



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE HIDALGO

INSTITUTO DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA

DOCTORADO EN CIENCIAS COMPUTACIONALES

TESIS

SISTEMA DE INTERACCIÓN FÍSICA HUMANO-ROBOT COMO HERRAMIENTA DE ESTIMULACIÓN NEUROCOGNITIVA EN NIÑOS CON TDAH EN MÉXICO

Para obtener el grado de
Doctor en Ciencias Computacionales

PRESENTA

M.S.C. Jerónimo Aparicio Juárez

Director:
Dr. Omar Arturo Domínguez Ramírez

Codirector:
Dr. Gabriel Sepúlveda Cervantes

Pachuca de Soto, Hgo., México., a 06 de julio de 2026



M.S.C. Jerónimo Aparicio Juárez

Sistema de interacción física
humano-robot como
herramienta de estimulación
neurocognitiva en niños con
TDAH en México



Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo

Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería

School of Engineering and Basic Sciences

Área Académica de Computación y Electrónica

Mineral de la Reforma, Hgo., 03 de junio del 2026

Número de control: ICBI-AACyE/623/2026

Asunto: Autorización de impresión de tema de tesis.

MTRA. OJUKY DEL ROCÍO ISLAS MALDONADO
DIRECTORA DE ADMINISTRACIÓN ESCOLAR DE LA UAEH

El Comité Tutorial de la **TESIS** del Programa Educativo de Posgrado titulado **"Sistema de Interacción Física Humano-Robot como Herramienta de Estimulación Neurocognitiva en Niños con TDAH en México"**, realizado por el sustentante Jerónimo Aparicio Juárez, con número de cuenta 472288, perteneciente al programa de **Doctorado en Ciencias Computacionales**, una vez que se ha revisado, analizado y evaluado el documento recepcional de acuerdo a lo estipulado en el Artículo 110 del Reglamento de Estudios de Posgrado, tiene a bien extender la presente: **AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN**

Por lo que el sustentante deberá cumplir con los requisitos del Reglamento de Estudios de Posgrado y con lo establecido en el proceso de grado vigente.

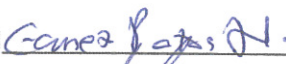

Dr. Omar Arturo Domínguez Ramírez
Director de Tesis




Dr. Gabriel Supulveda Cervantes
Codirector de tesis

Dr. Heberto Gómez Pozos

Presidente
ÁREA ACADÉMICA DE
COMPUTACIÓN Y ELECTRÓNICA

UAEH 

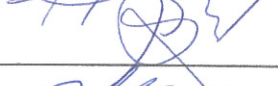
Dr. Esteban Rueda Soriano

Secretario

UAEH 

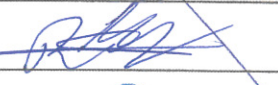
Dr. Omar Arturo Domínguez Ramírez

Primer Vocal

UAEH 

Dr. Raúl Villafuerte Segura

Segundo Vocal

UAEH 

Dr. Gabriel Supulveda Cervantes

Suplente

UAEH 

APL/KAA

"Amor, Orden y Progreso"

Ciudad del Conocimiento, Carretera Pachuca-Tulancingo
Km. 4.5 Colonia Carboneras, Mineral de la Reforma, Hidalgo,
México. C.P 42184
Teléfono: 52 (771) 71 720 00 Ext. 40052, 40053
aacye_icbi@uaeh.edu.mx

uaeh.edu.mx



DEDICATORIA

El presente trabajo de investigación se lo dedico a todas aquellas personas que confiaron en mi proyecto y cuya presencia e impulso fueron fundamentales para la realización de este logro:

A Dios: Por ser el principio de todo, por concederme la fortaleza, la guía y la sabiduría necesarias para culminar este camino, y por bendecirme con la familia que tengo.

A mi familia: Por ser el pilar fundamental y fraterno sobre el cual he construido cada uno de mis pasos y metas.

A mi madre, Concepción: Por tu presencia constante, tu amor incondicional y por caminar a mi lado en cada etapa de este exigente trayecto. Este logro es tan tuyo como mío.

A la memoria de mi padre, Gilberto (†): Quien desde el cielo sigue siendo mi mayor impulso para superarme. En ti descubrí el amor por la sabiduría y el conocimiento; tu ejemplo me enseñó a afrontar cada dificultad con perseverancia, valentía y una motivación inquebrantable. Tu luz guía este camino.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo (UAEH), y en especial al Centro de Investigación en Tecnologías de Información y Sistemas (CITIS): Por abrirme las puertas de sus instalaciones y brindarme la invaluable oportunidad de formarme como investigador. Mi sincera gratitud al personal del Laboratorio de Robótica Avanzada e Interfaces Hápticas, cuyo equipamiento, soporte técnico y espacio fueron pilares fundamentales para la ejecución y el éxito de este trabajo de investigación.

A mi director de tesis, Dr. Omar Arturo Domínguez Ramírez, mi más profundo agradecimiento por su guía de experto, su confianza y su paciencia a lo largo de este trayecto académico. De igual manera, expreso mi gratitud **al Dr. Gabriel Sepúlveda Cervantes, del Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Cómputo (CIDETEC) del Instituto Politécnico Nacional,** por su codirección para el desarrollo de este proyecto de investigación.

Al Dr. Eduardo Alejandro Escotto Córdova: Coordinador del Laboratorio de Psicología y Neurociencias de la **Facultad de Estudios Superiores (FES) Zaragoza de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM),** por su generoso apoyo, mentoría y guía en el área clínica.

A la memoria de la Dra. María de los Ángeles Alonso Lavernia (†): Con profundo respeto y sincera gratitud. A pesar de su lamentable partida al inicio de este

sendero, su lucidez académica, su calidez humana y los cimientos intelectuales que compartió conmigo permanecieron como una fuente constante de inspiración a lo largo de todo mi doctorado. Este logro también honra su memoria.

A los miembros del jurado, Dr. Heberto Gómez Pozos, Dr. Esteban Rueda Soriano y Dr. Raúl Villafuerte Segura, por sus valiosas aportaciones, revisiones y comentarios durante el proceso de evaluación de este trabajo.

A la Secretaría de Educación, Ciencia, Tecnología e Innovación (SECIH-TI): Por el apoyo institucional y la beca otorgada para la realización de mis estudios de Doctorado en Ciencias Computacionales. Sin este sustento, el nivel de dedicación y la culminación con éxito de este posgrado no habrían sido posibles.

Resumen

Sistema de interacción física humano-robot como herramienta de estimulación neurocognitiva en niños con TDAH en México

Este trabajo de investigación propone un entorno virtual interactivo orientado a fortalecer la estimulación neurocognitiva en niños con Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) mediante un exergame basado en un sistema de interacción física humano-robot (HRpI, *Human-Robot Physical Interaction*) e interfaz de seguimiento cefálico-ocular implementada mediante un componente de análisis facial (*Face Analyzer*), que estima la orientación de la mirada y cuantifica la concentración visual y mental del usuario en tiempo real.

En la actualidad, las estrategias de evaluación clínica en centros de atención y tratamiento para niños neurodivergentes se basan en el Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales (DSM-5); sin embargo, la mayoría de estos centros de rehabilitación no disponen de plataformas tecnológicas integradas con biorretroalimentación y estimulación neurofisiológica asociadas a cada estudio de caso, lo que representa una limitación para la mejora del procedimiento clínico.

Ante esta brecha tecnológica, la presente investigación tiene como objetivo desarrollar y validar un exergame multimodal basado en un sistema HRpI para la evaluación neurocognitiva en niños con TDAH, mediante la integración de teleoperación háptica y seguimiento cefálico-ocular, con el fin de caracterizar fenotipos conductuales digitales que apoyen la toma de decisiones clínicas personalizadas. La plataforma interactiva integra un dispositivo háptico Phantom Omni con el operador humano en el lazo de control, bajo dos estrategias: i) guía háptica pasiva, en la que el sistema regula la energía mecánica acumulada por el efector final, cuantificada como la integral del producto de la fuerza de interacción y la velocidad de desplazamiento, para mantener la trayectoria dentro del

protocolo clínico, y ii) exploración háptica activa, en la que el usuario resuelve el desafío de forma autónoma. La retroalimentación de fuerza cinestésica se basa en un modelo de viscoelasticidad (sistema muelle-amortiguador) en ambas estrategias de interacción háptica.

De forma simultánea, el componente *Face Analyzer* estima la orientación cefálico-ocular (ángulos *pitch/yaw*) y cuantifica la concentración visual y mental en tiempo real, junto con las fuerzas de interacción háptica en los tres ejes (x, y, z). La validación experimental con diez sujetos neurotípicos y tres modalidades de interacción (háptico, *gamepad* y teclado) muestra que el dispositivo háptico registró la mayor progresión en concentración visual grupal (31.4% $\rightarrow$ 206.9%) y mental (20.9 $\rightarrow$ 148.7 u.a.) a lo largo de seis etapas, manteniendo un error RMS de seguimiento estable (0.017–0.021 m), lo que confirma adaptación neurocognitiva progresiva.

