

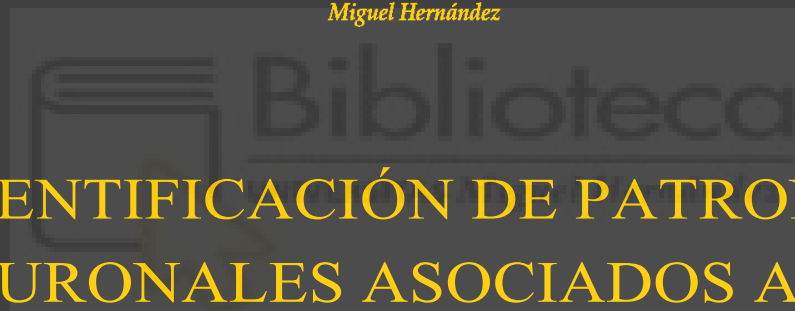
UNIVERSIDAD MIGUEL HERNÁNDEZ DE ELCHE

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE ELCHE

GRADO EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA INDUSTRIAL



UNIVERSITAS
Miguel Hernández



"IDENTIFICACIÓN DE PATRONES
NEURONALES ASOCIADOS A LA
VELOCIDAD DE DECISIÓN
EN PARTIDAS DE AJEDREZ
MEDIANTE EEG"

TRABAJO FIN DE GRADO

Junio - 2026

AUTOR: Raúl Gilabert Hurtado

DIRECTOR/ES: Vicente Quiles Zamora

“El Ajedrez, con toda su profundidad filosófica, es ante todo un juego en el que se ponen de manifiesto la imaginación, el carácter y la voluntad.”

- GM Boris Spasski, ex campeón del mundo



ÍNDICE

ÍNDICE DE TABLAS	VII
------------------	-----

ÍNDICE DE FIGURAS	VIII
-------------------	------

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

1.1. Motivación.....	1
1.2. Objetivos.....	1
1.3. Estructura de la memoria.....	2

2. ANTECEDENTES	3
------------------------	----------

2.1. Electroencefalograma	3
2.1.1. Ondas cerebrales.....	4
2.1.2. Adquisición de señales	5
2.2. Artefactos.....	6
2.2.1. Artefactos fisiológicos	6
2.2.2. Artefactos no fisiológicos.....	7
2.3. Estado de la cuestión	7
2.3.1. Alfred Binet (1894)	8
2.3.2. Adrián de Groot (1965)	8
2.3.3. Chase y Simon (1973)	9
2.3.4. Rey et al. (1996)	9
2.3.5. Amidzic et al. (2001).....	10
2.3.6. Volke et al. (2002).....	10
2.3.7. Campitelli et al. (2007).....	11
2.3.8. Wright et al. (2013)	11

2.3.9.	Villafaina et al. (2019).....	12
2.3.10.	Fuentes-García et al. (2019)	12
2.3.11.	Villafaina et al. (2021).....	13
2.3.12.	Candela-Leal et al. (2025)	13
3.	MATERIAL Y MÉTODOS	14
3.1.	Equipo.....	14
3.2.	Sujetos	15
3.3.	Protocolo experimental.....	15
3.4.	Preprocesado de la señal.....	18
3.5.	Procesado de la señal.....	18
3.6.	Análisis estadístico	20
3.7.	Reducción de dimensionalidad y clasificación.....	22
3.7.1.	Clasificación supervisada mediante LDA y SVM.....	22
3.7.2.	Visualización no supervisada mediante t-SNE.....	24
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	25
4.1.	Análisis estadístico por sujeto	26
4.2.	Patrones de significancia comunes entre sujetos	31
4.3.	Comparativa entre la señal filtrada y la señal procesada mediante ASR	32
4.4.	Clasificadores supervisados.....	33
4.5.	Visualización no supervisada	34
4.6.	Síntesis general de los resultados	35
4.7.	Comparación con estudios previos	36
4.8.	Interpretación de los hallazgos	37
4.9.	Limitaciones del estudio	38
4.10.	Aplicaciones y trabajos futuros	39

5. CONCLUSIONES 40

6. ANEXOS 42

6.1.	Artifact Subspace Reconstruction (ASR)	42
6.2.	Mapas de calor de la señal filtrada (F)	43
6.3.	Clasificación no supervisada: t-SNE	45
6.4.	EEGRecorderChess.py	46
6.5.	ComparativaChessCortoLargo.py	47
6.6.	Clasificacion_supervisada.py	48
6.7.	Clasificacion_no_supervisada.py	48

BIBLIOGRAFÍA 50



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 1, ASR	26
Tabla 4.2: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 2, ASR	27
Tabla 4.3: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 3, ASR	28
Tabla 4.4: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 4, ASR	29
Tabla 4.5: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 5, ASR	30
Tabla 4.6. Resumen agregado de valores significativos por canal y banda - ASR	31
Tabla 4.7. Resumen agregado de valores significativos por canal y banda - F	32
Tabla 4.8: Resultados de clasificación supervisada mediante LDA y SVM para cada sujeto, ASR	33
Tabla 4.9: Resultados de clasificación supervisada mediante LDA global, ASR	33
Tabla 4.10: Resultados de clasificación supervisada mediante SVM global, ASR.	33
Tabla 6.1. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 1, F	43
Tabla 6.2. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 2, F	44
Tabla 6.3. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 3, F	44
Tabla 6.4. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 4, F	44
Tabla 6.5. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 5, F	44

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1: Actividad cerebral registrada mediante Electroencefalografía	3
Figura 2.2: Tipos de ondas cerebrales	5
Figura 3.1: Dispositivo de adquisición de señales X.on.....	14
Figura 3.2: Representación de la distancia Nasion-Inion	16
Figura 3.3: Disposición del sujeto durante la prueba	17
Figura 4.1. Representación t-SNE del Sujeto 3	34
Figura 4.2. Representación t-SNE del Sujeto 4	35
Figura 6.1. Representación t-SNE del Sujeto 1	45
Figura 6.2. Representación t-SNE del Sujeto 2	45
Figura 6.3. Representación t-SNE del Sujeto 5	46



1. Introducción

1.1. Motivación

El ajedrez, a diferencia de la inmensa mayoría de deportes que conocemos, no depende del rendimiento físico, sino de habilidades cognitivas tales como el pensamiento lógico y estratégico, el cálculo, la memoria, la concentración prolongada y el control emocional.

Debido al enorme esfuerzo a nivel cognitivo que supone jugar una partida de ajedrez, encontramos en ello una oportunidad muy valiosa para estudiar el funcionamiento del cerebro en situaciones que requieren de una alta exigencia mental.

El estudio y la interpretación de las señales EEG es fundamental para el entendimiento de nuestra forma de pensar, razonar y de reaccionar ante diversos escenarios. Por ello, debido a la pasión que siento por el ajedrez y el interés que ha surgido en mí por realizar una investigación en torno a este campo de estudio, nace esta idea.

1.2. Objetivos

El objetivo de este trabajo es analizar las señales EEG registradas en varios participantes, que serán jugadores novatos o con poca experiencia en ajedrez, con el fin de determinar si existen diferencias en la actividad cerebral entre las jugadas cortas, caracterizadas por un menor tiempo de decisión, y las jugadas largas, en las que el jugador emplea más tiempo antes de realizar el movimiento.

Para conseguir dicho objetivo, se llevarán a cabo los siguientes puntos:

- Diseñar y planificar un protocolo experimental en el que podamos tomar registro de las señales EEG de los sujetos, mientras estos estén jugando partidas de ajedrez.
- Realizar un preprocesado y procesado de las señales obtenidas durante los ensayos, eliminando aquel ruido que pueda interferir en nuestro estudio.
- Calcular la potencia de las señales EEG mediante el análisis espectral para cada banda de frecuencia.
- Comparar estadísticamente la actividad EEG entre jugadas cortas y largas e identificar posibles patrones comunes y diferencias entre los participantes.

1.3. Estructura de la memoria

La memoria está estructurada en los siguientes seis capítulos:

- **Capítulo 1 – Introducción:** Se presentan de forma resumida la finalidad y la motivación, los objetivos planteados y la estructura de la memoria.
- **Capítulo 2 – Antecedentes:** Se exponen aquellos fundamentos teóricos necesarios para poder comprender el estudio, entre ellos la electroencefalografía, los tipos de ondas cerebrales y los artefactos que pueden interferir en el registro de las señales EEG. Además, se realiza una revisión de los estudios más relevantes relacionados con la actividad cerebral y el ajedrez.
- **Capítulo 3 – Material y métodos:** Se describen los materiales utilizados para la realización del experimento, diferenciando entre el equipo de hardware y software. Además, se explica protocolo experimental seguido durante las partidas de ajedrez, incluyendo las condiciones de registro, la colocación del dispositivo y el desarrollo de las pruebas. Finalmente, se explica el procedimiento aplicado para el preprocesado, procesado y análisis de las señales EEG, así como los métodos estadísticos, de clasificación y de reducción de dimensionalidad utilizados para comparar la actividad cerebral asociada a jugadas cortas y largas.
- **Capítulo 4 – Resultados y discusión:** Se presentan los resultados obtenidos para cada sujeto, los patrones comunes entre participantes y el rendimiento de los métodos de clasificación y visualización utilizados. Posteriormente, se realiza una síntesis e interpretación de los hallazgos, comparándolos con estudios previos y exponiendo las limitaciones, posibles aplicaciones y líneas futuras del trabajo.
- **Capítulo 5 – Conclusiones:** Se resumen los principales resultados obtenidos, se valora el cumplimiento de los objetivos planteados y se exponen las conclusiones generales derivadas del estudio.
- **Capítulo 6 – Anexos:** Se incluye información complementaria que sirve de apoyo al contenido principal de la memoria, como fragmentos de código o figuras adicionales.

2. Antecedentes

El origen de la electroencefalografía se remonta al año 1929, cuando el psiquiatra y neurólogo alemán Hans Berger publicó el primer registro electroencefalográfico humano, demostrando que era posible registrar y estudiar la actividad eléctrica cerebral [1]. Este avance supuso un hito en el estudio funcional del sistema nervioso y marcó el inicio del desarrollo del EEG como una técnica clave dentro de la neurofisiología.

2.1. Electroencefalograma

La electroencefalografía (EEG) es una técnica de registro neurofisiológico que permite medir la actividad eléctrica cerebral. Se realiza mediante la colocación de electrodos sobre el cuero cabelludo y su fundamento se basa en la detección de las variaciones de voltaje generadas por la actividad neuronal, por lo que constituye una herramienta especialmente valiosa tanto en el ámbito clínico como en la investigación neurocientífica.

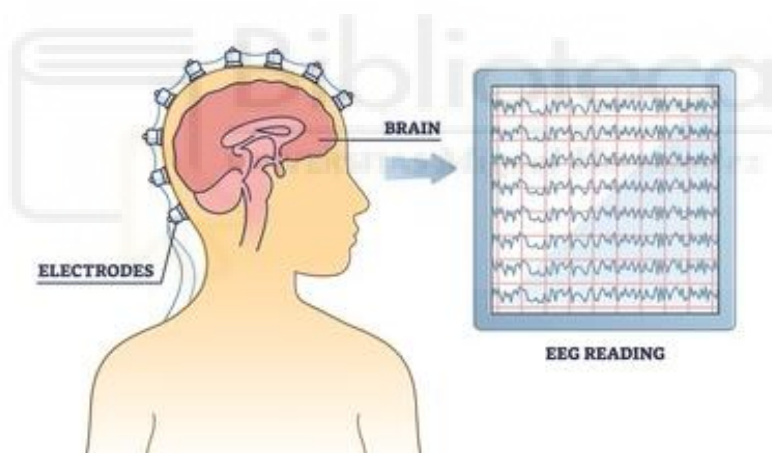


Figura 2.1: Actividad cerebral registrada mediante Electroencefalografía

Entre los usos más destacados del EEG, debemos mencionar el diagnóstico y seguimiento de la epilepsia, ya que permite detectar patrones característicos asociados a esta patología. A su vez, esta técnica resulta de gran utilidad en la evaluación de pacientes con alteraciones del nivel de conciencia, como el coma, ya que proporciona información sobre la actividad cerebral y el pronóstico neurológico. También se emplea en el estudio de encefalopatías y otras alteraciones cerebrales, además de trastornos del sueño.

En este trabajo, emplearemos el uso del EEG para registrar la actividad cerebral en el ámbito del deporte, más concretamente en el ajedrez. En general, en deporte se utiliza el EEG principalmente con la finalidad de relacionar patrones de actividad cerebral con el

rendimiento deportivo y puede afirmarse que esta técnica presenta aplicaciones prometedoras en la mejora del rendimiento.

2.1.1. Ondas cerebrales

La actividad eléctrica cerebral registrada mediante EEG se organiza en diferentes bandas de frecuencia, conocidas como ondas cerebrales, las cuales se asocian a distintos estados y funciones cognitivas. Estas ondas cerebrales podemos diferenciarlas en [2]:

- Ondas Delta (δ): presentan la frecuencia más baja, inferior a 4 Hz y se asocian principalmente con el sueño profundo y estados de baja activación cerebral. En adultos despiertos, una presencia elevada de estas ondas puede relacionarse con alteraciones o disfunciones cerebrales, por lo que su interpretación depende del contexto fisiológico y clínico del registro.
- Ondas Theta (θ): se sitúan aproximadamente entre 4 y 8 Hz y se vinculan con procesos como la memoria, el aprendizaje, la atención sostenida y la carga cognitiva. También pueden aparecer durante estados de somnolencia, relajación profunda o meditación. En tareas cognitivas, el incremento de theta puede interpretarse como un posible indicador de mayor esfuerzo mental, mantenimiento de información o demanda de memoria de trabajo.
- Ondas Alpha (α): se sitúan entre 8 y 13 Hz y se asocian principalmente con estados de relajación y reposo, especialmente cuando el individuo se encuentra despierto, pero con los ojos cerrados. Estas ondas predominan en regiones occipitales y suelen disminuir al abrir los ojos o al realizar tareas cognitivas. Asimismo, estas ondas se relacionan con procesos de inhibición y atención.
- Ondas Beta (β): presentan frecuencias comprendidas aproximadamente entre 13 y 30 Hz. Se asocian con estados de alerta, actividad mental activa y la atención. Asimismo, pueden aparecer vinculadas a procesos sensoriomotores, especialmente en regiones centrales.
- Ondas Gamma (γ): son las de mayor frecuencia, situándose por encima de 30 Hz. Estas ondas se relacionan con el procesamiento rápido de la información y con funciones cognitivas complejas. Se ha observado que están presentes en estados de elevada demanda mental, como la atención intensa y el procesamiento activo

de estímulos. No obstante, su interpretación en registros EEG debe realizarse con cautela, ya que las frecuencias altas pueden verse influidas por artefactos musculares, en los cuales profundizaremos más adelante.

