDA_SVM_con_validacion_cruzada.py	81
6.13. Clasificacion_global.py	81
6.14. Clasificacion_umbral_todos.py	82
6.15. Clasificacion_umbral_total.py	82

BIBLIOGRAFÍA

83



ÍNDICE DE TABLAS

4.1. Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.	45
4.2. Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.	46
4.3. Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.	46
4.4. Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.	46
4.5. Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.	46
4.6. Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.	47
4.7. Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.	49
4.8. Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.	49
4.9. Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.	50
4.10. Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.	50
4.11. Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.	50
4.12. Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.	50

4.13. Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.	52
4.14. Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.	53
4.15. Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.	53
4.16. Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.	53
4.17. Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.	53
4.18. Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.	54
4.19. Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.	55
4.20. Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.	55
4.21. Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.	56
4.22. Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.	56
4.23. Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.	56
4.24. Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.	56
4.25. Resultados de la clasificación basada en umbral con el filtro 1 para todos los sujetos.	60

4.26. Resultados de la clasificación basada en umbral con el filtro 2 para todos los sujetos.	61
4.27. Resultados de la clasificación basada en umbral con el filtro 3 para todos los sujetos.	62
4.28. Resultados de la clasificación con validación cruzada y LDA para todos los sujetos.	64
4.29. Resultados de la clasificación con validación cruzada y SVM para todos los sujetos.	64



ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. Actividad cerebral registrada por electroencefalograma.	5
2.2. Electrodo de un casco para registrar EEG.	6
2.3. Tipos de ondas cerebrales que existen.	7
2.4. Esquema conceptual del sistema BMI adaptado al contexto del golf. .	8
2.5. IMU de WIT Motion.	12
2.6. Disposición de los electrodos del sistema Emotiv.	22
3.1. Dispositivo X.on de 7 canales.	33
3.2. IMU BWT901CL de WIT Motion.	34
3.3. La siguiente figura muestra la disposición del sujeto y los materiales utilizados en las pruebas. El ordenador con el script de registro de señales EEG e IMU se encuentra a la derecha. A la izquierda de la imagen se encuentra el sujeto preparado para realizar el golpe del putt, con el gorro de EEG X.on en la cabeza y la IMU en la muñeca izquierda.	36
3.4. Diagrama de bloques de los procesamientos realizados en el presente trabajo.	37
3.5. Diagrama de bloques con el flujo de los scripts utilizados para el registro, procesamiento y análisis de los datos.	43
4.1. Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 1 en la ventana A.	66
4.2. Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 1 en la ventana B.	66

6.1. Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 2 en la ventana A.	72
6.2. Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 2 en la ventana B.	73
6.3. Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 3 en la ventana A.	73
6.4. Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 3 en la ventana B.	74



1. INTRODUCCIÓN

1.1. Motivación

En el golf, como en otros deportes de precisión, no todo depende de cómo se ejecuta el movimiento. También influye, y mucho, el estado mental del jugador en ese momento. Estar concentrado, tranquilo y enfocado puede marcar la diferencia entre acertar el golpe o fallarlo. El problema es esa parte mental que no se ve; no hay un indicador visible que nos diga si el jugador está realmente concentrado justo antes de golpear.

Si se tuviera alguna forma objetiva de medir ese nivel de concentración justo antes del gesto, se podrían mejorar los entrenamientos y aumentar las posibilidades de éxito en competición. Por tanto, aquí nace la idea de este trabajo.

Lo que se plantea es investigar si las señales EEG se pueden usar con el fin de entender mejor el estado mental del jugador cuando está a punto de ejecutar el golpe de putt. Si esas señales nos dieran pistas claras y fiables, se podrían diseñar herramientas útiles que apoyen la preparación mental del deportista y contribuyan a mejorar su rendimiento.

1.2. Objetivos

El presente trabajo tiene como objetivo general analizar las señales EEG e IMU registradas durante la ejecución del golpe del putt en el golf en diferentes ventanas temporales, con el propósito de estudiar si existe una relación entre la disminución de potencia en la banda alfa y una mayor tasa de acierto, así como evaluar posibles diferencias entre golfistas expertos y novatos e intentar ver los patrones de concentración previos al golpe.

Para alcanzar este objetivo principal, se plantean a continuación los objetivos específicos:

- Diseñar y llevar a cabo un protocolo experimental que permita registrar de

manera simultánea la señal EEG e IMU de los sujetos durante la realización del golpe del putt, asegurando de esta forma que estos datos se tomen de forma homogénea para todos los participantes.

- Realizar un preprocesado y procesado de las señales EEG e IMU, para eliminar los posibles artefactos e identificar los instantes clave de cada golpe.
- Calcular parámetros como la potencia de las señales EEG en diferentes bandas de frecuencia y en distintas ventanas temporales, con el objetivo de comparar los resultados entre los sujetos expertos y novatos.
- Evaluar la capacidad de las características extraídas para distinguir entre aciertos y fallos mediante análisis estadísticos y técnicas de clasificación supervisada y no supervisada, con el fin de comprobar si las potencias EEG permiten identificar patrones relacionados con el rendimiento.

1.3. Estructura de la memoria

Este trabajo se organiza en los siguientes seis capítulos:

- **Capítulo 1 - Introducción:** Se presenta la temática del trabajo, la motivación que lo justifica, los objetivos planteados y la estructura de la memoria.
- **Capítulo 2 - Antecedentes:** Se describen los fundamentos teóricos necesarios para comprender el estudio, incluyendo principios de electroencefalografía, sensores inerciales e interfaces cerebro-máquina, además de una revisión del estado del arte sobre la relación entre actividad cerebral y rendimiento en golf.
- **Capítulo 3 - Material y métodos:** Se detalla el protocolo experimental, los sujetos, el equipamiento utilizado y la metodología empleada. Asimismo, se detallan las técnicas de adquisición, preprocesamiento y procesamiento de las señales EEG e IMU, así como los métodos de análisis estadístico y de clasificación.

- **Capítulo 4 - Resultados y discusión:** Se exponen los resultados obtenidos en las distintas pruebas realizadas con jugadores expertos y novatos, analizando las diferencias entre aciertos y fallos en las distintas ventanas temporales y regiones cerebrales, además de presentar los resultados de los análisis estadísticos, exploratorios y clasificadores aplicados. Además, se interpretan estos resultados, se comparan con los estudios previos y se comentan las posibles explicaciones y limitaciones del estudio, para después plantear aplicaciones potenciales y posibles línea de investigación futuras.
- **Capítulo 5 - Conclusiones:** se resumen los principales hallazgos y aportaciones del trabajo, y se evalúa el cumplimiento de los objetivos planteados al inicio, además de la relevancia de los resultados en el contexto de entrenamiento deportivo.
- **Capítulo 6 - Anexos:** se recogen los scripts desarrollados y utilizados en el estudio, para la adquisición, preprocesamiento, procesamiento y análisis de las señales, con el objetivo de documentar el flujo de trabajo seguido. Además, también se encuentran tablas y gráficos auxiliares.

2. ANTECEDENTES

La electroencefalografía (EEG) como la conocemos hoy fue inventada por Hans Berger, considerado el “padre de la electroencefalografía”. Berger realizó el primer registro de las oscilaciones rítmicas del cerebro humano y, en 1929, publicó su descubrimiento de la actividad eléctrica cerebral espontánea en humanos, dándole el nombre de “electroencefalograma”. [12]

No obstante, los primeros descubrimientos se remontan a 1770, cuando Luigi Galvani publicó sus observaciones sobre la existencia de la “electricidad animal intrínseca” [11]. A pesar de estas observaciones, así como las de su sobrino Luigi Giovanni Aldini en 1794 [18], Frederick Von Humboldt en 1797 y Carlo Matteucci en 1830, no fueron aceptadas por la sociedad debido a la influencia de Volta, un destacado científico de la época que creía que estos hallazgos se debían a la acción de una batería sobre dos metales disímiles.

2.1. Electroencefalograma

La electroencefalografía es una técnica de exploración neurofisiológica que registra la actividad eléctrica del cerebro. Por tanto, un EEG se trata del registro obtenido utilizando esta técnica. Para realizarla, se requiere la colocación de electrodos sobre el cuero cabelludo, los cuales registran los impulsos eléctricos generados por las neuronas. Como resultado, se pueden observar distintos tipos de ondas cerebrales, pudiendo analizarlas para poder diagnosticar diversas afecciones neurológicas. [16]

Entre los usos más destacados del EEG, se encuentra en el diagnóstico de la epilepsia, ya que permite identificar patrones anormales de actividad eléctrica que sufren las personas con esta enfermedad. Además, se utiliza en la búsqueda de otras condiciones como tumores cerebrales, encefalopatías, lesiones por traumatismos, accidentes cerebrovasculares, inflamaciones cerebrales, trastornos del sueño e incluso para confirmar la muerte cerebral en pacientes en estado de coma.

En el ámbito deportivo, ya que ese va a ser el ámbito de este TFG, el EEG se

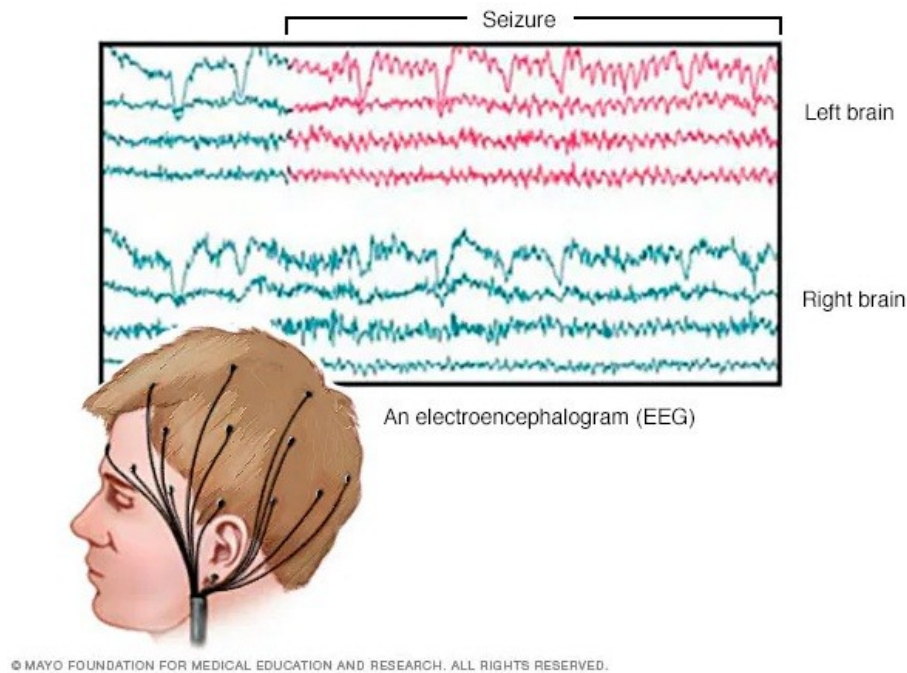


Figura 2.1: Actividad cerebral registrada por electroencefalograma.

utiliza para evaluar el rendimiento cerebral del jugador y analizar las diferencias en la actividad eléctrica cerebral entre los atletas de alto nivel y personas que no realizan deporte a nivel profesional. Con esta información, se puede ayudar a los deportistas en sus entrenamientos, a la toma de decisiones y a su recuperación.

Existen diferentes tipos de ondas cerebrales que se registran en un EEG, que se clasifican según su frecuencia, y son las siguientes [23]:

1. Ondas delta (1 a 3 Hz): Son las ondas de mayor amplitud, es decir, que su frecuencia es muy baja, y se asocian con el sueño profundo. Su aparición en el estado de vigilia representa una patología. En algunas ocasiones, los artefactos, que son perturbaciones en el registro de EEG causadas por movimientos musculares, pueden producir ondas en esta banda de frecuencia.
2. Ondas theta (3,5 a 7,5 Hz): Estas ondas se asocian a los estados de relajación, calma profunda e inmersión en recuerdos y fantasías, además de con la etapa de sueño profundo (REM). Algunos investigadores separan esta banda en dos partes, la actividad Theta baja (4-6 Hz) relacionada con un estado de vigilia disminuida y somnolencia aumentada, y la actividad Theta alta (6-8 Hz), la

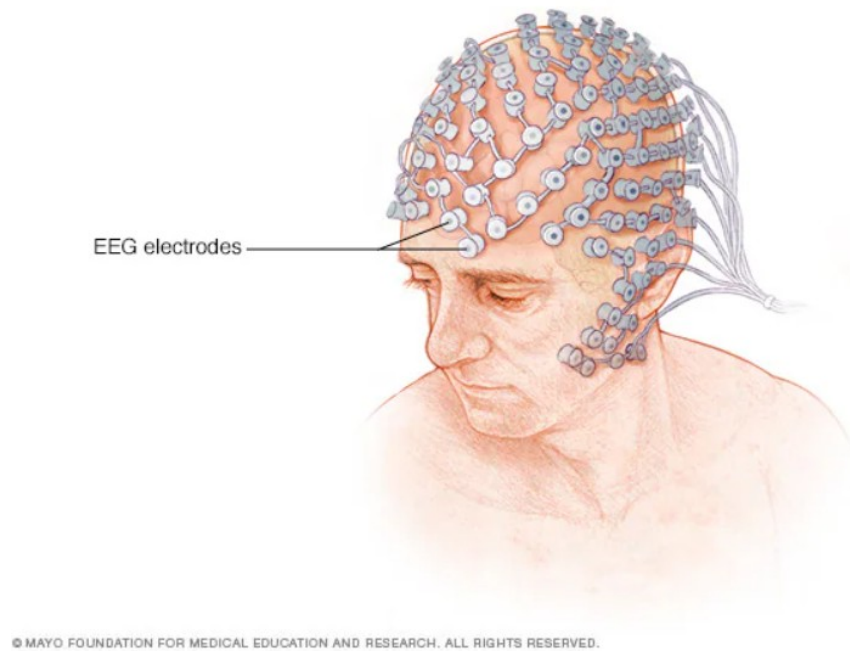


Figura 2.2: Electrodo de un casco para registrar EEG.

cual aumenta cuando se involucran tareas relacionadas con la memoria de trabajo.

3. Ondas alfa (8 a 13 Hz): Son ondas que se originan durante periodos de relajación, con los ojos cerrados pero en estado de vigilia. Son atenuadas cuando se abren los ojos y por el esfuerzo mental, como a la hora de realizar cálculos o concentrarse en una idea. Por tanto, se dice que estas ondas indican el grado de activación cortical; si la frecuencia de ondas alfa es mayor, la activación cerebral será menor.
4. Ondas beta (12 a 33 Hz): Estas ondas están relacionadas con actividad neuronal intensa, como por ejemplo cuando se tiene que estar alerta o gestionar ágilmente la atención, por lo que se observa en individuos despiertos y con los ojos abiertos.
5. Ondas gamma (25 a 100 Hz): Son las ondas de mayor frecuencia y menor amplitud, y aparecen en estados de vigilia. Puede ser asociado con actividad mental superior, como la percepción, la consciencia y la gestión de la memoria.

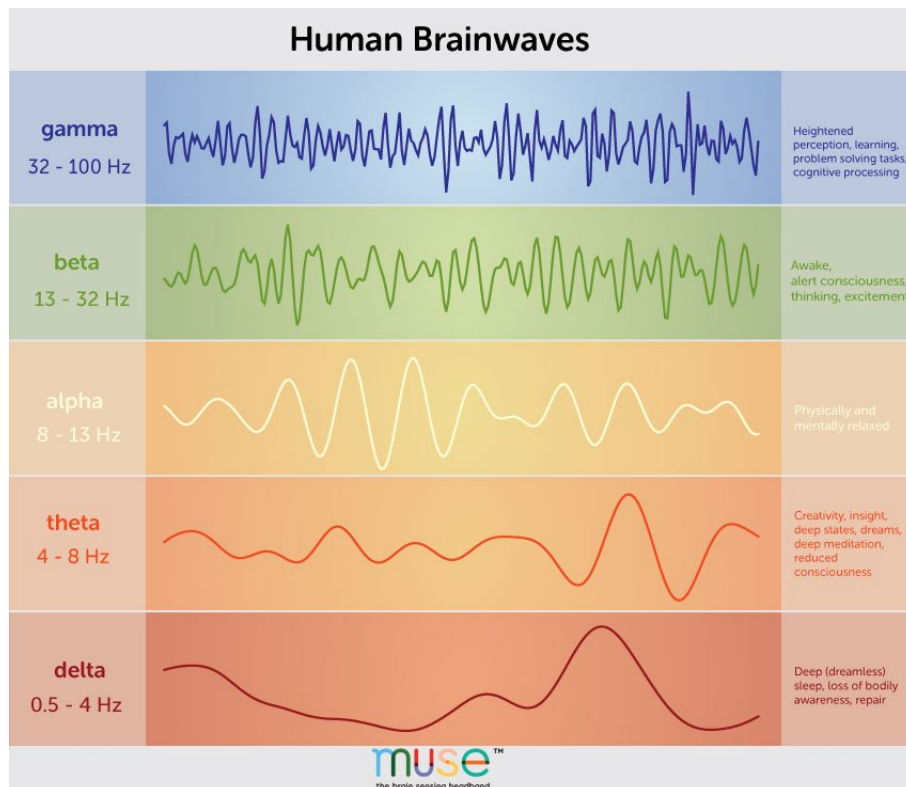


Figura 2.3: Tipos de ondas cerebrales que existen.

2.1.1. Interfaz cerebro-máquina

Una interfaz cerebro-máquina, también conocida como BMI (Brain-Machine Interface), es un sistema que permite conectar el cerebro con un dispositivo externo para que puedan “comunicarse” directamente [14]. Lo que se hace es registrar la actividad cerebral con técnicas como el EEG, procesar esa información para extraer los datos que realmente nos interesan y luego convertirla en comandos que activan acciones o que dan al usuario alguna forma de retroalimentación.

Aunque estas interfaces se han usado sobre todo en medicina o rehabilitación, últimamente también se están aplicando al deporte, donde pueden ayudar a mejorar el rendimiento. Y justo eso es lo que se está intentando en este estudio.

La idea es desarrollar una aplicación capaz de mostrar en tiempo real la señal EEG del usuario y detectar cuándo está en un estado de máxima concentración. En ese momento, el sistema le envía una señal auditiva para avisarle de que es el momento ideal para golpear la bola. Con esto, se pretende aumentar la probabilidad de que el

golpe sea acertado. Así que este proyecto se sitúa dentro del campo de las interfaces cerebro-máquina, pero enfocado al deporte del golf.

La figura 2.3 incluye un esquema conceptual del sistema BMI adaptado al contexto del golf, donde se representan todas las fases: adquisición de la señal EEG, preprocesado, procesamiento, clasificación y, finalmente, el envío del comando al usuario mediante la señal auditiva.

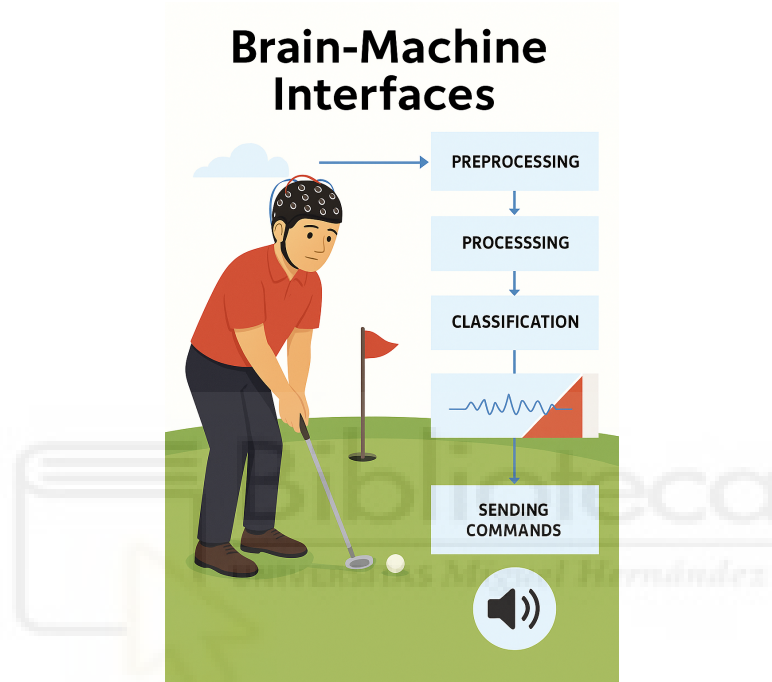


Figura 2.4: Esquema conceptual del sistema BMI adaptado al contexto del golf.

2.1.2. Adquisición de señales

La adquisición de señales cerebrales es fundamental a la hora de evaluar la actividad eléctrica cerebral. Existen diferentes métodos para obtener estas señales, cada uno con sus propias características y aplicaciones.

- Métodos invasivos: Es cuando se entra en contacto físico directo con el cerebro o el sistema nervioso. Según el investigador Rajesh P. N. Rao en su libro “Brain-Computer Interfacing. An Introduction” [19], existen dos enfoques dominantes:
 - Condicionamiento operante (“operant conditioning”): Se confía en la adaptación de las propias neuronas de la persona o el animal, consiguiendo el

control de algún elemento externo. Conseguido el aprendizaje, se detecta la activación de las neuronas.

- Decodificación de población (“population decoding”): Se utilizan técnicas estadísticas para aprender de alguna forma de “mapeo” o correspondencia entre la actividad neuronal y los parámetros de control.
- Métodos semi-invasivos: Este tipo de técnicas no penetran en la superficie del cerebro, puede existir un cierto contacto, pero sin entrar al cerebro propiamente dicho. Aun si no penetra más allá de la superficie del cerebro, podemos considerarlas bastante agresivas en algún caso, como por ejemplo en el de la electrocorticografía (ECoG), al requerir colocar los electrodos en el interior del cráneo. Sin embargo, otra técnica también semi-invasiva que no es tan agresiva como la nombrada anteriormente es el registro de nervios externos al cerebro, de manera que no se ataca al córtex motor.
- Métodos no invasivos: Son aquellas que no suponen un contacto directo con el cerebro, y se basan en la detección de cambios, ya sean de ondas electromagnéticas emitidas por el cerebro o en alteraciones en el flujo sanguíneo. Además del EEG, encontramos la resonancia magnética funcional (fMRI), la magnetoencefalografía (MEG) y la espectroscopía funcional del infrarrojo cercano (fNIR).

2.2. Artefactos

Un artefacto es cualquier componente de la señal EEG que no ha sido producido directamente por la actividad cerebral humana. Por tanto, un artefacto aparece cuando existe ruido registrado por el sistema que contamina los datos del EEG. Una forma de clasificar los artefactos del EEG es dependiendo de su origen, el cual puede ser fisiológico o no fisiológico, externo al cuerpo humano.