La clasificación mediante K-Means identificó tres perfiles conductuales diferenciados (óptimo, promedio y crítico), definidos por la relación entre nivel de atención e índice de error motor, lo que valida la capacidad del sistema para discriminar patrones de desempeño de manera automatizada. Estos resultados demuestran que el sistema HRpI multimodal constituye una plataforma viable para la generación de biomarcadores digitales conductuales, cuantificados en términos de precisión motora, estabilidad cognitiva, esfuerzo y velocidad de respuesta; la aportación original de esta tesis reside en la definición de un protocolo integrado de evaluación neurocognitiva que vincula retroalimentación háptica y seguimiento cefálico-ocular, sentando la base metodológica para la identificación futura de engramas motores y cognitivos orientados a la autorregulación de pacientes neurodivergentes. En este sentido, la plataforma tiene potencial de integrarse en sistemas de salud digital y de traducirse en estrategias de estimulación compatibles con el desarrollo de Habilidades Básicas del Pensamiento (HBP), contribuyendo así al fortalecimiento de programas de mejora continua implementados en instituciones de educación básica del sistema educativo mexicano.

Abstract

Human-Robot Physical Interaction System for neurocognitive stimulation of children with ADHD in Mexico

This research proposes an interactive virtual environment aimed at strengthening neurocognitive stimulation in children with Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) through an exergame based on a Human-Robot Physical Interaction (HRpI) system and a cephalic-ocular tracking interface implemented via a Face Analyzer component, which estimates gaze orientation and quantifies the user's visual and mental concentration in real time.

Currently, clinical assessment strategies in care and treatment centers for neurodivergent children are based on the Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM-5); however, most of these rehabilitation centers lack technology platforms integrated with biofeedback and neurophysiological stimulation tailored to individual case studies, which limits the improvement of clinical procedures.

To address this technological gap, the present research aims to develop and validate a multimodal exergame based on an HRpI system for neurocognitive assessment in children with ADHD, through the integration of haptic teleoperation and cephalic-ocular tracking, with the goal of characterizing digital behavioral phenotypes that support personalized clinical decision-making. The interactive platform incorporates a Phantom Omni haptic device with the human operator in the control loop, under two strategies: i) passive haptic guidance, in which the system regulates the mechanical energy accumulated by the end-effector (quantified as the integral of the product of the interaction force and displacement velocity) to keep the trajectory within the clinical protocol, and ii) active haptic exploration, in which the user independently solves the challenge. Kinesthetic force feedback is based on a viscoelasticity model (spring-damper system) in both haptic interaction strategies.

Simultaneously, the Face Analyzer component estimates cephalic-ocular orientation (pitch/yaw angles) and quantifies visual and mental concentration in real time, alongside haptic interaction forces across three axes (x, y, z). Experimental validation with ten neurotypical subjects and three interaction modalities (haptic, gamepad, and keyboard) shows that the haptic device recorded the greatest group-level progression in visual concentration ($31.4\% \rightarrow 206.9\%$) and mental concentration ($20.9 \rightarrow 148.7$ a.u.) across six stages, while maintaining a stable RMS tracking error ($0.017\text{--}0.021$ m), confirming progressive neurocognitive adaptation.

K-Means classification identified three distinct behavioral profiles (optimal, average, and critical), defined by the relationship between attention level and motor error index, validating the system's capacity to automatically discriminate performance patterns. These results demonstrate that the multimodal HRpI system constitutes a viable platform for generating digital behavioral biomarkers, quantified in terms of motor precision, cognitive stability, effort, and response speed. The original contribution of this thesis lies in the definition of an integrated neurocognitive assessment protocol that links haptic feedback with cephalic-ocular tracking, establishing the methodological foundation for the future identification of motor and cognitive engrams oriented toward self-regulation in neurodivergent patients. In this regard, the platform holds potential for integration into digital health systems and for translation into stimulation strategies compatible with the development of Basic Thinking Skills (BTS), thereby contributing to the strengthening of continuous improvement programs implemented in elementary education institutions within the Mexican educational system.

Índice general

Resumen	XI
Abstract	XIII
Índice general	XV
Índice de figuras	XIX
1. Introducción	1
1.1. Descripción de la tesis	1
1.1.1. Antecedentes	2
1.1.2. Breve descripción del estado del arte	3
1.1.2.1. Evaluación crítica de plataformas interactivas	7
1.2. Planteamiento del problema	8
1.3. Hipótesis de investigación	9
1.4. Solución propuesta	9
1.5. Objetivo general	11
1.6. Objetivos específicos	11
1.7. Contribución	11
1.8. Organización	13
1.9. Síntesis del capítulo	13
2. Bases neurocientíficas del TDAH	15
2.1. Introducción	15
2.2. Diagnóstico neuropsicológico del TDAH	16
2.3. Origen del TDAH desde las neurociencias	16
2.4. Identificación de señales de alarma en la primera infancia	18
2.5. Transtorno por Déficit de Atención con Hiperactividad	20
2.6. Intervención clínica en el TDAH	22
2.7. Fundamentación neurocientífica del estudio	22

3. Metodología	24
3.1. Introducción	24
3.2. Sistema HRpI para Intervención Neurocognitiva en Niños con TDAH . . .	24
3.2.1. Descripción detallada del escenario virtual y los elementos del juego	25
3.2.2. Desarrollo de la narrativa y los objetivos del juego	26
3.2.2.1. Experiencia de usuario	26
3.3. Diseño conceptual y estructural del exergame	42
3.4. Descripción de métricas del exergame ADHD K9 Canine Quest	50
3.5. Consideraciones éticas	54
3.5.1. Consentimiento informado de los participantes	55
3.5.2. Protección de datos y privacidad de los participantes	55
3.6. Consolidación metodológica del sistema	55
4. Validación y análisis experimental	57
4.1. Introducción	57
4.2. Enfoque de la investigación	57
4.3. Diseño experimental	58
4.4. Instrumentos y herramientas	58
4.4.1. NASA-TLX (Task Load Index)	58
4.5. Procedimiento experimental	58
4.5.1. Tarea con baja carga cognitiva	59
4.5.2. Tarea con alta carga cognitiva	59
4.6. Recolección de datos	59
4.7. Análisis de datos	60
4.7.1. Análisis de carga cognitiva mediante NASA-TLX	61
4.7.1.1. Condición háptica	61
4.7.1.2. Condición gamepad	64
4.7.1.3. Condición con teclado	67
4.8. Análisis integrador de la validación experimental	70
5. Resultados y discusión	72
5.1. Introducción	72
5.2. Análisis de resultados experimentales en un usuario	72
5.2.1. Resultados mediante interfaz digital háptico	73
5.2.2. Resultados mediante interfaz digital gamepad	78
5.2.3. Resultados mediante interfaz de teclado	83
5.3. Análisis grupal del desempeño en dispositivos de interacción	88
5.3.1. Análisis grupal con dispositivo háptico	89
5.3.2. Análisis de resultados con gamepad convencional	100

5.3.3. Análisis grupal del desempeño utilizando teclado (Control base) . . .	108
5.4. Análisis global del experimento en muestra neurotípica	118
5.5. Discusión general de resultados	129
6. Conclusiones y trabajo futuro	131
6.1. Introducción	131
6.2. Análisis general del sistema propuesto	131
6.3. Análisis de métricas objetivas	132
6.4. Análisis de métricas subjetivas (NASA-TLX)	132
6.5. Análisis multimodal del desempeño	133
6.6. Implicaciones en el estudio del TDAH	133
6.7. Limitaciones del estudio	134
6.8. Aportaciones de la investigación	134
Bibliografía	135
ANEXOS	143
A. Formato de consentimiento informado	143
B. Glosario	145
C. Instrumento NASA-TLX para evaluación de carga mental	150
D. Publicaciones científicas derivadas de la investigación	151
D.1. Artículo sometido a la revista <i>Advances in Human-Computer Inter-</i> <i>action</i>	152
D.2. Artículo de congreso: COMRob 2024	170
D.3. Artículo de revista: PADI 2024	171
D.4. Artículo técnico, gaiabit (publicado en línea)	172
D.5. 2026 International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Na- goya, Japan (Aceptado)	173
D.6. Emerging Technologies in the Diagnosis and Treatment of ADHD: A Review. ICMEAE 2023	174
D.7. Human-robot Physical Interaction System for Neurocognitive Sti- mulation in ADHD. ICMEAE 2023	175
D.8. Assessment of User Workload in an Exergaming Platform for Neu- rodivergent Patient Therapy Based on the NASA-TLX	176
E. Análisis antiplagio	177