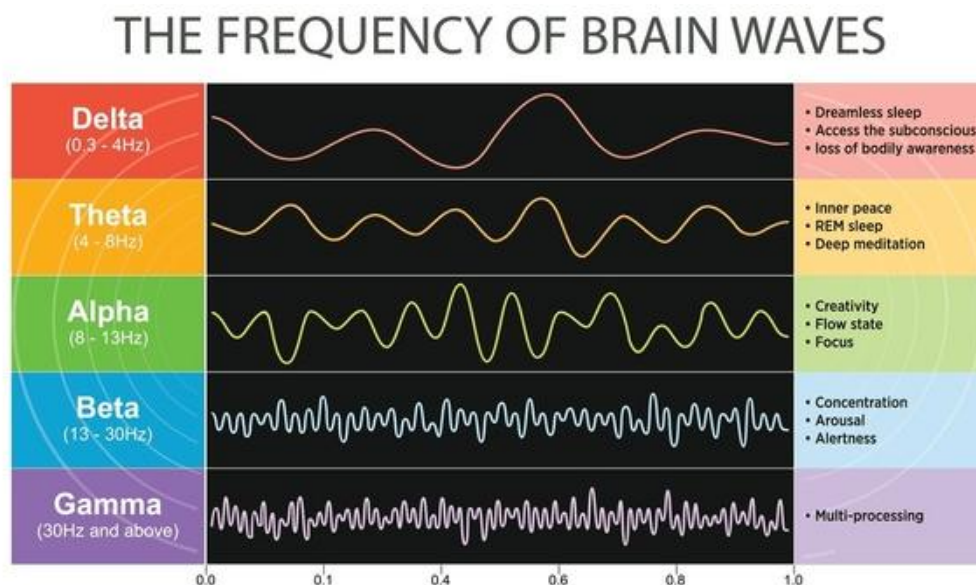


Figura 2.2: Tipos de ondas cerebrales

2.1.2. Adquisición de señales

Para evaluar la actividad cerebral es necesario recurrir a diferentes técnicas de registro y medición, cada una de ellas con características, ventajas, limitaciones y aplicaciones específicas. Vamos a diferenciarlos claramente entre:

- Métodos no invasivos: permiten registrar la actividad cerebral normalmente desde el cuero cabelludo, sin necesidad de penetrar el cráneo ni implantar electrodos. Su principal ventaja es que son seguros, accesibles y fáciles de aplicar de forma repetida, por lo que se utilizan ampliamente en clínica e investigación. Sin embargo, la señal obtenida no presenta una enorme resolución espacial y puede verse más afectada por la atenuación y el ruido. El ejemplo más claro es el que vamos a emplear en este trabajo, el EEG.
- Métodos invasivos: son aquellos que requieren de implantación quirúrgica de electrodos dentro del cráneo, ya sea sobre la corteza cerebral o en estructuras profundas. Su ventaja principal es que permiten obtener señales más precisas, más localizadas y con mejor calidad, lo que resulta especialmente útil cuando se necesita estudiar actividad cerebral focal o profunda. Pese a ello, implican una

mayor complejidad clínica y riesgos asociados al procedimiento. Entre los ejemplos más habituales se encuentran la electrocorticografía (ECoG) y la estereoelectroencefalografía (SEEG).

2.2. Artefactos

Durante el registro de señales neuronales, especialmente con EEG, los artefactos son componentes no deseados que se mezclan con la actividad cerebral real y dificultan su interpretación. No proceden del cerebro que es pretende estudiar, sino del propio cuerpo, de los electrodos, el equipo utilizado o el entorno de registro. En EEG suelen clasificarse en fisiológicos, cuando tienen su origen en procesos corporales del participante, y no fisiológicos, cuando proceden del sistema de adquisición o de interferencias externas.

2.2.1. Artefactos fisiológicos

Los artefactos fisiológicos son señales no deseadas que se mezclan con el registro EEG y que no proceden de la actividad neuronal de interés, sino de otros procesos biológicos del propio cuerpo. Al superponerse a la señal cerebral real, distorsionan el EEG y pueden dificultar su análisis e interpretación. Entre los más habituales y que muy probable que encontremos durante este trabajo, son los siguientes [3]:

- Artefactos oculares: son las contaminaciones del EEG originadas por el parpadeo y por los movimientos de los ojos. Se consideran especialmente relevantes porque están presentes de forma muy habitual en los registros EEG y alteran la señal cerebral al incorporar actividad eléctrica generada en la región ocular.
- Artefactos musculares: aparecen cuando la señal EEG se ve afectada por actividad muscular no cerebral, como la producida al masticar, tragar, apretar la mandíbula, olfatear o hablar. Su importancia radica en que pueden originarse por la activación simultánea de varios músculos, lo que hace que se superpongan a la señal neuronal y compliquen su separación.
- Artefactos cardíacos: son interferencias causadas por la actividad eléctrica del corazón o por el pulso cardíaco. Aunque no tienen origen cerebral, pueden quedar reflejados en el EEG como una contaminación rítmica de la señal, con una dinámica temporal característica.

2.2.2. Artefactos no fisiológicos

Los artefactos no fisiológicos son señales no deseadas que contaminan el registro EEG y que no tienen un origen biológico, sino técnico o ambiental. Su aparición suele estar relacionada con problemas en los electrodos, en los cables, en el sistema de adquisición o en la presencia de fuentes externas de interferencia eléctrica. Al igual que ocurre con los artefactos fisiológicos, estos también alteran la calidad de la señal y pueden dificultar la correcta interpretación del registro. Los más usuales son los siguientes [4]:

- Artefactos instrumentales: son artefactos asociados al sistema de medida. Se originan principalmente por problemas en la adquisición, como la colocación inadecuada de electrodos o incidencias relacionadas con el montaje del registro.
- Errores experimentales: son alteraciones de la señal originadas durante el propio procedimiento de adquisición. No dependen de la actividad biológica del sujeto, sino de fallos o imprecisiones en la preparación, configuración o desarrollo del registro.
- Ruido ambiental: corresponde a las interferencias que provienen del entorno de registro. Se trata de señales externas que se superponen al EEG, como el ruido de la red eléctrica, la red wifi, equipos eléctricos en general, entre otros, reduciendo la calidad de la señal registrada.

2.3. Estado de la cuestión

En esta sección se presenta una revisión de aquellos estudios e investigaciones que han resultado especialmente relevantes para el análisis de los procesos cognitivos y de la actividad cerebral asociados al ajedrez.

Desde uno de los primeros estudios conocidos sobre la cognición en ajedrez, realizado por Alfred Binet en el año 1894 [5], esta ámbito de investigación ha experimentado un crecimiento considerable, poniendo de manifiesto que el ajedrez constituye una herramienta de gran interés para el estudio de procesos cognitivos complejos.

El enfoque de estas investigaciones ha evolucionado desde una perspectiva principalmente psicológica, centrada en la memoria y la representación mental, hacia estudios más recientes orientados al análisis de variables específicas como la carga cognitiva, la atención, la presión temporal y la toma de decisiones.

2.3.1. Alfred Binet (1894)

El estudio realizado por Alfred Binet a finales del siglo XIX constituye uno de los primeros antecedentes en la utilización del ajedrez como herramienta para el análisis de los procesos mentales [5]. En su obra, Binet se centró especialmente en jugadores capaces de disputar partidas sin visualizar físicamente el tablero, es decir, en condiciones de ajedrez a la ciega. El objetivo principal de su investigación era comprender cómo los individuos eran capaces de representar mentalmente la disposición de las piezas y mantener dicha información de forma estable durante el desarrollo de la partida.

A través de sus observaciones, Binet analizó aspectos como la memoria, la imaginación y la capacidad de representación espacial. Uno de sus hallazgos más relevantes fue que los jugadores expertos no dependían de una memoria visual fotográfica, como se pensaba inicialmente, sino que organizaban la información en estructuras mentales más complejas y significativas. De este modo, el tablero no era recordado como una imagen estática, sino como una red de relaciones entre piezas y posiciones.

Este estudio supuso un punto de partida fundamental, ya que introdujo la idea de que el ajedrez podía emplearse como un modelo para investigar procesos cognitivos complejos. En este sentido, estableció las bases conceptuales sobre las que posteriormente se desarrollaron estudios centrados en la pericia y el procesamiento de la información en ajedrez.

2.3.2. Adrián de Groot (1965)

El trabajo de Adriaan de Groot, publicado a mediados de los años 60 bajo el título *Thought and Choice in Chess*, representa uno de los hitos más importantes en el estudio cognitivo del ajedrez [6]. En esta investigación, De Groot analizó los procesos de pensamiento de jugadores de distintos niveles mediante el uso de protocolos de pensamiento en voz alta. Para ello, los jugadores debían examinar una posición de ajedrez y verbalizar todo lo que pasaba por su mente mientras buscaban la mejor jugada. Esto le permitió acceder de forma directa a las estrategias cognitivas empleadas durante la toma de decisiones.

Uno de los principales objetivos del estudio fue determinar en qué se diferenciaban los jugadores expertos de los novatos. Contrariamente a lo que se podría esperar, los resultados mostraron que los expertos no necesariamente analizaban un mayor número de jugadas, sino que eran más eficientes en la selección de las opciones relevantes desde el

inicio del proceso. Es decir, la diferencia fundamental radicaba en la calidad del análisis, más que en su cantidad.

De Groot concluyó que la experiencia permite desarrollar esquemas mentales que facilitan la identificación rápida de patrones significativos en el tablero.

2.3.3. Chase y Simon (1973)

El estudio realizado por Chase y Simon, titulado *Perception in Chess*, profundizó en la comprensión de la pericia ajedrecística introduciendo el concepto de “*chunk*” o patrón (agrupación de piezas y relaciones que el experto reconoce como una unidad funcional) [7]. En esta investigación, los autores analizaron la capacidad de jugadores expertos y novatos para recordar posiciones de ajedrez tras una breve exposición.

Los resultados mostraron que los jugadores expertos eran significativamente mejores que los novatos a la hora de recordar posiciones reales de partida. Sin embargo, cuando las piezas se colocaban de forma aleatoria, esta ventaja desaparecía. Este hallazgo permitió concluir que la superioridad de los expertos no se debía a una memoria general más desarrollada, sino a su capacidad para reconocer patrones familiares basados en la experiencia.

El concepto de “*chunking*” propuesto por Chase y Simon ofrece una explicación estructurada de cómo se organiza la información en la mente de los expertos, desarrollando de forma más precisa las ideas planteadas previamente. Según este modelo, los jugadores almacenan configuraciones típicas del juego que pueden recuperar rápidamente durante la partida.

2.3.4. Rey et al. (1996)

El estudio de Rey constituye una de las primeras referencias en las que se relaciona el ajedrez con el EEG [8]. En este caso, la investigación se desarrolló en un contexto clínico, centrado en el estudio de la epilepsia refleja inducida por actividades cognitivas complejas, entre ellas el ajedrez.

El objetivo principal de este trabajo fue analizar la actividad cerebral de pacientes en los que determinadas tareas mentales desencadenaban crisis epilépticas. A través del registro EEG, los autores pudieron identificar patrones anómalos de actividad eléctrica asociados

a la realización de estas tareas, lo que permitió establecer una relación entre el esfuerzo cognitivo y la aparición de descargas epileptiformes.

Aunque este estudio no se centró en el rendimiento ajedrecístico en jugadores sanos, sí pone de manifiesto que tareas cognitivas complejas como el ajedrez implican una activación cerebral significativa.

2.3.5. Amidzic et al. (2001)

El estudio realizado por Amidzic a principios del siglo XXI, representa uno de los primeros intentos de analizar la actividad cerebral en ajedrecistas mediante técnicas de registro directo, en este caso utilizando magnetoencefalografía (MEG) [9]. En esta investigación se comparó la actividad cerebral de jugadores expertos y novatos durante la realización de partidas de ajedrez.

La conclusión a la que se llegó fue que los jugadores expertos parecen utilizar mecanismos distintos a los jugadores de menor nivel: dependen más de memoria remota y patrones consolidados, como Chase y Simon previamente afirmaron [7], mientras que los aficionados dependen más de la codificación reciente y el análisis inmediato.

2.3.6. Volke et al. (2002)

El trabajo de Volke constituye uno de los primeros estudios experimentales que emplean el electroencefalograma (EEG) para analizar la actividad cerebral en ajedrecistas [10]. En esta investigación, los autores compararon la actividad cortical de jugadores expertos y novatos mediante el análisis de la coherencia EEG durante la resolución de problemas ajedrecísticos.

Los resultados indicaron que, en los expertos, las áreas corticales relevantes se localizaron de manera más posterior y con mayor implicación del hemisferio derecho. En los novatos, la distribución era diferente y menos orientada hacia esas regiones posteriores.

Además, los autores describieron dos fenómenos opuestos: en los expertos aparecía un aumento de la coherencia durante la tarea respecto al reposo, lo que denominaron “*oncoupling*”; en los novatos, por el contrario, algunas coherencias disminuían durante la tarea, fenómeno denominado “*off-coupling*”.

2.3.7. Campitelli et al. (2007)

El estudio de Campitelli, titulado *Brain localization of memory chunks in chessplayers*, se centró en investigar la localización cerebral de los patrones de memoria en ajedrecistas mediante el uso de resonancia magnética funcional (fMRI) [11]. Este trabajo se basa en los modelos teóricos previos sobre reconocimiento de patrones, especialmente en el concepto de “chunk” desarrollado por Chase y Simon [7].

Los resultados mostraron que la pericia ajedrecística se asocia con una activación diferenciada en regiones cerebrales relacionadas con la memoria y la percepción, proporcionando evidencia empírica de la base neuronal de los procesos cognitivos descritos en investigaciones anteriores.

2.3.8. Wright et al. (2013)

El estudio de Wright representa un punto de inflexión en la aplicación del electroencefalograma al estudio del ajedrez [12]. En esta investigación, los autores utilizaron potenciales evocados (ERP) para analizar la respuesta cerebral de jugadores expertos y novatos al procesar posiciones de ajedrez.

Los ERP analizados incluyeron componentes tempranos y medios como P1 (primer procesamiento visual), N2 (atención/detección de algo relevante) y P3 (toma de decisiones/evaluación), con ventanas de latencia predefinidas y análisis por electrodos de interés y evaluando diferencias entre grupos, tareas y tipos de estímulos.