2.2.1. Artefactos fisiológicos

Los artefactos fisiológicos son aquellos que se originan por las actividades biológicas del propio organismo, distintas de la actividad eléctrica cerebral. Estos artefactos suelen generarse por movimientos o funciones normales del cuerpo, como la actividad ocular, muscular o cardíaca, y pueden enmascarar o distorsionar las señales cerebrales de interés. A continuación, se explican con mayor detalle los artefactos fisiológicos más comunes: [9]

- **Actividad ocular:** Parpadear o realizar movimientos oculares pueden producir una distorsión llamada EOG (Electrooculograma), la cual tiene una amplitud un orden mayor que la señal EEG, llegando a valores de 100-200 microvolts. Además, puede generar confusiones en bajas frecuencias, por ejemplo con ondas delta y theta.
- **Actividad muscular:** Este tipo de artefacto se puede dar por numerosas acciones, como apretar la mandíbula, tragar, hablar, tensar los músculos del cuello y hombros, entre otros. Se debe a que, al contraer los músculos, se produce actividad eléctrica, la cual puede ser medida y dar lugar a la electromiografía (EMG). Se refleja en altas frecuencias, como en las bandas beta y gamma.
- **Actividad cardíaca:** La actividad eléctrica del corazón, llamada electrocardiograma (ECG), también es conocida como artefacto de pulso, pero es difícil de visualizar a simple vista en el dominio de la frecuencia, ya que los componentes de frecuencia del ECG se superponen a las frecuencias de la banda del EEG.
- **Transpiración:** Pequeñas gotas de sudor producidas por las glándulas sudoríparas pueden provocar cambios en la línea base eléctrica de los electrodos. En caso de transpiración intensa, podrían incluso crear cortocircuitos entre electrodos. Afecta a las bandas delta y theta, bandas de baja frecuencia.
- **Respiración:** Debido al movimiento del pecho y de la cabeza al respirar, inhalar y exhalar, puede aparecer un artefacto de baja frecuencia que se superpone a las bandas delta y theta.

2.2.2. Artefactos no fisiológicos

Por otro lado, los artefactos no fisiológicos son aquellos que no provienen de procesos biológicos del sujeto, sino de factores externos al cuerpo humano. Algunos ejemplos pueden ser fallos mecánicos en los electrodos, movimientos de los cables, interferencias eléctricas del entorno o errores en la colocación de las referencias. Este tipo de artefactos puede introducir ruido de gran amplitud en la señal EEG, además de afectar a distintas frecuencias según su origen. Una explicación más detallada de los ejemplos comentados se encuentra a continuación: [22]

- Estallido del electrodo: Se da cuando hay fallos temporales en el contacto entre el sensor EEG y el cuero cabelludo, ya sea por tocar el sensor o por cambios espontáneos en el contacto electrodo-piel. Debido a la amplia gama de posibles distorsiones, es difícil identificar este tipo de artefacto.
- Movimiento del cable: Mover o tocar el cable que conecta los electrodos y el sistema de amplificación, si son movimientos rítmicos, se pueden apreciar picos de frecuencia no relacionados con el EEG.
- Colocación incorrecta de referencias: Si no se colocan donde deben, se visualizará una potencia muy alta en todos los canales.
- Interferencias eléctricas y electromagnéticas de corriente alterna: Debido a la falta o insuficiencia de protección del cable, la señal puede verse afectada por campos electromagnéticos cercanos, como fuentes de alimentación de corriente alterna y cables. En el dominio de frecuencia, se podrá ver un gran pico sobre los 50 Hz o 60 Hz. En nuestro caso, al estar en España, sería de 50 Hz.
- Movimientos corporales: Cualquier movimiento corporal, como andar, correr, o mover distintas partes del cuerpo, sobre todo la cabeza, puede provocar que el contacto entre los electrodos y la piel no sea el óptimo, lo que ocasiona, en frecuencias bajas, superposiciones a las bandas delta y theta.

2.3. Sensores inerciales

Un sensor inercial, o también conocido como IMU (unidad de medición inercial), es un componente capaz de obtener la posición, orientación y velocidad de cualquier dispositivo donde sea utilizado. Este dispositivo integra normalmente tres giroscopios y tres acelerómetros, proporcionando información de la aceleración lineal y velocidad angular correspondiente a cada uno de los ejes del sistema. [20]



Figura 2.5: IMU de WIT Motion.

2.3.1. Acelerómetro

Como bien indica su nombre, el funcionamiento del acelerómetro se basa en medir la aceleración en cada uno de los tres ejes X, Y y Z, obteniendo así la aceleración total del cuerpo. Estos sensores son fundamentales en diversas aplicaciones, desde dispositivos móviles hasta sistemas de navegación y robótica. Existen diversos tipos de acelerómetros dependiendo de la naturaleza del transistor: [25]

- Acelerómetros mecánicos: Emplean una masa inerte y resortes elásticos, midiendo los cambios con galgas extensiométricas. Incluyen sistemas de amortiguación que evitan la propia oscilación.
- Acelerómetros capacitivos: Están formados por capas capacitivas internas, pudiendo estar fijas o conteniendo pequeños resortes. Al aplicar una fuerza de aceleración sobre el sensor, las placas se mueven una a otra, lo que provoca

cambios en la capacitancia entre ellas. Es con estos cambios en la capacitancia con lo que se puede determinar la aceleración.

- Acelerómetros piezoeléctricos: Su comportamiento se basa en el efecto piezoeléctrico, una deformación física del material causa un cambio en la estructura cristalina y así cambian las características eléctricas.
- Acelerómetros piezoresistivos: A diferencia de los piezoeléctricos, estos utilizan un sustrato en vez de un cristal piezoeléctrico. En esta tecnología, las fuerzas que ejerce la masa sobre el sustrato varían su resistencia, la cual forma parte de un circuito que, mediante un puente de Wheatstone, mide la intensidad de la corriente.
- Acelerómetros térmicos: Su funcionamiento se basa en un sustrato de silicio en el que se hace un hueco para colocar una pequeña resistencia que hace de calentador, con dos termopares en los extremos. De esta manera, se forma una cavidad de aire caliente, llamada burbuja, sobre los termopares. Por consiguiente, cuando una fuerza externa es aplicada, la burbuja de aire caliente se mueve de una forma análoga a la misma. El cambio de estado dentro de la cavidad produce un voltaje, que es función de la diferencia de temperatura y que, tras ser amplificado, se proporciona como salida el valor de un voltaje absoluto.

2.3.2. Giroscopio

Un giroscopio es un dispositivo que utiliza la gravedad de la Tierra para determinar la orientación. Estos dispositivos detectan la velocidad angular, que es el cambio en el ángulo rotacional por unidad de tiempo. Existen tres tipos básicos de giroscopios, cada uno regido por principios físicos diferentes: [24]

- Giroscopios mecánicos: Consisten en un volante o masa, distribuida en la periferia, que gira lo suficientemente rápido alrededor de un eje.
- Giroscopios ópticos: Se rigen por el efecto Sagnac, el cual se basa en la diferencia de camino recorrido por dos haces luminosos dentro de una fibra óptica.

partir de la medida de diferencia de fase, se obtiene la velocidad de rotación.

- **Giroscopios electrónicos:** Aplican el efecto de la aceleración de Coriolis, la cual depende de la velocidad de giro. Si aumenta la velocidad angular de rotación, la aceleración de Coriolis aumenta, por lo que se produce un mayor desplazamiento de la masa. Este tipo de sensores son los más usados actualmente en la industria, debido a su pequeño consumo de potencia y reducido tamaño.

2.4. Estado del arte

En esta sección se presenta una revisión global del estado del arte sobre la relación entre la actividad cerebral, medida mediante EEG, y el rendimiento deportivo en el golf, más concretamente en el golpe del putt. A lo largo de los años, distintos autores han investigado cómo las ondas cerebrales reflejan procesos como la atención, el control motor durante la ejecución del gesto y la preparación mental. Estos trabajos han abordado las diferencias entre golfistas expertos y novatos y la influencia de distintas estrategias de entrenamiento o neurofeedback en la mejora del rendimiento. Por ello, se presentan a continuación los resultados más relevantes de investigaciones que tratan la complejidad de los patrones cerebrales asociados al éxito en el golpe del putt y la utilidad del EEG como herramienta para entender y potenciar el rendimiento deportivo.

2.4.1. Crews y Landers (1993)

El primer análisis de EEG en el golf fue realizado por Crews y Landers en 1993, en donde investigaron los patrones de atención de golfistas altamente habilidosos durante el golpe de putt [10]. El protocolo experimental utilizado para la recogida de datos involucró a jugadores de golf completando 40 putts. Se les indicó que se prepararan, se concentraran y realizaran cada putt de la mejor manera posible. Se utilizaron marcas de posición para indicar el comienzo del putt y se colocó un marcador en el canal para indicar la información de la sincronización del putt. Participaron un total de 34 sujetos en el estudio, consistiendo en 17 golfistas masculinos

y 17 golfistas femeninas.

En cuanto a los electrodos, estos se colocaron de acuerdo con el sistema 10-20. Como referencia, se utilizaron electrodos colocados en el giro frontal izquierdo y la cresta orbital superior del ojo derecho, y para seguidamente recoger datos de cuatro canales de EEG (T3, T4, C3 y C4). Los electrodos se adhirieron a la superficie del cuero cabelludo después de limpiar la piel con alcohol y un abrasivo suave, para después medir la impedancia del electrodo y mantenerla por debajo de 5 k Ω . El estudio no describe explícitamente una clasificación de patrones cerebrales utilizando clasificadores de aprendizaje automático en el sentido tradicional. Sin embargo, se analizaron diferentes bandas de frecuencia del EEG (onda lenta, theta, alfa, beta y EEG de 40 Hz) utilizando un programa de análisis del espectro de potencia basado en la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para descomponer la señal eléctrica en sus componentes de frecuencia. No se mencionan clasificadores específicos (como máquinas de vectores de soporte, redes neuronales, etc.) utilizados para clasificar directamente los patrones cerebrales en relación con la preparación o la atención. El análisis se centró en las comparaciones estadísticas de la potencia de estas bandas de frecuencia entre diferentes hemisferios cerebrales (derecho e izquierdo) y a lo largo de diferentes momentos (antes, durante y después del putt), utilizando análisis de varianza multivariante (MANOVA) y análisis de varianza (ANOVA).

Los resultados mostraron cambios significativos en la actividad de estas bandas de frecuencia en relación con el tiempo y el hemisferio, sugiriendo correlaciones con los procesos atencionales y de preparación para la tarea. Estas tres técnicas proporcionaron resultados relacionados con el rendimiento. El estudio no proporcionó un porcentaje de éxito específico en la “evaluación de la preparación y atención”. En cambio, se centró en identificar correlaciones estadísticamente significativas entre las medidas de EEG y la tarea de putt.

En cuanto a la relación entre la actividad alfa y el rendimiento, el estudio investigó cambios en la actividad alfa en los hemisferios cerebrales antes y durante el putt. Una de las hipótesis planteadas sugirió que una disminución de la actividad alfa en el hemisferio izquierdo (asociado con el control motor del lado derecho del cuerpo en personas diestras) estaría relacionada con la preparación para el putt. Los resultados

mostraron algunas tendencias en esta dirección, pero las relaciones específicas entre la magnitud de la actividad alfa y el rendimiento (es decir, si mayor actividad implica mejor rendimiento) no se establecieron de forma concluyente y consistente en todos los análisis y condiciones. De hecho, algunos resultados sugirieron que una mayor actividad alfa en el hemisferio derecho podría estar asociada con una mejor ejecución en ciertas etapas. Por lo tanto, la relación entre la actividad alfa y el rendimiento parece ser compleja y dependiente del hemisferio y la fase de la tarea, y el estudio no apoya directamente la afirmación de que una mayor actividad alfa implica un mejor rendimiento de forma general.

2.4.2. Claudio Babiloni (2008)

Más de una década después, en 2008, Babiloni investigó cómo los ritmos cerebrales sensorimotrices se relacionan con el control motor fino y el equilibrio durante los putts de golfistas expertos [3]. En este estudio, se examinó la actividad cerebral de golfistas expertos durante la ejecución de 100 putts en un simulador de golf, en donde participaron doce golfistas, siete hombres y cinco mujeres. Para el análisis de los datos de EEG, se descompuso la señal de EEG bruta en componentes de frecuencia utilizando la transformada de Fourier, para así obtener un “espectro de potencia”. Se analizaron los cambios en la potencia espectral en bandas de frecuencia específicas, en este caso, aumentos en la desincronización alfa de alta frecuencia (ERD, 10-12 Hz) para putts exitosos, en comparación con los no exitosos sobre las regiones frontales y centrales de la línea media (Fz y Cz), y el electrodo sensorimotor derecho (C4). Aparte de los electrodos Fz, Cz y C4, se registraron datos de un total de 56 electrodos, colocados sobre todo el cuero cabelludo según un sistema 10-20 aumentado. La referencia eléctrica se ubicó entre los electrodos Afz y Fz, y el electrodo de tierra se ubicó entre los electrodos Pz y Oz.

Por tanto, se llegó a la conclusión de que la reducción en la potencia alfa de alta frecuencia (ERD) se correlacionaba con el grado de error, que es la distancia desde el hoyo en cm, en los putts fallidos. Estas correlaciones se evaluaron utilizando pruebas de Pearson, cuyos resultados mostraron una correlación positiva significativa entre la ERD alfa de alta frecuencia de los electrodos Fz ($r = 0,89$, $P = 0,0001$), Cz (r

= 0,62, $P = 0,03$) y C4 ($r = 0,62$, $P = 0,03$) y el error desde el hoyo en los putts fallidos. Esto indica que, cuanto mayor era la ERD alfa de alta frecuencia en estos electrodos durante los putts fallidos, menor era el error, es decir, más cerca estaba la bola del hoyo. Aun así, hay algunas inconsistencias en este estudio que no pueden ser ignoradas, como por ejemplo, por qué no aparecieron reducciones en alfa en el electrodo FCz, pero sí en Fz y Cz, o tal vez, más desconcertante aún, el hecho de que, en lugar del aumento de alfa que se ha visto en otros estudios, en este caso el rendimiento superior se asoció con una reducción en la potencia alfa. Por todo esto, es de gran importancia caracterizar las relaciones funcionales en las regiones corticales.

2.4.3. Jochen Baumeister (2008)

En ese mismo año, Jochen Baumeister realizó un estudio comparando el rendimiento de nueve golfistas expertos y nueve voluntarios novatos durante el golpe del putt [4]. El EEG se registró de 13 localizaciones del cuero cabelludo, siendo estas las correspondientes al sistema internacional 10-20, siendo los electrodos utilizados: FZ, F3, F4, Cz, C3, C4, PZ, P3, P4, T3, T4, T5 y T6, usándose como referencia común el Cz, y fue registrado de forma continua durante los cuatro minutos de cada sesión de putting. La puntuación se registró como el resultado del rendimiento durante ese periodo. Es decir, mientras los participantes realizaban los putts y obtenían una puntuación por cada uno, su actividad cerebral se monitorizaba continuamente mediante EEG. En total se realizaron cinco sesiones en las que se realizó el putting durante cuatro minutos de forma continua, cada participante realizando los putts a su propio ritmo durante esos periodos.

Al realizar varios tipos de análisis, como pruebas t independientes para comparar las características de los sujetos entre los grupos de expertos y novatos, un ANOVA de medidas repetidas para examinar cambios en las medidas psicométricas y la potencia relacionada con el rendimiento (PRPow) en las diferentes frecuencias del EEG y transformadas rápidas de Fourier (FFT) para el análisis de la potencia del EEG, entre otros tipos de análisis, se mostró un rendimiento significativamente mejor en los golfistas expertos, asociándose con una mayor potencia theta en la línea media

frontolateral y mayores valores de potencia alfa de alta frecuencia en comparación con los novatos en el putting de golf.

Para medir el rendimiento, se pidió a todos los participantes que realizaran putts con un putter estandarizado desde una distancia de 3 metros hacia un objetivo que representaba el tamaño real de un hoyo. Alrededor del hoyo había marcados cuadrados con diferentes puntuaciones (de 0 a 5) dependiendo de la proximidad al objetivo. La puntuación de rendimiento para cada sesión de cuatro minutos se calculó como la suma de todas las puntuaciones de los putts dividida por el número de putts realizados. Los expertos lograron puntuaciones significativamente mejores en las cinco sesiones de putting en comparación con los novatos. Estos hallazgos sugieren que, a medida que aumenta el nivel de habilidad, los golfistas desarrollan estrategias de resolución de tareas que incluyen atención enfocada y una economía en el procesamiento de la información sensorial parietal que conducen a un rendimiento más exitoso.

2.4.4. Martijn Arns (2008)

También, en 2008, Martijn Arns publicó un artículo en el cual creó perfiles personalizados para 6 golfistas aficionados y se determinó su perfil EEG en FPz para putts exitosos y no exitosos en el segundo previo al golpe [1]. Para crear estos perfiles personalizados, no se utilizaron técnicas de *machine learning* para clasificar patrones cerebrales, sino que se analizaron promedios bloqueados por eventos (event-locked averaging) de la actividad EEG en diferentes bandas de frecuencia y se realizó una evaluación visual de estos perfiles por parte de dos evaluadores. A partir de este perfil, se establecieron bandas de frecuencia óptimas para cada persona y unos protocolos de entrenamiento personalizados para cada participante. Estos protocolos definían las bandas de frecuencia objetivo (para recompensar o inhibir) y los umbrales de amplitud asociados con el rendimiento óptimo.

Se realizaron en tres días consecutivos sesiones de entrenamiento, en donde los participantes realizaron 4 series cada día de 80 putts en un diseño ABAB, también conocido como diseño de retirada, el cual implica múltiples fases de intervención

(B) intercaladas con fases de referencia (A), pudiendo así evaluar de manera sólida los efectos, en este caso, del neurofeedback. En las series con feedback, que fueron la segunda y la cuarta, se emitía un tono NoGo que sólo se detenía cuando el EEG cumplía los criterios establecidos en la evaluación inicial, es decir, cuando su EEG indica que ha alcanzado un estado mental óptimo para ejecutar el golpe. Los resultados mostraron que el porcentaje de putts exitosos fue mayor en las series con neurofeedback, con una mejora promedio del 25 %. Aun así, la mejora en la precisión de los putts se vio reflejada en el segundo día con entrenamiento, pero no en el tercero, donde el rendimiento fue menor. Por tanto, se llegó a la conclusión de que el estado mental óptimo para el putt tiene patrones personalizados y que el neurofeedback puede mejorar el aprendizaje al aprovechar el condicionamiento contextual.

2.4.5. Claudio Babiloni (2011)

Babiloni publicó un estudio de seguimiento en 2011, usando el mismo procedimiento que utilizó en 2008, con el objetivo de investigar si el rendimiento de doce golfistas expertos, cinco mujeres y siete hombres, en putts está relacionado con la coordinación de la actividad cortical, reflejada en el acoplamiento funcional de los ritmos alfa entre regiones corticales [2]. Para ello, se utilizaron diferentes métodos de análisis del EEG, como por ejemplo la estimación Laplaciana de superficie para computar la coherencia espectral entre electrodos, el análisis de covarianza (ANCOVAs) para evaluar si el acoplamiento funcional de los ritmos alfa era mayor en los putts exitosos que en los no exitosos, pruebas post-hoc de Tukey para comparaciones específicas, el análisis de correlación de Pearson para evaluar la relación entre la coherencia alfa y la desincronización relacionada con el evento (ERD), entre otros.

Se utilizaron 56 electrodos de cuero cabelludo, aunque para el análisis específico de coherencia EEG se seleccionaron pares de electrodos correspondientes al sistema internacional 10-20. Estos electrodos incluyeron F3, F4, C3, C4, P3, P4, T3, T4 y O1, O2. Los resultados obtenidos sugieren que un acoplamiento funcional intrahemisférico mejorado de los ritmos alfa entre el área parietal y otras áreas corticales está implicado en el control motor fino del rendimiento de los golfistas. Por tanto,

podemos concluir que una organización funcional óptima del cerebro de los atletas de élite implica una mayor coordinación entre las áreas involucradas en los procesos atencionales y las transformaciones visuomotoras.

2.4.6. Ming-Yang Cheng (2015)

Por otro lado, en estudios más recientes, como en el de Ming-Yang Cheng en 2015, titulado “Sensorimotor Rhythm Neurofeedback Enhances Golf Putting Performance” [7], podemos ver que los dieciséis golfistas, de los cuales catorce eran hombres y dos eran mujeres, que recibieron entrenamiento con neurofeedback SMR (sensorimotor) demostraron una mayor actividad SMR durante los 1,5 segundos finales antes del putting, lo que resultó en un mejor rendimiento en comparación con el grupo de control.

El entrenamiento con neurofeedback SMR consiste en un protocolo en el que los participantes intentan aumentar la amplitud absoluta de su ritmo sensorimotor de 12 a 15 Hz registrado en el electrodo Cz. Durante las ocho sesiones de entrenamiento, que duraron aproximadamente de 30 a 45 minutos cada una, los participantes recibían retroalimentación auditiva (un tono de bajo acústico) cuando su potencia SMR superaba un umbral individualizado, el cual fue determinado inicialmente a partir de sus putts exitosos en la prueba inicial y se ajustaba progresivamente para aumentar la dificultad del entrenamiento. El objetivo era que aprendieran a mantener un estado cerebral caracterizado por una mayor actividad SMR.

La puntuación se midió calculando la distancia lineal desde el borde del hoyo hasta el borde de la bola en centímetros, siendo un putt exitoso cuando esta distancia era 0. Para el análisis, se utilizaron la media de la distancia al hoyo y la desviación estándar de esta distancia como medidas de rendimiento. En este estudio, se colocaron 32 electrodos según el sistema internacional 10-10, siendo las posiciones específicas las siguientes: FP1, FP2, F7, F8, F3, F4, Fz, FT7, FT8, FC3, FC4, C3, C4, Cz, T3, T4, T5, T6, TP7, TP8, CP3, CP4, CPz, A1, A2, P3, P4, Pz, O1, O2 y Oz. Además, se colocaron cuatro electrodos para registrar la oculografía horizontal y vertical (HEOL, HEOR, VEOU y VEOL). Después, para eliminar los artefactos de la señal EEG, se

emplearon varios procedimientos, como la corrección de artefactos oculares (EOG) utilizando el método de Semlitsch et al. (1986) [21] para eliminar los artefactos de parpadeo, además de excluir segmentos con amplitudes que excedían $\pm 100 \mu V$ desde la línea base para eliminar artefactos de gran amplitud y excluir los periodos de preparación del ensayo de menos de 1,5 segundos, para asegurar una estructura de datos libre de artefactos consistente entre los ensayos y los participantes.

Teniendo la señal EEG libre de artefactos, se calcularon las transformadas rápidas de Fourier (FFT), la potencia del ritmo sensorimotor haciendo la media de la potencia en el rango de frecuencia de 12-15 Hz en el electrodo Cz, además de someter los valores de potencia SMR a una transformación logarítmica natural (Davidson, 1988). Después, se calculó la potencia relativa del SMR como el ratio entre la potencia en la banda de 12-15 Hz y la potencia total en la banda de 1-30 Hz (Niemarkt et al., 2011) [17]. Por último, para los análisis estadísticos, se calcularon las puntuaciones de diferencia (post-test menos pre-test) para la potencia relativa del SMR y otras bandas de frecuencia. En este estudio, no se utilizaron clasificadores; el análisis se centró en la comparación estadística de la potencia de las bandas de frecuencia y el rendimiento de putting entre los grupos de intervención y control antes y después del entrenamiento con neurofeedback.