Índice de figuras

3.1. Pantalla de inicio.	26
3.2. Saludo de la mascota.	27
3.3. Presentación del escenario.	27
3.4. Calibración de la cámara.	28
3.5. Indicación del dispositivo gamepad.	29
3.6. Indicación del dispositivo háptico.	30
3.7. Primer etapa de entrenamiento sin distracciones.	31
3.8. Segunda etapa de entrenamiento con una distracción en la tarea.	31
3.9. Tercera etapa de entrenamiento que adiciona una segunda distracción sobre la tarea.	32
3.10. Cuarta etapa de entrenamiento con tres distracciones sobre el desarrollo de la tarea.	32
3.11. Escena que muestra el objetivo del juego alcanzado sobre cada tarea de la etapa de entrenamiento.	33
3.12. Escena que muestra el fin de la etapas de entrenamiento.	34
3.13. Escena de evaluación clínica sin distracciones.	35
3.14. Escena de evaluación clínica con una distracción.	35
3.15. Escena de evaluación clínica con dos distracciones.	36
3.16. Escena de evaluación clínica con tres distracciones.	37
3.17. Visualización gráfica del procesamiento visual y cognitivo en tiempo real.	37
3.18. Escena de evaluación clínica cuando se alcanza el objetivo del juego (hueso).	38
3.19. Escena que muestra el fin de las etapas de evaluación clínica.	39
3.20. Registro de métricas obtenidas a través del seguimiento ocular para su valoración clínica.	40
3.21. Visualización del dataset generado al guardar el registro de métricas clínicas.	41
3.22. Diagrama del autómata finito determinista (DFA) tipo Moore del sistema propuesto.	44
3.23. Evaluación de la plataforma con un perfil de usuario neurotípico.	45

3.24. Diagrama de flujo de las funcionalidades del exergame.	46
3.25. Representación de la intervención clínica con dispositivo háptico.	47
3.26. Diagrama de bloques del guiado háptico pasivo.	48
3.27. Alternativas de interacción para el exergame.	49
3.28. Diagrama de bloques de la exploración háptica activa.	50
5.1. Análisis háptico (cinemática y dinámica).	75
5.2. Dinámica cognitiva (trayectorias por etapas.)	76
5.3. Análisis de mirada y concentración.	77
5.4. Evaluación temporal del estado cognitivo	78
5.5. Perfil temporal del desplazamiento y evolución del error de seguimiento mediante interfaz digital.	80
5.6. Correlación entre la orientación de la mirada y los estados de concentración durante el control digital.	81
5.7. Comparativa de trayectorias espaciales segmentadas por fases de entrena- miento y exploración con mando digital.	82
5.8. Cuantificación del desempeño motor mediante el error RMS promedio por fase de ejecución.	83
5.9. Perfil temporal del desplazamiento y evolución del error de seguimiento mediante control por teclado.	85
5.10. Correlación entre la orientación de la mirada y los estados de concentración durante el uso de teclado.	86
5.11. Comparativa de trayectorias espaciales en fases de entrenamiento y explo- ración mediante teclado.	87
5.12. Cuantificación del desempeño motor mediante el error RMS promedio por fase de ejecución.	88
5.13. Variabilidad conductual grupal en el plano X-Z durante las diferentes eta- pas del experimento con dispositivo háptico.	90
5.14. Evaluación de desempeño grupal con dispositivo háptico: precisión motora (error RMS) y concentración visual media por etapa.	92
5.15. Análisis cognitivo-motor grupal con dispositivo háptico: precisión motora (error RMS) y concentración mental media.	94
5.16. Perfil de estimulación neurocognitiva grupal mediante dispositivo háptico. .	96
5.17. Clasificación de perfiles de desempeño grupal mediante K-Means para el dispositivo háptico.	97
5.18. Análisis de resiliencia del dispositivo háptico ante el incremento de carga experimental.	99
5.19. Variabilidad conductual grupal en el plano X-Z durante las diferentes eta- pas del experimento con gamepad convencional.	100

5.20. Evaluación del desempeño en términos de precisión motora (error RMS) y concentración visual media durante el uso del gamepad.	102
5.21. Análisis cognitivo-motor mediante la relación entre precisión motora (error RMS) y concentración mental media en el uso del gamepad.	103
5.22. Perfil de estimulación neurocognitiva integrando atención visual, concentración mental, precisión motora e índice de rendimiento cognitivo (IRC) en el uso del gamepad.	104
5.23. Segmentación de perfiles de desempeño grupal mediante K-means en el uso del gamepad.	105
5.24. Análisis de resiliencia del dispositivo ante el incremento de carga cognitiva en el uso del gamepad.	107
5.25. Variabilidad conductual en teclado: trayectorias en el plano X-Z durante las distintas etapas del experimento.	109
5.26. Evaluación del desempeño grupal en teclado mediante precisión motora (error RMS) y concentración visual media.	111
5.27. Análisis cognitivo-motor en teclado mediante precisión motora (error RMS) y concentración mental media.	112
5.28. Perfil de estimulación neurocognitiva en teclado integrando atención visual, concentración mental, precisión motora e índice de rendimiento cognitivo (IRC).	114
5.29. Segmentación de perfiles de desempeño en teclado mediante el algoritmo K-means considerando la relación entre concentración visual-mental y error de seguimiento (RMS).	115
5.30. Análisis de resiliencia del dispositivo teclado ante el incremento progresivo de carga cognitiva a lo largo de las etapas experimentales.	117
5.31. Evolución global de la atención visual (M3) en función de la modalidad de interacción.	119
5.32. Evolución global de la concentración mental (M4) por modalidad de interacción.	121
5.33. Reporte estadístico global de la atención visual (M3) por dispositivo. . . .	123
5.34. Reporte estadístico global de la concentración mental (M4) por dispositivo.	125
5.35. Análisis global multimodal: distribución, variabilidad y correlación de métricas cognitivas.	126
5.36. Comparativa multimodal de desempeño neurocognitivo (media $\pm$ error estándar) por dispositivo de interacción.	128

Acrónimos

- **TDAH** - Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad
- **HRpI** - Human-Robot physical Interaction (Interacción Física Humano-Robot)
- **OMS** - Organización Mundial de la Salud
- **ISSSTE** - Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado
- **IMSS** - Instituto Mexicano del Seguro Social
- **SEP** - Secretaría de Educación Pública
- **PIEE** - Programa para la Inclusión y Equidad Educativa
- **MRI** - Magnetic Resonance Imaging (Imágenes de Resonancia Magnética)
- **ECG** - Electrocardiograma
- **PPG** - Fotopletismografía
- **BCI** - Brain-Computer Interface (Interfaces Cerebro-Computadora)
- **EEG** - Electroencefalograma
- **CNN** - Convolutional Neural Network (Redes Neuronales Convolucionales)
- **FC** - Functional Connectivity (Conectividad Funcional)
- **RNN** - Recurrent Neural Network (Redes Neuronales Recurrentes)
- **BFB** - Biorretroalimentación
- **NFB** - Neurorretroalimentación
- **RV** - Realidad Virtual

- **PLI** - Phase Locking Index (Índice de Bloqueo de Fase)
- **MSV** - Máquinas de Soporte Vectorial
- **LOSO CV** - Leave-One-Subject-Out Cross-Validation (Validación Cruzada Dejando un Sujeto Fuera)
- **KNN** - K-Nearest Neighbor (K-Vecinos Más Cercanos)
- **NASA-TLX** - National Aeronautics and Space Administration Task Load Index (Índice de Carga de Trabajo de la NASA)
- **RMS** - Root Mean Square (Raíz Cuadrática Media)
- **RMSE** - Root Mean Square Error (Raíz Cuadrática Media del Error)
- **CV** - Concentración Visual
- **CM** - Concentración Mental
- **IRC** - Índice de Rendimiento Cognitivo
- **MKS** - Metro-Kilogramo-Segundo (Sistema Internacional de Unidades)

Capítulo 1

Introducción

El capítulo presenta el contexto general del estudio, abordando la problemática del TDAH en la población infantil mexicana y la necesidad de soluciones tecnológicas innovadoras para su diagnóstico y tratamiento. Se expone la propuesta de un sistema de interacción física humano-robot (HRpI) basado en un exergame, así como los objetivos, la justificación científica y las contribuciones esperadas de la investigación.