Los resultados mostraron diferencias significativas en los componentes P1, N2 y P3, asociados a distintas fases del procesamiento cerebral ante estímulos ajedrecísticos. En concreto, estas diferencias sugieren que la experiencia influye tanto en el procesamiento visual inicial como en los mecanismos de atención, detección de estímulos relevantes y evaluación de la información.

2.3.9. Villafaina et al. (2019)

El estudio de Villafaina analizó la respuesta electroencefalográfica de jugadores de ajedrez en situaciones de presión temporal [13]. En esta investigación se compararon dos modalidades de juego:

- Rápido: 15 minutos + 10 segundos por jugada
- Relámpago (Blitz): 1 minuto

Los resultados mostraron que la presión temporal afecta significativamente a la actividad cerebral, modificando los patrones de activación asociados al procesamiento cognitivo. Cuando el tiempo es extremadamente limitado, el jugador parece recurrir más a procesos rápidos de reconocimiento y recuperación de patrones. En cambio, cuando dispone de más tiempo, puede implicar en mayor medida procesos frontales relacionados con memoria de trabajo, planificación y análisis.

La importancia de este estudio radica en que introduce una manipulación experimental muy cercana al juego real y muy útil para aplicaciones. Si en trabajos como Wright [12] el foco estaba en pericia y reconocimiento de relaciones, aquí el foco se desplaza a una condición como es el tiempo, que puede alterar el procesamiento.

Esta investigación es, posiblemente, la que tiene más relación con el presente trabajo.

2.3.10. Fuentes-García et al. (2019)

El estudio de Fuentes-García se centró en analizar la actividad EEG de jugadores de ajedrez durante partidas con distintos niveles de dificultad, establecidos en función del Elo del oponente [14]. Para ello, los participantes disputaron partidas rápidas contra un motor de ajedrez ajustado a tres niveles: inferior, igual y superior al nivel del jugador, mientras se registraba la actividad cerebral en las bandas theta, alpha y beta.

Los resultados mostraron que los jugadores que ganaban sus partidas incrementaban la potencia theta en regiones frontales, centrales y posteriores conforme aumentaba la dificultad del oponente. Este patrón fue interpretado como una posible adaptación a una mayor demanda cognitiva. Además, en el grupo ganador se observaron incrementos de alpha en las partidas más difíciles, que los autores relacionaron de forma cautelosa con procesos de ideación creativa y búsqueda de soluciones alternativas.

2.3.11. Villafaina et al. (2021)

Dos años después de su anterior publicación en este campo, este nuevo estudio de Villafaina analiza la actividad cerebral en función del nivel de los jugadores y la dificultad de las posiciones [15]. En este trabajo se compararon jugadores de distinto nivel enfrentándose a problemas de ajedrez de diferente complejidad. Por tanto, el diseño combinó dos factores de gran interés: nivel de pericia y dificultad objetiva de la tarea.

Los resultados indicaron que los jugadores de alto nivel mostraban mayor potencia alpha en zonas occipitales durante los finales difíciles en comparación con los fáciles. Además, los jugadores de mayor rendimiento mostraron una reducción de la modulación autonómica durante las tareas difíciles, patrón que no se observó del mismo modo en los jugadores de bajo nivel. Estos datos sugieren que los jugadores fuertes ajustan su respuesta neurofisiológica a las demandas de la tarea, mientras que los jugadores de menor nivel no presentan una adaptación tan clara.

2.3.12. Candela-Leal et al. (2025)

Este estudio publicado el año pasado (a día que se realiza este trabajo) de Candela-Leal es el último del que se tiene constancia en este campo y se centra en el análisis de la carga cognitiva en jugadores de ajedrez mediante el uso de EEG [16]. El objetivo principal de esta investigación fue identificar un biomarcador que permitiera estimar el tiempo de resolución de tareas ajedrecísticas, con el fin de evaluar la relación entre la actividad cerebral y el rendimiento cognitivo.

El estudio se llevó a cabo con una muestra de jugadores de ajedrez que resolvieron distintos problemas mientras se registraba su actividad cerebral. Las tareas se realizaron en diferentes condiciones experimentales, incluyendo situaciones con distintos niveles de ruido ambiental, lo que permitió analizar la influencia de factores externos sobre la carga cognitiva. A partir de estos registros, Candela-Leal et al. propusieron un modelo basado en la actividad de un único canal EEG, orientado a simplificar la medición y facilitar su aplicación en contextos prácticos.

Los resultados mostraron que variables como el nivel de los jugadores se relacionan con el tiempo de resolución de las tareas, y que la actividad cerebral registrada durante la ejecución contiene información relevante sobre la carga cognitiva asociada.

3. Material y métodos

En este capítulo se presentan los materiales empleados en el experimento, el protocolo experimental seguido y los métodos utilizados para registrar, procesar y analizar las señales EEG obtenidas durante las partidas de ajedrez.

3.1. Equipo

El equipo que ha sido utilizado para la realización de este experimento va a ser diferenciado entre hardware y software.

Como parte del equipo de hardware, hemos utilizado el dispositivo portátil X.on, encargado de la adquisición de las señales EEG. Este equipo incorpora 7 electrodos pasivos de esponja, lo cual facilita en gran parte su colocación al no precisar de geles conductores para su uso. Los canales estándar que lo forman son: F3, F4, C3, Cz, C4, P3 y P4 (F: región frontal, C: región central, P: región parietal o posterior, 3: hemisferio izquierdo, 4: hemisferio derecho, z: línea media del cráneo). También dispone de un clip que se coloca en el lóbulo de la oreja y que sirve de referencia (GND/REF).

Adentrándonos más a fondo en sus especificaciones, comprobamos que la frecuencia del dispositivo puede configurarse entre 125, 250 o 500 Hz. Además, permite realizar la conversión analógico-digital con una resolución de 10 o 24 bits. Su impedancia de entrada es de $0.412\text{ G}\Omega$ y dispone de un CMRR (*Common Mode Rejection Ratio*) superior a 75 dB, lo que ayuda a mejorar la calidad de la señal EEG registrada.



Figura 3.1: Dispositivo de adquisición de señales X.on

Como parte del software, ha sido utilizado un script de Python que nos ayudará con la adquisición de datos durante la prueba y el preprocesado de la señal EEG. Durante el desarrollo del trabajo se utilizó ChatGPT como herramienta de apoyo para la búsqueda de estudios relacionados, síntesis de información relevante y la elaboración y depuración de algunos scripts, siendo todo el contenido generado revisado y validado por el autor.

3.2. Sujetos

Para la realización de este experimento se ha contado con la participación de 5 sujetos novatos, caracterizados por una escasa práctica ajedrecística, sin experiencia competitiva y con baja frecuencia de juego. Ninguno de los sujetos mostró signos de disfunción neuronal o problemas motores. Todos los sujetos son de la misma edad, 24 años. Todos los procedimientos llevados a cabo durante este trabajo han sido aprobados por la Oficina de Investigación Responsable de la Universidad Miguel Hernández de Elche, con número de referencia TFG.GEA.VQZ.RGH.260515.

3.3. Protocolo experimental

Para la realización de este estudio, se ha diseñado un protocolo experimental que nos permite estandarizar las condiciones de adquisición de las señales EEG durante la realización de partidas de ajedrez. El objetivo de este protocolo es garantizar la calidad y la comparabilidad de los registros obtenidos entre distintos participantes.

Antes de comenzar, se informó a cada sujeto acerca de en qué consistía la prueba y cuál era su propósito. Asimismo, se explicó brevemente cómo se llevaría a cabo el registro EEG y se proporcionaron una serie de indicaciones para asegurar la calidad del registro. En concreto, se pidió a los participantes que permanecieran concentrados en la partida y que mantuvieran ambas manos apoyadas sobre la mesa mientras analizaban cada posición moviendo únicamente una de ellas en el momento de realizar la jugada. También se les indicó que podían dedicar el tiempo que considerasen necesario a cada jugada. Por último, y con el fin de evitar la mayor cantidad de distorsión posible (artefactos fisiológicos), procurar no apretar la mandíbula, no pestañear en exceso o no mover demasiado la cabeza.

Con suficiente antelación, se instó al participante a no ingerir café las horas previas a la realización de la prueba (entre 4 y 6 horas antes) y se le recomendó no usar ese mismo día ningún producto capilar, como gomina o laca, esto con la finalidad de impedir que exista cualquier tipo de barrera entre el cuero cabelludo y los electrodos.

Una vez configurado el dispositivo X.on, se procede a colocarlo sobre la cabeza del sujeto. Para ello, se mide previamente el perímetro craneal y la distancia nasion-inion, comprendida entre la zona del entrecejo, nasion, y la protuberancia ósea posterior del cráneo, inion (ver, Figura 3.2). Estas medidas permiten asegurar la correcta colocación del casco y de los siete electrodos, a los que se les aplica previamente una solución salina para garantizar la conductividad durante la prueba.

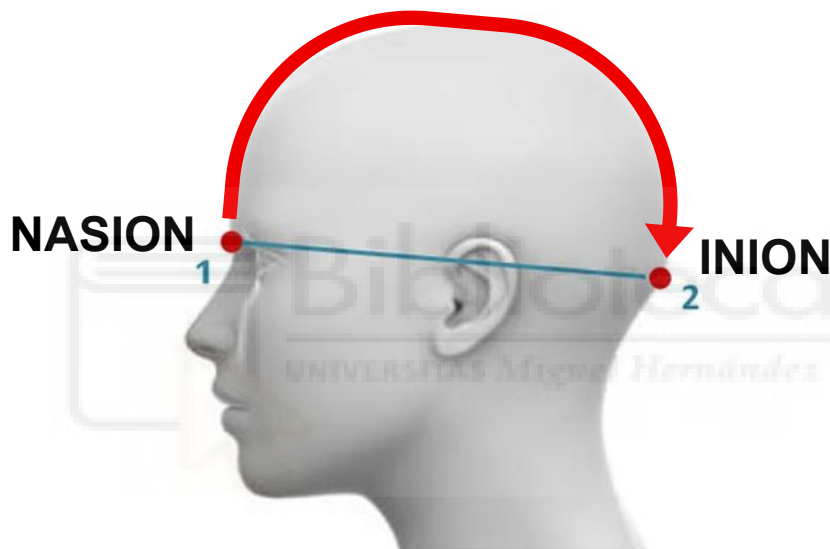


Figura 3.2: Representación de la distancia Nasion-Inion

Tras la colocación del dispositivo EEG, se realizó una fase de *baseline* inicial antes del comienzo de cada partida. Esta fase tuvo como objetivo registrar la actividad cerebral del sujeto en distintas condiciones controladas, con el fin de obtener una señal de referencia previa a la tarea experimental. Para ello, se incluyeron seis condiciones: relajación inicial, ojos abiertos, ojos cerrados, mordida, parpadeo y movimiento de la cabeza. De ellas, las fases de ojos abiertos y ojos cerrados se utilizaron como señal de referencia para la calibración del método ASR. Tras esta fase, dio comienzo la prueba experimental.

La prueba realizada consistió en jugar dos partidas de ajedrez contra un ordenador o bot. Estas partidas se llevaron a cabo en una Tablet bajo la plataforma *Lichess*, que nos brinda la posibilidad de jugar contra el motor de ajedrez *Stockfish* que dispone de distintos niveles de dificultad (1 al 12 en la aplicación móvil), eligiendo para esta prueba el nivel 3

de dificultad, cercano al nivel de los participantes. Además, las partidas se disputaron sin tiempo, lo que permitiría al participante no sufrir apuros de reloj y que así pudiese estar totalmente enfocado en cada movimiento y no en esta posible presión temporal. Para realizar el registro de la partida, se ejecutaba un script *Python* con el código necesario para ello (ver, Anexo 6.4).

Una vez terminada la segunda partida, se procedía a retirar el dispositivo X.on, dando así por concluida la prueba.

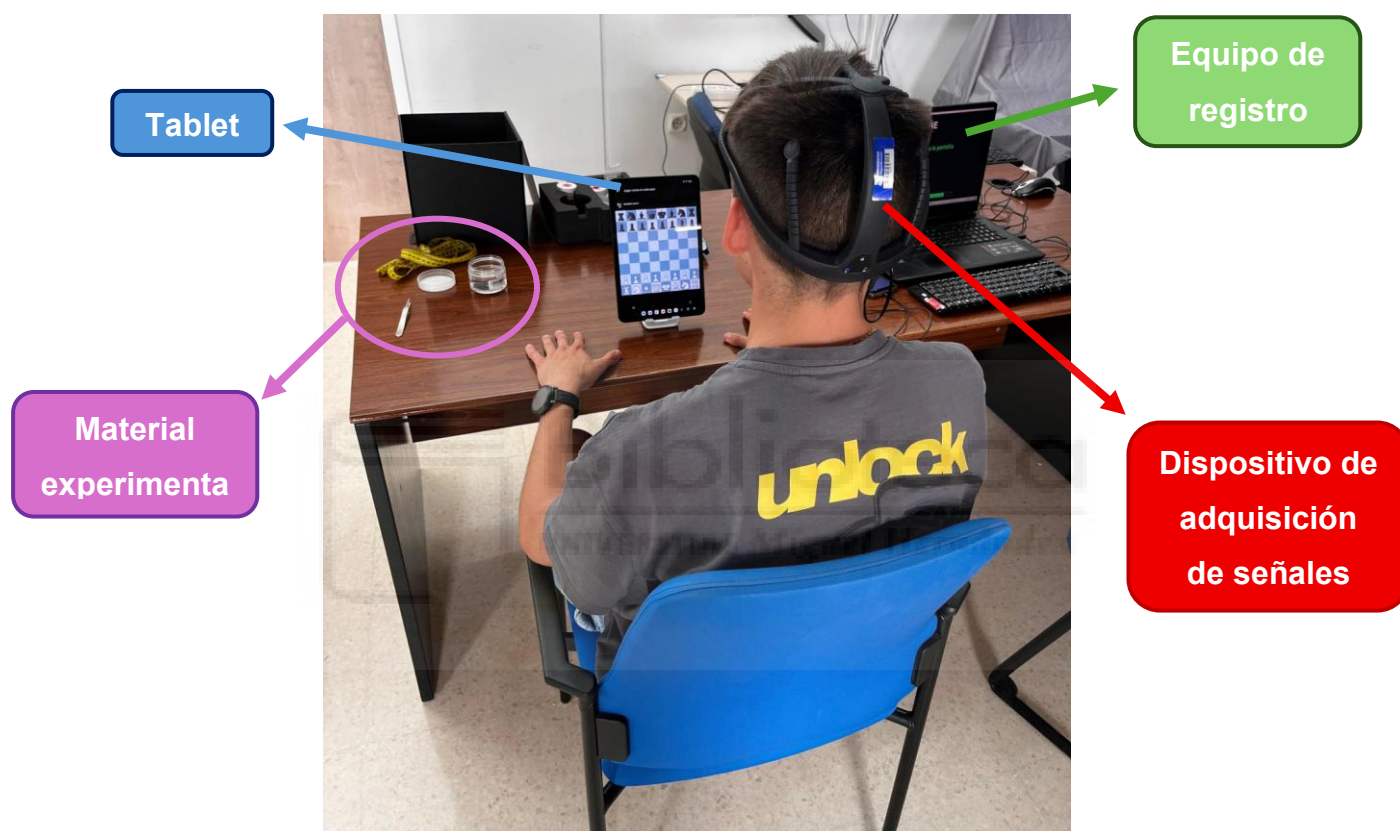


Figura 3.3: Disposición del sujeto durante la prueba

Una vez finalizada la prueba, comenzamos con el tratamiento de los datos obtenidos y con el posterior análisis estadístico que nos permitirá comparar entre jugadas cortas y largas. Por ello, vamos a diferenciar claramente entre el preprocesado, el procesado y el análisis estadístico. Adicionalmente, se emplearon métodos de clasificación y reducción de dimensionalidad con la finalidad de obtener un análisis de los resultados con un amplio número de resultados e interpretaciones, que hagan el trabajo lo más completo posible.