2.4.7. L. Ji (2018)

Más adelante, en 2018, L. Ji investigó la correlación entre el rendimiento de los golfistas al hacer putts y las señales de EEG obtenidas durante putts exitosos y fallidos [13]. Participaron un total de 12 sujetos, divididos en seis golfistas expertos y seis aficionados, y las pruebas consistieron en realizar 80 putts de golf mientras estaban de pie sobre un simulador de golf. Simultáneamente, se registraron sus señales EEG utilizando un equipo inalámbrico Emotiv y sus datos de rendimiento mediante un sistema de captura de movimiento inercial (mocap). Estos módulos mocap inerciales se colocaron en el brazo derecho, en la pierna derecha y en la cabeza del palo.

Para la adquisición de datos EEG, se utilizaron 14 electrodos del sistema Emotiv:

AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8 y AF4, siendo la disposición de estos electrodos la que se muestra en la figura 1.5. Seguidamente, con el objetivo de analizar la señal EEG, se utilizaron los siguientes métodos de análisis:

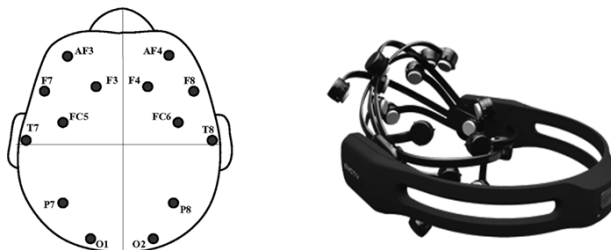


Figura 2.6: Disposición de los electrodos del sistema Emotiv.

- Descomposición en paquetes de ondas (WDP) para extraer las ondas alfa en las bandas de baja frecuencia (8-10 Hz) y alta frecuencia (10-12 Hz).
- Se estimó la correlación de la densidad espectral de potencia del ritmo alfa entre dos electrodos para analizar la relación entre los putts exitosos y fallidos y las señales EEG.
- Se realizó un análisis de varianza estadística para comparar la correlación del ritmo alfa en putts exitosos y fallidos.
- Se calculó el coeficiente de correlación de Pearson para analizar la eficiencia de la correlación de los pares de electrodos durante los putts exitosos y fallidos.
- Se analizaron los datos de rendimiento del golf utilizando el sistema de captura de movimiento inercial, incluyendo la aceleración y los ángulos de Euler del brazo derecho, la pierna derecha y la cabeza del palo.
- Se generó un mapeo espectral de las señales EEG para visualizar la actividad de los potenciales corticales.
- Se realizó un análisis de la varianza estadística del coeficiente de correlación para evaluar la correlación del ritmo alfa en los electrodos bilaterales durante los diferentes periodos del putt.

Como resultado de los análisis, se pudo comprobar que las áreas AF3-AF4 (frontal izquierdo-frontal derecho) y O1-O2 (occipital izquierdo-occipital derecho) mostraron

una mayor correlación espectral del ritmo alfa en los putts exitosos que en los no exitosos, y que el ritmo alfa (8-12 Hz) fue más alto y fluctuó más en la condición de putts exitosos. Además, la aceleración del putt de los golfistas expertos fue más estable que la de los golfistas aficionados, lo que se relacionó con una mayor tasa de éxito en los putts, mostrando de esta forma los expertos putts más exitosos y estables que los aficionados. El estudio apoya la idea de que el rendimiento del putt no solo está relacionado con la amplitud del ritmo alfa, sino también con el acoplamiento funcional de estos ritmos. Los resultados están en línea con estudios recientes que muestran un mayor acoplamiento funcional del ritmo alfa entre pares de electrodos durante el período de preparación en comparación con el período del evento del golpe en putts exitosos y fallidos.

Por tanto, se llegó a la conclusión de que existen correlaciones significativas entre el rendimiento en el putt de golf (éxito o fracaso) y la actividad del ritmo alfa cerebral, especialmente en ciertas áreas corticales y durante períodos específicos del movimiento. Además, la estabilidad del movimiento del palo y la experiencia del golfista también se relacionaron con estas diferencias en la actividad del ritmo alfa.

2.4.8. Rosie Collins (2022)

En 2022, Rosie Collins realizó un estudio que se centró en investigar los diferentes métodos de putteo en golf [8], específicamente comparando el putteo con atención enfocada en la bola (BFA) y con atención enfocada en el objetivo (TFA) en golfistas expertos. Uno de los objetivos principales fue investigar si el patrón de potencia en la frecuencia alfa del EEG occipital era el mismo para TFA y BFA y si ocurría algún efecto de amplificación basado en la complejidad de la tarea (distancia del putt). Otro de los objetivos fue examinar el patrón de actividad EEG para los putts fallados versus los embocados, considerando la sugerencia de que TFA podría prevenir un proceso negativo en lugar de ofrecer una ventaja novedosa.

El estudio utilizó un total de doce golfistas amateurs altamente cualificados, aunque uno fue retirado debido a la mala calidad de los datos EEG, resultando en un total de once participantes. Estos realizaron 32 putts en condiciones de campo reales,

siendo seleccionados dos hoyos en un green de práctica al aire libre en un club de golf, con quiebres y pendientes similares a las condiciones del campo. Alrededor de estos hoyos, se dispusieron ocho posiciones de tiro: una a 8 pies y otra a 15 pies de cada hoyo. Al realizar los 32 putts, los participantes utilizaron dos métodos de putteo, el BFA y el TFA mencionados anteriormente. El BFA consiste en que los golfistas orientan su cabeza y ojos sobre la bola durante el movimiento de putteo. El TFA, por otro lado, consiste en que los golfistas rotan activamente la cabeza para mirar en dirección al hoyo o al punto de quiebre del putt mientras patean. Cada golfista ejecutó 8 putts por condición, es decir, BFA a 8 pies, TFA a 8 pies, BFA a 15 pies y TFA a 15 pies.

Para la recopilación de los datos EEG, se utilizaron electrodos colocados sobre las regiones occipitales izquierda (O1) y derecha (O2). Estos electrodos se referenciaron a un punto de tierra colocado entre los electrodos Pz y Oz, siguiendo el sistema internacional 10-20. Se registraron varias medidas, entre ellas el rendimiento y la actividad EEG. Para el rendimiento, se registró si cada putt fue embocado o fallado. Para los putts fallidos, se midieron el error radial y el error de longitud utilizando un sistema de cuadrícula. Por otro lado, para la actividad cerebral, se registraron datos en los electrodos O1 y O2 comentados anteriormente durante un periodo de 6 segundos previos al inicio de cada putt (a -6 segundos, -4 segundos y -2 segundos). El inicio del movimiento se sincronizó con la captura de datos EEG mediante la detección de una señal de artefacto creada por el inicio del movimiento. También se registró el tiempo aproximado de cada putt.

Al finalizar las pruebas, los datos de EEG se procesaron y analizaron con las siguientes técnicas:

- Filtrado analógico de los datos EEG con un filtro de paso alto de 0,5 Hz y un filtro de paso bajo de 70 Hz, junto con un filtro de muesca a 50 Hz.
- Muestreo de la actividad EEG a 140 Hz con una ganancia de 30000 y mantenimiento de la impedancia de los electrodos por debajo de 5 k Ω .
- Inspección visual por un técnico cualificado para identificar y eliminar épocas con artefactos (parpadeos, actividad muscular).

- Confirmación de la eliminación de artefactos mediante el análisis de componentes independientes (ICA).
- Análisis espectral utilizando la Transformada Rápida de Fourier (FFT) con una ventana de coseno alzada para obtener valores de potencia absoluta para la frecuencia alfa (8–13 Hz) en cada condición.
- Análisis estadístico mediante ANOVAs de medidas repetidas ($2 \times 2 \times 2 \times 3$ y $2 \times 2 \times 3$) para examinar las diferencias en la potencia alfa del EEG según la distancia, el modo de putteo, el sitio (O1, O2) y el tiempo.
- Pruebas post hoc de Tukey y cálculo del tamaño del efecto (Cohen's d) para identificar diferencias significativas.
- Análisis de Friedman para examinar las diferencias en el número de artefactos y parpadeos oculares entre los modos de putteo.

Finalmente, no se encontraron diferencias en el rendimiento entre los métodos de putteo BFA y TFA en golfistas expertos, tanto a 8 como a 15 pies de distancia, confirmando así los hallazgos previos de Moffat et al. (2018) [15]. Por otro lado, se observó un efecto de tiempo significativo en los datos EEG, con un aumento en la potencia alfa acercándose al momento del inicio del movimiento para la mayoría de las condiciones. Sin embargo, en los putts fallidos con BFA a 15 pies, la potencia alfa disminuyó. Además, en los putts fallidos se encontró el doble de artefactos y parpadeos oculares durante el putteo con BFA en comparación con TFA, sugiriendo esto una mayor actividad o distracción visual con BFA en los putts fallidos.

Concluyendo, los datos sugieren que los golfistas que utilizaron la técnica TFA fueron consistentemente capaces de cambiar de un estado externo de “atención” a un estado interno de “intención” a medida que se acercaba el inicio del movimiento. En contraste, una característica de los putts fallados con BFA fue una incapacidad para realizar este cambio. Por tanto, como conclusión, el estudio apoya la idea de que dónde mira el golfista al patear es inmaterial en términos de atención durante la ejecución de la habilidad. El estudio sugiere que TFA podría ayudar a los golfistas a evitar distracciones visuales más probables con BFA.

2.4.9. Tai-Ting Chen (2022)

En ese mismo año, Tai-Ting Chen realizó un estudio con el objetivo principal de investigar la eficacia de un nuevo enfoque de entrenamiento con neurofeedback EEG (NFT), denominado enfoque de instrucción específica de la función (FSI), para mejorar la actividad de las ondas theta frontales de la línea media (FMT) y el rendimiento en el putt de golf en golfistas expertos [6]. Además, se propuso comparar este enfoque FSI con un enfoque de instrucción tradicional (TI) y un grupo de control simulado (SC).

En este estudio participaron 36 golfistas expertos, siendo asignados a tres grupos de 12 participantes cada uno, un grupo FSI (Instrucción Específica de la Función), un grupo TI (Instrucción Tradicional) y un grupo de control (SC), siendo las edades medias de cada grupo $28,00 \pm 11,87$ años, $38,58 \pm 10,99$ años y $44,83 \pm 13,31$ años, respectivamente. Se empleó un diseño de pre-prueba y post-prueba en una única sesión de entrenamiento con NFT, y consistieron en:

- Tarea de putt de golf: antes y después de la sesión de NFT, cada participante realizó 40 putts desde una distancia de 3 metros, utilizando su propio putter y pelotas de golf de tamaño estándar, registrando el número de putts exitosos. Los 40 putts se dividieron en 4 bloques de 10 putts cada uno, con descansos entre bloques. Se detectó el movimiento del backswing con un sensor infrarrojo como marcador de evento y el periodo de preparación motora se definió como el tiempo entre colocar el putter detrás de la bola e iniciar el backswing.
- Entrenamiento con Neurofeedback (NFT): En una sesión única, los participantes realizaron 50 ensayos de NFT y se registró la actividad EEG.

Para el registro EEG, se utilizaron 34 electrodos colocados según el sistema internacional 10-20, colocando los electrodos de referencia en los mastoides izquierdo (A1) y derecho (A2) y el electrodo de tierra en FPz. Además, se registraron electrooculogramas verticales y horizontales, y la actividad FMT se midió específicamente en el sitio Fz (4-7 Hz). Para el NFT, la actividad cortical se registró desde el sitio Fz

utilizando un sistema diferente, con los electrodos de referencia y tierra unidos a las orejas derecha e izquierda, respectivamente.

Con el objetivo de analizar los resultados, se calculó la tasa de éxito de los putts (número de putts embocados dividido por 40). Además, se utilizó un análisis de covarianza (ANCOVA) y un ANOVA de medidas mixtas para evaluar las diferencias en el rendimiento entre los grupos y entre la pre-prueba y la post-prueba, utilizando la edad como covariable. Por otro lado, para analizar los resultados de los registros EEG, se realizó un procesamiento offline con el software Neuroscan para corrección de electrooculogramas y rechazo de artefactos, para después aplicar un filtro de banda de 1 a 30 Hz. Se analizó el estado atencional previo al putt durante los 2 segundos anteriores al backswing, dividiendo este periodo en dos épocas de 1 segundo. También se analizó la potencia EEG en estado de reposo y se utilizó la transformada rápida de Fourier (FFT) con una ventana de Hanning para obtener la potencia espectral en las bandas de frecuencia de interés (4-7 Hz, 8-12 Hz y 12-30 Hz) en las regiones Fz, Cz, Pz y Oz. Asimismo, los valores de potencia EEG se transformaron logarítmicamente para el análisis estadístico, y se utilizaron ANOVA y MANOVA de medidas repetidas para analizar los efectos de grupo, tiempo y época en la potencia EEG. Finalmente, se realizó un análisis de correlación de Pearson para examinar la relación entre el cambio en la actividad FMT y el cambio en el rendimiento.

Los resultados que se encontraron fueron que el grupo FSI mostró una mejora significativa en el rendimiento del putt después del entrenamiento con NFT y que, después del NFT, el grupo FSI demostró una disminución significativa en la potencia de las ondas FMT, mientras que el grupo SC mostró un aumento significativo en esta potencia. Estos hallazgos sugieren que el enfoque FSI es más efectivo para mejorar la atención sostenida y el rendimiento en el putt en golfistas expertos que la instrucción tradicional. La clave del enfoque FSI radica en proporcionar instrucciones verbales que consideran el significado de la función de la onda cerebral en la región objetivo y la magnitud de la potencia EEG. En este caso, se instruyó al grupo FSI a disminuir gradualmente el esfuerzo consciente en la acción durante la preparación del putt para reducir así la actividad FMT y lograr un estado óptimo

de atención sostenida. Por otro lado, sin embargo, no se encontró una correlación significativa entre el cambio porcentual en la actividad FMT y el cambio porcentual en el rendimiento, llegando a la conclusión de que esta relación podría ser más compleja.

En resumidas cuentas, este estudio concluyó que el enfoque de instrucción específica de la función (FSI) aplicado al entrenamiento con neurofeedback EEG (NFT) es un método eficaz para que los golfistas expertos autorregulen su actividad cerebral y mejoren su rendimiento en el putt en una sola sesión de NFT.

2.4.10. Laura M. Carey (2024)

Por último, en 2024, Laura M. Carey realizó un estudio con el objetivo de explorar los marcadores neurales del rendimiento en el putting en golfistas altamente cualificados mediante el registro de EEG durante el periodo previo al golpe [5]. Específicamente, se buscó determinar si la duración del Ojo Quieto (QE) y la actividad neural podían utilizarse como marcadores fiables asociados con el éxito en el putting en golfistas de alto nivel. Al principio, participaron 28 golfistas; sin embargo, debido al riguroso procesamiento de los datos, finalmente se incluyeron datos de doce participantes, ocho hombres y cuatro mujeres.

Antes de comenzar las pruebas, los golfistas realizaron un calentamiento estandarizado de 12 putts de práctica, para a continuación completar 140 putts rectos desde una distancia de 2,4 metros desde cinco posiciones diferentes. Mientras realizaban los putts, los participantes llevaban un eye tracker móvil (ASL XG Mobile Eye Tracker) y un sistema EEG con 32 electrodos, colocados de acuerdo con el sistema internacional 10-20, utilizando para los análisis los siguientes: F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz y P4. Se cronometró el contacto entre el putter y la bola mediante una caja acústica conectada al amplificador EEG y se evaluó el rendimiento por el número de putts exitosos.

Para el análisis de las señales EEG, se emplearon varios métodos. Primeramente, se realizó un análisis en el dominio del tiempo y la frecuencia, para así caracterizar los

Potenciales Corticales Relacionados con el Movimiento (MRCP) y las modulaciones rítmicas de la actividad neural en las bandas de frecuencia theta (4-7 Hz), alfa (8-12 Hz), sensorimotora (12-15 Hz) y beta (12-30 Hz) asociadas con el rendimiento en el putteo. A continuación, se llevó a cabo una descomposición tiempo-frecuencia de los datos mediante la convolución de wavelets complejas de Morlet, para seguidamente analizar los MRCP, específicamente el RP, que es una deflexión negativa en el EEG que comienza unos 2 segundos antes de los movimientos auto-iniciados. Finalmente, se aplicaron pruebas estadísticas como ANOVA de medidas repetidas para comparar el rendimiento entre putts exitosos y no exitosos, y el tiempo en las diferentes bandas de frecuencia y los potenciales de preparación.

Los datos filtrados pasaron por un proceso de limpieza que consistió en dos pasos: usar Independent Component Analysis (ICA) y la clasificación de los componentes independientes (ICs) utilizando IClable. IClable es un clasificador automatizado que utiliza algoritmos de aprendizaje automático para identificar y categorizar los ICs como originados por el cerebro o por artefactos (músculos, ojos, ruido, entre otros). Tras la descomposición con ICA, los componentes clasificados como no cerebrales con una probabilidad superior al 70 % fueron descartados.

Una de las conclusiones alcanzadas en este estudio fue que la duración media del Ojo Quieto no fue un marcador fiable de la experiencia o del rendimiento, ya que no se encontraron diferencias significativas en la duración del QE entre los putts exitosos y no exitosos. Sin embargo, el análisis de la actividad neural reveló diferencias significativas entre los putts exitosos y no exitosos. Los putts no exitosos mostraron una mayor potencia theta en la región frontal, lo que sugiere la necesidad de ajustes del plan motor antes del golpe, mientras que los putts exitosos exhibieron una mayor supresión de la banda beta en la región central, lo que podría reflejar la activación de redes sensorimotoras y una preparación mejorada del movimiento.

2.4.11. Conclusiones

Como conclusión, podemos afirmar que el EEG es una herramienta prometedora para investigar los mecanismos neuronales relacionados con el rendimiento depor-

tivo y la adquisición de habilidades. El neurofeedback basado en EEG también ha mostrado potencial para mejorar el rendimiento, aunque se requiere más investigación para establecer conclusiones firmes sobre su eficacia. A pesar de los avances, todavía existen desafíos metodológicos importantes, como la variabilidad en la ubicación de los electrodos, la falta de consistencia en las estrategias de análisis y un enfoque predominante en la banda alfa, que ha dejado relativamente desatendidas las interacciones entre diferentes frecuencias.

En cuanto a las configuraciones de electrodos que han proporcionado mejores resultados, destacan los montajes amplios, como el sistema 10-10 con 56 electrodos, que permiten una cobertura más completa del cuero cabelludo. Sin embargo, también se han utilizado configuraciones más específicas centradas en regiones clave como las áreas sensorimotoras (C3, C4, Cz), frontales (Fz, F3, F4, FPz), parietales (P3, P4, Oz) y occipitales (O1, O2), dependiendo de la naturaleza de la tarea. En estudios de neurofeedback, por ejemplo, se han obtenido buenos resultados utilizando un único electrodo en FPz o Cz.

Respecto al análisis de las señales EEG, las técnicas más efectivas incluyen la eliminación de artefactos mediante métodos automáticos (basados en EEG, EOG y EMG), la corrección de artefactos oculares con modelos autoregresivos, y el uso de inspección visual por expertos para validar los datos. El Análisis de Componentes Independientes (ICA) ha sido especialmente útil para separar la actividad cerebral de artefactos musculares y de movimiento, especialmente en contextos deportivos reales. Además, se eliminan segmentos con amplitudes que exceden ciertos umbrales para mejorar la calidad de la señal.

Para la extracción de características, se han empleado análisis espectrales como la Transformada de Fourier (FFT) para calcular la potencia en bandas específicas (theta, alfa, SMR, beta), así como medidas como el Event-Related Desynchronization (ERD) y el Event-Related Synchronization (ERS). También se han analizado la coherencia espectral y la Event-Related Coherence (ERCoH) entre electrodos para estudiar el acoplamiento funcional entre regiones corticales. Los Potenciales Evocados (como P300, N200 y el potencial de preparación) han aportado información sobre etapas específicas del procesamiento neuronal, y los perfiles EEG personalizados han

ayudado a identificar patrones asociados con el éxito deportivo.

Aunque se ha avanzado significativamente en este campo, la mayoría de los estudios coinciden en señalar un patrón predominante en el que los golfistas con mejor rendimiento tienden a mostrar una mayor potencia en la banda alfa, especialmente en regiones centrales y parietales, durante la preparación y ejecución del putt. No obstante, estos resultados no son concluyentes y presentan cierta variabilidad entre sujetos y estudios. En este contexto, este trabajo busca precisamente comprobar si, contrariamente a lo más descrito en estudios previos, una menor potencia en la banda alfa se asocia con una mayor probabilidad de acierto en el golpe de putt. Para ello, se realiza un análisis detallado de las señales EEG registradas con golfistas de distinto nivel, evaluando cómo varía la potencia en distintas bandas y regiones cerebrales en función del rendimiento, con el objetivo de arrojar más luz sobre los patrones cerebrales que caracterizan el éxito en esta tarea.



3. MATERIAL Y MÉTODOS

Esta sección describirá los materiales utilizados en los experimentos llevados a cabo en este proyecto, además de los métodos aplicados en el procesamiento de las señales EEG.

3.1. Material

3.1.1. Sujetos

Han participado un total de 11 sujetos en este experimento, 6 novatos y 5 expertos. Ninguno de los sujetos mostró signos de disfunción neuronal o problemas motores. La edad de los sujetos va desde los 18 hasta los 57 años ($41,7 \pm 14,2$ años). Con antelación a la prueba, los participantes fueron informados de la naturaleza del estudio y provistos del consentimiento informado para tratar sus datos. Todos los procedimientos llevados a cabo han sido aprobados por la Oficina de Investigación Responsable de la Universidad Miguel Hernández de Elche con número de referencia TFG.GEA.JMAP.MAC.250305. Además, antes de comenzar la prueba, los participantes tuvieron unos minutos para practicar el golpe del putt, viendo de esta manera la fuerza con la que tenían que golpear, el movimiento, la postura, entre otros.

3.1.2. Equipo

Los materiales utilizados en este experimento los podemos dividir en componentes hardware y software. El primer componente de hardware es el dispositivo portátil X.on para adquirir la señal EEG, el cual está diseñado específicamente para registros cerebrales en contextos móviles. Este equipo incorpora 7 electrodos pasivos de esponja, por lo que su colocación se facilita en gran medida al no tener que utilizar geles conductores. Los canales estándar que lo forman son el F3, F4, C3, Cz, C4, P3 y P4, junto con un clip que se coloca en el lóbulo de la oreja que sirve de referencia (GND/REF). La frecuencia de muestreo puede configurarse a 125, 250 o 500 Hz,

y la conversión analógico-digital se realiza a 16 o 24 bits, dependiendo del tipo de dispositivo receptor. Su diseño compacto y ligero permite un ajuste versátil para contornos de cabeza entre 52 y 60 cm, lo que lo hace cómodo para usos prolongados. Su impedancia de entrada es de 0,412 G Ω y un CMRR superior a 75 dB, lo que garantiza una buena calidad de señal. En la figura 3.1 se puede apreciar la disposición del dispositivo.



Figura 3.1: Dispositivo X.on de 7 canales.