1.1. Descripción de la tesis

Esta tesis presenta el diseño y desarrollo de un exergame basado en un HRpI como herramienta de apoyo para el diagnóstico y tratamiento de niños con TDAH, permitiendo analizar específicamente el procesamiento visual y cognitivo de los pacientes. El componente central de esta propuesta es un videojuego interactivo titulado “ADHD K9 Canine Quest” (Misión Canina K9 de TDAH), diseñado para estimular habilidades neurocognitivas, mejorar la concentración y fortalecer el control de impulsos en los participantes. El videojuego se compone de dos etapas: i) ejercicios de entrenamiento neurocognitivo y ii) evaluación para determinar lo aprendido, donde los usuarios interactúan con un entorno inmersivo que se adapta a sus necesidades. El sistema utiliza tecnologías de seguimiento ocular que permite registrar la caracterización de indicadores clínicos como son: 1) tiempo transcurrido, 2) etapa actual de la sesión, 3) nivel de concentración visual y mental, 4) ángulo de inclinación y de rotación de la cabeza y 5) fuerza de interacción háptica. En el exergame se incorporan distractores visuales que permiten evaluar la impulsividad mediante el análisis de movimientos sacádicos hacia estímulos irrelevantes. Complementariamente, se integran interfaces hápticas que proporcionan retroalimentación sensorial en tiempo real, enriqueciendo la experiencia de interacción y el impacto terapéutico. La valoración de la prueba de concentración visual y mental a través del exergame presenta

estímulos visuales y hápticos que guían a los pacientes con TDAH en su proceso de autorregulación, y los profesionales de la salud tienen un mayor control sobre la valoración, fortaleciendo el seguimiento del tratamiento y dando las bases para determinar engramas en términos de duración y frecuencia en base a los datos recopilados de cada paciente.

1.1.1. Antecedentes

Según estadísticas de la Organización Mundial de la Salud (OMS) en 2019, el TDAH es uno de los trastornos mentales más comunes, afectando entre el 5 % y el 8 % de los niños, principalmente varones, y tiende a persistir hasta la edad adulta. Una encuesta nacional realizada en los Estados Unidos entre los años 2016 y 2019 revela que aproximadamente 5,965 millones de niños de 3 a 17 años fueron diagnosticados con TDAH, lo que representa el 9.8 % de una población total de 60.86 millones de niños [6].

En México, más de 2 millones de menores viven con TDAH en sus diferentes etapas; de estos, aproximadamente el 8 % están en edad escolar. Es crucial que los padres de familia, maestros y médicos de primer nivel estén familiarizados con los síntomas para permitir una detección temprana y una intervención adecuada. Debido a que el TDAH ocupa el octavo lugar entre las principales causas de atención en los servicios de Psiquiatría y Paidopsiquiatría de 60 unidades del Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado (ISSSTE), incluyendo hospitales generales y regionales, el Centro Médico Nacional “20 de noviembre” y la Clínica de Neuropsiquiatría, donde se han otorgado 1,922 consultas por esta causa desde enero 2022 a la fecha, siendo el 79 % de los pacientes de sexo masculino [7]. Además, el Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS) atendió a 87,645 niños con TDAH en el año 2019, con un total de 229,420 consultas, de las cuales 43,815 fueron por primera vez y se realizó el diagnóstico, y 185,605 fueron consultas subsecuentes [8].

En el ámbito educativo en 2019, la Secretaría de Educación Pública (SEP) estaba en proceso de implementar mejoras en el Programa para la Inclusión y Equidad Educativa (PIEE); sin embargo, este proceso se vio interrumpido por la llegada de la pandemia en 2020. Anteriormente, este programa requería la presencia de dos profesores en el aula, uno de ellos especializado en educación especial, aunque este enfoque fue de corta duración. Gradualmente, se eliminaron los docentes especializados en educación especial, lo que ha dejado a los profesores no especializados la tarea de adaptarse a los recursos disponibles y aprovechar su ingenio. Al mismo tiempo, la información destinada a atender a pacientes con TDAH no llega a todas las escuelas públicas, especialmente aquellas ubicadas fuera de las zonas urbanas. Por otro lado, los programas de inclusión son predominantemente

exclusivos de las escuelas privadas, las cuales contratan psicólogas o psicólogos para brindar seguimiento y ofrecen talleres y congresos para su personal docente, con el objetivo de mantenerse actualizados en el tratamiento del trastorno. Es evidente que el sistema educativo público se encuentra rezagado, siendo fundamental que la SEP demuestre un mayor interés y asignación de recursos a esta problemática para frenar el rezago académico de los niños y niñas con TDAH [9].

1.1.2. Breve descripción del estado del arte

En los últimos años, la detección automatizada del TDAH ha despertado un interés creciente dentro de la comunidad científica debido a la necesidad de desarrollar herramientas diagnósticas más objetivas, precisas y accesibles. Esta neurodivergencia, caracterizada por síntomas persistentes de inatención, impulsividad e hiperactividad, afecta significativamente el desarrollo cognitivo, emocional y conductual de quienes la padecen. Aunque la detección temprana y el tratamiento oportuno pueden favorecer procesos de neuroplasticidad y mejorar el pronóstico clínico, la naturaleza heterogénea del trastorno, la presencia de comorbilidades y la escasez de especialistas continúan representando desafíos importantes para el diagnóstico clínico tradicional. En este contexto, la inteligencia artificial y las tecnologías digitales han comenzado a desempeñar un papel relevante en el desarrollo de sistemas de apoyo para la evaluación y tratamiento del TDAH.

Diversas investigaciones han explorado el uso de técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo aplicadas a diferentes modalidades de adquisición de datos, incluyendo imágenes de resonancia magnética cerebral, señales fisiológicas, cuestionarios clínicos, pruebas de rendimiento cognitivo, simuladores interactivos y sensores de movimiento. Sin embargo, se ha identificado una limitada disponibilidad de bases de datos públicas relacionadas con modalidades distintas a las imágenes MRI, así como una escasa incorporación de señales provenientes de dispositivos portátiles como electrocardiogramas, fotopletismografía y sensores inerciales. Estas limitaciones han motivado la necesidad de desarrollar nuevas estrategias multimodales que permitan mejorar la precisión diagnóstica y ampliar la accesibilidad de las herramientas tecnológicas para el monitoreo continuo del TDAH [10].

Dentro de las modalidades emergentes para el diagnóstico automatizado, la pupilometría ha comenzado a consolidarse como una alternativa prometedora. Investigaciones recientes demostraron que el sistema de norepinefrina cerebral se encuentra estrechamente relacionado con la dinámica del tamaño pupilar, la cual presenta alteraciones en pacientes con TDAH. A partir de esta premisa, se desarrollaron modelos basados en aprendizaje automático capaces de integrar visualización de datos, ingeniería de características pupilométricas y algoritmos de clasificación binaria para identificar patrones neurofisiológicos

asociados al trastorno. Los resultados obtenidos evidenciaron que la pupilometría puede funcionar como un biomarcador objetivo para apoyar procesos de detección automatizada del TDAH [11].

Otra de las tecnologías con mayor crecimiento en los últimos años corresponde al seguimiento ocular o *eye-tracking*, técnica no invasiva que permite registrar y analizar los movimientos de los ojos durante la ejecución de tareas cognitivas o la observación de estímulos visuales. Esta herramienta ha demostrado gran potencial en la evaluación de procesos atencionales y funciones ejecutivas en niños con TDAH. Diferentes investigaciones reportaron que los síntomas asociados con el trastorno se encuentran relacionados con alteraciones en la microestructura temporal de la atención social y el procesamiento visual adaptativo. En particular, se observó que la latencia para desviar la mirada del contacto visual presenta una relación significativa con síntomas de inatención tanto de manera concurrente como longitudinal [12].

Adicionalmente, estudios orientados al análisis de patrones de fijación ocular, duración de fijaciones y frecuencia de salidas del área de interés identificaron diferencias significativas entre niños diagnosticados con TDAH y grupos de control. Mediante el análisis de convergencia ocular y el cálculo del ángulo de vergencia, algunos modelos de aprendizaje automático alcanzaron precisiones de clasificación superiores al 96 %, consolidando al seguimiento ocular como una herramienta con alto potencial para el diagnóstico neuroconductual del trastorno [13].

Conforme avanzó esta línea de investigación, el seguimiento ocular comenzó a integrarse dentro de plataformas terapéuticas interactivas. Un ejemplo representativo es RECOGNeyes, videojuego terapéutico diseñado para entrenar la atención visual mediante el uso de *eye-tracking* como mecanismo principal de interacción. Los resultados obtenidos demostraron mejoras relevantes en procesos relacionados con el sistema de atención visual, evidenciando el potencial de los entornos gamificados como herramientas de apoyo neurocognitivo [14]. Del mismo modo, investigaciones recientes señalaron que la integración del seguimiento ocular con inteligencia artificial, neuroimagen y realidad virtual puede favorecer el desarrollo de sistemas multimodales orientados al diagnóstico y tratamiento personalizado del TDAH [15].

Los avances tecnológicos reportados durante 2025 y 2026 fortalecieron significativamente esta perspectiva multidisciplinaria. Una revisión reciente sobre tecnologías de seguimiento ocular aplicadas al TDAH destacó que las métricas derivadas de movimientos sacádicos, fijaciones visuales y control inhibitorio permiten identificar biomarcadores digitales altamente relacionados con procesos atencionales y funciones ejecutivas. Asimismo, se enfatizó que el *eye-tracking* constituye una herramienta objetiva y clínicamente prometedora para complementar los métodos tradicionales de evaluación neuropsicológica [43].