3.4. Preprocesado de la señal

El preprocesado de la señal EEG va a ser diferenciado en si se realiza durante o después de la prueba.

En primer lugar, durante la adquisición en tiempo real, realizada con una frecuencia de muestreo de 250 Hz, cada muestra EEG se filtra con un notch a 50 Hz, con un factor de calidad ($Q = 30$), con el objetivo de atenuar el ruido producido por la red eléctrica. Después se aplica un filtro Butterworth de orden 4 y paso banda entre 1 y 60 Hz, quedándonos con la actividad EEG útil y eliminando componentes muy lentas o demasiado altas. Ese filtrado se aplica mediante una implementación en espacio de estados, para poder procesar muestra a muestra mientras la señal se está grabando. El resultado se guarda en el archivo CSV principal, `_F.csv`, junto a la señal cruda.

Una vez finalizada la sesión, el script hace un preprocesado offline más completo. Lee el CSV guardado, toma los canales EEG correspondientes a la señal cruda y aplica nuevamente un filtro de rechazo alrededor de 50 Hz y un paso banda entre 1 y 60 Hz (al igual que durante la prueba). Con los datos de *baseline*, especialmente las fases de ojos abiertos y ojos cerrados, calibra un modelo ASR (*Artifact Subspace Reconstruction*), que sirve para atenuar artefactos fuertes como parpadeos, movimientos o actividad muscular (ver, Anexo 6.1). Luego aplica ese ASR a toda la señal por ventanas solapadas, generando el segundo archivo, `_ASR.csv`. Este segundo archivo es el que emplearemos para el estudio completo.

3.5. Procesado de la señal

Tras el preprocesamiento, la señal continua de la partida se divide en segmentos correspondientes a los turnos del sujeto, previamente etiquetados durante la partida y que consisten en el tiempo que transcurre desde que la máquina realiza su jugada hasta que nuestro sujeto se dispone a realizar la suya, contando hasta justo antes de mover.

Tras tener clasificados todos los turnos del sujeto, nos disponemos a eliminar aquellos que tienen una duración inferior a 0,5 segundos ($0,5\text{ s} \times 250\text{ Hz} = 125\text{ muestras}$) debido a que estos turnos no contienen muestras suficientes para estimar de forma fiable la actividad en frecuencia. Posteriormente, se realiza un ajuste eliminando los últimos 0,5 segundos de cada turno del sujeto. Este ajuste se realiza porque consideramos como el

final del turno el momento en el que el sujeto ya ha tomado la decisión y comienza a ejecutar la jugada, normalmente levantando o moviendo la mano. Dado que el control de los turnos se realiza manualmente por una segunda persona, puede existir un pequeño retardo en el cambio de etiqueta, provocando que parte de la actividad motora del brazo quede incluida dentro del segmento correspondiente al turno del sujeto. Por ello, se descarta el tramo final de cada turno, reduciendo así la influencia de posibles artefactos motores en el análisis de la señal EEG.

Para cada turno válido se estimó la densidad espectral de potencia, o PSD (*Power Spectral Density*), de la señal en cada canal. Esta estimación se realizó mediante el método de Welch, dividiendo cada segmento en ventanas temporales más pequeñas y aplicando una ventana Hann para reducir los efectos de discontinuidad de los extremos de cada ventana. La PSD permite representar la señal en el dominio de la frecuencia, indicando cómo se distribuye la potencia de la señal a lo largo de las diferentes frecuencias. De esta forma, en lugar de analizar la señal EEG a lo largo del tiempo, se obtiene una estimación de la potencia presente en cada rango frecuencial.

A partir de la PSD se calculó la potencia de cada canal en las diferentes bandas EEG: delta (1-4 Hz), theta (4-8 Hz), alpha (8-13 Hz), beta (13-30 Hz) y gamma (30-60 Hz). Para ello, se integró la PSD en el intervalo frecuencial correspondiente, obteniendo la potencia absoluta asociada a cada turno, canal y banda, mediante la siguiente expresión:

$$P_{banda} = \int_{f_1}^{f_2} PSD(f) df$$

Donde:

- P_{banda} es la potencia absoluta de la banda analizada
- $PSD(f)$ es la densidad espectral de potencia
- f_1 y f_2 son los límites frecuenciales de dicha banda

Además de la potencia absoluta en cada banda, también se calculó la potencia total de la señal dentro del rango frecuencial de interés, comprendido entre 1 y 60 Hz. Esta potencia se obtuvo integrando la PSD en dicho intervalo:

$$P_{total} = \int_1^{60} PSD(f) df$$

Donde:

- P_{total} representa la potencia total de la señal dentro del rango analizado

A partir de la potencia absoluta de cada banda y de la potencia total, se calculó también la potencia relativa. Esta medida permite expresar la contribución de cada banda respecto a la actividad total del canal, reduciendo la influencia de diferencias generales de amplitud entre segmentos. La potencia relativa se calculó mediante la expresión:

$$P_{relativa} = \frac{P_{banda}}{P_{total}}$$

De este modo, para cada jugada se obtuvo una representación espectral basada en la potencia relativa de las distintas bandas EEG, que posteriormente fue utilizada en los análisis estadísticos y de clasificación.

3.6. Análisis estadístico

A partir de las características espectrales obtenidas en el procesamiento de las señales, se realizó un análisis estadístico con el objetivo de comparar la actividad EEG entre jugadas cortas y largas. Para ello, se utilizó la duración de cada turno como criterio de clasificación.

En primer lugar, decidimos agrupar las jugadas de cada partida para realizar un único análisis conjunto en el que participasen todas las jugadas del sujeto. Posteriormente, se calculó la mediana de duración de todos los turnos, utilizándola como referencia inicial para diferenciar entre jugadas cortas y largas. De forma general, las jugadas con una duración inferior a la mediana se considerarían cortas, mientras que aquellas con una duración superior se considerarían largas.

Se aplicó un criterio de exclusión para aquellas jugadas cuya duración se encontrase relativamente cercana a la mediana, tanto por encima como por debajo de esta. En concreto, no se tuvieron en cuenta todas aquellas jugadas situadas dentro del intervalo de $\pm 25\%$ respecto a la mediana. Por ejemplo, si la duración media de las jugadas de una partida fuese de 20 segundos, se descartarían aquellas comprendidas dentro del rango de 15 a 25 segundos ($20 \pm 20 \cdot 0,25$). De esta forma, el análisis se centró en comparar jugadas claramente cortas y largas, reduciendo la influencia de casos intermedios.

Una vez definidos los grupos, se comparó la potencia relativa entre jugadas cortas y largas para cada combinación de canal EEG y banda de frecuencia. Es decir, se analizó si la proporción de actividad correspondiente a cada banda EEG era mayor en jugadas cortas o largas.

Para cuantificar esta diferencia se calculó el ratio Largo/Corto, definido como:

$$Ratio_{L/C} = \frac{\bar{P}_{larga}}{\bar{P}_{corta}}$$

Donde:

- $\bar{P}_{larga}$ representa la potencia relativa media de las jugadas largas
- $\bar{P}_{corta}$ representa la potencia relativa media de las jugadas cortas

La interpretación del ratio es la siguiente:

- $Ratio_{L/C} > 1 \rightarrow$ mayor potencia relativa en jugadas largas
- $Ratio_{L/C} < 1 \rightarrow$ mayor potencia relativa en jugadas cortas
- $Ratio_{L/C} \approx 1 \rightarrow$ poca diferencia entre ambos grupos

Además del ratio, se aplicó la prueba estadística Mann-Whitney U para evaluar si las diferencias observadas entre jugadas cortas y largas eran estadísticamente significativas.

La comparación se realizó para cada canal y banda EEG. Para cada una de estas combinaciones se obtuvo un p-valor, que indica si la diferencia entre jugadas cortas y largas puede considerarse estadísticamente significativa. Los niveles de significación fueron:

- $p < 0,05 \rightarrow$ diferencia significativa (*)
- $p < 0,01 \rightarrow$ diferencia muy significativa (**)
- $p < 0,001 \rightarrow$ diferencia altamente significativa (***)
- $p \geq 0,05 \rightarrow$ diferencia no significativa

Finalmente, los resultados se representaron mediante tablas, que constituyeron la base principal para la interpretación de las diferencias entre jugadas cortas y largas. En estas

tablas, cada celda corresponde a una combinación de canal EEG y banda de frecuencia, mostrando el ratio Largo/Corto de la potencia relativa. De esta forma, fue posible identificar visualmente en qué zonas y bandas existía mayor actividad relativa durante jugadas largas o cortas.

3.7. Reducción de dimensionalidad y clasificación

Una vez realizado el análisis estadístico, se aplicaron técnicas adicionales con el objetivo de explorar y evaluar la capacidad de las características EEG extraídas para diferenciar entre jugadas cortas y largas. En primer lugar, se emplearon modelos de clasificación supervisada, concretamente *Linear Discriminant Analysis* (LDA) y *Support Vector Machine* (SVM), para comprobar si dichas características permitían distinguir automáticamente entre ambos tipos de jugadas. Posteriormente, se utilizó *t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding* (t-SNE) como técnica de reducción de dimensionalidad no supervisada, permitiendo representar las jugadas en un espacio bidimensional y observar posibles agrupamientos en función de sus características EEG.

3.7.1. Clasificación supervisada mediante LDA y SVM

Tras el análisis estadístico, se aplicaron modelos de clasificación supervisada con el objetivo de evaluar de forma cuantitativa si las características EEG extraídas permitían diferenciar automáticamente entre jugadas cortas y largas. Para ello, cada jugada se representó mediante sus valores de potencia relativa, mientras que la etiqueta de clase indicaba si pertenecía al grupo de jugadas cortas o largas.

El análisis se realizó inicialmente de forma independiente para cada sujeto, utilizando las pruebas disponibles de cada participante y excluyendo las jugadas próximas a la mediana, con el fin de trabajar únicamente con casos claramente diferenciados. Para la clasificación se emplearon dos modelos lineales: LDA (*Linear Discriminant Analysis*) y SVM (*Support Vector Machine*). Ambos métodos buscan separar las dos clases a partir de las características EEG, aunque lo hacen siguiendo criterios distintos: LDA busca una combinación lineal de las variables que maximice la separación entre clases, mientras que SVM trata de encontrar una frontera de decisión que separe ambos grupos de la forma más robusta posible.

En la implementación, las características EEG se organizaron en una matriz de entrada formada por los valores de potencia relativa de cada jugada, mientras que las etiquetas de clase indicaban si cada una correspondía a una jugada corta o larga. Antes de aplicar los clasificadores, las características fueron estandarizadas para evitar que diferencias de escala entre variables influyeran en el resultado. En el caso de SVM se utilizó un kernel lineal con $C = 1$, mientras que en LDA se empleó regularización automática mediante *shrinkage*.

Para evaluar el rendimiento de los modelos por sujeto se utilizó validación cruzada estratificada. Los datos se dividieron de forma aleatoria en varias particiones, manteniendo una proporción similar de jugadas cortas y largas en cada una de ellas. En cada iteración, una de las particiones se utilizó como conjunto de prueba y las restantes como conjunto de entrenamiento, repitiendo el proceso hasta que todas las particiones fueron empleadas para la evaluación.

Además, se realizó un análisis global agrupando los datos de todos los sujetos. En este análisis global, se evaluó el modelo mediante validación cruzada estratificada y también mediante validación *Leave-One-Subject-Out*. En la validación cruzada estratificada, las particiones se generaron a partir del conjunto completo de datos, manteniendo una proporción similar de jugadas cortas y largas en cada división. En la validación LOSO, el modelo se entrenó con los datos de todos los sujetos excepto uno, que se utilizó como conjunto de prueba. El proceso se repitió dejando fuera un sujeto diferente en cada iteración. Esta validación resulta más exigente, ya que permite comprobar si los patrones aprendidos a partir de unos sujetos pueden generalizarse a un sujeto no visto durante el entrenamiento.

Como resultado se calcularon la exactitud media en validación cruzada, la exactitud global, la matriz de confusión y métricas adicionales como la precisión, el *recall* y el F1-score. No obstante, en la presentación de resultados se tomó como valor principal la exactitud o *accuracy*, entendida como el porcentaje total de jugadas correctamente clasificadas. Estos valores se organizaron en tablas comparativas por sujeto y modelo utilizado.

3.7.2. Visualización no supervisada mediante t-SNE

Con el objetivo de facilitar la interpretación de las características EEG extraídas, se utilizó la técnica no supervisada t-SNE. Esta técnica permite transformar un conjunto de datos con múltiples variables en una representación de dos dimensiones, lo que facilita la observación de posibles agrupamientos o separaciones entre jugadas.

En este trabajo, cada jugada fue descrita a partir de sus valores de potencia relativa, calculados para los distintos canales EEG y bandas de frecuencia. En concreto, se emplearon 7 canales EEG y 5 bandas de frecuencia, por lo que cada jugada quedó representada por un vector de 35 características. Debido a que esta información se encuentra en un espacio de alta dimensionalidad, su representación e interpretación visual directa resultan complejas. Por ello, se empleó t-SNE como herramienta exploratoria para proyectar esas 35 dimensiones en un plano bidimensional, facilitando así el análisis visual de posibles agrupamientos o separaciones entre jugadas cortas y largas.

El análisis se realizó de manera independiente para cada sujeto. Para ello, se agruparon las jugadas de las pruebas disponibles y se utilizaron sus valores de potencia relativa como variables de entrada. Antes de aplicar t-SNE, estas variables se estandarizaron para que todas contribuyeran de forma equilibrada a la proyección, evitando que posibles diferencias de escala influyeran en el resultado final.