El segundo y último componente de hardware que ha sido clave en este experimento ha sido la unidad de medición inercial (IMU) BWT901CL de la empresa WIT Motion, utilizada para registrar el movimiento del cuerpo durante los golpes de golf. Esta IMU combina acelerómetro, giroscopio y magnetómetro, y cuenta con un microprocesador interno que ejecuta algoritmos de fusión de sensores y filtrado de Kalman, lo que permite obtener en tiempo real los ángulos de orientación y el movimiento del dispositivo. Ofrece una precisión de hasta 0,2° en inclinación y 1° en rumbo (en condiciones sin interferencia magnética). La comunicación se realiza mediante Bluetooth usando una interfaz UART a 115200 bps, y permite transmitir datos a una frecuencia de hasta 200 Hz, incluyendo aceleraciones, velocidades angulares y orientación. Su tamaño compacto, facilidad de uso y buen rendimiento en movimiento la hacen adecuada para el análisis de acciones rápidas como el golpeo en golf, permitiendo sincronizar con precisión estos eventos con los registros EEG.

La frecuencia de muestreo que se usará para registrar la señal EEG será de 250 Hz,



Figura 3.2: IMU BWT901CL de WIT Motion.

mientras que la de la IMU será de 100 Hz. Por este motivo, a la hora de trabajar con las muestras de la IMU, se tendrán que re-muestrear los resultados de la IMU para poder trabajar conjuntamente con la señal EEG.

El software utilizado para la adquisición de los datos, preprocesado y procesado de la señal EEG ha sido un script elaborado en Python 3.10.

3.1.3. Protocolo experimental

Para la realización de este estudio se ha diseñado un protocolo experimental que permite estandarizar las condiciones de adquisición de datos EEG e IMU durante la práctica del golpe del putt en el golf. El objetivo es garantizar la calidad y comparabilidad de los registros obtenidos entre distintos participantes.

Con antelación a la prueba, los participantes fueron informados sobre la importancia de evitar el consumo de cafeína u otras sustancias estimulantes el día de la prueba, con el fin de minimizar interferencias en la actividad cerebral registrada.

Antes de iniciar la sesión experimental, se ofreció a cada participante una breve explicación sobre el propósito del estudio, el funcionamiento del registro EEG y la relevancia de las señales cerebrales y de movimiento que iban a ser registradas. Además, se dieron una serie de indicaciones para asegurar la calidad de los datos:

- Mantener la concentración durante toda la prueba.

- Evitar morder, hablar, pestañear en exceso o realizar movimientos bruscos con la mandíbula.
- Permanecer inmóviles unos segundos antes y después de cada golpe.
- Considerar como “golpe exitoso” únicamente aquellos en los que la bola entra en el hoyo y permanece en él.

Durante la preparación del participante, se realizaron las siguientes acciones:

- Se colocaron los 7 electrodos (F3, F4, C3, Cz, C4, P3 y P4) y la pinza como electrodo de referencia (GND/REF), aplicando solución salina para garantizar una correcta conductividad.
- Se ajustó la IMU en la muñeca izquierda del participante.

Una vez completada esta preparación, el participante estuvo listo para comenzar con la fase experimental. No obstante, antes del inicio de los registros, cada participante pudo realizar varios golpes de práctica para familiarizarse con la dinámica de la prueba, el entorno y el equipamiento.

La prueba consistió en un total de 10 series de 5 golpes cada una, distribuidas de la siguiente manera:

- Cada serie tenía una duración de 2 minutos aproximadamente, durante los cuales debían completarse los cinco golpes.
- Se permitió una pausa de unos 5 minutos tras la finalización de la quinta serie.
- En caso de que el participante no completase los cinco golpes dentro del tiempo asignado, la serie se repetía.
- La duración total estimada por sesión, incluyendo la preparación, ejecución y descansos, fue de entre 30 y 45 minutos.

3. MATERIAL Y MÉTODOS

En cuanto al procedimiento durante la prueba, después de cada golpe, se esperaba unos segundos antes de que el responsable de la prueba recogiera la bola y colocara la siguiente. Este breve intervalo de espera permitía obtener registros más limpios y facilitaba el análisis posterior. Del mismo modo, se indicó al participante que mantuviera una breve pausa en reposo antes de ejecutar el siguiente golpe.

Finalmente, al concluir todas las series, se procedía a retirar el gorro EEG y la unidad IMU, dando así por finalizada la sesión experimental. La configuración completa utilizada en las pruebas y la disposición de los sujetos en el experimento puede verse en la figura 3.3.

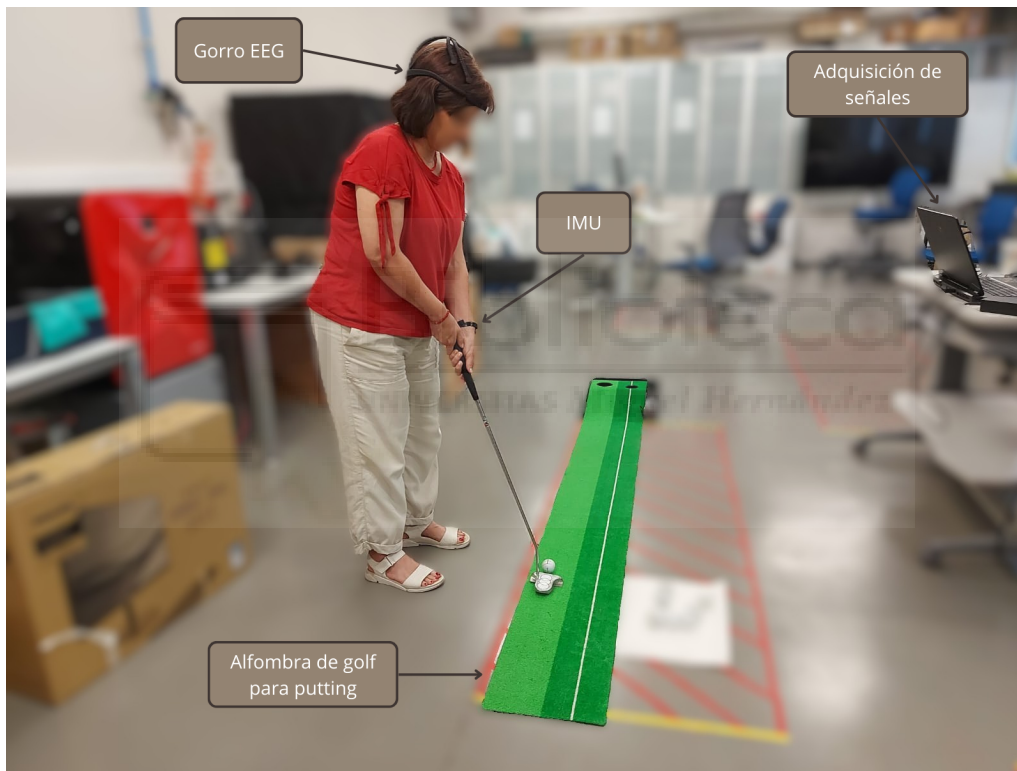


Figura 3.3: La siguiente figura muestra la disposición del sujeto y los materiales utilizados en las pruebas. El ordenador con el script de registro de señales EEG e IMU se encuentra a la derecha. A la izquierda de la imagen se encuentra el sujeto preparado para realizar el golpe del putt, con el gorro de EEG X.on en la cabeza y la IMU en la muñeca izquierda.

3.2. Métodos

La figura 3.4 resume todo el proceso que se ha seguido en este proyecto. Esta sección abarca los métodos de preprocesado y procesado utilizados. La primera parte de

esta sección describe el preprocesado y filtrado de la señal. Después, las técnicas de procesado de la señal para los dominios de la frecuencia y tiempo.

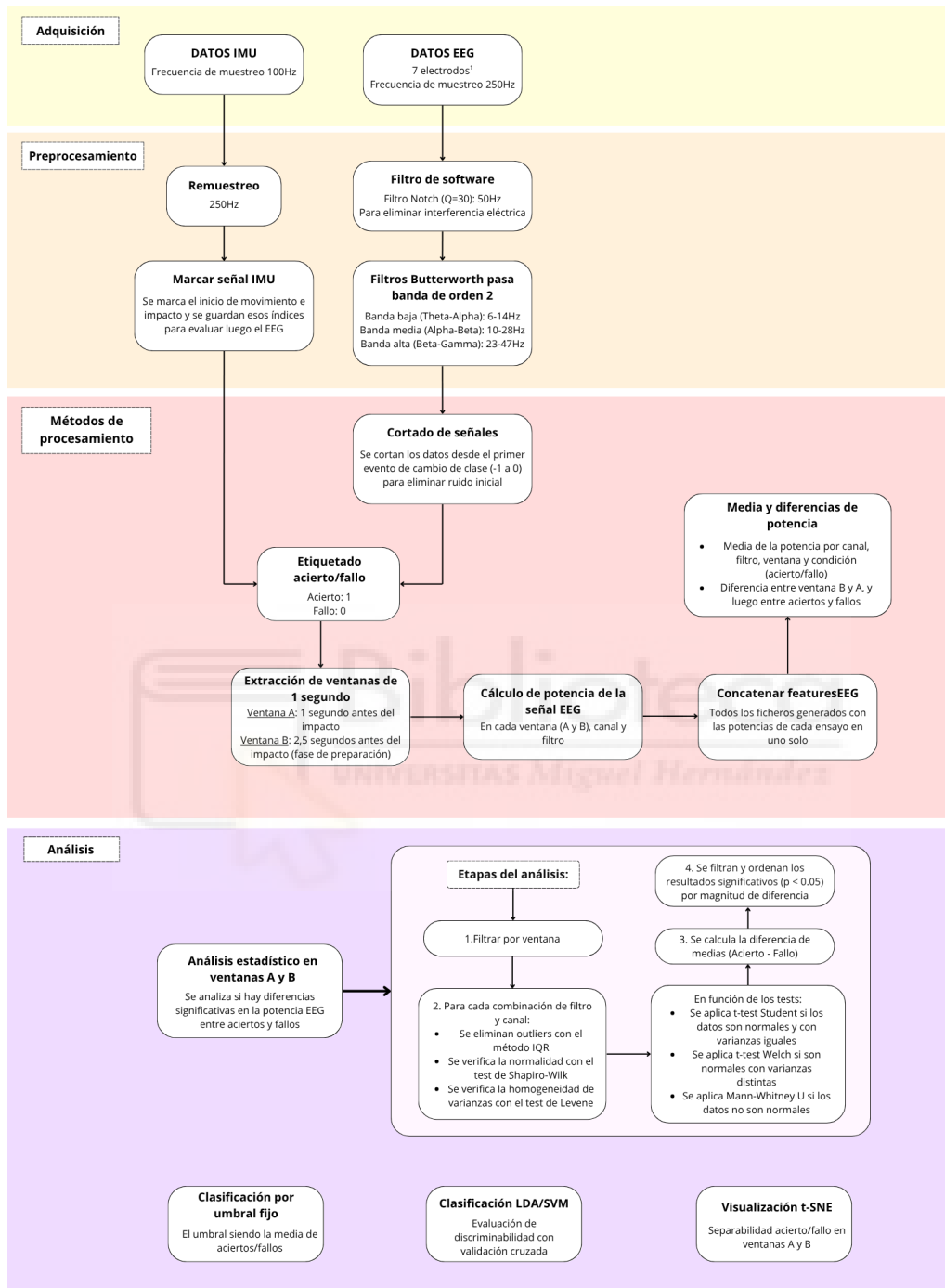


Figura 3.4: Diagrama de bloques de los procesamientos realizados en el presente trabajo.

3.2.1. Preprocesado de la señal

El paso preliminar en el análisis de la señal EEG es, en esencia, eliminar información que no es relevante a la hora de analizar la señal y prepararla para el posterior procesamiento. La señal EEG está muestreada a una frecuencia de 250 Hz. Se han aplicado dos tipos de filtros de tipo software. En primer lugar, un filtro notch Butterworth de 4º orden con $Q=30$ y una frecuencia de 50 Hz, para así eliminar la interferencia eléctrica. En segundo lugar, varios filtros pasa banda de 2º orden, uno entre 6 y 14 Hz, que representa las ondas theta-alfa, otro entre 10 y 28 Hz, que representa las ondas alfa-beta y un último entre 23 y 47 Hz, siendo las ondas beta-gamma.

Además, se ha realizado un remuestreo de los datos del sensor IMU para que, en vez de estar a una frecuencia de 100 Hz, esté a 250 Hz, como la señal EEG. A continuación, se ha marcado el inicio del movimiento del sujeto/impacto, guardando esos índices para más adelante evaluar la señal EEG teniendo esas referencias.

Cabe añadir que se han inspeccionado las señales EEG con la intención de eliminar posibles artefactos, por lo que aquellas muestras que tenían una amplitud por encima de $100 \mu V$ se ha desplazado esa ventana 300 ms hacia atrás para evitar incluir actividad no cerebral debida a artefactos.

3.2.2. Métodos de procesamiento

Teniendo ya los índices de la señal de la IMU, se ha cortado la señal, cogiendo únicamente los eventos con el parámetro clase igual a 0, eliminando de esta forma el ruido inicial. A continuación, se ha etiquetado cada uno de los golpes, siendo 1 cuando el sujeto acertó y 0 cuando falló. Además, se ha realizado la extracción de dos ventanas, una 1 segundo antes del impacto y otra 2,5 segundos antes del impacto, nombradas ventanas A y B respectivamente. Por último, se ha calculado la potencia media de la señal EEG en cada ventana. La potencia se define como el valor medio del cuadrado de la amplitud de la señal, según la siguiente expresión:

$$P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (3.1)$$

donde:

- P es la potencia media de la señal en una ventana.
- x_i es el valor de la señal en la muestra i.
- N es el número total de muestras en la ventana.

Dado que se analizaron distintas versiones de la señal filtrada, el cálculo de potencia se realizó para cada combinación de canal y filtro en ambas ventanas. De forma más específica, para el canal c en la ventana A, la potencia se ha calculado como:

$$P^{(A)}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(x_{c,i}^{(A)} \right)^2 \quad (3.2)$$

Por último, se ha obtenido un resumen de los resultados de potencia media para cada combinación de canal, filtro, ventana y acierto/fallo. Estos resultados permiten observar cómo varía la potencia de la señal EEG en función del rendimiento del sujeto, diferenciando entre aciertos y fallos. Además, se ha realizado un análisis comparativo entre las ventanas A y B, calculando la diferencia de potencia entre ambas para estudiar la evolución temporal de la actividad cerebral. Este análisis se ha desglosado también por canal y filtro, permitiendo identificar los casos en los que se observa un mayor contraste entre ejecuciones correctas e incorrectas. Toda esta información se ha estructurado en tablas resumen, facilitando así su interpretación en los posteriores análisis estadísticos y discusión de resultados.

3.2.3. Análisis estadístico

Una vez calculada la potencia media para cada combinación de canal, filtro y ventana, se ha procedido a realizar un análisis estadístico univariante, con el fin de evaluar

posibles diferencias entre los ensayos etiquetados como aciertos y fallos. Este análisis se ha realizado tanto en la ventana A como en la B.

En primer lugar, se ha filtrado el conjunto de datos para seleccionar únicamente los registros correspondientes a dicha ventana. A continuación, se ha aplicado un criterio de eliminación de outliers basado en el rango intercuartílico (IQR), eliminando valores extremos de forma independiente en cada grupo.

Posteriormente, se ha comprobado la normalidad de los datos mediante el test de Shapiro-Wilk. En caso de que ambos grupos presentaran distribución normal, se ha evaluado la homogeneidad de varianzas con el test de Levene. Dependiendo del resultado, se ha aplicado un test t de Student (para varianzas iguales) o un test t de Welch (para varianzas distintas). Si al menos uno de los grupos no cumplía con el criterio de normalidad, se ha utilizado la prueba no paramétrica de Mann-Whitney U.

Este procedimiento se ha realizado para cada combinación de canal y filtro, obteniendo como salida una tabla de resultados que permite identificar combinaciones con diferencias estadísticamente significativas ($p < 0,05$).

3.2.4. Reducción de dimensionalidad y clasificación

Con el objetivo de explorar la distribución de los datos y evaluar su separabilidad entre aciertos y fallos, se llevaron a cabo varios análisis complementarios: una clasificación supervisada basada en umbral, *Linear Discriminant Analysis* (LDA) y *Support Vector Machine* (SVM) utilizando validación cruzada y, adicionalmente, una visualización exploratoria mediante *t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding* (t-SNE).

Clasificación supervisada: basado en umbral, LDA y SVM

Primeramente, se realizó un análisis mediante un clasificador por umbral. Este método consistió en calcular la media global de la potencia EEG, promediando todos los canales para los aciertos y los fallos y establecer un umbral intermedio como criterio

de decisión. A partir de ahí, se aplicó una regla fija para todos los casos: si la potencia está por debajo del umbral, se considera un acierto. Esta decisión se fundamenta en que, de forma general, los aciertos tienden a presentar potencias más bajas que los fallos.

Posteriormente, para cada canal y sujeto, se recalculó el umbral específico (media entre las medias de aciertos y fallos en ese canal) y se etiquetaron las muestras en función de esta regla. Este método sencillo y transparente permitió evaluar la capacidad discriminativa de cada canal de manera individual. Los resultados, incluyendo las precisiones por canal y un resumen global con los mejores y peores canales resaltados, se guardaron con las correspondientes predicciones y métricas.

Además, se evaluó cuantitativamente la capacidad de las características extraídas para discriminar entre aciertos y fallos mediante dos clasificadores lineales: LDA y SVM con kernel lineal y parámetro $C=1$. A diferencia de versiones anteriores del análisis, en este trabajo se implementó un esquema de validación cruzada k-fold estratificada (con $k=5$), para obtener métricas de precisión más robustas y evitar depender de una única partición de entrenamiento y prueba.

Para cada combinación de sujeto, filtro y ventana, se equilibró previamente el número de muestras de cada clase mediante downsampling. A continuación, se agruparon las muestras, se dividieron de forma estratificada y se entrenaron ambos modelos. Además de la precisión media y desviación estándar, se calcularon matrices de confusión acumuladas y métricas adicionales como precisión, recall y F1-score para ambas clases. Los resultados se almacenaron y se generaron gráficos con las matrices de confusión y las precisiones medias por sujeto y condición.

Este análisis permitió evaluar cuantitativamente la capacidad de los patrones de potencia EEG para discriminar entre golpes exitosos y fallidos, y comparó la eficacia de dos enfoques lineales populares en neurociencia y clasificación de señales.

Visualización exploratoria: transformación t-SNE

Finalmente, para representar visualmente los datos multicanal de EEG en un espacio bidimensional, se empleó el algoritmo t-SNE. El objetivo principal de este análisis

fue evaluar de manera exploratoria si los golpes acertados presentaban algún patrón distintivo en las potencias EEG que los diferenciara de los fallidos, o si, por el contrario, su distribución sugería que los aciertos podían haber ocurrido por azar, sin que el sujeto estuviera concentrado.

Previamente, se procesaron los ficheros de cada sujeto para agrupar las potencias de los canales en cada golpe, separados según el tipo de filtro aplicado y la ventana temporal considerada. Para cada combinación de filtro y ventana, se realizó una extracción de características por evento, construyendo una tabla en la que cada fila representaba un golpe y las columnas correspondían a los valores de potencia calculados en cada canal EEG. A estas características se les añadió la etiqueta binaria Acierto, indicando si el golpe resultó exitoso (1) o no (0).

Posteriormente, se aplicó la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE, utilizando la implementación disponible en `sklearn.manifold.TSNE`, con una perplexity de 10, para reducir el espacio de características a dos dimensiones y facilitar la visualización de la distribución de los datos. Las características de entrada fueron las potencias de los canales EEG, mientras que la etiqueta de clase se mantuvo únicamente para diferenciar visualmente los puntos en el gráfico: verde para aciertos y rojo para fallos.

Finalmente, los resultados obtenidos mediante t-SNE se guardaron para cada sujeto. Además, se generaron gráficos bidimensionales que mostraban la distribución espacial de los intentos clasificados como aciertos y fallos, con el propósito de examinar visualmente si existía algún tipo de agrupamiento o separación entre ambas clases en el plano t-SNE. Este análisis no pretendía ser clasificatorio, sino exploratorio, con la finalidad de determinar si los aciertos podían explicarse por diferencias estructurales en los patrones de potencia EEG o si, por el contrario, su distribución aleatoria sugería una ausencia de patrones discernibles.

3.2.5. Flujo de datos

En el siguiente diagrama de bloques se muestra el flujo de cada uno de los scripts utilizados en este trabajo, desde la adquisición de las señales hasta todos los análisis realizados. Los scripts utilizados se encuentran explicados en el anexo.

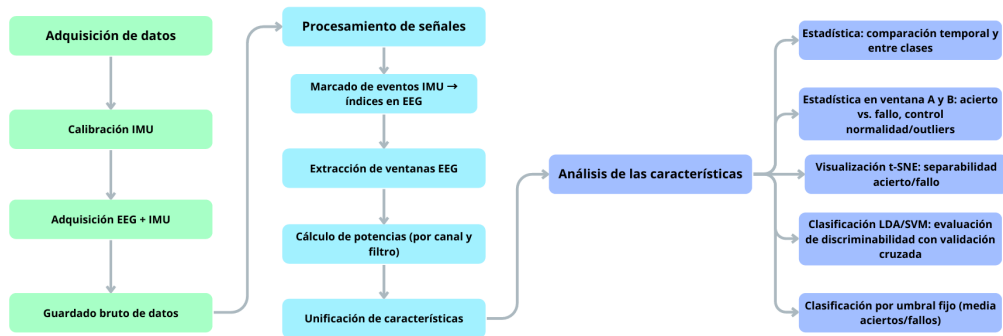


Figura 3.5: Diagrama de bloques con el flujo de los scripts utilizados para el registro, procesamiento y análisis de los datos.



4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este apartado se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis de las señales EEG registradas durante la ejecución del golpe de put, además de la discusión de estos. Como se detalló en el apartado de métodos, el estudio se ha centrado en dos ventanas temporales: la ventana A, 1 segundo antes del impacto, y la ventana B, comprendida entre 2,5 y 1,5 segundos antes del golpe. Para cada canal EEG se aplicaron tres filtros que permiten evaluar el comportamiento de distintas bandas de frecuencia (theta-alfa, alfa-beta y beta-gamma), calculándose la potencia media de la señal en cada ventana y diferenciando entre golpes acertados y fallidos.

A partir de estas características, se han llevado a cabo varios análisis complementarios: un análisis estadístico univariante para comparar las potencias entre aciertos y fallos; una clasificación basada en umbral para analizar la separabilidad de las clases mediante criterios sencillos por canal; una evaluación cuantitativa de la capacidad discriminativa de las señales mediante clasificadores supervisados (LDA y SVM) con validación cruzada; y, adicionalmente, una visualización exploratoria mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE.

Los resultados se presentan organizados por análisis, en primer lugar los análisis de la potencia, que incluyen las diferencias entre aciertos y fallos y las diferencias significativas; después, los clasificadores supervisados, siendo estos el basado en umbral, LDA y SVM, y por último el clasificador no supervisado t-SNE.