En paralelo, comenzaron a desarrollarse sistemas adaptativos capaces de integrar biomarcadores fisiológicos multimodales dentro de entornos inmersivos de realidad virtual. Investigaciones recientes propusieron plataformas de entrenamiento cognitivo adaptativo que combinan seguimiento ocular, respuesta galvánica de la piel y señales fisiológicas para modificar dinámicamente la dificultad de tareas cognitivas en tiempo real. Los resultados demostraron que la adaptación automática basada en biomarcadores permite optimizar la carga cognitiva y mejorar el desempeño atencional durante procesos de entrenamiento neurocognitivo [46].

Otra línea de investigación relevante corresponde al uso de videojuegos terapéuticos y *serious games* aplicados al TDAH. Revisiones sistemáticas recientes reportaron mejoras significativas en atención sostenida, memoria de trabajo y control inhibitorio mediante el uso de entornos gamificados e interacción adaptativa [44]. De manera complementaria, otros estudios identificaron una tendencia creciente hacia la incorporación de inteligencia artificial, neurofeedback EEG y seguimiento ocular dentro de videojuegos diseñados específicamente para el entrenamiento cognitivo en niños con TDAH [45].

Además del seguimiento ocular y los videojuegos terapéuticos, el análisis de señales fisiológicas y métricas clínicas continúa consolidándose como una herramienta relevante para relacionar métodos diagnósticos con sintomatología neurocognitiva. Diversos autores señalaron que las alteraciones en atención y concentración afectan directamente procesos superiores como memoria, planificación y toma de decisiones, destacando la importancia de incorporar métricas cuantitativas objetivas durante procesos de evaluación y estimulación neurocognitiva [10].

En relación con los protocolos de neuroretroalimentación y biorretroalimentación, investigaciones recientes integraron modelos de aprendizaje automático para apoyar procesos de clasificación clínica utilizando señales electroencefalográficas. Algunos estudios aplicaron técnicas de descomposición no lineal y clasificadores K-Nearest Neighbor sobre señales EEG de niños diagnosticados con TDAH, alcanzando precisiones cercanas al 98 % [15]. Otras investigaciones emplearon Máquinas de Soporte Vectorial utilizando bases de datos públicas de EEG, obteniendo resultados superiores al 92 % en tareas de clasificación automática [16].

En el ámbito del aprendizaje profundo, diferentes investigaciones utilizaron arquitecturas híbridas basadas en Redes Neuronales Convolucionales y Redes Neuronales Recurrentes aplicadas sobre imágenes de resonancia magnética pertenecientes a la base de datos ADHD-200. Los resultados obtenidos alcanzaron precisiones cercanas al 98 %, demostrando el potencial de las arquitecturas profundas para la detección automatizada del trastorno [17].

Por otra parte, los enfoques terapéuticos no farmacológicos basados en biorretroalimentación y neuroretroalimentación han mostrado resultados favorables en procesos de

intervención clínica. La biorretroalimentación utiliza señales fisiológicas periféricas para entrenar mecanismos de autorregulación, mientras que la neuroretroalimentación emplea electroencefalografía para modificar patrones específicos de actividad cerebral mediante retroalimentación en tiempo real. Investigaciones desarrolladas con entornos de realidad virtual demostraron mejoras significativas en atención dividida, búsqueda visual y desempeño cognitivo en comparación con modalidades tradicionales bidimensionales [18].

En años recientes, también se han incorporado sistemas de interacción humano-robot y visión computacional dentro de plataformas orientadas al entrenamiento cognitivo infantil. Algunos estudios desarrollaron sistemas basados en reconocimiento de gestos utilizando algoritmos de aprendizaje profundo como YOLOv5, alcanzando precisiones superiores al 98 % durante tareas relacionadas con concentración, memoria visual y respuesta motora [19].

Dentro de esta evolución tecnológica, las Interfaces Cerebro-Computadora han adquirido relevancia como herramientas potenciales para la detección temprana y tratamiento del TDAH. Diversas investigaciones demostraron que los pacientes diagnosticados presentan mayores variaciones neuronales y menores niveles de atención respecto a grupos de control, sugiriendo que los sistemas EEG-BCI podrían emplearse como herramientas clínicas complementarias [31]. De manera similar, otras investigaciones aplicaron tecnología BCI para convertir tareas imaginarias en comandos de control dentro de videojuegos interactivos diseñados para pacientes con déficit de atención [20].

Un ejemplo destacado dentro de esta línea corresponde a Attenti-ON, sistema híbrido basado en neurofeedback y videojuegos serios diseñado específicamente para el tratamiento del TDAH. Este sistema integra señales EEG provenientes de electrodos prefrontales con un entorno desarrollado en Unity, donde la velocidad de un avatar se ajusta dinámicamente según el nivel de atención del usuario calculado mediante la relación theta/beta. Los resultados preliminares sugieren que este tipo de plataformas híbridas poseen potencial clínico para procesos de entrenamiento cognitivo personalizado [21].

Finalmente, investigaciones recientes continuaron explorando la relación entre conectividad cerebral, atención y creatividad mediante análisis de sincronización de fase cerebral utilizando señales EEG. Los resultados mostraron patrones diferenciales de actividad gamma, alfa y theta asociados con procesos cognitivos relacionados con atención y creatividad [22].

En conjunto, los avances científicos y tecnológicos reportados en la literatura evidencian una transición progresiva desde modelos diagnósticos convencionales hacia plataformas inteligentes multimodales capaces de integrar seguimiento ocular, inteligencia artificial, neurofeedback, realidad virtual, interfaces hápticas y sistemas de interacción humano-robot. Esta evolución fortalece el desarrollo de herramientas digitales orientadas al diagnóstico temprano, monitoreo continuo y estimulación neurocognitiva personalizada

en niños con TDAH, consolidando así el fundamento científico de la presente investigación.

1.1.2.1. Evaluación crítica de plataformas interactivas

El desarrollo reciente de tecnologías digitales orientadas al diagnóstico, monitoreo y tratamiento del TDAH ha permitido la aparición de diversas plataformas interactivas basadas en seguimiento ocular, neurofeedback, videojuegos terapéuticos, interfaces cerebro-computadora y sistemas de realidad virtual. Estas herramientas han demostrado resultados prometedores en la estimulación cognitiva y evaluación objetiva de procesos atencionales; sin embargo, la mayoría de las propuestas actuales continúan abordando únicamente componentes aislados del trastorno, limitando así la posibilidad de generar sistemas integrales capaces de combinar múltiples modalidades de interacción y análisis neurocognitivo.

Con el propósito de identificar las principales características, fortalezas y limitaciones de las plataformas contemporáneas relacionadas con el TDAH, en la Tabla 1.1 se presenta una comparación entre algunos de los sistemas interactivos más representativos reportados recientemente en la literatura científica.

Tabla 1.1: Comparación de plataformas interactivas aplicadas al TDAH.

Sistema	Tecnología	Fortalezas	Limitaciones
RECOGNeyes	Eye-tracking y videojuego terapéutico	Entrenamiento visual mediante gamificación	No integra métricas fisiológicas multimodales
Attenti-ON	BCI híbrido y neurofeedback EEG	Retroalimentación cognitiva en tiempo real	No incorpora seguimiento ocular ni háptica
MOXO-dCPT	Prueba computarizada de atención	Alta validez clínica y análisis conductual	Baja inmersión e interacción adaptativa
StopWatch	Retroalimentación háptica y actigrafía	Monitoreo portátil en tiempo real	No utiliza inteligencia artificial
ADHD K9 Canine Quest	Eye-tracking, háptica, HRpI e IA	Integración multimodal inmersiva	Validación clínica en desarrollo

A partir de la comparación realizada, es posible observar que las plataformas existentes presentan avances significativos en áreas específicas relacionadas con la evaluación y tratamiento del TDAH; sin embargo, la mayoría de los sistemas continúan trabajando de manera fragmentada sobre componentes individuales del trastorno. Algunos enfoques priorizan exclusivamente el seguimiento ocular, otros se centran en neurofeedback basado en EEG, mientras que ciertas propuestas utilizan videojuegos terapéuticos o realidad virtual sin integrar mecanismos avanzados de interacción física, análisis biomecánico o retroalimentación multisensorial.

De igual forma, gran parte de las investigaciones actuales presentan limitaciones relacionadas con la ausencia de modelos multimodales capaces de correlacionar simultáneamente variables fisiológicas, cognitivas y conductuales dentro de un entorno interactivo unificado. Asimismo, existe una escasa incorporación de sistemas de interacción humano-robot, interfaces hápticas avanzadas y métricas subjetivas de carga mental que permitan evaluar de forma integral los procesos de atención, autorregulación y desempeño neurocognitivo durante tareas terapéuticas inmersivas.