La proyección mediante t-SNE se configuró con dos dimensiones de salida, distancia euclídea como métrica de similitud y un valor máximo de *perplexity* igual a 10, ajustado en caso de que el número de jugadas disponibles fuese menor. En la representación final, cada círculo correspondía a una jugada. Las jugadas cortas se representaron en rojo y las largas en verde, mientras que el tamaño de cada círculo fue proporcional a la duración del turno. Las jugadas excluidas por encontrarse próximas a la mediana no se mostraron en la visualización principal, con el fin de centrar la interpretación en los casos claramente diferenciados. Cabe aclarar que esta representación se empleó como apoyo visual para explorar posibles patrones en los datos, sin considerarse una prueba concluyente de separación entre grupos.

4. Resultados y discusión

En este apartado se presentan y discuten los resultados obtenidos para cada sujeto. El análisis se realizó a partir de las señales EEG procesadas mediante ASR, a partir del análisis conjunto de las dos partidas registradas. Los resultados se organizan en tres bloques: análisis estadístico, clasificación supervisada mediante LDA y SVM, y visualización no supervisada mediante t-SNE.

En primer lugar, se exponen y comentan los resultados del análisis estadístico de cada sujeto mediante sus respectivos mapas de calor. También se incluye una tabla resumen conjunta de los valores significativos obtenidos en los cinco sujetos, con el fin de identificar qué combinaciones de canal y banda se repiten con mayor frecuencia. Por último, se compara la cantidad de valores significativos obtenidos con la señal filtrada y con la señal depurada mediante ASR, con el fin de evaluar la efectividad de este método.

A continuación, se presentan los resultados de los modelos LDA y SVM, tanto para cada sujeto de forma individual como para el conjunto global de participantes. En este último caso se incorpora además la validación *Leave-One-Subject-Out*, con el objetivo de evaluar la capacidad de los modelos para generalizar a sujetos no incluidos durante el entrenamiento.

Posteriormente, se muestran dos representaciones t-SNE seleccionadas como ejemplos contrastados: una correspondiente a un sujeto en el que se aprecia una separación visual más clara entre jugadas cortas y largas, y otra en la que ambas categorías presentan un mayor solapamiento.

Finalmente, el capítulo se completa con una síntesis general de los resultados, su comparación con estudios previos, la interpretación de los principales hallazgos y la exposición de las limitaciones, posibles aplicaciones y líneas futuras del trabajo.

4.1. Análisis estadístico por sujeto

En los resultados del Sujeto 1 (ver, Tabla 4.1), considerando ambas partidas de forma conjunta, se observó una diferenciación clara entre jugadas cortas y largas. Las jugadas largas presentaron una mayor potencia relativa en theta y alpha, mientras que las cortas mostraron una mayor contribución de beta y, especialmente, gamma. El patrón fue especialmente consistente en theta y destacó el canal C3, con diferencias significativas en todas las bandas de frecuencia.

Dentro de las jugadas largas, la banda theta concentró los resultados más relevantes. Destacaron F3 ($ratio = 1.31$; $p < 0.001$), Cz ($ratio = 1.24$; $p < 0.001$) y P3 ($ratio = 1.18$; $p < 0.001$), mostrando una distribución amplia que afectó a todas las regiones. La banda alpha también presentó diferencias significativas en varios canales, especialmente en C3 ($ratio = 1.21$; $p < 0.001$) y C4 ($ratio = 1.20$; $p < 0.01$), lo que indica una mayor participación de regiones centrales durante los turnos de mayor duración.

Por el contrario, en las jugadas cortas las diferencias más claras se localizaron en la banda gamma. El electrodo C4 mostró el valor más marcado ($ratio = 0.66$; $p < 0.01$), seguido de F3 ($ratio = 0.76$; $p < 0.01$) y P3 ($ratio = 0.74$; $p < 0.05$). La banda beta también presentó diferencias significativas en algunos canales, especialmente en F3 ($ratio = 0.81$; $p < 0.01$) y C3 ($ratio = 0.90$; $p < 0.05$), aunque con menor extensión que gamma.

Vemos para este sujeto la importancia de los canales del hemisferio izquierdo, F3 y C3, ya que presentan numerosos valores significativos en distintas bandas de frecuencia.

Resultados para el primer sujeto:

S1 (ASR) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.10*	1.31***	1.00	0.81**	0.76**
F4	1.04	1.19**	1.19*	0.92	0.76*
C3	1.17*	1.27*	1.21***	0.90*	0.77*
CZ	0.95	1.24***	1.08	0.89	0.91
C4	1.10	1.18*	1.20**	0.96	0.66**
P3	1.04	1.18***	1.10*	0.91	0.74*
P4	1.01	1.17**	1.01	0.96	0.88

Tabla 4.1: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 1, ASR

El mapa de calor obtenido para el segundo sujeto (ver, Tabla 4.2) muestra un patrón caracterizado por una mayor potencia relativa en las bandas bajas de frecuencia durante las jugadas largas, mientras que las bandas altas mostraron una mayor contribución durante las jugadas cortas. Este comportamiento fue especialmente claro en theta, donde la mayoría de los electrodos presentaron ratios superiores a la unidad y varias diferencias estadísticamente significativas. Destacó especialmente el canal C4, que presentó diferencias significativas en todas las bandas de frecuencia.

Dentro de las jugadas largas, la banda theta presentó los resultados más relevantes, con diferencias significativas en varios electrodos. Destacaron F3 y C4 especialmente por tener ambos canales un ratio de 1.23 y un p-valor inferior a 0.001. También destacaron, pero en menor medida, C3 (*ratio* = 1.17; $p < 0.01$), F4 (*ratio* = 1.11; $p < 0.05$) y P3 (*ratio* = 1.06; $p < 0.05$). También se observaron diferencias leves en delta, tanto en C4 (*ratio* = 1.21; $p < 0.01$) y P4 (*ratio* = 1.17; $p < 0.05$). La banda alpha mostró aumentos más moderados, aunque significativos en varios canales, como F3, C3, Cz y C4.

Por el contrario, las diferencias más marcadas para las jugadas cortas se localizaron en gamma. Destacó especialmente C4 (*ratio* = 0.63; $p < 0.001$), seguido de F3 (*ratio* = 0.68; $p < 0.01$) y F4 (*ratio* = 0.75; $p < 0.05$), entre otros. La banda beta también mostró una mayor contribución durante las jugadas cortas, principalmente en C4 (*ratio* = 0.76; $p < 0.01$) y F4 (*ratio* = 0.85; $p < 0.05$).

Resultados para el segundo sujeto:

S2 (ASR) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.02	1.23***	1.10*	0.90	0.68**
F4	1.08	1.11*	1.06	0.85*	0.75*
C3	1.09	1.17**	1.09*	0.93	0.79
CZ	1.04	1.05	1.10*	0.90	0.82*
C4	1.21**	1.23***	1.09*	0.76**	0.63***
P3	0.99	1.06*	1.02	1.07	0.88
P4	1.17*	0.98	0.98	0.99	0.85*

Tabla 4.2: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 2, ASR

Considerando conjuntamente ambas partidas del Sujeto 3 (ver, Tabla 4.3), se observó un patrón definido por una mayor potencia relativa en alpha durante las jugadas largas y por una mayor contribución de las bandas rápidas, especialmente gamma, durante las jugadas cortas.

Para las jugadas largas, la banda alpha concentró los resultados más destacados. El hallazgo más marcado se localizó en el electrodo C3, con un ratio de 1.89, seguido de C4 con 1.50, P3 con 1.30 y Cz con 1.29, todos con p-valores altamente significativos. También se apreciaron incrementos en la región frontal, destacando F3 con un ratio de 1.21 ($p < 0.01$). De forma complementaria, la banda theta presentó diferencias significativas más discretas, tanto en F3 ($ratio = 1.10$; $p < 0.01$) como en Cz ($ratio = 1.06$; $p < 0.01$).

Por el contrario, las jugadas cortas quedaron asociadas principalmente a la banda gamma, con diferencias significativas en varios electrodos frontocentrales. Destacaron F4, con un ratio de 0.60 ($p < 0.01$), Cz con 0.73 ($p < 0.01$) y F3 con 0.64 ($p < 0.05$), entre otros. La banda beta mostró una tendencia similar, aunque menos intensa, especialmente en F3 ($ratio = 0.72$; $p < 0.001$) y F4 ($ratio = 0.77$; $p < 0.05$).

En conjunto, los resultados del Sujeto 3 reflejan una diferenciación clara entre un predominio alpha en jugadas largas y una mayor presencia de beta-gamma en jugadas cortas. Para este sujeto, vemos un predominio de valores significativos en las zonas frontales y centrales, aunque también aparecen en zonas parietales para la banda alpha. Destacamos también el electro F3, con valores significativos en casi todas las bandas.

Resultados para el tercer sujeto:

S3 (ASR) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.12	1.10**	1.21**	0.72***	0.64*
F4	1.12	1.08	1.15*	0.77*	0.60**
C3	0.98	0.92	1.89***	0.88	0.71*
CZ	1.06	1.06*	1.29***	0.91	0.73**
C4	1.01	0.95	1.50***	0.85	0.64*
P3	1.01	1.02	1.30***	1.00*	0.80
P4	1.01	1.01	1.26**	1.02	0.81

Tabla 4.3: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 3, ASR

Para el Sujeto 4 (ver, Tabla 4.4) se observó una diferenciación moderada entre jugadas cortas y largas, aunque menos marcada que en los sujetos anteriores. Las jugadas largas presentaron una mayor potencia relativa principalmente en delta y alpha, mientras que las jugadas cortas mostraron una mayor contribución de beta y gamma, especialmente en regiones frontales y centrales. Destacó el canal C3, que presentó diferencias significativas en cuatro de las cinco bandas de frecuencia.

Dentro de las jugadas largas, la banda alpha concentró los resultados más relevantes, destacando especialmente el electrodo C3 ($ratio = 1.27$; $p < 0.01$), seguido de P3 ($ratio = 1.16$; $p < 0.05$) y Cz ($ratio = 1.14$; $p < 0.05$). La banda delta también presentó diferencias significativas en varios canales, principalmente en C4 con un ratio de 1.19, F3 con 1.14 y C3 con 1.11, todos con p-valores poco significativos.

Por el contrario, las diferencias más claras para las jugadas cortas se localizaron en las bandas beta y gamma. En gamma destacaron F3 ($ratio = 0.67$; $p < 0.01$) y C3 ($ratio = 0.76$; $p < 0.01$), mientras que en beta aparecieron diferencias significativas en F3 ($ratio = 0.82$; $p < 0.05$) y C3 ($ratio = 0.92$; $p < 0.05$), ambas frecuencias concentradas principalmente en la región frontocentral.

Resultados para el cuarto sujeto:

S4 (ASR) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.14*	1.14	1.06	0.82*	0.67**
F4	1.13	1.08	1.06	0.85	0.81
C3	1.11*	1.01	1.27**	0.92*	0.76**
CZ	1.10	0.96	1.14*	0.93	0.98
C4	1.19*	0.97	1.02	0.89	0.91
P3	1.08	0.93	1.16*	1.02	0.94
P4	1.06	0.97	1.03	1.05	0.93

Tabla 4.4: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 4, ASR

Para este último sujeto (ver, Tabla 4.5), la mayoría de las bandas y electrodos presentaron ratios cercanos a la unidad, lo que indica diferencias reducidas entre jugadas cortas y largas. Aun así, la banda theta mostró una mayor potencia relativa durante las jugadas largas en algunos canales.

Dentro de las jugadas largas, los resultados significativos se concentraron únicamente en la banda theta. El electrodo F3 presentó el valor más destacado, con un ratio de 1.23 ($p < 0.001$), seguido de Cz, con un ratio de 1.06 ($p < 0.05$). Aunque otros canales mostraron valores ligeramente superiores a la unidad en theta, estos no alcanzaron significación estadística, por lo que el patrón no puede considerarse generalizado.

Por el contrario, en las jugadas cortas no se observaron diferencias significativas consistentes en las bandas beta o gamma. Algunos electrodos presentaron ratios inferiores a la unidad, especialmente en gamma, pero sin significación estadística. Por tanto, no puede afirmarse una mayor contribución clara de las frecuencias rápidas durante los turnos de menor duración en este sujeto.

En conjunto, el Sujeto 5 mostró una diferenciación débil entre ambos tipos de jugadas. El único patrón relevante fue una mayor potencia relativa theta durante las jugadas largas, localizada principalmente en F3 y, en menor medida, en Cz.

Resultados para el quinto sujeto:

S5 (ASR) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.01	1.23***	0.99	0.92	0.82
F4	1.05	1.14	1.01	0.95	0.85
C3	1.07	1.10	1.00	0.89	0.94
CZ	1.06	1.06*	0.97	0.93	0.97
C4	1.09	0.97	1.02	0.98	0.93
P3	0.98	1.07	1.03	0.98	1.05
P4	0.98	1.02	1.13	1.04	0.96

Tabla 4.5: Heatmap de potencia EEG - Sujeto 5, ASR

4.2. Patrones de significancia comunes entre sujetos

La tabla expuesta en esta sección (ver Tabla 4.6) permite identificar qué patrones se repiten con mayor frecuencia entre participantes. Cada celda indica el número de sujetos en los que una combinación de canal y banda presentó diferencias estadísticamente significativas entre jugadas cortas y largas, según el nivel de significación alcanzado.

En las bandas lentas, la combinación más destacada fue theta en F3, significativa en cuatro de los cinco sujetos. También se observaron resultados repetidos en theta en Cz y en alpha en C3, Cz, C4 y P3, mostrando una mayor presencia de diferencias en regiones centrales y parietales.

En las bandas rápidas, los resultados más claros aparecieron en gamma, especialmente en F3, donde se alcanzaron diferencias significativas en cuatro sujetos. Además, gamma en F4, C3 y C4 fue significativa en tres participantes. La banda beta presentó un patrón menos extendido, aunque destacó beta en F3, significativa en tres sujetos. Estos resultados respaldan la tendencia observada en los *heatmaps* individuales, donde las jugadas cortas se asociaron con mayor frecuencia a incrementos relativos en beta y gamma, especialmente en regiones frontales y centrales.

En conjunto, se observan patrones comunes entre sujetos, aunque ninguna combinación de canal y banda fue significativa en los cinco participantes, lo que refleja una considerable variabilidad interindividual.