4.1. Análisis de la potencia

4.1.1. Ventana A (1 segundo antes del impacto)

Novatos

En esta ventana de análisis, se observó una gran variedad de respuestas cerebrales entre los participantes (ver, Tablas 4.1 - 4.3). Por ejemplo, S3 mostró diferencias muy marcadas entre los momentos en que acertaba y cuando fallaba, con valores

bastante altos en varios canales. En especial, se destacaron P3 ($18,36 \mu V^2$) y C3 ($15,71 \mu V^2$) al aplicar el filtro 1. S6 tuvo un patrón similar en esas mismas zonas, aunque sus diferencias fueron un poco más suaves.

Por el contrario, participantes como S2 y S1 presentaron un comportamiento opuesto: las diferencias eran negativas en muchas zonas, lo que podría significar una mayor activación cerebral cuando se producía un error. S2, por ejemplo, llegó a valores de $-8,29 \mu V^2$ en C3 y $-8,94 \mu V^2$ en Cz con el filtro 1. Mientras tanto, S5 y S6 también destacaron en P3, superando los $+8 \mu V^2$ con ese mismo filtro.

En general, los filtros que mejor reflejaron estas diferencias entre aciertos y fallos fueron el filtro 1 y el filtro 2. Las regiones donde más se notaron estos cambios fueron las frontales, centrales y parietales, que están relacionadas con la atención, la preparación del movimiento y el control motor justo antes del impacto.

Además de analizar las diferencias, también se estudió cómo era la potencia media en los aciertos, para entender los niveles absolutos de actividad cerebral en los golpes buenos. Aquí volvieron a destacar S3 y S2. S3 alcanzó más de $110 \mu V^2$ en P3 y $83 \mu V^2$ en Cz con el filtro 1. S2 obtuvo valores aún más altos, superando los $200 \mu V^2$ en P3 y llegando a $133 \mu V^2$ en P4.

Otras participantes como S1 y S4 mostraron valores más bajos, en torno a los $20-30 \mu V^2$, mientras que S5 y S6 se situaron en un rango intermedio, entre 40 y $50 \mu V^2$, sobre todo en las zonas centrales y parietales. En las tablas siguientes se muestran los resultados mencionados, en primer lugar las tablas con las diferencias entre aciertos y fallos y después las tablas con las medias de potencia:

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Diferencia Acierto-Fallo	S1	-2,75	-1,64	-2,77	-2,19	-3,33	-1,97	-1,59
	S2	-6,63	-2,24	-8,29	-2,25	-8,95	-15,86	-6,58
	S3	15,75	13,61	15,71	14,19	14,82	18,36	14,62
	S4	-2,96	-4,08	-1,18	-1,39	-1,16	-0,60	0,76
	S5	2,97	1,97	4,28	2,41	4,82	8,25	3,80
	S6	-7,53	-3,05	-3,74	0,38	-6,91	6,97	2,65
	Media	-0,19	0,76	0,67	1,86	-0,12	2,53	2,28

Tabla 4.1: Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Diferencia Acierto-Fallo	S1	-1,77	-0,55	-0,87	-1,27	-1,52	0,28	-0,87
	S2	-2,33	1,00	-2,34	1,26	-3,77	-6,94	-7,13
	S3	13,30	14,16	9,66	17,97	14,88	24,00	17,59
	S4	-0,93	-0,80	-0,52	-0,74	-0,22	-0,27	0,80
	S5	4,08	1,60	6,27	2,47	4,39	13,11	6,08
	S6	-3,24	-2,66	-1,08	2,85	-2,05	7,91	4,10
	Media	1,52	2,12	1,85	3,76	1,95	6,35	3,43

Tabla 4.2: Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Diferencia Acierto-Fallo	S1	-0,42	-0,23	-0,22	-0,14	-0,33	-0,22	-0,14
	S2	4,51	6,30	7,68	7,94	7,27	23,60	14,15
	S3	2,00	3,31	-10,05	6,04	6,72	15,66	10,60
	S4	1,73	1,09	0,81	-0,16	0,67	0,95	-0,60
	S5	0,24	-0,17	0,92	0,16	0,56	2,64	1,96
	S6	0,08	0,75	-0,28	1,76	-0,25	-1,41	1,78
	Media	1,36	1,84	-0,19	2,60	2,44	6,87	4,63

Tabla 4.3: Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Media Aciertos	S1	13,56	9,73	12,87	9,99	12,95	15,08	12,29
	S2	49,25	30,39	70,03	44,96	50,44	207,02	133,83
	S3	96,92	68,51	102,44	67,56	83,83	110,29	71,57
	S4	23,98	16,47	24,21	15,85	21,35	30,19	21,39
	S5	16,60	11,77	19,22	12,78	21,60	28,86	18,96
	S6	41,65	27,97	36,13	29,54	51,90	46,87	43,29
	Media	40,33	27,47	44,15	30,11	40,34	73,05	50,22

Tabla 4.4: Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Media Aciertos	S1	16,22	10,69	17,98	12,25	14,98	21,21	16,51
	S2	74,55	49,60	106,71	70,47	80,00	309,70	193,66
	S3	133,16	111,16	169,09	119,58	120,10	168,67	115,76
	S4	27,37	19,89	25,11	16,39	20,65	31,88	24,57
	S5	19,30	13,70	24,50	15,58	21,94	46,44	30,69
	S6	47,34	32,01	39,19	33,06	43,36	55,30	57,96
	Media	52,99	39,51	63,76	44,56	50,17	105,54	73,19

Tabla 4.5: Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Media Aciertos	S1	10,55	6,61	13,76	9,40	9,83	17,64	15,56
	S2	58,61	45,31	80,63	56,26	62,25	220,71	129,01
	S3	110,64	108,94	166,25	122,85	99,45	139,56	116,62
	S4	18,39	14,31	10,37	7,72	7,83	16,46	17,26
	S5	9,37	7,55	13,06	9,66	11,73	30,47	22,84
	S6	39,82	26,94	23,93	20,09	17,48	28,86	40,56
	Media	41,23	34,94	51,33	37,66	34,76	75,62	56,97

Tabla 4.6: Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.

Además de las diferencias descriptivas observadas entre aciertos y fallos, se realizó un análisis estadístico para identificar cuáles de ellas eran estadísticamente significativas. Para ello, se emplearon pruebas paramétricas (t-test de Student o Welch) o no paramétricas (Mann-Whitney U), según los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianzas en cada caso.

En los sujetos novatos, se encontraron resultados significativos ($p < 0,05$) en cuatro participantes: S6, S3, S4 y S5. En el caso de S6, por ejemplo, en el canal F3 con el filtro 1, la potencia media fue menor en aciertos ($31,97 \mu V^2$) que en fallos ($46,43 \mu V^2$), con una diferencia de $-14,46 \mu V^2$ y un valor p de 0,018, indicando menor activación en aciertos en esa región frontal.

Para S3, los mayores efectos significativos se localizaron en las regiones parietales y centrales con el filtro 2, mostrando diferencias positivas entre aciertos y fallos. Por ejemplo, en el canal P3, la potencia media en aciertos fue de $168,67 \mu V^2$ frente a $138,71 \mu V^2$ en fallos, con una diferencia de $+29,96 \mu V^2$ ($p = 0,040$), sugiriendo mayor activación en aciertos en la región parietal izquierda.

En el caso de S4, se encontró una diferencia significativa en el canal Cz con el filtro 3, donde la potencia media en aciertos fue de $5,998 \mu V^2$ frente a $5,494 \mu V^2$ en fallos, con una diferencia de $+0,503 \mu V^2$ y un valor p de 0,027 (t-test de Welch). Aunque la magnitud absoluta fue menor que en otros casos, la diferencia es significativa y destaca la región central como relevante para el rendimiento.

Por último, S5 presentó el mayor número de diferencias significativas, con un total de 11 combinaciones de canal y filtro. Su resultado más destacado se encontró en el canal P3 con el filtro 2, donde la potencia media fue de $46,44 \mu V^2$ en aciertos frente

a $29,68 \mu V^2$ en fallos, con una diferencia de $+16,76 \mu V^2$ y un valor p de 0,0005 (t-test de Welch), lo que resalta la fuerte relación entre la actividad en la región parietal izquierda y los aciertos en este participante.

En conjunto, estos resultados ponen de manifiesto la importancia de las regiones centrales y parietales, especialmente en las bandas alfa-beta y beta-gamma, para diferenciar entre aciertos y fallos en los sujetos novatos. Se observa una tendencia general a mayor potencia en las ejecuciones exitosas, especialmente en los sujetos con mejores diferencias estadísticas como S5 y S3.

Expertos

Antes de comenzar, cabe destacar que, en el caso de los sujetos expertos Exp3, Exp4 y Exp5, no fue posible realizar el análisis estadístico de la diferencia entre aciertos y fallos. Para poder calcular las potencias medias en cada ventana y canal, se asumió que todos los intentos fueron aciertos, dado que este cálculo no depende de la etiqueta. Sin embargo, esta falta de información impide evaluar estadísticamente las diferencias entre condiciones en estos participantes, por lo que los resultados presentados en secciones que implican tener en cuenta los aciertos y los fallos corresponden únicamente a Exp1 y Exp2.

En esta ventana, los resultados mostraron diferencias claras entre los participantes, aunque con patrones bastante variados (ver, Tablas 4.7 - 4.9). Exp1 presentó diferencias positivas muy destacadas en todas las regiones, especialmente en las zonas centrales y parietales, alcanzando valores de $+14,32$ en F3, $+16,71$ en Cz y $+16,96$ en P4 con el filtro 1. Esto sugiere una mayor activación cerebral durante los aciertos justo antes del impacto.

Por el contrario, Exp2 mostró un patrón opuesto, con diferencias negativas en la mayoría de los canales, llegando a $-15,01$ en F3, $-8,21$ en Cz y $-7,82$ en P3, lo que podría indicar que, en su caso, la activación era más intensa durante los fallos que en los aciertos.

Los filtros que mejor reflejaron estas diferencias fueron el filtro 1 y el filtro 2, sobre todo en las regiones centrales y parietales (C3, Cz, P3, P4), que están asociadas con

la concentración y el control del movimiento en los instantes previos al golpe.

En cuanto a las medias de potencia durante los aciertos, todos los expertos alcanzaron valores elevados y bastante estables. Exp1 obtuvo medias en torno a $34,94 \mu V^2$ en Cz, $36,73$ en P3 y $33,62$ en P4, mientras que Exp2, pese a mostrar diferencias negativas, presentó valores algo menores, pero aún considerables, de aproximadamente $19,39 \mu V^2$ en Cz y $22,09$ en P3.

Exp3 y Exp5 registraron algunos de los valores más altos en los aciertos, con medias de $53,10 \mu V^2$ en P3 y $38,43$ en P4 para Exp3, y alrededor de 35 en Cz y 32 en P3 y P4 para Exp5. Estos datos indican que, en general, los expertos logran mantener un alto nivel de actividad cerebral en los aciertos, incluso cuando las diferencias respecto a los fallos no son siempre positivas.

En conjunto, estos resultados sugieren que los expertos alcanzan activaciones altas en las regiones centrales y parietales durante los aciertos, aunque los patrones de diferencia con los fallos pueden variar entre sujetos, posiblemente reflejando diferentes estrategias de preparación mental y control del movimiento en los instantes previos al golpe. Las tablas con los resultados comentados se encuentran a continuación, en primer lugar las tablas con las diferencias entre aciertos y fallos y después las tablas con las medias de potencia:

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Diferencia Acierto-Fallo	Exp1	14,33	12,20	13,84	15,75	16,71	14,17	16,97
	Exp2	-15,02	-11,27	-6,59	-5,40	-8,22	-7,83	-4,81
	Media	-0,34	0,46	3,62	5,17	4,25	3,17	6,08

Tabla 4.7: Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Diferencia Acierto-Fallo	Exp1	0,81	-0,97	1,56	2,39	2,74	1,88	1,27
	Exp2	-6,08	-7,27	-3,66	-3,22	-4,48	-6,62	-3,85
	Media	-2,64	-4,12	-1,05	-0,42	-0,87	-2,37	-1,29

Tabla 4.8: Diferencia acierto-fallo en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Diferencia Acuerdo-Fallo	Exp1	-0,03	-5,10	0,21	-0,76	0,88	1,16	-0,34
	Exp2	-1,73	-1,37	-1,11	-1,37	-1,28	-2,11	-1,28
	Media	-0,88	-3,23	-0,45	-1,07	-0,20	-0,47	-0,81

Tabla 4.9: Diferencia acuerdo-fallo en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Media Aciertos	Exp1	31,26	26,04	30,76	26,98	34,95	36,73	33,62
	Exp2	23,35	18,91	19,05	12,87	19,39	22,10	19,20
	Exp3	34,29	25,07	45,43	27,99	34,30	53,10	38,44
	Exp4	31,38	20,05	22,43	16,55	24,51	24,74	23,66
	Exp5	36,15	28,64	33,38	28,55	35,12	32,82	32,16
	Media	31,29	23,74	30,21	22,59	29,65	33,90	29,42

Tabla 4.10: Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Media Aciertos	Exp1	24,62	20,05	26,51	22,45	26,82	37,99	35,85
	Exp2	23,40	17,71	23,48	16,55	25,04	30,73	24,79
	Exp3	43,41	36,02	55,26	39,96	44,89	74,00	53,24
	Exp4	27,61	21,13	26,30	20,96	27,07	35,68	31,78
	Exp5	45,80	40,64	38,60	31,71	42,57	38,61	33,93
	Media	32,97	27,11	34,03	26,33	33,28	43,40	35,92

Tabla 4.11: Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Media Aciertos	Exp1	13,41	14,02	17,37	17,85	16,55	33,65	40,84
	Exp2	12,20	9,90	14,48	10,71	15,15	22,79	18,61
	Exp3	26,97	25,69	32,16	28,06	27,09	48,19	36,06
	Exp4	23,71	18,81	25,35	20,23	23,84	39,10	34,93
	Exp5	18,17	15,96	17,42	13,74	19,19	17,73	15,32
	Media	18,89	16,88	21,36	18,12	20,36	32,29	29,15

Tabla 4.12: Promedio de aciertos en la ventana A empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.

Viendo las diferencias estadísticamente significativas, solo uno de ellos, el Exp2, las mostró. Presentó diferencias bastante claras en varias combinaciones de canal y filtro, y en la mayoría de ellas se observó una menor potencia en los aciertos que en los fallos. La diferencia más marcada se encontró en el canal F3 con el filtro 1, donde la potencia media en aciertos fue de $23,35\mu V^2$, mientras que en fallos llegó a $38,37\mu V^2$. Esto representa una diferencia de $-15,02\mu V^2$, con un valor p de 0,005 según el test de Mann-Whitney U.

También se observaron diferencias significativas en otras zonas como la región frontal derecha (F4) y la región central (Cz), ambas con el filtro 1. En F4 la diferencia fue de $-11,27\mu V^2$ ($p = 0,016$) y en Cz de $-8,22\mu V^2$ ($p = 0,001$).

Además, se identificaron canales adicionales con diferencias relevantes en Exp2, como P3 en el filtro 1, P3 en el filtro 2 y C3 en el filtro 1, donde también predominó una mayor potencia durante los fallos. Por ejemplo, en el canal P3 con filtro 1 la diferencia fue de $-7,76\mu V^2$ ($p = 0,003$), y en P3 con filtro 2 se obtuvo una diferencia de $-6,99\mu V^2$ ($p = 0,003$).

En conjunto, los resultados de Exp2 parecen mostrar un patrón diferente al que se observó en los participantes novatos. Su actividad cerebral fue mayor durante los fallos, especialmente en las regiones frontales, centrales y parietales. Este comportamiento podría estar vinculado a estrategias distintas en el control motor o en el enfoque atencional, y quizá también a una mayor implicación de procesos correctivos o de esfuerzo cognitivo tras cometer errores.

4.1.2. Ventana B (entre 2,5 y 1,5 segundos antes del impacto)

Novatos

En esta ventana, los resultados salieron un poco más estables y parecidos entre los participantes que en la ventana A (ver, Tablas 4.13 - 4.15). De nuevo, S3 volvió a destacar con diferencias bastante notables entre aciertos y fallos, sobre todo en las zonas centrales y parietales. Por ejemplo, tuvo valores como $+12,43$ en F3, $+8,12$ en C3 y $+4,85$ en P3 usando el filtro 1. S2 también mostró diferencias importantes en esas mismas áreas, con picos de $+23,61$ en P3 y $+21,08$ en P4, bastante más altos que lo que vimos en la ventana anterior.

S6 incluso presentó diferencias todavía más fuertes, llegando a máximos de $+21,93$ en F3, $+23,04$ en C3 y $+24,25$ en Cz con el mismo filtro, lo que deja claro que su cerebro se activaba bastante más en los golpes buenos. En cambio, S5, S4 y S1 tuvieron diferencias más pequeñas, generalmente por debajo de los $+4$ en la mayoría de los canales.

Como ya pasó en las otras ventanas, el filtro 1 fue otra vez el que mejor permitió ver esas diferencias entre aciertos y fallos, especialmente en las zonas parietales (P3, P4) y centrales (C3, Cz). Estas regiones, como ya se ha visto en otras partes del análisis, tienen bastante relación con la planificación mental y motora justo antes de ejecutar el movimiento.

Además de ver las diferencias, también analizamos las medias de potencia durante los aciertos. Aquí se nota que algunos sujetos tuvieron activaciones más altas y más consistentes. Por ejemplo, S3 llegó a valores de $96,46 \mu V^2$ en P3, $75,91$ en Cz y $94,34$ en C3. S2 incluso superó los $193,24 \mu V^2$ en P3 y los $128,77$ en P4, siendo el participante con mayor activación global.

S6 también tuvo medias bastante altas, especialmente en las zonas centrales y parietales, como $65,77 \mu V^2$ en Cz y más de $53 \mu V^2$ en P3. Mientras tanto, S5, S4 y S1 registraron valores más bajos y dispersos, rondando entre los 15 y $35 \mu V^2$, sin un patrón tan definido.

En resumen, esta ventana sugiere que los participantes que presentaron las diferencias más claras entre aciertos y fallos, como S3, S2 y S6, también mostraron un nivel de activación cerebral más alto y constante durante los aciertos. Esto indica que el estado mental justo antes de iniciar el movimiento tiene un peso importante en la ejecución del golpe, aunque no necesariamente se traduzca en un mayor número de aciertos, ya que S3 y S6 acertaron bastante menos que los demás sujetos. A continuación, se presentan las tablas con los resultados comentados, en primer lugar las tablas con las diferencias entre aciertos y fallos y después las tablas con las medias de potencia:

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Diferencia Acierto-Fallo	S1	-4,90	-4,56	-1,81	-2,46	-3,06	-1,44	-2,15
	S2	-9,89	-2,08	-1,92	3,16	-1,73	23,61	21,08
	S3	12,43	4,63	8,12	4,41	5,44	4,85	-0,15
	S4	11,74	5,97	3,79	1,33	2,21	2,87	-0,22
	S5	0,33	0,33	1,95	0,98	1,79	2,67	1,20
	S6	21,94	14,40	23,05	18,91	24,26	18,61	18,45
	Media	5,28	3,12	5,53	4,39	4,82	8,53	6,37

Tabla 4.13: Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Diferencia Acierto-Fallo	S1	1,07	-0,03	0,71	0,67	-0,14	-0,45	-0,57
	S2	-11,87	-2,35	-9,79	-0,03	-4,04	15,83	16,60
	S3	5,50	-0,98	3,60	2,57	2,90	5,67	2,08
	S4	4,39	1,26	2,26	0,43	0,78	1,37	0,58
	S5	1,60	1,02	2,51	1,32	1,61	3,72	1,76
	S6	9,44	1,55	14,09	11,18	11,89	13,21	12,23
	Media	1,69	0,08	2,23	2,69	2,17	6,56	5,45

Tabla 4.14: Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Diferencia Acierto-Fallo	S1	1,93	1,06	2,47	0,95	1,12	0,65	0,51
	S2	-4,04	-2,28	-6,07	-3,48	-3,47	-0,31	0,32
	S3	-9,69	0,60	-4,54	1,07	-3,36	-7,41	-3,51
	S4	1,51	-0,67	-0,75	-0,16	-0,68	-0,54	0,55
	S5	0,71	0,48	1,16	1,05	1,05	2,44	1,96
	S6	4,78	-2,65	2,50	0,97	1,00	3,42	2,90
	Media	-0,80	-0,58	-0,87	0,07	-0,72	-0,29	0,45

Tabla 4.15: Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Media Aciertos	S1	24,38	19,18	15,69	13,15	16,29	15,80	13,08
	S2	42,29	29,87	61,64	42,91	46,81	193,25	128,78
	S3	92,08	62,66	94,34	60,03	75,92	96,46	60,13
	S4	35,85	25,05	27,97	19,03	25,02	33,65	22,61
	S5	13,31	10,30	15,13	10,10	16,50	20,96	14,18
	S6	55,20	39,63	55,30	43,48	65,78	53,49	52,09
	Media	43,85	31,12	45,01	31,45	41,05	68,94	48,48

Tabla 4.16: Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos novatos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Media Aciertos	S1	18,99	12,50	19,30	14,17	16,01	20,17	17,44
	S2	61,95	45,50	88,32	63,30	69,72	268,14	179,48
	S3	115,53	93,54	151,35	104,42	103,75	147,74	103,02
	S4	33,31	22,19	29,31	18,73	23,23	37,17	27,34
	S5	15,89	12,41	19,11	13,11	17,58	33,60	23,43
	S6	55,53	34,84	51,20	39,55	48,43	56,31	60,47
	Media	50,20	36,83	59,77	42,21	46,45	93,85	68,53

Tabla 4.17: Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos novatos.

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Media Aciertos	S1	12,46	7,92	16,82	11,10	11,37	18,96	17,64
	S2	48,89	37,97	64,56	46,24	51,04	171,25	109,69
	S3	92,03	100,80	148,76	115,22	86,47	118,17	105,92
	S4	19,07	13,31	10,91	8,83	8,05	18,32	18,86
	S5	9,27	7,90	12,69	9,94	11,86	28,57	21,86
	S6	46,07	23,97	27,32	21,89	19,55	34,16	42,86
	Media	37,97	31,98	46,84	35,54	31,39	64,90	52,80

Tabla 4.18: Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos novatos.

En cuanto a las diferencias significativas, se detectaron en cuatro de los novatos (S2, S4, S5 y S6); por el contrario, S1 y S3 no mostraron ningún contraste significativo en esta ventana. Los efectos se concentraron, de forma muy consistente, en las regiones centrales y parietales y, en menor medida, en las zonas frontales medias. La mayor parte de las comparaciones significativas correspondieron al filtro 1, lo que coincide con la literatura que asocia la modulación alfa/SMR previa al movimiento con el rendimiento motor. En todos los contrastes relevantes, la potencia media fue superior en los golpes acertados, reforzando la idea de que un nivel alfa/SMR moderadamente elevado facilita la visualización y la programación motora del movimiento. Destaca especialmente S2, que alcanzó diferencias superiores a $+15 \mu V^2$ en P4 y F3 con el filtro 1, así como S6, cuyo patrón significativo se extendió a Cz y C3. Este resultado vuelve a señalar la ventana B como el intervalo temporal donde los sujetos novatos expresan con mayor claridad la preparación cognitivo-motora previa al golpe.