En este contexto, la presente investigación introduce un enfoque interdisciplinario mediante el desarrollo del exergame *ADHD K9 Canine Quest*, el cual integra simultáneamente seguimiento ocular, retroalimentación háptica e interacción humano-robot dentro de un entorno inmersivo orientado tanto a la estimulación cognitiva como al análisis de desempeño. A diferencia de las plataformas previas que analizan tecnologías de forma aislada, la propuesta permite medir variables objetivas como movimientos oculares, fuerza háptica y tiempos de reacción, así como variables subjetivas relacionadas con carga mental mediante el protocolo NASA-TLX.

Además, el diseño lúdico e inmersivo del exergame favorece la adherencia terapéutica y proporciona un entorno interactivo capaz de estimular procesos asociados con neuroplasticidad y autorregulación cognitiva. Esta integración tecnológica busca contribuir al desarrollo de herramientas estandarizadas para el diagnóstico y tratamiento del TDAH en México, cubriendo así una brecha científica relacionada con la ausencia de plataformas multimodales que combinen inteligencia artificial, interfaces hápticas, seguimiento ocular y análisis neurocognitivo dentro de un mismo sistema interactivo.

1.2. Planteamiento del problema

Al realizar un estudio sistemático de las investigaciones que han aplicado la estimulación neurocognitiva en pacientes con TDAH se puede demostrar que existe dificultad para replicar un experimento debido a la variación en el número y tiempo de las sesiones para el abordaje clínico de esta neurodivergencia [10]. Se requiere una herramienta que sirva como base para determinar el engrama en términos de duración y frecuencia estimada

para que puedan generarse cambios significados que permitan al paciente autorregularse, asumiendo que la plasticidad cerebral puede cambiar estructural y funcionalmente. En la actualidad, se han presentado dificultades para formar una solución genérica [1], así mismo, existe falta de apoyo científico para respaldar el desarrollo de aplicaciones de entrenamiento cognitivo [2], [3]. En el ámbito académico no se tienen maestros profesionales en el área de la salud mental, lo cual ocasiona falta de atención clínica durante los procesos de formación y baja eficiencia en el entrenamiento de la concentración [19]. Es necesario un diagnóstico temprano del TDAH [6] apoyado de herramientas tecnológicas que permitan una intervención y seguimiento clínico oportuno en etapas iniciales de la infancia, principalmente en atención a zonas marginadas debido a que mediante una investigación de campo que se realizó en clínicas y centro de rehabilitación de municipios de México se detectó que no existen plataformas tecnológicas de apoyo al diagnóstico y tratamiento disponibles para la población con esta neurodivergencia. Asimismo, en estudios encontrados en la literatura se ha reportado que no se investiga, ni justifica la eficacia y la usabilidad de las tecnologías portátiles para el diagnóstico del TDAH[10]. Finalmente, es importante mencionar que existe una crisis en la ciencia de reproducibilidad y replicabilidad de diseños experimentales [4], [5] que afectan negativamente el desarrollo tecnológico en atención a problemas de salud mental y a otras áreas de investigación en situaciones críticas.

1.3. Hipótesis de investigación

La implementación de un sistema multimodal inteligente basado en seguimiento ocular, interacción humano-robot y retroalimentación háptica, integrado dentro de un entorno inmersivo tipo exergame, permitirá identificar y correlacionar biomarcadores digitales asociados con procesos atencionales y de autorregulación cognitiva en niños con TDAH, incrementando la precisión del análisis neuroconductual y favoreciendo la estimulación neurocognitiva adaptativa respecto a enfoques tecnológicos unimodales tradicionales.

1.4. Solución propuesta

Se propone un exergame basado en un sistema HRpI (Human-Robot physical Interaction) integrando seguimiento ocular e interfaces hápticas como mecanismo de interacción, esta herramienta permite determinar los niveles de concentración visual y mental en pacientes neurodivergentes. Los elementos que componen e integran esta propuesta son:

- Exergame: ADHD K9 Canine Quest es un videojuego interactivo diseñado para entrenar y evaluar el procesamiento visual y cognitivo en niños. El videojuego presenta

un escenario virtual donde el niño debe ayudar a su mascota virtual (perro) a encontrar un hueso que se ha extraviado en el patio. Durante el juego, se incorporan distractores visuales como un gato y una gallina, que intentan desviar la atención del niño. El objetivo es mantener la atención enfocada en la mascota y seguir sus movimientos a través del patio siguiendo pistas hasta lograr el objetivo final.

- Seguimiento ocular: Este componente permite registrar variables como tiempo transcurrido, etapa de la sesión, nivel de concentración visual y mental, ángulo de inclinación y rotación de la cabeza, y fuerza háptica en los tres ejes, lo que presenta un gran potencial para el diagnóstico y tratamiento de niños con TDAH.
- Interfaces hápticas: El sistema incorpora interfaces hápticas que proporcionan retroalimentación táctil durante el entrenamiento utilizando guiado háptico pasivo que permite que el niño oriente su mirada hacia la trayectoria correcta, para que posteriormente, a través de la exploración háptica activa se realice una valoración final de la intervención clínica.

La integración de estos componentes en un sistema HRpI involucra las siguientes etapas clínicas:

1. Etapa de entrenamiento: Se guía al niño a través de ejercicios de seguimiento de la mascota virtual, incorporando distractores visuales. Durante esta etapa, se proporcionan guías hápticas pasivas para ayudar a mejorar el control ocular y la capacidad de mantener la atención. Se continúa registrando las métricas de seguimiento ocular.
2. Etapa de exploración: Después del entrenamiento, el niño debe buscar nuevamente el hueso de la mascota, sin guía externa. Se evalúa si hay una mejora en la atención y control ocular, así como en los patrones de actividad cerebral relacionados con la atención.

Al finalizar las etapas anteriores, se analiza y diagnostica con base a los datos recopilados, que incluyen métricas de seguimiento ocular, las cuales permiten determinar la concentración visual y mental.

Esta propuesta de solución integra diferentes tecnologías y enfoques para proporcionar una evaluación más precisa y un entrenamiento efectivo de la concentración en niños con TDAH. Al combinar el exergame interactivo, el seguimiento ocular, las interfaces hápticas, se obtiene una perspectiva multidimensional de los déficits de atención y se brinda una intervención personalizada a través del entrenamiento guiado.

1.5. Objetivo general

Desarrollar y validar, durante el desarrollo experimental, un exergame multimodal basado en un sistema de interacción física humano-robot (HRpI) para la evaluación neurocognitiva en niños con TDAH, mediante la integración de teleoperación háptica y seguimiento ocular, a fin de caracterizar fenotipos conductuales digitales que operen como una infraestructura tecnológica de soporte en la toma de decisiones clínicas personalizadas.

1.6. Objetivos específicos

- Determinar indicadores de atención visual sostenida, carga cognitiva y control motor (fijaciones, variabilidad de mirada (pitch/yaw) y precisión), mediante un análisis comparativo global entre dispositivos (háptico, gamepad y teclado), con el propósito de validar la robustez de un protocolo de registro experimental multimodal, fundamentado en el procesamiento y análisis estadístico de la muestra realizado en un periodo de dos meses.
- Establecer los perfiles de referencia de consistencia motora y estabilidad cognitiva en sujetos neurotípicos, mediante la aplicación de algoritmos de agrupamiento (k-means) y análisis de dispersión cinemática, con el propósito de definir los parámetros de normalidad (gold standard) durante el ciclo de análisis de resultados desarrollado en la fase experimental.
- Analizar la correlación entre la carga mental percibida (NASA-TLX) y la resiliencia operativa (capacidad de recuperación del desempeño motor), a lo largo de las fases del protocolo, identificando la interfaz que optimiza el flujo de interacción y minimiza la fatiga cognitiva en la población evaluada, durante la ejecución experimental del sistema multimodal bajo condiciones controladas de evaluación neurocognitiva.
- Sintetizar la relación estadística entre los índices de estabilidad visual y las métricas de control motor a nivel microsistémico (sujeto único) y macrosistémico (grupál), para proponer un modelo computacional de perfil conductual basado en biomarcadores digitales de atención para su integración en sistemas de salud digital, durante la etapa de modelado y validación analítica del sistema multimodal.

1.7. Contribución

Las contribuciones de este trabajo de investigación son las siguientes:

Artículos publicados

- Aparicio-Juarez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, Sepúlveda-Cervantes, Guillermo, García-Blancas, Jorge, Ramírez-Zamora, José D., Escotto-Córdova, Eduardo A., & Reyes-Hernández, Israel. (2024). Human-robot physical interaction system as a tool for neurocognitive stimulation in children with ADHD in Mexico. En *2024 XXVI Robotics Mexican Congress (COMRob)* (pp. 39–46). IEEE.
- Aparicio-Juárez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, & Escotto-Córdova, Eduardo Alejandro. (2024). Tecnologías Emergentes en el Diagnóstico y Tratamiento del TDAH. *Pädi Boletín Científico De Ciencias Básicas E Ingenierías Del ICBI*, 12(23).
- Aparicio-Juárez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, & Sepúlveda-Cervantes, Gabriel. (2025). Desarrollo integral de un HRpI y su abordaje multidimensional en el diagnóstico y tratamiento del TDAH. *Gaiabit*.