	Delta			Theta			Alpha			Beta			Gamma		
Canal	*	**	***	*	**	***	*	**	***	*	**	***	*	**	***
F3	2	0	0	0	1	3	1	1	0	1	1	1	1	3	0
F4	0	0	0	1	1	0	2	0	0	2	0	0	2	1	0
C3	2	0	0	1	1	0	1	1	2	2	0	0	2	1	0
CZ	0	0	0	2	0	1	2	0	1	0	0	0	1	1	0
C4	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1
P3	0	0	0	1	0	1	2	0	1	1	0	0	1	0	0
P4	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0

Tabla 4.6. Resumen agregado de valores significativos por canal y banda - ASR

4.3. Comparativa entre la señal filtrada y la señal procesada mediante ASR

Al comparar los resultados obtenidos entre ambas versiones de la señal, se contabilizaron 74 valores significativos en la señal filtrada y 67 después de aplicar ASR. Esta reducción se concentró principalmente en delta, que pasó de 12 a 7 resultados significativos; beta, de 17 a 9; y gamma, de 21 a 17. Por el contrario, theta mantuvo el mismo número de resultados, mientras que alpha aumentó de 8 a 18.

En la señal filtrada (ver, Tabla 4.7), las combinaciones más repetidas se concentraron especialmente en las bandas rápidas, destacando beta en F4 y gamma en F4 y Cz, significativas en cuatro sujetos. Tras aplicar ASR aparecieron patrones más definidos en theta frontal, alpha central y parietal, y gamma frontal. Esto sugiere que ASR redujo parte de las diferencias presentes en las bandas más susceptibles a la contaminación muscular, especialmente beta y gamma, manteniendo al mismo tiempo los patrones observados en theta y reforzando la presencia de alpha.

No obstante, la efectividad de ASR no debe evaluarse únicamente a partir del número de valores significativos, sino también mediante la coherencia de los patrones obtenidos. Los mapas de calor correspondientes a la señal filtrada se incluyen en su respectivo anexo (ver, Anexo 6.2).

Canal	Delta			Theta			Alpha			Beta			Gamma		
	*	**	***	*	**	***	*	**	***	*	**	***	*	**	***
F3	2	0	0	1	0	2	0	0	0	0	2	1	1	1	1
F4	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	2	1	1	2	1
C3	0	1	0	0	0	2	1	0	1	1	0	1	1	2	0
CZ	0	1	0	0	2	1	0	1	0	1	0	1	2	1	1
C4	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0	2	0	0	1	1
P3	2	0	0	2	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1
P4	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1

Tabla 4.7. Resumen agregado de valores significativos por canal y banda - F

4.4. Clasificadores supervisados

Comenzando con los clasificadores supervisados, la siguiente tabla (ver, Tabla 4.8) muestra la precisión media obtenida por los modelos LDA y SVM para cada sujeto, expresada como la media de la *accuracy* alcanzada en las distintas particiones de validación cruzada junto con su desviación estándar. El Sujeto 3 presentó los valores más elevados con ambos modelos, con un $83\% \pm 7,4\%$ para LDA y un $78,8\% \pm 4,8\%$ para SVM. Por el contrario, el Sujeto 5 obtuvo las precisiones más bajas, siendo para LDA un $58\% \pm 16\%$ y para SVM un $60\% \pm 16,7\%$.

Sujeto	Accuracy_Medio_LDA (%)	Accuracy_Medio_SVM (%)
S1	$71,3\% \pm 13,6\%$	$64,6\% \pm 9,5\%$
S2	$78,4\% \pm 8,8\%$	$75,6\% \pm 7\%$
S3	$83\% \pm 7,4\%$	$78,8\% \pm 4,8\%$
S4	$67,6\% \pm 14,1\%$	$74,9\% \pm 16,3\%$
S5	$58\% \pm 16\%$	$60\% \pm 16,7\%$

Tabla 4.8: Resultados de clasificación supervisada mediante LDA y SVM para cada sujeto, ASR

Para la clasificación de jugadas pertenecientes a todos los sujetos mediante ambos métodos (ver, Tablas 4.9 – 4.10), encontramos tanto para LDA como SVM una tasa de acierto bastante favorable, de $73,8\% \pm 3\%$ y $73,2\% \pm 3,6\%$, respectivamente. Esto nos permitiría indicar que existen ciertas correlaciones entre sujetos a nivel neuronal a la hora de realizar una jugada corta o larga.

En cambio, para la prueba LOSO no ocurre lo mismo, donde nos encontramos que para ambos modelos esta precisión se reduce drásticamente hasta casi el 50%, cercana al azar.

Accuracy_Medio_LDA (%)	Accuracy_Medio_LDA_LOSO (%)
$73,8\% \pm 3\%$	$54,3\% \pm 15,8\%$

Tabla 4.9: Resultados de clasificación supervisada mediante LDA global, ASR.

Accuracy_Medio_SVM (%)	Accuracy_Medio_SVM_LOSO (%)
$73,2\% \pm 3,6\%$	$56,6\% \pm 10,1\%$

Tabla 4.10: Resultados de clasificación supervisada mediante SVM global, ASR.

4.5. Visualización no supervisada

Se van a exponer dos representaciones t-SNE como ejemplo. La primera muestra una separación visual más evidente entre ambas clases, mientras que la segunda presenta un mayor solapamiento y una diferenciación menos clara.

Al tratarse de un método de visualización no supervisada, sus resultados no permiten determinar por sí solos la existencia de diferencias entre jugadas cortas y largas. No obstante, sirven para observar de forma exploratoria si las características EEG presentan tendencias de agrupación o separación entre ambos tipos de jugadas.

La representación en la que mejor se visualiza esta diferencia entre jugadas, reflejada mediante la separación entre clases, pertenece al sujeto 3. Como podemos observar (ver, Figura 4.1), encontramos un claro patrón de separación.

Por una parte, la gran mayoría de jugadas largas, representadas por círculos verdes, se encuentran en valores positivos del eje Y (t-SNE-2). Por el contrario, las jugadas cortas tienden a permanecer en valores negativos del eje Y. Cabe mencionar que estos patrones de separación no son perfectos, pero sí bastante representativos y diferenciados

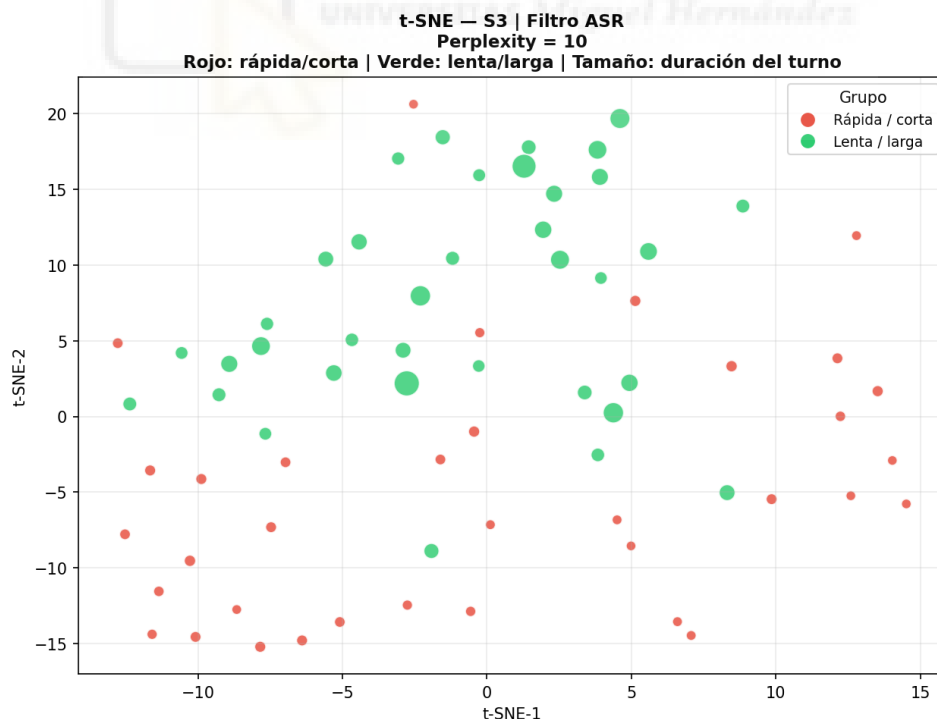


Figura 4.1. Representación t-SNE del Sujeto 3

Por otra parte, nos encontramos la representación del sujeto 4 (ver, Figura 4.2). Para este sujeto, es cierto que aparece un ligero patrón en la zona central, en donde se agrupan algunas de las jugadas largas. Pese a ello, no representa un patrón constante y muchas otras jugadas de estas jugadas aparecen dispersas. A su vez, las jugadas cortas se encuentran dispersas por toda el gráfico, sin ningún tipo de patrón de aparente

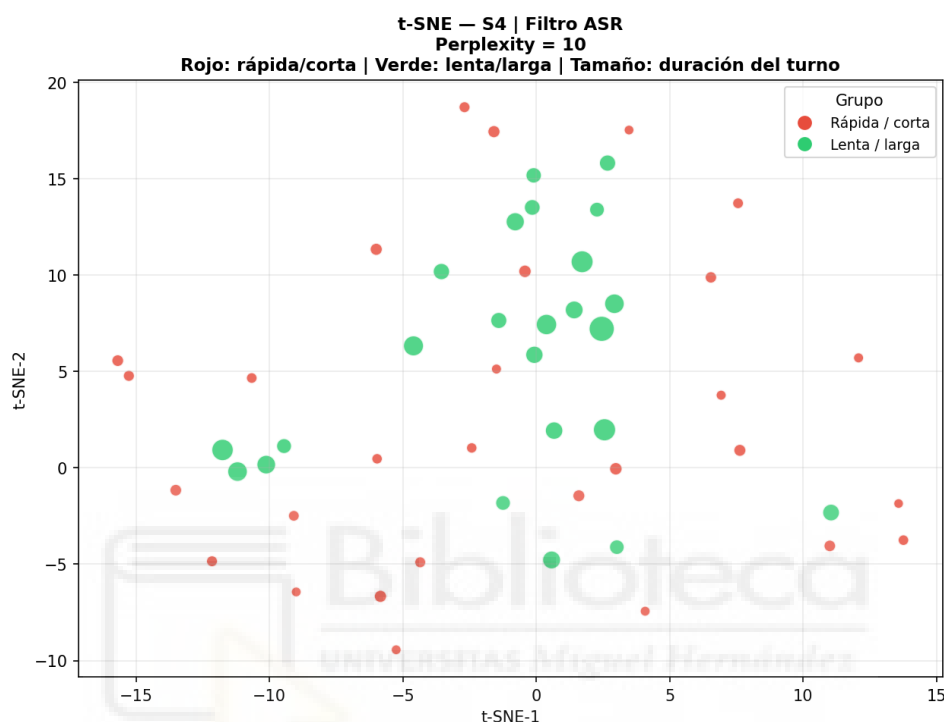


Figura 4.2. Representación t-SNE del Sujeto 4

El resto de las representaciones t-SNE se exponen en su respectivo anexo (Anexo 6.3).

4.6. Síntesis general de los resultados

En resumen, los resultados muestran que existen diferencias entre jugadas cortas y largas en la actividad EEG, aunque estas no aparecen de forma homogénea en todos los sujetos. A partir de los *heatmaps* de potencia relativa, se observó una tendencia general: las jugadas largas se asociaron principalmente con una mayor presencia de actividad en bandas lentas, especialmente theta y alpha, mientras que las jugadas cortas mostraron con mayor frecuencia incrementos relativos en bandas rápidas, beta y gamma.

El resumen agregado de significancia permitió confirmar que algunos patrones se repitieron en varios participantes, destacando para las jugadas largas tanto theta en regiones frontales y centrales, como alpha en zonas centrales y parietales. En el caso de

las jugadas cortas, las diferencias más repetidas aparecieron principalmente en gamma y, en menor medida, en beta, especialmente en electrodos frontales y centrales. Sin embargo, ninguna combinación concreta de canal y banda fue significativa en los cinco sujetos, lo que evidencia una importante variabilidad interindividual.

Los clasificadores supervisados también reflejaron esta variabilidad. El Sujeto 3 presentó los mejores resultados de clasificación, alcanzando porcentajes de acierto de entorno al 80% para ambos modelos, mientras que el Sujeto 5 obtuvo los valores más bajos, cercanos al 60% y con bastante desviación. Esto indica que la capacidad de distinguir entre jugadas cortas y largas depende en gran medida del sujeto analizado. En las pruebas globales, LDA y SVM alcanzaron precisiones medias de entorno al 73%. Sin embargo, en la validación LOSO los resultados descendieron al 54,3% para LDA y al 56,6% para SVM, lo que indica una capacidad limitada para generalizar a sujetos no incluidos en el entrenamiento.

Por último, las representaciones t-SNE se utilizaron como apoyo visual no supervisado para explorar la distribución de las jugadas en el espacio de características. Estas proyecciones mostraron distintos grados de separación visual entre sujetos, aunque deben interpretarse únicamente de forma exploratoria. En conjunto, los resultados sugieren que la duración de la jugada se relaciona con cambios en la distribución espectral de la señal EEG, pero también que estos cambios presentan una marcada variabilidad entre participantes.

4.7. Comparación con estudios previos

Los resultados obtenidos pueden relacionarse con investigaciones previas sobre la memoria y la toma de decisiones en ajedrez. En las jugadas largas se observó una mayor potencia relativa en theta y alpha en prácticamente todas las regiones. Villafaina et al. [13] plantean que las modalidades con mayor tiempo disponible permiten una mayor participación de la memoria de trabajo, mientras que Candela-Leal et al. [16] emplearon la potencia theta como indicador de carga cognitiva y la relacionaron con el tiempo de resolución de problemas. Por tanto, el aumento de theta durante las jugadas largas podría ser compatible con el mantenimiento de información y el análisis de diferentes alternativas.

Respecto a alpha, Fuentes-García et al. [14] observaron un incremento de esta banda en algunas regiones centrales y temporales durante las partidas de mayor dificultad, relacionado con la ideación creativa, el pensamiento divergente y la búsqueda de soluciones alternativas. Aunque las condiciones experimentales son diferentes, este resultado guarda cierta relación con la mayor potencia alpha encontrada en las jugadas largas, que podría vincularse con una mayor focalización sobre la posición y la búsqueda de posibles soluciones.

Por el contrario, las jugadas cortas presentaron una mayor potencia relativa en beta y gamma, especialmente en regiones frontales y centrales. Este tipo de respuesta más rápida puede relacionarse con la teoría de los *chunks* de Chase y Simon [7], según la cual los jugadores pueden reconocer configuraciones conocidas del tablero y acceder con rapidez a la información asociada a ellas. Además, Amidzic et al. [9] observaron actividad gamma durante partidas de ajedrez y relacionaron su distribución frontal y parietal en jugadores expertos con la recuperación de *chunks* almacenados en la memoria a largo plazo. De este modo, la mayor presencia de gamma observada durante las jugadas cortas podría ser compatible con un reconocimiento más rápido de la posición y una respuesta más automatizada.