Expertos

Para los expertos en la ventana B, los resultados fueron algo más estables y consistentes (ver, Tablas 4.19 - 4.21). Exp1 presentó diferencias positivas en casi todos los canales, especialmente en las zonas centrales y parietales, alcanzando valores de $+14,32$ en F3, $+16,71$ en Cz y $+16,96$ en P4 con el filtro 1. Estos valores sugieren una mayor activación cerebral durante los aciertos, incluso en esta fase temprana del movimiento.

En contraste, Exp2 mostró un patrón negativo, con diferencias entre aciertos y fallos por debajo de cero en la mayoría de canales, llegando a $-15,01$ en F3, $-8,21$ en Cz y $-7,82$ en P3 con el filtro 1, indicando una mayor activación en los fallos.

Los filtros que mejor reflejaron las diferencias fueron el filtro 1 y el filtro 2, sobre todo en las regiones centrales y parietales (C3, Cz, P3, P4), que suelen asociarse a la preparación mental y a la concentración antes de iniciar el movimiento.

En cuanto a las medias de potencia en los aciertos, los expertos alcanzaron valores elevados y bastante homogéneos. Exp1 destacó con medias de más de $34,94 \mu V^2$ en Cz, $36,73$ en P3 y $33,62$ en P4. Por su parte, Exp2, pese a tener diferencias negativas, también mostró medias considerables, con valores en torno a $19,39 \mu V^2$ en Cz y $22,09$ en P3.

Exp3 y Exp5 alcanzaron algunos de los valores más altos, con medias superiores a $53,10 \mu V^2$ en P3 y $38,43$ en P4 para Exp3, y alrededor de 35 en Cz y 32 en P3 y P4 para Exp5. Estos valores reflejan que, incluso en esta fase previa al movimiento, los expertos tienden a mantener una activación alta y estable durante los aciertos.

En resumen, los resultados de esta ventana muestran que los expertos, especialmente aquellos con mejores diferencias positivas, logran mantener altos niveles de actividad cerebral en las regiones clave antes de comenzar el golpe. Este patrón parece estar relacionado con una mejor preparación mental y una mayor consistencia en la ejecución del gesto. A continuación, se presentan las tablas obtenidas, en primer lugar las tablas con las diferencias entre aciertos y fallos y después las tablas con las medias de potencia:

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Diferencia Acierto-Fallo	Exp1	27,17	6,12	4,21	-2,75	0,88	1,22	-1,19
	Exp2	-7,37	-4,62	-7,76	-1,94	-5,26	-5,39	-1,93
	Media	9,90	0,75	-1,77	-2,35	-2,19	-2,09	-1,56

Tabla 4.19: Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Diferencia Acierto-Fallo	Exp1	12,30	4,13	7,94	3,05	6,34	9,60	3,84
	Exp2	-5,56	-3,10	-13,16	-3,85	-5,51	-6,50	-2,82
	Media	3,37	0,51	-2,61	-0,40	0,42	1,55	0,51

Tabla 4.20: Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Diferencia Acierto-Fallo	Exp1	7,76	2,07	8,67	4,13	5,04	7,43	5,00
	Exp2	-1,88	-0,68	-14,37	-3,85	-1,23	-3,41	-2,41
	Media	2,94	0,70	-2,85	0,14	1,90	2,01	1,30

Tabla 4.21: Diferencia acierto-fallo en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.

		F3_F_1	F4_F_1	C3_F_1	C4_F_1	Cz_F_1	P3_F_1	P4_F_1
Media Aciertos	Exp1	71,93	45,97	42,37	27,22	37,86	48,37	31,63
	Exp2	58,50	34,07	33,97	20,04	29,94	34,38	26,20
	Exp3	38,17	26,75	38,26	26,74	33,74	45,24	33,97
	Exp4	36,96	21,97	23,33	14,82	25,01	25,07	19,77
	Exp5	47,14	32,19	40,56	29,84	40,16	37,76	33,29
	Media	50,54	32,19	35,70	23,73	33,34	38,16	28,97

Tabla 4.22: Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 1 para los sujetos expertos.

		F3_F_2	F4_F_2	C3_F_2	C4_F_2	Cz_F_2	P3_F_2	P4_F_2
Media Aciertos	Exp1	38,72	30,50	37,05	27,14	33,24	51,63	40,47
	Exp2	32,21	23,16	32,62	21,48	31,78	42,78	33,24
	Exp3	48,11	39,96	56,97	40,52	46,93	77,33	54,06
	Exp4	30,67	20,47	31,25	19,82	27,69	43,39	31,29
	Exp5	50,47	38,12	45,19	30,83	43,13	43,87	35,54
	Media	40,03	30,44	40,62	27,96	36,55	51,80	38,92

Tabla 4.23: Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 2 para los sujetos expertos.

		F3_F_3	F4_F_3	C3_F_3	C4_F_3	Cz_F_3	P3_F_3	P4_F_3
Media Aciertos	Exp1	23,45	24,44	29,70	25,62	24,10	47,75	48,70
	Exp2	15,86	12,09	19,81	13,15	19,43	27,34	20,09
	Exp3	31,89	35,22	37,13	29,90	29,57	57,87	40,67
	Exp4	22,98	16,83	29,04	19,21	23,23	46,82	35,40
	Exp5	18,73	16,13	18,70	13,91	17,89	19,65	15,81
	Media	22,58	20,94	26,88	20,36	22,84	39,88	32,13

Tabla 4.24: Promedio de aciertos en la ventana B empleando el filtro 3 para los sujetos expertos.

En cuanto a las diferencias significativas, únicamente Exp2 presentó contrastes estadísticamente significativos. Las diferencias de Exp2 se localizaron en los canales F4, P3 y P4. A diferencia de los novatos, mostraron signo negativo (potencia mayor en los fallos). Las discrepancias más pronunciadas se registraron en F4 con el filtro 2 ($-4,30 \mu V^2$) y en P3 con el filtro 3 ($-3,62 \mu V^2$). Este resultado indica que, cuando el golpe no es acertado, el profesional activa más su corteza motora y frontal,

probablemente como intento de corregir el movimiento o de concentrarse más para mejorar la ejecución. Este comportamiento es coherente con la idea de que los expertos utilizan menos recursos cuando el golpe es bueno y solo aumentan su actividad cerebral cuando el rendimiento empeora.

4.1.3. Comparativa entre ventanas A y B

Novatos

Al comparar los resultados obtenidos en las dos ventanas, se observa que en la ventana B los patrones tienden a ser más claros y consistentes entre los participantes. Las diferencias entre aciertos y fallos aparecen con mayor intensidad en esta ventana, especialmente en sujetos como S3, S2 y S6, que muestran activaciones más marcadas en los aciertos, tanto en términos relativos como en los valores absolutos de potencia.

En la ventana A, los resultados fueron más heterogéneos y dependientes de cada participante, probablemente porque en ese momento el movimiento ya está a punto de ejecutarse y entran en juego factores más variables, como el control motor o la tensión muscular. Sin embargo, en la ventana B, cuando el movimiento todavía no ha comenzado y el foco está en la preparación y visualización del golpe, las diferencias entre aciertos y fallos se reflejan mejor, especialmente en las zonas centrales y parietales.

Además, las medias de potencia en los aciertos también fueron generalmente más elevadas y homogéneas en la ventana B. Por ejemplo, S2 alcanzó en esta ventana los valores más altos de activación de todos los participantes, con más de $193 \mu V^2$ en P3, mientras que en la ventana A las medias fueron algo más dispersas. Algo parecido ocurrió con S3 y S6, que también mostraron un nivel alto y estable de activación en las zonas clave durante la ventana B.

En resumen, los resultados sugieren que la ventana B resulta más adecuada para observar patrones cerebrales relacionados con un buen rendimiento, ya que refleja mejor la preparación mental previa al golpe. Este efecto parece especialmente evidente en los sujetos con mejores resultados, que no solo presentan diferencias claras

entre aciertos y fallos, sino que además mantienen niveles elevados de activación durante los aciertos en esta fase previa al movimiento.

Expertos

Al comparar los resultados entre las ventanas A y B en el grupo de expertos, se nota que los patrones de activación cerebral cambian bastante entre una fase y otra. En la ventana A, los datos son más variados entre los participantes: algunos, como Exp1, mostraron diferencias positivas muy claras entre los aciertos y los fallos, mientras que otros, como Exp2, tuvieron diferencias negativas bastante marcadas. Esta variabilidad puede deberse a que justo antes del impacto entran en juego factores extras, como el control motor fino o la tensión muscular, que probablemente influyen en la estabilidad de los patrones cerebrales.

En cambio, en la ventana B, los resultados son mucho más estables y consistentes. Como en esta fase el movimiento aún no ha empezado, lo que domina es la preparación mental. Aquí se ven diferencias positivas entre aciertos y fallos en casi todos los expertos. Por ejemplo, Exp1 mantuvo diferencias positivas en todas las regiones, y otros como Exp3 y Exp5 también llegaron a niveles altos de activación en las zonas centrales y parietales.

Si miramos las medias de potencia durante los aciertos, vemos que fueron altas en ambas ventanas, pero en la ventana B se distribuyen de forma más uniforme entre los participantes. Esto refleja un tipo de activación más constante, justo en los segundos previos al inicio del movimiento.

En resumen, los expertos parecen tener patrones cerebrales más regulares y consistentes durante la ventana B. Esto sugiere que la fase de concentración y planificación antes de ejecutar el golpe puede ser clave para tener un buen rendimiento. Por su parte, en la ventana A también hay activaciones altas, pero con más variabilidad entre personas, seguramente porque ya estamos más cerca del impacto y hay procesos motores más complejos implicados.

4.2. Clasificadores supervisados: basado en umbral, LDA y SVM

A continuación, se revisarán los resultados de los diferentes clasificadores utilizados, tanto para los sujetos novatos como para los expertos.

Clasificación basada en umbral

En el grupo de participantes novatos, las precisiones alcanzadas con el método por umbral se situaron en rangos similares a los obtenidos con los clasificadores supervisados más complejos. Según el canal, filtro y ventana considerados, las precisiones oscilaron entre el 45 % y el 52 %, con los mejores resultados concentrados en la ventana A y en los filtros 1 y 2 (ver, Tablas 4.25 - 4.27). Los canales frontales (F3 y F4) con el filtro 1 en la ventana A destacaron como los más informativos, alcanzando precisiones cercanas al 52 %. También las regiones centrales y parietales mostraron un rendimiento estable, aunque ligeramente inferior.

En cambio, en los participantes expertos, las precisiones alcanzadas con este método fueron notablemente superiores. En Exp1 y Exp2 se registraron valores en torno a 60 %-70 %, e incluso superiores en algunos canales y condiciones, especialmente en la ventana A y en los canales centrales y parietales (C3, Cz, P3, P4) con el filtro 1. Por ejemplo, en Exp1, la precisión alcanzó valores de 74 % en C3, 77 % en C4, 74 % en Cz, y hasta 85 % en F3. Estos resultados sugieren que, para los jugadores con mayor experiencia, las potencias EEG en estas regiones y bandas presentan patrones más estables y discriminativos, permitiendo diferenciar con mayor fiabilidad entre aciertos y fallos, incluso con un clasificador sencillo como el de umbral.

En conjunto, estos resultados ponen de manifiesto que la potencia EEG en las regiones centrales y parietales durante la fase inmediatamente anterior al golpe puede contener información útil para predecir el resultado del golpe, especialmente en los expertos. Además, refuerzan las tendencias observadas en los análisis de potencia y en los resultados estadísticos, destacando la relevancia de las regiones frontales, centrales y parietales en el rendimiento del golpe. A continuación, se encuentran las tablas con los resultados de la clasificación basada en umbral.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Canal	Sujeto	Ventana A		Ventana B	
		Umbral	Accuracy (%)	Umbral	Accuracy (%)
C3.F_1.FILTRO_1	S1	14,26	55 %	16,60	49 %
	S2	74,17	50 %	62,60	54 %
	S3	94,58	37 %	90,28	41 %
	S4	24,81	52 %	26,07	38 %
	S5	17,08	46 %	14,15	34 %
	S6	38,07	47 %	43,78	22 %
	Exp1	23,84	74 %	40,26	57 %
	Exp2	22,35	67 %	37,85	53 %
C4.F_1.FILTRO_1	S1	11,08	59 %	14,38	49 %
	S2	46,09	48 %	41,34	50 %
	S3	60,46	35 %	57,83	45 %
	S4	16,54	56 %	18,36	42 %
	S5	11,58	38 %	9,61	42 %
	S6	29,35	41 %	34,20	27 %
	Exp1	19,10	77 %	28,59	60 %
	Exp2	15,57	67 %	21,01	53 %
CZ.F_1.FILTRO_1	S1	14,61	57 %	17,83	51 %
	S2	54,92	52 %	47,68	58 %
	S3	76,42	39 %	73,20	47 %
	S4	21,93	52 %	23,92	48 %
	S5	19,19	32 %	15,61	46 %
	S6	55,43	47 %	53,83	24 %
	Exp1	26,59	68 %	37,42	55 %
	Exp2	23,50	67 %	32,58	53 %
F3.F_1.FILTRO_1	S1	14,93	53 %	26,83	47 %
	S2	52,56	52 %	47,24	56 %
	S3	89,04	35 %	85,86	41 %
	S4	25,47	58 %	29,98	36 %
	S5	15,12	42 %	13,14	42 %
	S6	45,48	59 %	44,36	29 %
	Exp1	24,10	74 %	58,34	45 %
	Exp2	30,86	69 %	62,19	56 %
F4.F_1.FILTRO_1	S1	10,55	59 %	21,46	47 %
	S2	31,51	52 %	30,91	52 %
	S3	61,71	35 %	60,34	43 %
	S4	18,50	64 %	22,07	40 %
	S5	10,78	34 %	10,13	38 %
	S6	29,56	45 %	32,55	27 %
	Exp1	19,94	85 %	42,91	51 %
	Exp2	24,54	64 %	36,39	51 %
P3.F_1.FILTRO_1	S1	16,06	47 %	16,52	51 %
	S2	214,95	50 %	181,44	42 %
	S3	101,11	33 %	94,04	39 %
	S4	30,49	48 %	32,22	40 %
	S5	24,74	32 %	19,63	42 %
	S6	43,47	41 %	44,12	29 %
	Exp1	29,65	72 %	47,76	60 %
	Exp2	26,01	64 %	37,08	58 %
P4.F_1.FILTRO_1	S1	13,08	49 %	14,16	53 %
	S2	137,12	44 %	118,24	38 %
	S3	64,26	35 %	60,21	47 %
	S4	21,01	46 %	22,71	54 %
	S5	17,06	42 %	13,59	44 %
	S6	42,08	47 %	42,84	27 %
	Exp1	25,14	68 %	32,22	60 %
	Exp2	21,60	60 %	27,17	53 %

Tabla 4.25: Resultados de la clasificación basada en umbral con el filtro 1 para todos los sujetos.

Canal	Sujeto	Ventana A		Ventana B	
		Umbral	Accuracy (%)	Umbral	Accuracy (%)
C3.F_2.FILTRO_2	S1	18,41	53 %	18,94	51 %
	S2	107,88	52 %	93,21	60 %
	S3	164,26	39 %	149,55	43 %
	S4	25,37	50 %	28,18	42 %
	S5	21,36	40 %	17,86	46 %
	S6	39,74	51 %	44,13	27 %
	Exp1	25,73	74 %	33,08	55 %
	Exp2	25,31	71 %	39,20	60 %
C4.F_2.FILTRO_2	S1	12,89	53 %	13,84	49 %
	S2	69,84	50 %	63,31	48 %
	S3	110,59	47 %	103,14	45 %
	S4	16,76	52 %	18,52	52 %
	S5	14,34	46 %	12,45	44 %
	S6	31,58	45 %	34,07	31 %
	Exp1	21,26	74 %	25,62	57 %
	Exp2	18,16	64 %	23,41	60 %
CZ.F_2.FILTRO_2	S1	15,74	55 %	16,08	51 %
	S2	81,88	54 %	71,75	58 %
	S3	112,66	39 %	102,30	37 %
	S4	20,76	52 %	22,84	48 %
	S5	19,74	42 %	16,77	42 %
	S6	44,42	45 %	42,51	29 %
	Exp1	25,45	66 %	30,07	51 %
	Exp2	27,27	64 %	34,53	60 %
F3.F_2.FILTRO_2	S1	17,11	59 %	18,45	45 %
	S2	75,72	48 %	67,88	56 %
	S3	126,51	45 %	112,78	39 %
	S4	27,83	50 %	31,11	32 %
	S5	17,26	32 %	15,09	44 %
	S6	48,92	57 %	50,84	33 %
	Exp1	24,22	77 %	32,58	47 %
	Exp2	26,44	69 %	34,99	58 %
F4.F_2.FILTRO_2	S1	10,96	49 %	12,51	45 %
	S2	49,10	50 %	46,68	52 %
	S3	104,08	39 %	94,03	41 %
	S4	20,29	52 %	21,56	36 %
	S5	12,90	38 %	11,90	44 %
	S6	33,28	49 %	34,14	47 %
	Exp1	20,53	79 %	28,44	53 %
	Exp2	21,35	76 %	24,71	67 %
P3.F_2.FILTRO_2	S1	21,07	55 %	20,40	51 %
	S2	313,18	52 %	260,23	46 %
	S3	156,67	35 %	144,91	41 %
	S4	32,02	50 %	36,48	40 %
	S5	39,88	32 %	31,74	42 %
	S6	51,45	39 %	49,72	29 %
	Exp1	37,05	64 %	46,83	53 %
	Exp2	34,04	69 %	46,03	62 %
P4.F_2.FILTRO_2	S1	16,94	51 %	17,73	51 %
	S2	197,23	56 %	171,18	42 %
	S3	106,96	37 %	101,98	47 %
	S4	24,17	44 %	27,04	48 %
	S5	27,65	38 %	22,56	46 %
	S6	56,08	43 %	54,42	39 %
	Exp1	35,21	74 %	38,54	55 %
	Exp2	26,71	58 %	34,65	60 %

Tabla 4.26: Resultados de la clasificación basada en umbral con el filtro 2 para todos los sujetos.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Canal	Sujeto	Ventana A		Ventana B	
		Umbral	Accuracy (%)	Umbral	Accuracy (%)
C3.F_3.FILTRO_3	S1	13,87	45 %	15,59	47 %
	S2	76,79	40 %	67,59	56 %
	S3	171,27	47 %	151,03	45 %
	S4	9,96	50 %	11,28	58 %
	S5	12,60	42 %	12,11	46 %
	S6	24,05	43 %	26,15	39 %
	Exp1	17,27	60 %	25,36	43 %
	Exp2	15,04	56 %	26,99	58 %
C4.F_3.FILTRO_3	S1	9,47	39 %	10,63	49 %
	S2	52,29	36 %	47,98	48 %
	S3	119,83	43 %	114,69	41 %
	S4	7,80	52 %	8,91	44 %
	S5	9,57	56 %	9,41	38 %
	S6	19,16	45 %	21,50	39 %
	Exp1	18,24	70 %	23,55	57 %
	Exp2	11,40	58 %	15,07	56 %
CZ.F_3.FILTRO_3	S1	9,99	51 %	10,81	49 %
	S2	58,61	42 %	52,77	48 %
	S3	96,10	31 %	88,15	39 %
	S4	7,49	36 %	8,39	50 %
	S5	11,45	50 %	11,33	38 %
	S6	17,65	51 %	19,12	39 %
	Exp1	16,11	47 %	21,58	45 %
	Exp2	15,79	56 %	20,04	58 %
F3.F_3.FILTRO_3	S1	10,76	55 %	11,50	45 %
	S2	56,36	42 %	50,90	52 %
	S3	109,64	41 %	96,88	47 %
	S4	17,52	42 %	18,32	40 %
	S5	9,24	46 %	8,91	40 %
	S6	39,68	47 %	43,70	39 %
	Exp1	13,43	62 %	19,57	45 %
	Exp2	13,06	60 %	16,80	64 %
F4.F_3.FILTRO_3	S1	6,72	47 %	7,39	43 %
	S2	42,16	36 %	39,12	44 %
	S3	107,29	39 %	100,50	37 %
	S4	13,76	46 %	13,64	50 %
	S5	7,63	48 %	7,66	40 %
	S6	26,47	39 %	25,34	51 %
	Exp1	16,56	77 %	23,41	66 %
	Exp2	10,58	62 %	12,43	58 %
P3.F_3.FILTRO_3	S1	17,75	45 %	18,63	49 %
	S2	208,91	44 %	171,40	56 %
	S3	131,73	33 %	121,88	41 %
	S4	15,98	54 %	18,59	50 %
	S5	29,15	34 %	27,35	40 %
	S6	29,41	43 %	32,59	43 %
	Exp1	33,07	45 %	44,04	45 %
	Exp2	23,85	60 %	29,05	69 %
P4.F_3.FILTRO_3	S1	15,63	51 %	17,39	51 %
	S2	121,93	40 %	109,53	50 %
	S3	111,32	33 %	107,68	37 %
	S4	17,56	56 %	18,58	48 %
	S5	21,86	42 %	20,88	40 %
	S6	39,60	45 %	41,65	33 %
	Exp1	41,01	55 %	46,20	53 %
	Exp2	19,25	49 %	21,29	60 %

Tabla 4.27: Resultados de la clasificación basada en umbral con el filtro 3 para todos los sujetos.

Clasificadores LDA y SVM

La capacidad discriminativa de las características extraídas también se evaluó mediante los clasificadores lineales LDA y SVM, utilizando validación cruzada k-fold ($k=5$) para obtener una estimación robusta de la precisión.

En el grupo de novatos, la validación cruzada arrojó precisiones medias ligeramente superiores al azar, con valores de aproximadamente 53,7 % para LDA y 51,9 % para SVM (ver, Tablas 4.28 y 4.29). Las métricas adicionales (precisión, recall y F1-score) para la clase acierto fueron algo mejores que para la clase fallo, lo que sugiere que los modelos discriminan con mayor facilidad los aciertos, aunque las diferencias son modestas y las puntuaciones se mantienen cercanas al azar.

Desglosando los resultados por filtro y ventana, se observó que la ventana A tiende a proporcionar mejores resultados que la B en el caso de LDA, mientras que para SVM no se aprecia un patrón claro. En cuanto a los filtros, el mejor rendimiento medio se obtuvo con el filtro 2, seguido del filtro 1, lo que coincide con los hallazgos del análisis de potencia y del clasificador por umbral.

En los expertos, únicamente los datos de Exp2 pudieron ser analizados con LDA y SVM, ya que para los demás no se disponía de un número suficiente de aciertos y fallos etiquetados. Para Exp2, las precisiones con validación cruzada fueron similares a las de los novatos, con valores medios en torno al 50,4 % para LDA y 48,9 % para SVM.