Artículo aceptado para publicación

- Hernandez-Rios, Edgar R., Aparicio-Juarez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, & Penaloza, Christian. (2025). Validation of a Theta/Alpha (Fz/Pz) EEG-Based Cognitive Load Index for Workload-Aware Human–Machine Systems. *Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo (UAEH), Mirai Innovation Research Institute, Osaka, Japan, y Universidad Autónoma de Chihuahua (UACH), México*.

Artículo sometido para evaluación

- Hernandez-Rios, Edgar R., Aparicio-Juárez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, & Penaloza, Christian. (2026). *A Compact EEG-Based Cognitive Load Index for Workload-Aware Human–Machine Systems: Controlled and Ecological Validation of a Regional Theta/Alpha Ratio*. Manuscrito sometido para evaluación editorial en la revista *Advances in Human-Computer Interaction*.

Conferencias presentadas

- Aparicio-Juárez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, & Escotto-Córdova, Eduardo Alejandro. (2023). Emerging Technologies in the Diagnosis and Treatment of ADHD: A Review. *IEEE Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering, ICMEAE*.
- Aparicio-Juárez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, García-Blancas, Jesús, & Ramírez-Zamora, Juan David. (2023). Human-robot physical interaction system as a tool for neurocognitive stimulation in children with ADHD in México. *IEEE Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering, ICMEAE*.

Artículo en revisión

- Hernandez-Rios, Edgar R., Aparicio-Juárez, Jerónimo, Domínguez-Ramírez, Omar Arturo, Penaloza, Christian, et al. (2026). *Assessment of User Workload in an Exergaming Platform for Neurodivergent Patient Therapy Based on the NASA-TLX*. Manuscrito en preparación.

1.8. Organización

El presente documento se encuentra organizado en seis capítulos, los cuales describen de manera estructurada el desarrollo de la investigación.

En primer lugar, el Capítulo I presenta la introducción del trabajo, en la cual se expone el contexto general del problema asociado al TDAH en niños en México. Asimismo, se incluyen los antecedentes, el estado del arte, el planteamiento del problema, la solución propuesta, los objetivos de la investigación y las contribuciones esperadas del estudio.

Posteriormente, el Capítulo II aborda las bases neurocientíficas del TDAH, donde se describen los fundamentos teóricos relacionados con el diagnóstico neuropsicológico, el origen del trastorno desde las neurociencias, así como las principales señales de alerta e intervenciones clínicas asociadas.

Enseguida, el Capítulo III describe la metodología empleada en la investigación, incluyendo el diseño e implementación del exergame *ADHD K9 Canine Quest*, el diseño conceptual del sistema basado en interacción físico humano-robot (HRpI), el diseño experimental, la selección de la población de estudio, los criterios de inclusión y exclusión, así como las técnicas de análisis de datos y las consideraciones éticas.

A continuación, el Capítulo IV presenta la validación y el análisis experimental del sistema propuesto, detallando el enfoque de investigación, los instrumentos utilizados, el procedimiento experimental y los métodos de recolección y análisis de datos.

Seguidamente, el Capítulo V expone los resultados obtenidos durante la experimentación, incluyendo el análisis individual y grupal del desempeño mediante diferentes dispositivos de interacción, así como la discusión de los hallazgos en relación con los objetivos planteados.

Finalmente, el Capítulo VI contiene las conclusiones del trabajo, donde se sintetizan los principales aportes de la investigación, así como las líneas de trabajo futuro.

1.9. Síntesis del capítulo

El desarrollo de este capítulo permitió contextualizar la problemática asociada con las alteraciones atencionales y las limitaciones existentes en los enfoques tecnológicos con-

vencionales orientados al análisis neurocognitivo. La revisión de antecedentes y del estado del arte evidenció la necesidad de integrar herramientas interactivas capaces de combinar monitoreo conductual, procesamiento de información y mecanismos de retroalimentación dentro de un mismo entorno experimental.

De igual forma, el análisis crítico de las plataformas reportadas en la literatura mostró que gran parte de las propuestas actuales presentan limitaciones relacionadas con la fragmentación de métricas, reducida inmersión interactiva y escasa integración multimodal. Estas condiciones justifican la necesidad de desarrollar arquitecturas tecnológicas con mayor capacidad para registrar variables cognitivas, visuales y motoras de manera simultánea.

A partir de esta problemática se establecieron los fundamentos conceptuales de la investigación, definiendo los objetivos, hipótesis y contribuciones científicas orientadas al desarrollo de una plataforma basada en interacción humano-robot y entornos inmersivos. La estructura presentada proporciona una visión integral de la investigación y delimita el alcance metodológico y experimental abordado en los capítulos posteriores.

Capítulo 2

Bases neurocientíficas del TDAH

En este capítulo se analizan los fundamentos neurobiológicos y psicológicos que explican el origen y la manifestación del TDAH. Se revisan los hallazgos de las neurociencias sobre las alteraciones estructurales y funcionales del cerebro asociadas con el trastorno, los modelos teóricos que lo sustentan, y los métodos actuales de diagnóstico clínico y neuropsicológico. Así mismo, se discuten los indicadores tempranos y las implicaciones del TDAH en el desarrollo cognitivo infantil.

2.1. Introducción

TDAH es una condición neuropsiquiátrica compleja, caracterizada por síntomas persistentes de inatención, hiperactividad e impulsividad que interfieren con el funcionamiento y desarrollo del individuo. El estudio desde una perspectiva neurocientífica ha permitido avances significativos en la comprensión de sus bases biológicas, contribuyendo a desmitificar el trastorno y a desarrollar enfoques terapéuticos más eficaces. Este capítulo explora los fundamentos neurobiológicos del TDAH, destacando las contribuciones clave de la neurociencia moderna en el diagnóstico, tratamiento e intervención temprana. El abordaje neurocientífico ha permitido desmitificar en parte el TDAH, proporcionando una comprensión más profunda de sus bases biológicas y ofreciendo herramientas diagnósticas y terapéuticas más precisas. Por ejemplo, se ha descubierto que el TDAH no es solo un problema conductual, sino que involucra circuitos neuronales complejos que afectan el comportamiento. El propósito de este capítulo es examinar las investigaciones clave que han arrojado luz sobre los mecanismos cerebrales subyacentes al TDAH, lo que facilita una intervención más efectiva y adaptada a las necesidades específicas de los pacientes.

2.2. Diagnóstico neuropsicológico del TDAH

Luria (1974) planteó que la comprensión del funcionamiento cerebral requiere no solo de observaciones clínicas, sino también del análisis detallado de los procesos cognitivos, perspectiva que se refleja en las evaluaciones neuropsicológicas utilizadas actualmente para el diagnóstico del TDAH, tales como el TOVA, CPT y WCST, las cuales permiten identificar alteraciones en la atención sostenida, la impulsividad, la flexibilidad cognitiva y la planificación.

La evaluación neuropsicológica puede proporcionar una visión más integral del funcionamiento cognitivo del paciente. Esto es crucial, ya que no todos los individuos con TDAH presentan los mismos déficits ni responden de la misma manera a los tratamientos. Por ejemplo, un paciente con mayores problemas en el control de impulsos podría beneficiarse más de un enfoque terapéutico centrado en la autorregulación, mientras que otro con dificultades en la atención sostenida podría requerir un enfoque diferente [29].

2.3. Origen del TDAH desde las neurociencias

El origen del TDAH ha sido vinculado a alteraciones neurobiológicas específicas, que incluyen anomalías en el desarrollo y funcionamiento de circuitos cerebrales, particularmente aquellos relacionados con la corteza prefrontal, los ganglios basales y el sistema dopaminérgico. Estudios de neuroimagen han revelado una reducción en el volumen cerebral total y en áreas específicas como el cuerpo caloso, el núcleo caudado y el cerebelo en individuos con TDAH. Además, investigaciones genéticas sugieren una fuerte predisposición hereditaria, con implicaciones en los sistemas de neurotransmisión, especialmente en los transportadores y receptores de dopamina. Estas alteraciones contribuyen a las deficiencias en la autorregulación, el control de impulsos y la atención sostenida, características del TDAH [29].

El desarrollo histórico del conocimiento neurocientífico sobre el TDAH tiene sus raíces en la identificación de áreas específicas del cerebro y su relación con funciones cognitivas y conductuales. A principios del siglo XX, el neurólogo alemán Korbinian Brodmann definió 52 regiones diferenciadas en la corteza cerebral, conocidas como las áreas de Brodmann. Este mapa cerebral proporcionó una base crucial para la localización de funciones cognitivas y sensoriales, sentando el terreno para estudios posteriores sobre trastornos.