Estas asociaciones deben interpretarse con cautela, ya que en este trabajo no se evaluaron directamente la memoria de trabajo, la búsqueda de alternativas ni la recuperación de *chunks*.

4.8. Interpretación de los hallazgos

El aumento de theta durante las jugadas largas puede interpretarse como un posible indicador de una mayor demanda cognitiva durante el proceso de decisión. Esta banda se ha relacionado con procesos de memoria, atención sostenida, mantenimiento de información y carga mental, por lo que su presencia en jugadas de mayor duración resulta coherente con situaciones en las que el jugador necesita analizar durante más tiempo la posición antes de realizar el movimiento. En este trabajo, este patrón apareció principalmente en regiones frontales y centrales, destacando los electrodos F3 y Cz.

La banda alpha también presentó una mayor potencia relativa durante las jugadas largas, especialmente en regiones centrales y parietales. Aunque alpha suele asociarse a estados de reposo o relajación, también puede vincularse con procesos de atención interna e

inhibición de información no relevante. Por ello, su incremento podría estar relacionado con una mayor focalización interna durante el análisis de la posición. No obstante, esta interpretación debe realizarse con cautela, especialmente en electrodos centrales, ya que la actividad en rango alpha puede solaparse con actividad motora.

En cambio, las jugadas cortas se asociaron principalmente con una mayor potencia relativa en beta y gamma. La banda beta se relaciona con estados de alerta, actividad mental activa y procesos atencionales, mientras que gamma se asocia con el procesamiento rápido de la información y funciones cognitivas complejas. Su presencia en jugadas de menor duración podría ser compatible con respuestas más inmediatas o con un procesamiento más rápido de la posición, posiblemente cuando el jugador identifica antes la jugada a realizar. Estas diferencias se localizaron sobre todo en regiones frontales y centrales.

En conjunto, los resultados apuntan a una diferenciación general entre jugadas largas y cortas. Las primeras parecen vincularse con un procesamiento más sostenido y elaborado, reflejado en una mayor presencia relativa de bandas lentas, mientras que las segundas podrían relacionarse con respuestas más rápidas o activas, reflejadas en una mayor presencia de bandas rápidas. Aun así, estas asociaciones deben entenderse como una interpretación funcional de los patrones observados, no como una identificación directa de los procesos cognitivos implicados.

4.9. Limitaciones del estudio

A pesar de los resultados obtenidos, es necesario considerar varias limitaciones metodológicas que condicionan su interpretación y reducen la posibilidad de generalizarlos a otros jugadores o situaciones de juego.

La principal limitación de este trabajo es el reducido tamaño de la muestra, compuesta por cinco participantes y dos partidas por sujeto. Pese a que la cantidad de sujetos ha sido suficiente para realizar este trabajo, esta circunstancia limita la generalización de los resultados y aumenta la influencia de las diferencias individuales, algo que también se reflejó en los análisis espectrales y en el rendimiento de los clasificadores.

Asimismo, el sistema de adquisición empleado contaba con siete canales EEG, por lo que solo fue posible describir tendencias generales en regiones frontales, centrales y parietales, sin realizar una localización cerebral precisa. Aunque se aplicó el método ASR

para reducir los artefactos, no puede descartarse completamente la presencia de contaminación residual, especialmente en las frecuencias más altas, como gamma.

4.10. Aplicaciones y trabajos futuros

Los resultados obtenidos muestran el potencial del EEG para estudiar la toma de decisiones durante partidas de ajedrez. Una posible aplicación sería el desarrollo de herramientas de apoyo al entrenamiento capaces de analizar la actividad cerebral junto con el tiempo empleado en cada jugada. Esto permitiría identificar momentos en los que el jugador realiza un análisis más prolongado o responde de forma más inmediata. No obstante, debido a la variabilidad observada entre participantes y al bajo rendimiento de la validación LOSO, una aplicación práctica debería basarse inicialmente en modelos personalizados y calibrados con datos del propio jugador.

Como trabajos futuros, sería necesario ampliar el número de participantes y partidas, utilizar sistemas EEG con más canales y controlar variables como la dificultad de la posición, la fase de la partida, el tiempo y el nivel de los jugadores.

Finalmente, podría desarrollarse una herramienta capaz de analizar la señal EEG durante la partida e identificar automáticamente patrones cerebrales asociados a las jugadas cortas y largas.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha desarrollado un procedimiento completo para registrar, procesar y analizar señales EEG durante la realización de partidas de ajedrez, con el objetivo de estudiar si la actividad cerebral presenta diferencias en función del tiempo empleado para tomar una decisión.

Para ello, se diseñó un protocolo experimental que permitió registrar la actividad EEG de los participantes mientras disputaban dos partidas de ajedrez contra un ordenador. Posteriormente, las señales fueron filtradas y procesadas mediante *Artifact Subspace Reconstruction* (ASR), se segmentaron los turnos correspondientes a cada jugada y se calculó la potencia relativa de las bandas delta, theta, alpha, beta y gamma en los siete canales EEG disponibles.

Los resultados mostraron una tendencia general caracterizada por una mayor potencia relativa en las bandas bajas, theta y alpha, durante las jugadas largas. Las diferencias en theta aparecieron principalmente en regiones frontales y centrales, mientras que alpha destacó especialmente en regiones centrales y parietales. Por el contrario, las jugadas cortas presentaron con mayor frecuencia una mayor contribución relativa de las bandas altas, beta y gamma, principalmente en electrodos frontales y centrales.

El análisis agregado de significancia mostró que algunos de estos patrones se repetían en varios participantes. Entre los resultados más frecuentes destacaron theta en F3 y alpha en C3 para las jugadas largas, así como gamma en F3 para las jugadas cortas. Sin embargo, ninguna combinación concreta de canal y banda fue significativa en los cinco sujetos, lo que refleja una elevada variabilidad interindividual y pone de manifiesto que los patrones EEG no aparecen de manera idéntica en todos los jugadores.

Los modelos supervisados LDA y SVM mostraron que las características espectrales extraídas contienen información útil para diferenciar entre jugadas cortas y largas. En el análisis por sujeto se obtuvieron resultados variables, destacando el Sujeto 3 con las mayores precisiones y el Sujeto 5 con los valores más reducidos. En el análisis global, ambos modelos alcanzaron una precisión media cercana al 74%. Sin embargo, el rendimiento descendió hasta valores próximos al azar al aplicar la validación *Leave-One-Subject-Out*, lo que indica que los patrones aprendidos a partir de unos participantes presentan dificultades para generalizarse a un sujeto nuevo.

El análisis no supervisado mediante t-SNE mostró diferentes grados de separación visual entre jugadas cortas y largas. En el Sujeto 3 se observó una distribución relativamente diferenciada entre ambas categorías, mientras que en el Sujeto 4 apareció un mayor solapamiento. Estos resultados confirman que la capacidad de separación depende en gran medida del participante y que las representaciones t-SNE deben interpretarse únicamente como una herramienta exploratoria.

En conjunto, los hallazgos sugieren que las jugadas largas podrían estar relacionadas con un procesamiento más sostenido y elaborado de la posición, reflejado en una mayor presencia relativa de bandas de frecuencia bajas. Las jugadas cortas, por su parte, podrían asociarse con un procesamiento más rápido o una respuesta más inmediata, reflejada en una mayor contribución las bandas de frecuencia altas. Sin embargo, estas interpretaciones no permiten identificar directamente los procesos cognitivos implicados y deben considerarse con cautela.

Como línea futura, sería conveniente ampliar el número de participantes y partidas, utilizar dispositivos EEG con un mayor número de canales y controlar variables como la dificultad de la posición, la fase de la partida, el tiempo disponible y el nivel ajedrecístico. También sería interesante desarrollar modelos personalizados para cada jugador y estudiar técnicas capaces de mejorar la generalización a sujetos nuevos.

6. Anexos

6.1. Artifact Subspace Reconstruction (ASR)

Es un método automático de reducción de artefactos en señales EEG multicanal. Su funcionamiento se basa en obtener un modelo de referencia a partir de un segmento de señal considerado limpio y utilizarlo para detectar componentes cuya varianza sea anormalmente elevada. De esta forma, permite atenuar alteraciones producidas por parpadeos, movimientos o actividad muscular sin eliminar completamente los segmentos afectados.

En este trabajo, el modelo se calibra utilizando las fases de ojos abiertos y ojos cerrados registradas durante la *baseline*. A partir de estos datos se calcula una matriz de covarianza de referencia:

$$C_C = \frac{1}{N} X_C X_C^T$$

Donde:

- X_C representa la matriz de datos de calibración
- N es el número de muestras

Esta matriz caracteriza la variabilidad de los canales EEG y las relaciones existentes entre ellos durante la actividad utilizada como referencia.

Posteriormente, la señal completa se divide en ventanas temporales. Para cada ventana se calcula su matriz de covarianza y se realiza una descomposición en valores y vectores propios:

$$C_W = V_W \Lambda_W V_W^T$$

Donde:

- V_W es la matriz cuyos vectores columna representan las direcciones principales o componentes de la ventana
- Λ_W representa la varianza de las distintas componentes

Estas varianzas se comparan con los umbrales obtenidos durante la calibración. Una componente se considera anómala cuando supera el límite correspondiente:

$$\lambda_{w,i} > \tau_i$$

Donde:

- $\lambda_{w,i}$ es el valor propio o varianza de la componente i en la ventana w
- τ_i es el umbral máximo admitido para la componente i , calculado a partir de los datos empleados durante la calibración

Finalmente, la ventana corregida se obtiene mediante:

$$\hat{X}_w = R_w X_w$$

Donde:

- $\hat{X}_w$ es la señal reconstruida después de reducir la contribución de las componentes consideradas anómalas
- R_w es la matriz de reconstrucción calculada por ASR para esa ventana
- X_w es la matriz de datos EEG original correspondiente a la ventana w

6.2. Mapas de calor de la señal filtrada (F)

En este anexo se muestran los *heatmaps* correspondientes a todos los sujetos, calculados mediante la señal filtrada,

S1 (F) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.15*	1.43***	0.84	0.50***	0.42***
F4	1.16*	1.46***	1.05	0.67**	0.54***
C3	1.25**	1.60***	1.12*	0.75***	0.70**
CZ	1.16**	1.40***	1.04	0.73***	0.62***
C4	1.23**	1.40***	1.13	0.82**	0.65***
P3	1.13*	1.36***	1.17**	0.82***	0.70***
P4	1.11**	1.34***	1.06	0.87***	0.81***

Tabla 6.1. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 1, F

S2 (F) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.06	1.27***	1.04	0.85	0.68*
F4	1.13	1.15	0.94	0.64*	0.55*
C3	1.12	1.24***	1.08	0.92	0.78*
CZ	1.01	1.15**	1.08	0.93	0.80**
C4	1.13	1.19**	1.01	0.76	0.69
P3	1.09	1.15*	0.99	1.02	0.85**
P4	1.12*	1.09	0.97	0.98	0.88*

Tabla 6.2. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 2, F

S3 (F) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	1.10	1.11	1.10	0.72**	0.68
F4	1.10	1.10	1.01	0.75***	0.67**
C3	0.97	1.03	1.69***	0.93	0.83
CZ	1.02	1.09**	1.25**	0.97	0.82*
C4	0.99	1.08*	1.33**	0.92	0.82
P3	0.94*	1.07*	1.41***	1.12*	0.87
P4	0.98	1.08	1.23*	1.06	0.90

Tabla 6.3. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 3, F

S4 (F) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3	0.99	1.12*	1.09	1.03	0.96
F4	1.02	1.08	1.05	1.00	0.96
C3	1.03	0.98	1.09	1.00	1.02
CZ	0.96	1.06	1.15	1.07	1.11
C4	0.96	1.05	1.09	1.10	1.13
P3	0.92	1.00	1.20*	1.25	1.19
P4	0.92	1.04	1.17	1.25*	1.16

Tabla 6.4. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 4, F

S5 (F) - Ratio Largo/Corto — Potencia Relativa					
Canal	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
F3_F	1.24*	1.04	0.80	0.68**	0.57**
F4_F	1.32**	1.03	0.76	0.69**	0.59**
C3_F	1.19	1.10	0.91	0.79*	0.71**
CZ_F	1.15	1.11	0.89	0.80*	0.78*
C4_F	1.23*	1.06	0.88	0.80**	0.74**
P3_F	1.00	1.15	1.07	0.97	0.93
P4_F	1.07	1.18	1.10	0.95	0.85**

Tabla 6.5. Heatmap de potencia EEG - Sujeto 5, F

6.3. Clasificación no supervisada: t-SNE

En este anexo se representan las representaciones t-SNE del resto de sujetos que no han aparecido en el trabajo con anterioridad.