En resumen, los clasificadores LDA y SVM apenas superan el azar en ambos grupos, con ligeras ventajas para LDA y para la combinación filtro 2-ventana A. Estos resultados, junto con los del clasificador por umbral, refuerzan la idea de que la potencia EEG por sí sola, aunque informativa, no basta para una clasificación precisa con métodos lineales. En cambio, el método por umbral parece captar mejor las diferencias en los expertos. En las siguientes tablas se muestran los resultados de la validación cruzada con LDA y con SVM.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Filtro	Sujeto	Ventana A	Ventana B
		Accuracy_LDA_Media±Std (%)	Accuracy_LDA_Media±Std (%)
FILTRO_1	S1	57 % ± 13 %	53 % ± 16 %
	S2	60 % ± 12 %	55 % ± 16 %
	S3	45 % ± 19 %	25 % ± 16 %
	S4	46 % ± 11 %	64 % ± 12 %
	S5	62 % ± 10 %	54 % ± 10 %
	S6	51 % ± 17 %	73 % ± 10 %
	Exp2	53 % ± 7 %	48 % ± 21 %
FILTRO_2	S1	47 % ± 16 %	66 % ± 9 %
	S2	45 % ± 16 %	61 % ± 9 %
	S3	65 % ± 12 %	55 % ± 24 %
	S4	48 % ± 5 %	46 % ± 11 %
	S5	67 % ± 15 %	50 % ± 12 %
	S6	58 % ± 4 %	46 % ± 15 %
	Exp2	66 % ± 14 %	38 % ± 25 %
FILTRO_3	S1	42 % ± 11 %	58 % ± 8 %
	S2	50 % ± 19 %	63 % ± 9 %
	S3	60 % ± 20 %	40 % ± 25 %
	S4	52 % ± 9 %	52 % ± 18 %
	S5	56 % ± 8 %	56 % ± 4 %
	S6	46 % ± 20 %	58 % ± 13 %
	Exp2	55 % ± 9 %	43 % ± 9 %

Tabla 4.28: Resultados de la clasificación con validación cruzada y LDA para todos los sujetos.

Filtro	Sujeto	Ventana A	Ventana B
		Accuracy_SVM_Media±Std (%)	Accuracy_SVM_Media±Std (%)
FILTRO_1	S1	54 % ± 16 %	35 % ± 14 %
	S2	63 % ± 12 %	50 % ± 11 %
	S3	70 % ± 10 %	30 % ± 10 %
	S4	44 % ± 19 %	62 % ± 11 %
	S5	54 % ± 10 %	52 % ± 19 %
	S6	39 % ± 19 %	65 % ± 8 %
	Exp2	50 % ± 5 %	41 % ± 10 %
FILTRO_2	S1	42 % ± 12 %	63 % ± 7 %
	S2	50 % ± 14 %	63 % ± 9 %
	S3	70 % ± 10 %	60 % ± 25 %
	S4	48 % ± 10 %	52 % ± 5 %
	S5	62 % ± 11 %	46 % ± 13 %
	S6	39 % ± 14 %	47 % ± 11 %
	Exp2	66 % ± 14 %	39 % ± 26 %
FILTRO_3	S1	42 % ± 5 %	66 % ± 12 %
	S2	52 % ± 12 %	63 % ± 13 %
	S3	65 % ± 12 %	35 % ± 20 %
	S4	48 % ± 10 %	50 % ± 15 %
	S5	43 % ± 8 %	65 % ± 4 %
	S6	35 % ± 8 %	46 % ± 8 %
	Exp2	53 % ± 10 %	45 % ± 6 %

Tabla 4.29: Resultados de la clasificación con validación cruzada y SVM para todos los sujetos.

4.3. Clasificador no supervisado: t-SNE

En el grupo de participantes novatos, se utilizó la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE con el objetivo de explorar si los golpes acertados presentaban un patrón cerebral diferenciado respecto a los fallidos. El análisis se aplicó a ambas ventanas temporales y a los tres filtros definidos, utilizando como características las potencias medias de cada canal en cada intento.

Las representaciones gráficas obtenidas muestran cómo se distribuyen los intentos en el espacio bidimensional generado por t-SNE, con colores diferentes para aciertos y fallos. Sin embargo, al observar las gráficas de los seis participantes novatos, no se apreciaron agrupamientos claros ni separaciones consistentes entre las clases. Esto sugiere que, en este grupo, los aciertos podrían depender de factores aleatorios o de variabilidad individual no capturada por las potencias EEG.

En el caso de los participantes expertos, se aplicó la misma metodología. Al igual que en los novatos, las gráficas de los dos participantes con datos completos (Exp1 y Exp2) no mostraron agrupamientos evidentes ni divisiones claras en el espacio t-SNE que permitieran distinguir con certeza los aciertos de los fallos.

Estos resultados confirman que los patrones cerebrales relacionados con el éxito en el golpe de putt no se reflejan claramente en un espacio no supervisado de baja dimensión, al menos con las características analizadas. Esto contrasta con los resultados obtenidos con el método por umbral en los expertos, donde sí se alcanzaron precisiones superiores (en torno a 70 %–80 % en algunos canales y condiciones). Por tanto, aunque t-SNE no revela estructuras diferenciadas de manera visual, los análisis supervisados simples, como el umbral, parecen captar diferencias que no emergen con técnicas exploratorias no supervisadas. A continuación se encuentran las gráficas para el filtro 1 y en el anexo las gráficas con los otros dos filtros restantes.

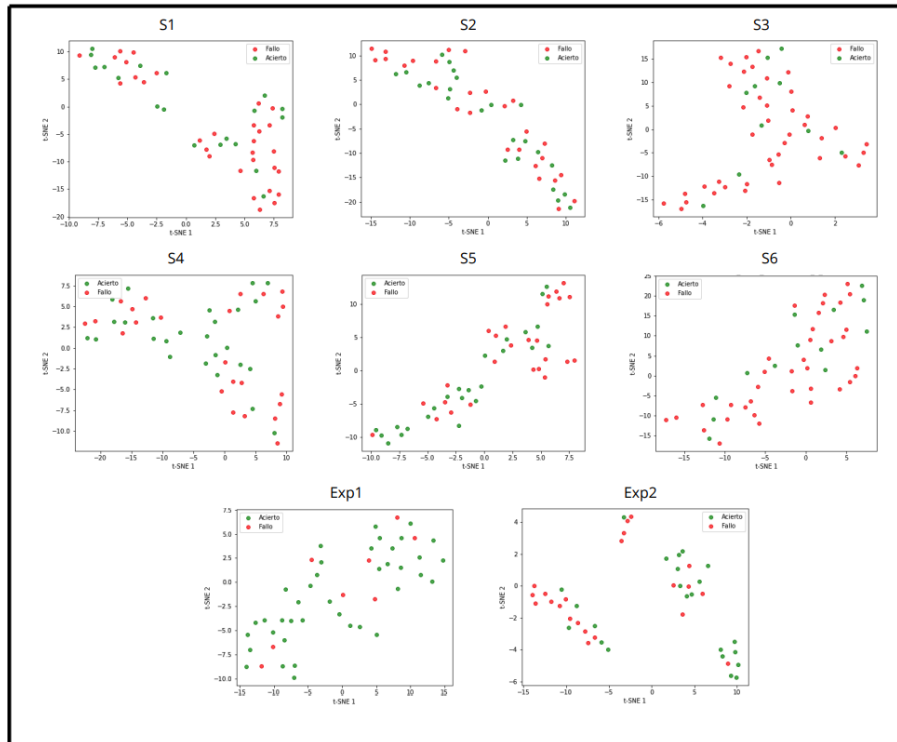


Figura 4.1: Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 1 en la ventana A.

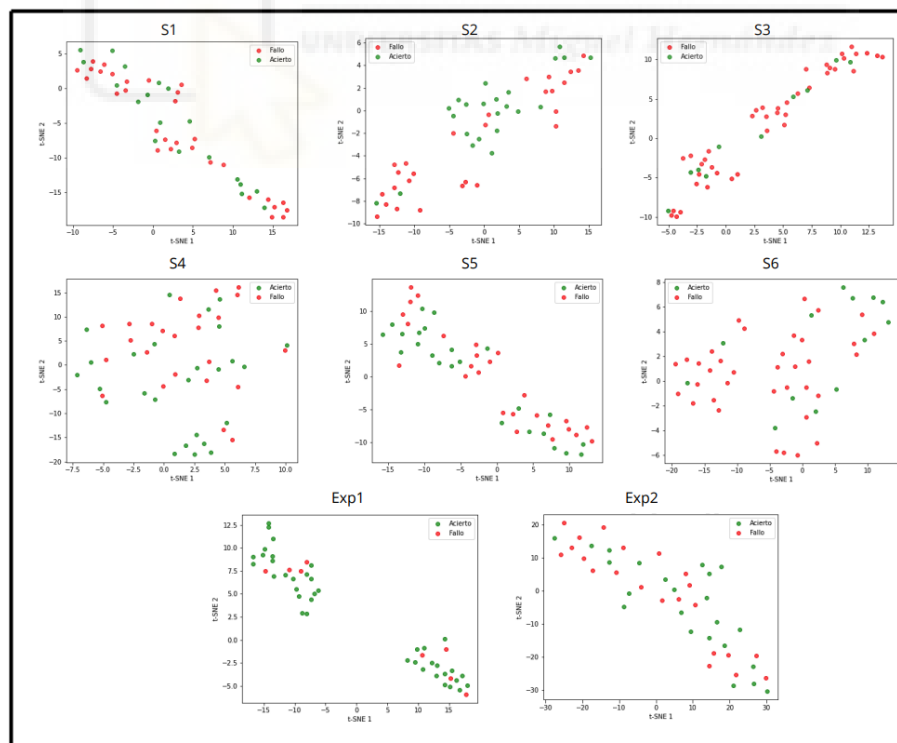


Figura 4.2: Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 1 en la ventana B.

4.4. Síntesis de los resultados principales

Los resultados obtenidos en este estudio muestran que las diferencias entre aciertos y fallos tienden a manifestarse con mayor claridad en la ventana B, correspondiente a la fase de preparación previa al golpe. Las regiones centrales y parietales, especialmente los canales C3, Cz, P3 y P4, en las bandas theta-alfa y alfa-beta (filtros 1 y 2), han resultado ser las más informativas para discriminar entre aciertos y fallos.

En los participantes expertos, la actividad cerebral fue más consistente y las diferencias entre aciertos y fallos se reflejaron con mayor claridad que en los novatos. Este patrón fue particularmente evidente en los resultados del clasificador por umbral, que alcanzó precisiones superiores a las obtenidas con los clasificadores lineales, llegando a valores en torno a 60 %–70 %, e incluso superiores en algunos canales. Este resultado sugiere que, en los expertos, la potencia EEG presenta un patrón más estable y discriminativo, especialmente en las regiones centrales y parietales.

Por el contrario, los clasificadores supervisados lineales (LDA y SVM) apenas superaron el azar, con precisiones medias cercanas al 50 % tanto en expertos como en novatos, aunque con ligeras ventajas para LDA, la ventana A y el filtro 2. Por último, la técnica t-SNE no mostró agrupamientos claros entre aciertos y fallos, ni en expertos ni en novatos, confirmando que los patrones de las potencias EEG no se manifiestan de manera evidente en un espacio no supervisado de baja dimensión.

4.5. Comparación con estudios previos

En la literatura se describe frecuentemente que una mayor potencia en la banda alfa, en concreto en regiones parietales y centrales, se asocia con un mejor rendimiento, como bien se muestra en el estudio de Babiloni et al., 2008 [3] y Baumeister et al., 2008 [4]. Sin embargo, en este caso, algunos participantes mostraron un patrón opuesto, con una menor potencia alfa en los aciertos, especialmente en los expertos, coincidiendo con las observaciones de Crews y Landers (1993) [10].

Asimismo, los hallazgos apoyan la idea de que la ventana previa al inicio del mo-

vimiento, siendo esta la ventana B, muestra mejor los procesos de concentración y preparación mental, tal y como sugieren trabajos recientes como el de Carey et al., 2024 [5] o el de Chen et al., 2022 [6]. Por otro lado, los resultados de la reducción de dimensionalidad t-SNE y la clasificación supervisada confirman que los patrones EEG relacionados con el éxito en el golpe del putt son complejos y difíciles de captar con técnicas lineales simples, como también señalan Collins (2022) [8] y Ji (2018) [13].

4.6. Interpretación de los hallazgos

El hecho de que las diferencias sean más evidentes en la ventana B podría deberse a que los participantes, en esta fase, se encuentran en un estado de máxima concentración, ya que están planificando el movimiento que van a realizar. Por el contrario, en la ventana A, al ser justo antes de golpear, los procesos motores y la posible tensión muscular pueden estar afectando a estas diferencias, enmascarándolas.

Las diferencias individuales entre participantes que se han podido observar podrían deberse a estilos de concentración diferentes, niveles de experiencia o incluso características personales como el control emocional. En los expertos, puede tener sentido la mayor consistencia y la activación elevada durante los aciertos, ya que esto puede reflejar una mayor economía en el procesamiento motor y atencional, coincidiendo con lo descrito en la literatura.

En cuanto a los métodos de clasificación, los resultados sugieren que las técnicas lineales supervisadas (LDA y SVM) no son suficientes para captar la complejidad de los patrones cerebrales relacionados con el éxito en el golpe. En cambio, el método sencillo por umbral, especialmente en expertos, parece más adecuado para este tipo de tarea, posiblemente por su sensibilidad a diferencias específicas y regulares en estos sujetos.

4.7. Limitaciones del estudio

Este estudio presenta algunas limitaciones que se deben tener en cuenta, como por ejemplo la falta de más registros de sujetos expertos, ya que esto hace que el análisis de este grupo se vea reducido a solo dos sujetos, por lo que se limita la generalización de los resultados. Además, la calidad de las señales EEG puede verse afectada por artefactos y ruido debido a la naturaleza no invasiva de la técnica, así como por las condiciones reales de la prueba. Otro punto a considerar es el etiquetado manual de los eventos y de los aciertos/fallos, ya que introduce cierta subjetividad e inexactitud en el caso de los eventos, ya que el golpe se clicaba en la señal de la IMU de forma manual. Por último, los clasificadores empleados son lineales y sencillos, y podrían no capturar toda la complejidad de los patrones cerebrales implicados.

4.8. Aplicaciones y trabajos futuros

A pesar de las limitaciones mencionadas, los resultados del presente trabajo pueden servir como base para diseñar entrenamientos orientados a optimizar el estado mental previo al golpe del putt, mediante técnicas de neurofeedback, por ejemplo. Asimismo, la identificación de regiones y bandas relevantes podría contribuir al desarrollo de BMIs para el golf.

En futuros estudios, sería recomendable incrementar el número de sujetos, especialmente en el grupo de expertos, y emplear técnicas más avanzadas, como modelos no lineales o redes neuronales, que podrían capturar relaciones más complejas. Además, sería interesante evaluar la estabilidad de los patrones a lo largo del tiempo y en diferentes condiciones de presión psicológica o fatiga. Asimismo, sería conveniente investigar por qué el método por umbral parece funcionar mejor en los expertos y si este resultado se puede generalizar o perfeccionar. Por último, se podría crear una BMI y comprobar que, cuando la BMI avise al jugador de que su concentración es alta, su tasa de éxito mejora, además de investigar cómo los patrones cerebrales se modifican tras este entrenamiento de neurofeedback.

5. CONCLUSIONES

El presente trabajo ha tenido como objetivo analizar las señales EEG durante la ejecución del golpe del putt en golf, comparando la actividad cerebral entre aciertos y fallos y evaluando posibles diferencias entre jugadores expertos y novatos.

Para ello, se realizó un protocolo experimental que permitió registrar de manera sincronizada las señales EEG e IMU de once participantes, 6 novatos y 5 expertos, para después analizar la potencia en distintas bandas y regiones cerebrales en dos ventanas temporales: la inmediatamente anterior al golpe y en la fase de preparación, llamándose ventanas A y B, respectivamente.

Los resultados muestran que las diferencias entre aciertos y fallos son más claras y consistentes en la ventana B, especialmente en las regiones centrales y parietales (C3, Cz, P3 y P4), en las bandas theta-alfa y alfa-beta (filtros 1 y 2). Además, los patrones cerebrales de los expertos fueron más homogéneos y elevados durante los aciertos, no como en los novatos, en los que hubo mayor variabilidad, sugiriendo que la experiencia y la práctica favorecen la aparición de patrones cerebrales más regulares durante el rendimiento óptimo.

En cuanto a los métodos de clasificación, los resultados confirman que las técnicas lineales supervisadas (LDA y SVM) apenas superan el azar, aunque LDA muestra un rendimiento ligeramente superior y más estable, especialmente en la ventana A y con el filtro 2. Por el contrario, el clasificador por umbral ha demostrado un rendimiento significativamente mejor, particularmente en los expertos, alcanzando precisiones en torno a 60 %-70 %, e incluso superiores en algunos canales y condiciones. Este hallazgo destaca la utilidad de métodos sencillos para detectar patrones de éxito en sujetos experimentados.

El análisis no supervisado con t-SNE no reveló agrupamientos claros ni separación entre aciertos y fallos, lo que sugiere que las potencias EEG por sí solas no presentan una estructura fácilmente identificable en un espacio reducido.

Estos hallazgos sugieren que el estado mental previo al movimiento, como se ha

podido apreciar en la ventana B, desempeña un papel clave en el éxito del golpe. Asimismo, se ha podido comprobar que la potencia en la banda alfa no siempre es mayor en los aciertos, cuestionando parcialmente las conclusiones de la mayoría de los estudios previos y coincidiendo con la hipótesis presentada en este estudio.

Como línea futura de investigación, sería interesante profundizar en por qué los expertos muestran patrones más discriminativos y explorar técnicas no lineales o más complejas para mejorar la precisión de la clasificación. Además, ampliar la muestra de expertos y estudiar la estabilidad de los patrones bajo distintas condiciones permitiría avanzar en la comprensión de los procesos cerebrales asociados al rendimiento en el golf.



6. ANEXOS

6.1. Clasificación no supervisada: t-SNE

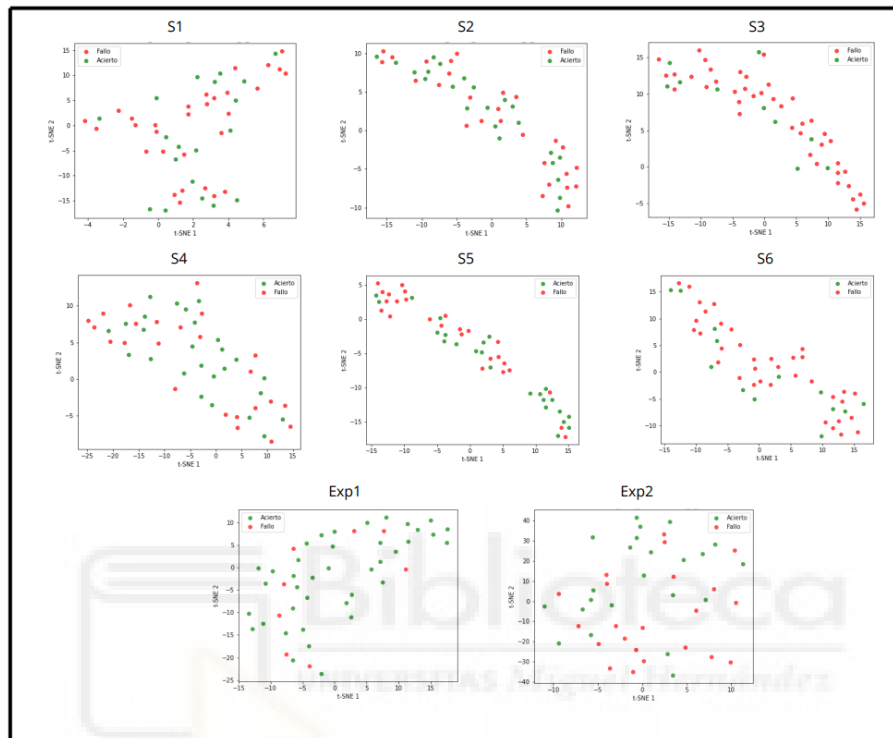


Figura 6.1: Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 2 en la ventana A.

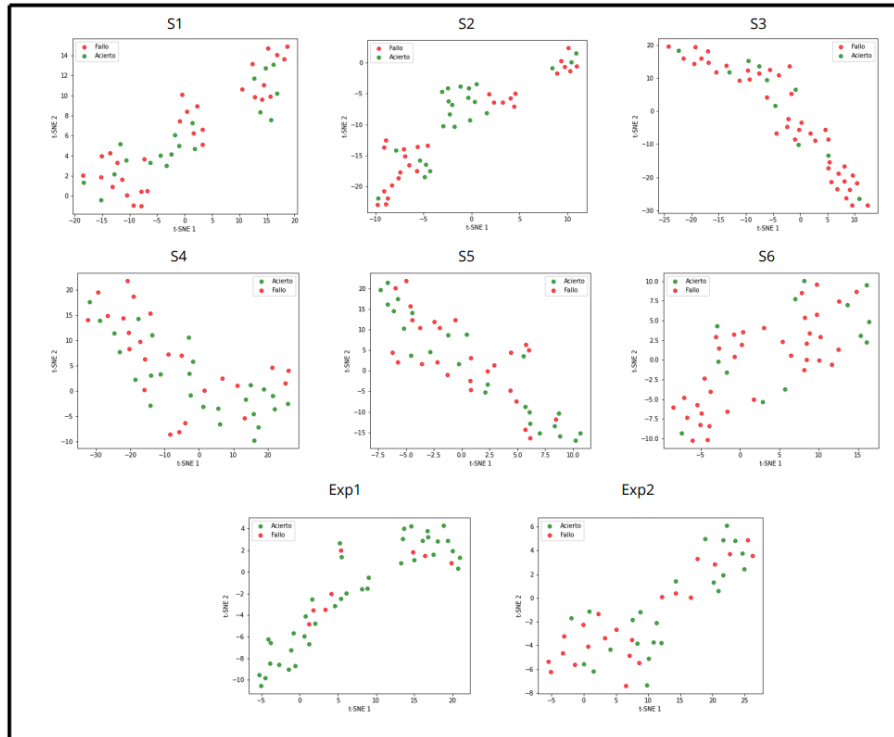


Figura 6.2: Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 2 en la ventana B.