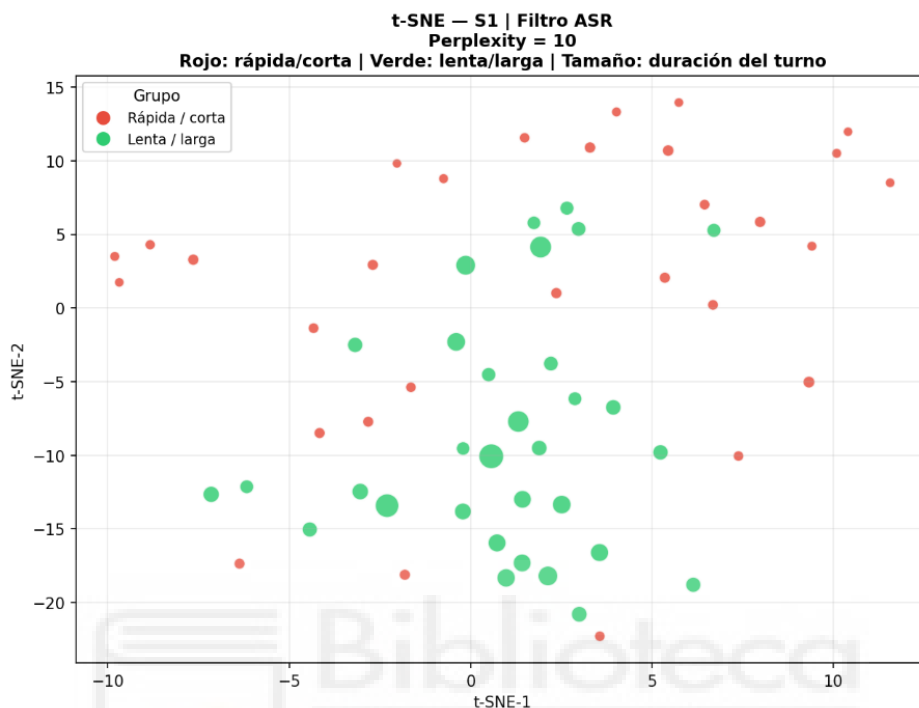


Figura 6.1. Representación t-SNE del Sujeto 1

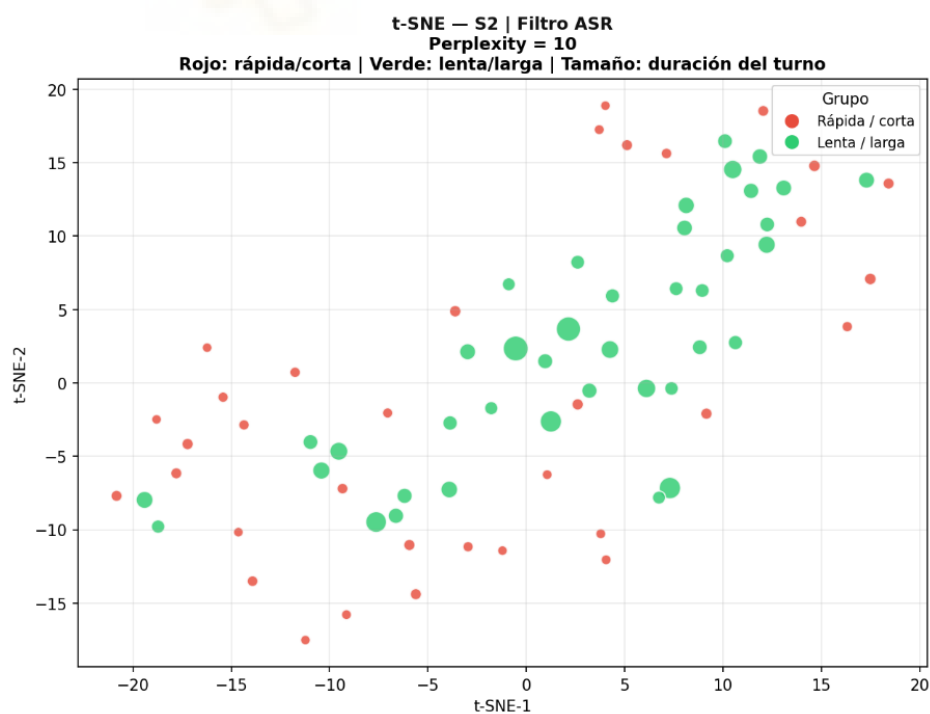


Figura 6.2. Representación t-SNE del Sujeto 2

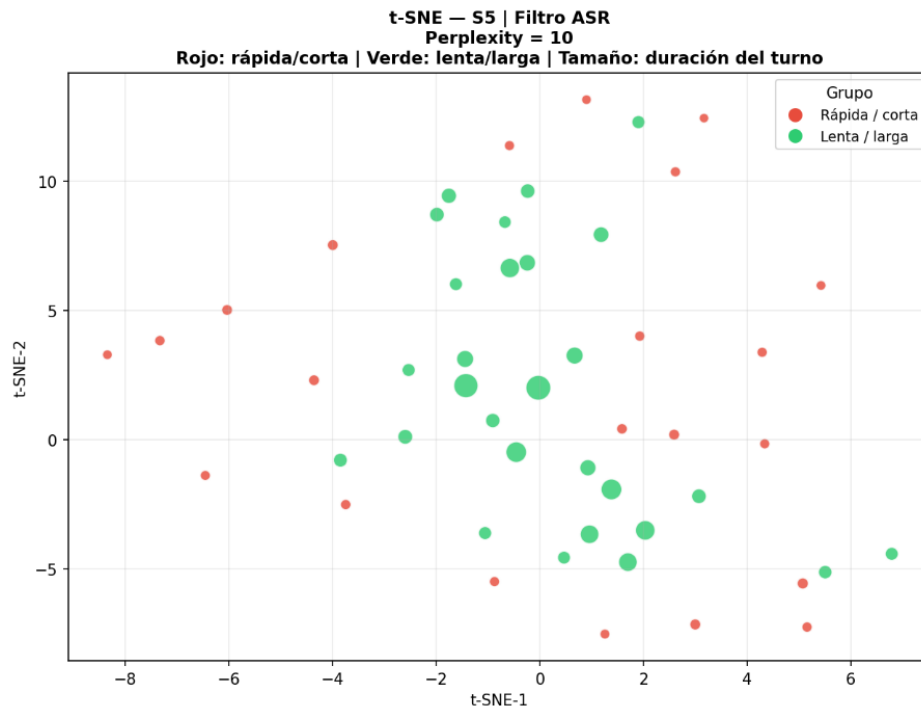


Figura 6.3. Representación t-SNE del Sujeto 5

6.4. EEGRecorderChess.py

Este es el script más importante del trabajo y se utilizó como herramienta principal para la adquisición de las señales EEG durante las partidas de ajedrez. Su objetivo fue registrar la actividad cerebral del participante de forma continua, asociando cada muestra a una etiqueta temporal que permitiera identificar las distintas fases del experimento y facilitar su análisis posterior.

El programa permite seleccionar el usuario y el dispositivo de adquisición mediante una interfaz gráfica desarrollada con Pygame. La señal EEG se recibe a través de *Lab Streaming Layer* (LSL), utilizando una frecuencia de muestreo de 250 Hz.

Antes de la partida, el programa puede ejecutar una fase de *baseline* compuesta por varias condiciones: relajación inicial, ojos abiertos, ojos cerrados, mordida, parpadeo y movimiento de cabeza. Cada una de estas fases se identifica mediante una etiqueta numérica específica, lo que permite localizar posteriormente los segmentos correspondientes dentro del archivo de datos. Esta *baseline* se emplea como referencia inicial de la señal y sirve también para calibrar el procesamiento de artefactos mediante ASR.

Durante la partida, el script permite cambiar la etiqueta mediante el teclado. La etiqueta 2 indica que el jugador se encuentra realizando una jugada, mientras que la etiqueta -2 marca la finalización del turno. Esta estructura de etiquetas permitió segmentar posteriormente los turnos y clasificarlos según su duración, diferenciando entre jugadas cortas y largas.

Una vez finalizada la grabación, el programa guarda automáticamente los datos en formato CSV. El primer archivo contiene la señal registrada junto con una versión filtrada básica, obtenida mediante un filtro notch a 50 Hz y un filtro paso banda entre 1 y 60 Hz. A partir de este archivo, el propio script genera una versión adicional de la señal procesada mediante *Artifact Subspace Reconstruction* (ASR). De este modo, para cada sesión se obtienen dos versiones de los datos.

6.5. ComparativaChessCortoLargo.py

Este se utilizó para comparar la actividad EEG entre jugadas cortas y largas a partir de los archivos generados previamente. Para ello, el programa permite seleccionar el sujeto y las partidas que se desea analizar.

En primer lugar, el script carga los archivos CSV correspondientes (en el caso de querer analizar ambas partidas) y extrae los segmentos etiquetados como turno activo, lo que serían las jugadas realizadas por el sujeto. A continuación, descarta los turnos con una duración inferior al umbral mínimo establecido y recorta, según un parámetro variable, el último tramo de cada turno, con el objetivo de reducir la posible influencia de movimientos asociados al final de la jugada.

Posteriormente, se calcula la densidad espectral de potencia mediante el método de Welch para cada turno, canal y banda de frecuencia. A partir de esta estimación se obtiene tanto la potencia absoluta como la potencia relativa.

Los turnos se clasifican en cortos y largos en función de la mediana de duración, excluyendo aquellos demasiado cercanos a dicha mediana. Después, el script aplica la prueba Mann-Whitney U para comparar ambos grupos en cada combinación de canal y banda, obteniendo el ratio largo/corto, el p-valor y el nivel de significación.

Finalmente, el programa guarda los resultados en archivos CSV y genera las figuras principales del análisis: *heatmaps* de ratios y p-valores para potencia absoluta y relativa.

6.6. Clasificacion_supervisada.py

Este script fue utilizado para evaluar la clasificación entre jugadas cortas y largas mediante modelos supervisados. El programa permite seleccionar tanto el modelo de clasificación, LDA o SVM lineal, como el tipo de análisis, por sujeto o global.

En el análisis por sujeto, se agrupan las pruebas de un mismo participante y se calcula la mediana de duración para separar las jugadas cortas y largas. En el análisis global, se agrupan los datos de todos los sujetos incluidos y la separación entre clases se realiza a partir de una mediana global. En ambos casos, las jugadas cuya duración se encuentran dentro del margen del 25% respecto a la mediana, son descartadas.

Para cada ejecución, el script lee directamente los archivos CSV de señal EEG correspondientes al sujeto. A partir de estos archivos, extrae los turnos activos, descarta los segmentos demasiado cortos, recorta el final de cada turno y calcula la potencia relativa en las distintas bandas de frecuencia para los siete canales EEG.

Una vez construido el conjunto de características, el programa entrena y evalúa el modelo seleccionado, LDA o SVM lineal, mediante validación cruzada estratificada. En el análisis global, además, se incorpora una validación *Leave-One-Subject-Out* (LOSO), en la que el modelo se entrena con todos los sujetos excepto uno y se evalúa sobre el participante dejado fuera.

El script muestra por pantalla la precisión media, la matriz de confusión, el informe de clasificación y las características con mayor peso en el modelo.

6.7. Clasificacion_no_supervisada.py

Este script fue utilizado para explorar de forma visual la distribución de las jugadas cortas y largas mediante el algoritmo no supervisado t-SNE, que proyecta las características EEG en un espacio bidimensional para observar posibles agrupaciones o solapamientos.

Para cada sujeto, el programa agrupa las partidas seleccionadas y lee directamente los archivos CSV correspondientes. A partir de estos archivos, extrae los turnos activos, elimina los segmentos demasiado cortos y recorta las últimas muestras de cada turno, a partir de un valor configurable expresado en segundos. Posteriormente, calcula mediante el método de Welch la potencia relativa de las bandas delta, theta, alpha, beta y gamma para los siete canales EEG.

Las jugadas se dividen en cortas y largas a partir de la mediana de duración del conjunto de turnos del sujeto, se excluyen las jugadas cuya duración se encuentra dentro de un margen del 25% alrededor de la mediana. Las características espectrales obtenidas se estandarizan antes de aplicar t-SNE, evitando así que unas variables tengan mayor influencia únicamente por su escala numérica.

El algoritmo t-SNE transforma las 35 características originales, correspondientes a cinco bandas de frecuencia en siete canales, en dos dimensiones. Para ello, intenta mantener próximas en la representación aquellas jugadas que presentan características EEG similares en el espacio original. En este caso se utiliza distancia euclídea, una perplejidad máxima de 10 y una inicialización mediante PCA para mejorar la estabilidad de la proyección.

Finalmente, el script genera una representación gráfica en la que las jugadas cortas aparecen en rojo y las largas en verde, mientras que el tamaño de cada círculo es proporcional a la duración del turno.



BIBLIOGRAFÍA

- [1] H. Berger, «Über das Elektrenkephalogramm des Menschen,» *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, vol. 87, p. 527–570, 1929.
- [2] A. Kalra, G. Anand y A. Lowe, «Interpreting Electroencephalogram (EEG) – An Introductory Review of Assessment and Measurement Procedures,» *Modern Applied Science*, vol. 14, p. 47–63, 2020.
- [3] J. W. Britton, L. C. Frey y J. L. Hopp, «Appendix 4. Common Artifacts During EEG Recording,» de *Electroencephalography (EEG): An Introductory Text and Atlas of Normal and Abnormal Findings in Adults, Children, and Infants*, American Epilepsy Society, 2016.
- [4] X. Jiang, G.-B. Bian y Z. Tian, «Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review,» *Sensors*, vol. 19, n° 5, p. 987, 2019.
- [5] A. Binet, *Psychologie des grands calculateurs et joueurs d'échecs*, París: Hachette, 1894.
- [6] A. D. de Groot, *Thought and Choice in Chess*, The Hague: Mouton, 1965.
- [7] W. G. Chase y H. A. Simon, «Perception in chess,» *Cognitive Psychology*, vol. 4, n° 1, pp. 55-81, 1973.
- [8] M. Rey, J. Pelletier, A. Dalecky, G. Sabbagh, O. Levrier, A. Ali Chérif y R. Khalil, «Épilepsie réflexe avec crises induites par le calcul mental, le jeu d'échecs et le jeu de Scrabble.,» *Revue Neurologique*, vol. 152, n° 2, pp. 116-120, 1996.
- [9] O. Amidzic, H. J. Riehle, T. Fehr, C. Wienbruch y T. Elbert, «Pattern of focal gamma-bursts in chess players,» *Nature*, vol. 412, n° 6847, pp. 603-603, 2001.
- [10] H. J. Volke, P. Dettmar, P. Richter y M. Rudolf, «On-coupling and off-coupling of neocortical areas in chess experts and novices,» *International Journal of Psychophysiology*, vol. 16, n° 1, pp. 23-31, 2002.

- [11] G. Campitelli, F. Gobet y M. Parker, «Brain localization of memory chunks in chessplayers,» *International Journal of Neuroscience*, vol. 117, nº 12, pp. 1641-1659, 2007.
- [12] M. J. Wright, F. Gobet, P. N. Ramchandani y P. Chassy, «ERP to chess stimuli reveal expert-novice differences in the amplitudes of N2 and P3 components,» *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 25, nº 12, pp. 2003-2015, 2013.
- [13] S. Villafaina, M. Collado-Mateo, J. P. Fuentes y J. L. Gusi, «Electroencephalographic response of chess players in decision-making processes under time pressure,» *Physiology & Behavior*, vol. 204, pp. 144-151, 2019.
- [14] J. P. Fuentes-García, S. Villafaina, D. Collado-Mateo, R. Cano-Plasencia y N. Gusi, «Chess Players Increase the Theta Power Spectrum When the Difficulty of the Opponent Increases: An EEG Study,» *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, nº 1, p. 46, 2019.
- [15] S. Villafaina, M. Collado-Mateo, J. P. Fuentes y e. al., «Neurophysiological and autonomic responses of high and low-level chess players during difficult and easy chess endgames,» *Physiology & Behavior*, vol. 37, 2021.
- [16] M. O. Candela-Leal, M. A. Ramirez-Moreno y J. D.-J. Lozoya-Santos, «Task resolution time estimation through cognitive load: An EEG study of chess players,» de *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 2025.