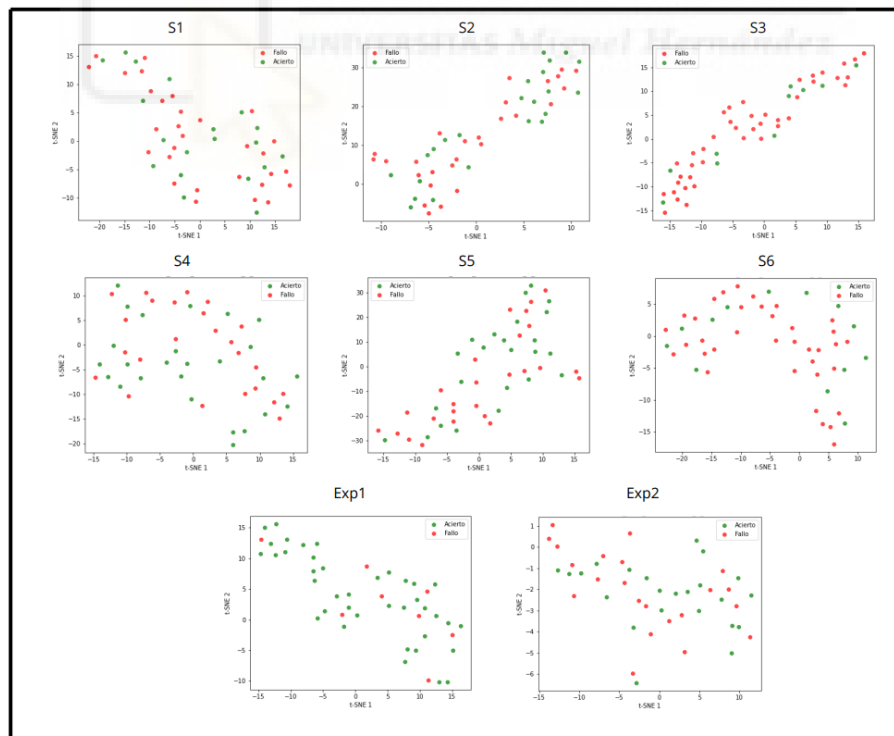


Figura 6.3: Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 3 en la ventana A.

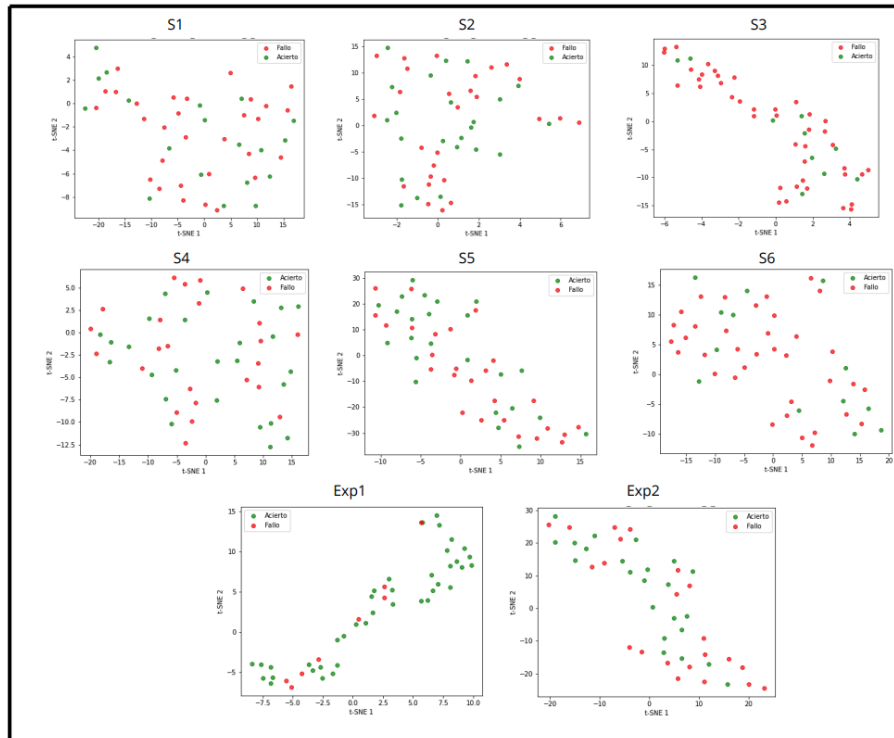


Figura 6.4: Representación gráfica de la técnica t-SNE de todos los sujetos con el filtro 3 en la ventana B.

6.2. Calibracion.py

El objetivo de este script es establecer una conexión Bluetooth con la IMU y ejecutar una secuencia de comandos para calibrarla en modo WITFull, configurando orientación, frecuencia de muestreo, autogiro y otras opciones internas.

El primer paso es realizar la conexión Bluetooth (RFCOMM), con la dirección MAC predefinida (00:0C:BF:07:26:6B) y utilizar el puerto 1 del socket Bluetooth. El segundo paso es limpiar el buffer con `flush_buffers()` antes y después de enviar comandos, para evitar lecturas residuales. A continuación, se realiza la secuencia de calibración, que consiste en desbloquear el dispositivo, establecer la posición horizontal y orientación, activar y parar la calibración. Por último, se llevan a cabo las configuraciones posteriores a la calibración, como son la frecuencia de muestreo a 100 Hz, la activación del autogiro, la posición física en horizontal y la activación del modo “band”, siendo esta última una configuración adicional para activar un filtro digital suave en la salida de la IMU, para reducir el ruido en las lecturas de los sensores.

Después de ejecutar este script, la IMU estará calibrada correctamente y lista para su utilización en las pruebas.

6.3. RegistroEEGconIMUs.py

El objetivo de este script es registrar de forma sincronizada señales EEG vía LSL y señales de la IMU WIT660 vía Bluetooth en formato CSV, para su posterior análisis offline.

Las entradas de este proceso son el dispositivo EEG conectado y transmitiendo mediante protocolo LSL, el dispositivo IMU 660 vinculado por Bluetooth, los parámetros de frecuencia de muestreo (250 Hz), los canales EEG de interés y la configuración del filtro Notch y pasabanda, además de los directorios para guardar los registros.

En primer lugar, en cuanto a la señal EEG, se conecta al primer stream LSL disponible que coincida con el nombre del equipo, por ejemplo, "X.on-102106-0029". Por cada muestra recibida, se aplica un filtro Notch (50 Hz) mediante un modelo de espacio de estados, se aplican tres filtros pasabanda, se almacenan las señales brutas y filtradas por canal y se incluye una etiqueta de clase, manteniéndose como 0.

En segundo lugar, en cuanto a la señal de la IMU, se establece conexión RFCOMM vía Bluetooth, se sincroniza la cabecera del protocolo, se recibe un bloque de 440 bytes que se divide en 10 segmentos, y a partir de cada segmento se extraen la aceleración en x, y, z y los ángulos de rotación en x, y, z. Por último, se añade a cada muestra una etiqueta, como en el EEG, y se acumulan y guardan las muestras en un fichero CSV.

En cuanto a las salidas de este script, se obtienen dos archivos CSV. El primero es el archivo de la señal EEG, el cual presenta los canales EEG crudos, las columnas filtradas, las etiquetas Class con valor 0 y otras columnas auxiliares como el tiempo. El segundo archivo es el de la IMU, con las columnas acc_x, acc_y, acc_z, ang_x, ang_y, ang_z y class, y una fila por muestra recibida.

6.4. AnalizarIMUs.py

El objetivo de este script es permitir al usuario marcar manualmente los eventos relevantes, en este caso los golpes de putt, sobre la señal angular de la IMU, y convertir esos índices a la escala temporal del EEG.

Las entradas de este script son un archivo CSV de la señal IMU con las columnas `acc_x`, `acc_y`, `acc_z`, `ang_x`, `ang_y`, `ang_z` y `class`, y parámetros internos como la frecuencia de muestreo de la IMU sea 100 Hz, la frecuencia de muestreo del EEG sea 250 Hz y el tamaño de la ventana sea 500 muestras.

El proceso recorre la señal IMU en ventanas, se grafican los datos angulares sin etiquetas, el usuario hace clic sobre cada ventana para marcar un evento y, por último, el índice marcado se guarda y se convierte a EEG usando un factor de conversión.

Las salidas son dos listas con los índices seleccionados en IMU y sus equivalentes en EEG y un archivo CSV de salida con ambas listas.

6.5. AnalisisEEG.py

El objetivo de este script es extraer ventanas de señal EEG alrededor de los eventos detectados desde la IMU, calcular la potencia por canal y filtro en dos ventanas distintas, y etiquetar manualmente si fue acierto o fallo.

Las entradas son el archivo CSV de la señal EEG con columnas por canal y filtro, el archivo CSV con los índices de la IMU convertidos a EEG, y la frecuencia de muestreo, que es 250 Hz.

El proceso consiste en que se detecta el primer valor 0 en la columna `Class` del EEG para alinear los eventos. A continuación, se extraen dos ventanas por evento, la ventana A, un 1 segundo antes del evento, y la ventana B, entre 4 y 3 segundos antes del evento. Seguidamente, se calcula la potencia de la señal en cada canal de cada filtro, siendo esta la media del cuadrado de la señal. Por último, se solicita al

usuario etiquetar si cada evento fue acierto (1) o fallo (0).

La salida es un archivo CSV con el número de evento, los índices EEG, tanto el original como el alineado, el tipo de ventana, el filtro, el canal, la potencia y si fue acierto o fallo.

6.6. ConcatenarFeatures.py

El objetivo es unificar todos los archivos de características en un único archivo consolidado, para facilitar el análisis conjunto de potencia EEG.

Las entradas son los archivos CSV individuales, generados por cada serie del sujeto.

El proceso de este script usa una expresión regular para seleccionar los archivos deseados, siendo ajustable según el patrón de números, lee cada archivo como un DataFrame de pandas y los concatena todos en un único DataFrame global.

Como salida se obtiene un archivo final con todas las filas unidas y listas para los análisis posteriores.

6.7. AnalisisMediaPotencia.py

El objetivo es evaluar y comparar la potencia EEG en diferentes condiciones (ventana temporal y acierto/fallo).

La entrada es el archivo XLSX obtenido del archivo con todas las características EEG concatenadas.

En primer lugar, se calcula la media de potencia para cada combinación de canal, filtro, ventana (A y B) y clase (Acierto o Fallo). A continuación, se pivotan los datos para obtener columnas separadas para potencia en ventana A y B y se calcula una columna de Diferencia. $B_A = \text{Potencia en B} - \text{Potencia en A}$. Por último, se reorganiza la tabla para comparar la diferencia temporal entre aciertos (1) y fallos(0), y se calcula la diferencia entre clases: $\text{Diferencia_Acierto_Fallo} = \text{Diferencia_Acierto}$

- Diferencia_Fallo.

Como salida, se obtiene un XLSX con cuatro pestañas, la primera con la tabla con medias de potencia por condición, la segunda la tabla con diferencias entre ventanas, la tercera la tabla con diferencias por clase y la cuarta, esta última tabla, pero ordenada de mayor a menor diferencia entre clases.

6.8. AnalisisEstadistico.py

El objetivo de este script es comparar estadísticamente la potencia EEG en la ventana A entre ensayos acertados y fallidos.

Como entrada, se utiliza el archivo XLSX obtenido anteriormente con todas las características EEG concatenadas.

Primeramente, se seleccionan solo las filas correspondientes a la ventana A o B. Posteriormente, para cada combinación se separan los valores de potencia según si fueron aciertos (1) o fallos (0). A continuación, se aplica el criterio IQR (1,5 por el rango intercuartílico) para eliminar valores extremos en cada grupo antes del análisis. Seguidamente, se aplica el test de Shapiro-Wilk a ambos grupos para evaluar la normalidad y, si ambas distribuciones son normales, se usa Levene para verificar si las varianzas son homogéneas. Según eso, se usa t-test de Student (varianzas iguales) o Welch (varianzas distintas). Si alguno no es normal, se usa el test no paramétrico Mann-Whitney U. Una vez hecho esto, se calculan las medias por clase, la diferencia entre ellas, el tamaño muestral y el valor p del test aplicado. Finalmente, se conservan solo las comparaciones con significancia estadística ($p < 0,05$) y se ordenan por magnitud absoluta de la diferencia para destacar los efectos más relevantes.

Como salidas, se obtienen dos tablas con las columnas Filtro, Canal, medias por clase, test usado, p-valor, diferencia y número de ensayos válidos por clase, diferenciándose entre sí porque la segunda tabla únicamente tiene los resultados significativos ordenados por impacto.

6.9. AnalisisTSNE.py

El objetivo es evaluar si las potencias EEG por canal permiten separar aciertos y fallos mediante reducción de dimensionalidad (t-SNE) y representar gráficamente esa separación para cada sujeto, filtro y ventana.

Este script se puede dividir en dos partes, la primera siendo la generación de un Excel por sujeto y la segunda, el cálculo propiamente dicho de t-SNE y visualización.

Por un lado, en cuanto a la generación del Excel por sujeto, como entrada se utiliza el archivo XLSX obtenido anteriormente en la carpeta `datos_sujetos/` con todas las muestras etiquetadas. El procesamiento consiste en que se recorre cada archivo y se filtra por cada combinación de filtro y ventana. Para cada combinación, se agrupan las filas que pertenezcan al mismo golpe (combinación única de Evento y EEG_index_shifted), se extrae una sola fila por golpe, con las potencias por canal como características y la etiqueta Acierto y se guarda en una hoja de Excel. Como salida se obtiene un nuevo archivo XLSX por sujeto en `archivos_tsne/`, con una hoja por combinación.

Por otro lado, en cuanto al cálculo de t-SNE y su visualización, como entrada se usan los archivos generados por sujeto. En primer lugar, se recorre cada archivo .xlsx y para cada hoja (una combinación de Filtro-Ventana) se aplica t-SNE con $\text{perplexity} = 10$ y $\text{n.components} = 2$ para así reducir las dimensiones de los vectores de potencia a un espacio de dos dimensiones. Luego, se guarda una nueva hoja con las coordenadas tSNE_1, tSNE_2 y su clase Acierto. Por último, se genera una gráfica 2D de dispersión codificada por color, siendo verde para los aciertos y rojo para los fallos. Las salidas de este proceso son nuevas hojas en el mismo Excel y las gráficas PNG en la carpeta `gráficas_tsne/`.

6.10. Dataset_todos_golpes.py

Este script unifica en un único archivo XLSX las características de todos los golpes de todos los sujetos, incluyendo potencias de todos los canales, filtros y ventanas,

para análisis posteriores.

Los archivos de entrada son todos los XLSX por sujeto con hojas correspondientes a cada combinación de filtro y ventana, generados en el script de AnalisisTSNE.py en la carpeta archivos_tsne.

El proceso comienza recorriendo todos los archivos XLSX generados para cada sujeto en la carpeta de resultados del t-SNE, y se extraen las potencias por canal, filtro y ventana para cada golpe. Estos datos se combinan en una única tabla y se guardan en un solo archivo XLSX.

En el archivo de salida se encuentran todos los golpes de todos los sujetos y sus características.

6.11. Analisis_LDA_SVM.py

El objetivo de este script es evaluar de forma cuantitativa si las potencias EEG por canal permiten predecir si un intento fue acierto o fallo, usando clasificadores supervisados.

Los archivos de entrada son los XLSX por sujeto de la carpeta datos_sujetos/, con muestras etiquetadas por potencia, canal, evento, filtro y ventana.

Se diferencian dos partes, la primera es la preparación de los datos y la segunda la clasificación de estos. En la preparación de los datos, igual que en AnalisisTSNE.py, se agrupan por golpe, se extraen las potencias por canal como características, se asocia cada vector con la clase Acierto (0 o 1) y se genera una hoja por combinación {Filtro}-{Ventana}. En la clasificación, para cada hoja de cada sujeto, se verifica que haya un mínimo de 10 aciertos y 10 fallos, se equilibra el número de muestras, se divide el conjunto balanceado en 60 % de entrenamiento y 40 % de prueba, se entrenan dos clasificadores, siendo estos LDA (Análisis Discriminante Lineal) y SVM (Máquinas de Vectores de Soporte, kernel lineal) y se calcula la precisión en el conjunto de prueba para ambos modelos.

Como salida, se genera un archivo de resumen general con las columnas de Sujeto,

Filtro_Ventana, N_Aciertos, N_fallos, Train_size, Test_size, Accuracy_LDA y Accuracy_SVM.

6.12. Analisis_LDA_SVM_con_validacion_cruzada.py

Este script amplía el análisis de clasificación supervisada para cada combinación de filtro y ventana, aplicando LDA y SVM con validación cruzada k-fold para cada sujeto y condición.

Los archivos de entrada son los XLSX por sujeto que se encuentran en la carpeta datos_sujetos/ con las potencias etiquetadas.

El proceso consiste en, para cada combinación de sujeto, filtro y ventana, equilibrar las clases, aplicar validación cruzada con LDA y SVM, calcular métricas de precisión y guardar los resultados por combinación.

La salida es un archivo XLSX con los resultados por sujeto, filtro y ventana.

6.13. Clasificacion_global.py

El objetivo de este script es evaluar el rendimiento global de clasificadores supervisados (LDA y SVM) sobre el conjunto completo de golpes, con validación cruzada.

El archivo de entrada es el XLSX obtenido del script Dataset_todos_golpes.py.

El proceso comienza balanceando las clases y preparando las características y etiquetas, para después aplicar la validación cruzada estratificada con LDA y SVM. Seguidamente, calcula la precisión media y desviación estándar para cada clasificador y genera un gráfico comparativo entre LDA y SVM.

Se generan dos salidas, el archivo resultante con las métricas y el gráfico con las precisiones de LDA y SVM en formato PNG.

6.14. Clasificacion_umbral_todos.py

Este script evalúa la capacidad discriminativa de la potencia EEG mediante una clasificación por umbral global fijo para todos los sujetos y canales.

El archivo de entrada es el XLSX obtenido del script Dataset_todos_golpes.py.

El proceso consiste en calcular la media global de la potencia (media de todos los canales) para aciertos y fallos, para después definir una regla única basada en esa media y aplicarla a cada canal por sujeto. Finalmente, se resaltan el canal con mejor y peor precisión.

El archivo de salida contiene las predicciones por canal y un resumen global de precisiones, donde el mejor canal aparece resaltado en verde y el peor en rojo.

6.15. Clasificacion_umbral_total.py

El objetivo de este script es evaluar la capacidad de clasificación de cada canal individualmente mediante un umbral calculado por sujeto y canal.

El archivo de entrada es el XLSX obtenido del script Dataset_todos_golpes.py.

Para cada canal, calcula un umbral por sujeto, siendo este la media de aciertos y fallos. A continuación, aplica la regla de que valores por debajo del umbral son aciertos y por encima, fallos, para después calcular la precisión media por canal y generar un gráfico horizontal ordenado de todos los canales y su precisión.

Como salida se obtiene un fichero XLSX que contiene las precisiones por canal, y un archivo PNG del gráfico generado.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. Arns, M. Kleinnijenhuis, K. Fallahpour y R. Breteler, «Golf Performance Enhancement and Real-Life Neurofeedback Training Using Personalized Event-Locked EEG Profiles,» *International Society for Neurofeedback and Research*, 2008.
- [2] C. Babiloni, F. Infarinato, N. Marzano, M. Iacoboni, F. Dassù, A. Soricelli, P. M. Rossini, C. Limatola y C. D. Percio, «Intra-hemispheric functional coupling of alpha rhythms is related to golfer's performance: A coherence EEG study,» *International Journal of Psychophysiology*, 2011.
- [3] C. Babiloni, C. D. Percio, M. Iacoboni, F. Infarinato, R. Lizio, N. Marzano, G. Crespi, F. Dassu, M. Pirritano, M. Gallamini y F. Eusebi, «Golf putt outcomes are predicted by sensorimotor cerebral EEG rhythms,» *The Journal of Physiology*, 2008.
- [4] J. Baumeister, K. Reinecke, H. Liesen y M. Weiss, «Cortical activity of skilled performance in a complex sports related motor task,» *European Journal of Applied Physiology*, 2008.
- [5] L. M. Carey, G. Alexandrou, S. Ladouce, D. Kourtis, M. Berchicci, A. M. Hunter y D. I. Donaldson, «Commit to your putting stroke: exploring the impact of quiet eye duration and neural activity on golf putting performance,» *Frontiers in Psychology*, 2024.
- [6] T.-T. Chen, K.-P. Wang, W.-H. Chang, C.-W. Kao y T.-M. Hung, «Effects of the function-specific instruction approach to neurofeedback training on frontal midline theta waves and golf putting performance,» *Psychology of Sport and Exercise*, 2022.

- [7] M.-Y. Cheng, C.-J. Huang, Y.-K. Chang, D. Koester, T. Schack y T.-M. Hung, «Sensorimotor rhythm neurofeedback enhances golf putting performance,» *Journal of Sport Exercise Psychology*, 2015.
- [8] R. Collins, D. Moffat, H. J. Carson y D. Collins, «Where you look during golf putting makes no difference to skilled golfers (but what you look at might!): an examination of occipital EEG -power during target and ball focused aiming,» *International Journal of Sport and Exercise Psychology*, 2022.
- [9] R. J. Croft y R. J. Barry, «Removal of ocular artifact from the EEG: a review,» *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, 2000.
- [10] D. L. Debra Crews, «Electroencephalographic measures of attentional patterns prior to the golf putt,» *Exercise and Sports Research Institute, Arizona State University*, 1993.
- [11] L. Galvani, «De viribus electricitatis in motu musculari commentarius,» *Bonon. Sci. Art. Inst. Acad. Comment.*, Bologna, 1791.
- [12] P. Gloor, *Hans Berger on the Electroencephalogram of Man: The Fourteen Original Reports on the Human Electroencephalogram*. Amsterdam: Elsevier Publishing Company, 1969.
- [13] L.Ji, H.Wang, T. Zheng, C.C.Hua y N.N.Zhang, «Correlation analysis of EEG alpha rhythm is related to golf putting performance,» *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018.
- [14] M. A. Lebedev y M. A. L. Nicolelis, «Brain-machine interfaces: past, present and future,» *Trends in Neurosciences*, 2006.
- [15] F. Moffatt, R. Goodwin y P. Hendrick, «Physiotherapy-as-first-point-of-contact-service for patients with musculoskeletal complaints: understanding

- the challenges of implementation,» *Primary Health Care Research Development*, 2018.
- [16] E. Niedermeyer y F. H. L. da Silva, *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams Wilkins, 2004.
- [17] H. J. Niemarkt, W. Jennekens, I. A. Maartens, T. Wassenberg, M. van Aken, T. Katgert, B. W. Kramer, A. W. D. Gavilanes, L. J. Zimmermann, S. B. Oetomo y P. Andriessen, «Multi-channel amplitude-integrated EEG characteristics in preterm infants with a normal neurodevelopment at two years of corrected age,» *Early Human Development*, 2012.
- [18] A. Parent, «Giovanni Aldini: From Animal Electricity to Human Brain Stimulation,» *Canadian Journal of Neurological Sciences / Journal Canadien des Sciences Neurologiques*, 2004.
- [19] R. Rao, *Brain-Computer Interfacing: An Introduction*. Cambridge University Press, 2019.
- [20] A. M. Sabatini, «Analysis of Kalman filtering for attitude estimation using inertial sensors: Implementation and accuracy,» *Sensors*, 2006.
- [21] H. V. Semlitsch, P. Anderer, P. Schuster y O. Presslich, «A Solution for Reliable and Valid Reduction of Ocular Artifacts, Applied to the P300 ERP,» *Psychophysiology*, 1986.
- [22] R. M. Stern, W. J. Ray y K. S. Quigley, *Psychophysiological Recording*. Oxford University Press, 2001.
- [23] M. Teplan, «Fundamentals of EEG Measurement,» *Measurement Science Review*, 2002.

- [24] D. H. Titterton y J. L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*. Institution of Engineering y Technology, 2004.
- [25] N. Yazdi, F. Ayazi y K. Najafi, «Micromachined inertial sensors,» *Proceedings of the IEEE*, 1998.