Los avances en neurociencia continuaron con el descubrimiento de las áreas de Broca (1861-1862) y Wernicke (1872), fundamentales para la comprensión del lenguaje. Estos hallazgos fueron esenciales para el estudio de trastornos del procesamiento del lenguaje y la comunicación, áreas también afectadas en individuos con TDAH.

Paralelamente, el desarrollo de la neuropsicología como disciplina científica introdu-

jo modelos funcionales del cerebro, siendo Alexander Luria una figura destacada en este campo. Luria propuso el modelo de los tres bloques funcionales, y más tarde, el concepto de un cuarto bloque, cada uno de los cuales desempeña un papel crucial en el desarrollo y manifestación del TDAH. Este modelo permite una comprensión más integral del funcionamiento cerebral en trastornos como el TDAH, proporcionando un marco teórico sólido para abordar las disfunciones observadas en estos pacientes. Las unidades funcionales que Luria determinó son:

Bloque de regulación del tono y la actividad mental (Primer bloque): Este bloque, relacionado con las estructuras subcorticales y del tronco encefálico, es responsable de regular el estado de vigilia, el tono muscular y la capacidad general de respuesta del organismo. En el contexto del TDAH, una disfunción en este bloque podría contribuir a dificultades en la modulación de la excitación y la energía, manifestándose como hiperactividad e impulsividad en los niños.

Bloque de recepción, procesamiento y almacenamiento de Información (Segundo bloque): Involucra los lóbulos occipital, temporal y parietal, encargados de recibir, procesar y almacenar la información sensorial. En niños con TDAH, puede haber una disfunción en la integración de la información sensorial, lo que dificulta focalizar la atención en estímulos relevantes y filtrar los irrelevantes, resultando en una atención dispersa y dificultades en el procesamiento de la información.

Bloque de programación, regulación y verificación de la actividad (Tercer bloque): Este bloque está vinculado principalmente con los lóbulos frontales, responsables de la planificación, toma de decisiones y la inhibición de respuestas automáticas. Aquí es donde Luria sitúa la mayoría de los problemas asociados con el TDAH, como la dificultad para mantener la atención sostenida, el control de impulsos y la incapacidad para prever las consecuencias de las acciones.

Bloque de conexión y coordinación de actividades funcionales (Cuarto bloque): Aunque no siempre se menciona explícitamente como un cuarto bloque.^{en} la terminología clásica de Luria, se refiere a las conexiones interhemisféricas y la coordinación entre los diferentes bloques funcionales. En el caso de niños con TDAH, un desajuste en la coordinación entre estos bloques puede resultar en un rendimiento cognitivo inconsistente y en dificultades para ejecutar tareas complejas que requieren la sincronización de múltiples procesos mentales [29].

Así mismo Sir George Still fue un médico británico que, en 1902, realizó una de las primeras descripciones clínicas de lo que hoy se conoce como TDAH. Still observó a un grupo de niños que presentaban características como falta de atención, impulsividad y comportamiento hiperactivo, pero lo que llamó su atención fue que estos síntomas no parecían ser consecuencia de una falta de inteligencia o problemas en el entorno familiar. Still describió esta condición como un "defecto en el control moral", sugiriendo que

la causa podría estar en el sistema neurológico, aunque en ese entonces no había suficiente conocimiento para profundizar en los mecanismos subyacentes. Esta descripción se considera uno de los primeros antecedentes del TDAH en la literatura médica [29].

Desde una perspectiva contemporánea, el estudio del TDAH también puede enriquecerse mediante enfoques provenientes de la teoría de sistemas complejos. En este sentido, los trabajos de Parisi [30] sobre el comportamiento colectivo en el vuelo de las aves muestran que patrones altamente organizados pueden emerger a partir de interacciones locales simples, sin la necesidad de un control centralizado.

Esta aproximación resulta relevante para la comprensión del funcionamiento cerebral, el cual puede interpretarse como un sistema dinámico compuesto por múltiples redes neuronales en interacción continua. En el contexto del TDAH, las alteraciones en la atención, el control inhibitorio y la regulación de la actividad pueden entenderse no solo como disfunciones aisladas, sino como manifestaciones de dinámicas complejas en dichos sistemas.

Bajo esta perspectiva, la repetición de acciones en entornos interactivos favorece la consolidación de patrones internos de movimiento (asociados a engramas motores), facilitando procesos de automatización y adaptación. Este enfoque sugiere que tanto el aprendizaje como la regulación cognitiva emergen de la interacción continua entre percepción, acción y retroalimentación, lo cual resulta fundamental para el diseño de estrategias de intervención en población con TDAH.

2.4. Identificación de señales de alarma en la primera infancia

La causa es multifactorial debido que es una confluencia de factores genéticos y ambientales. En cuanto a la herencia, sabemos que la concordancia va de 70 a 90 %. Si un padre tiene TDAH el riesgo en el niño aumenta entre 2 y 8 veces [32]. Por ello la identificación temprana de señales de alarma en niños pequeños es fundamental para la intervención oportuna en TDAH. Los síntomas pueden manifestarse de forma sutil en la primera infancia, siendo el reconocimiento temprano fundamental para prevenir el desarrollo de complicaciones asociadas, como problemas académicos y dificultades en las relaciones interpersonales. Indicadores como la falta de atención prolongada, una hiperactividad excesiva no acorde a la edad, y dificultades significativas en el seguimiento de instrucciones simples pueden ser señales tempranas de TDAH. Estudios longitudinales han demostrado que la intervención temprana en niños con estas señales de alerta puede mitigar la severidad del trastorno y mejorar los resultados a largo plazo. Durante esta etapa del desarrollo, los síntomas del TDAH pueden presentarse de manera menos estructurada, pero ciertos comportamientos pueden ser indicadores tempranos. Estos síntomas

iniciales suelen estar relacionados con un control inadecuado de la atención, el comportamiento y la regulación emocional, y pueden ser detectados tanto en el hogar como en entornos preescolares.

Dificultades en la atención sostenida y concentración es uno de los primeros signos de alarma es la dificultad del niño para mantener la atención en tareas simples o actividades que requieran un esfuerzo mental continuo, como escuchar a un adulto, seguir una historia o completar juegos que exijan concentración. Los niños con señales tempranas de TDAH a menudo pueden parecer desinteresados en actividades que demandan atención sostenida, distrayéndose fácilmente ante estímulos externos irrelevantes.

En comparación con otros niños de la misma edad, es común que pierdan rápidamente el interés en tareas lúdicas o educativas, pasando de una actividad a otra sin completarlas. Esta incapacidad para concentrarse puede ser interpretada por los adultos como falta de interés o inmadurez, pero es un marcador potencial de problemas de atención a futuro.

Hiperactividad fuera de lo esperado para su edad es otro síntoma temprano en los niños con TDAH es un nivel de actividad física que excede lo esperado para su etapa de desarrollo. Aunque los niños pequeños tienden a ser naturalmente activos, aquellos con TDAH pueden mostrar una energía desbordante que no disminuye, incluso en situaciones que normalmente fomentan la calma, como durante la hora de descanso o actividades tranquilas. Suelen estar en constante movimiento, corriendo, trepando o saltando en momentos inapropiados, lo cual puede ser agotador tanto para ellos como para las personas a su alrededor.

Esta hiperactividad también puede presentarse en formas menos obvias, como la incapacidad para permanecer sentados durante las comidas o para seguir las rutinas básicas, lo que genera dificultades en el entorno escolar y familiar. Los cuidadores pueden notar que el niño está "siempre en marcha." como si tuviera un motor", lo cual es característico de la hiperactividad temprana.

La impulsividad es otro de los síntomas centrales del TDAH que puede manifestarse desde la primera infancia. Los niños impulsivos suelen actuar sin pensar en las consecuencias de sus acciones, lo que puede llevar a comportamientos peligrosos o socialmente inapropiados. Un ejemplo común de impulsividad temprana es la incapacidad de esperar su turno en juegos o actividades grupales. Es probable que interrumpan constantemente a los adultos o a otros niños, lo que genera conflictos y problemas de integración social.

Esta impulsividad también se refleja en la dificultad para seguir instrucciones o completar tareas paso a paso. Los niños que muestran señales tempranas de TDAH pueden tener problemas para comprender la necesidad de planificación y secuenciación de acciones, lo que impacta tanto en su aprendizaje como en sus relaciones interpersonales.

Además de los problemas de atención e impulsividad, los niños con TDAH a menudo experimentan dificultades en la regulación de sus emociones desde una edad temprana.

Pueden mostrar reacciones emocionales exageradas a situaciones cotidianas, como frustrarse intensamente ante pequeños contratiempos o tener arranques de ira repentinos. Este patrón de reacciones emocionales intensas puede hacer que el entorno familiar y educativo sea más desafiante para ellos y para las personas encargadas de su cuidado.

A medida que el niño crece, estas dificultades emocionales pueden manifestarse en problemas para manejar el estrés, la frustración y las expectativas sociales, lo que puede derivar en conflictos con sus pares y adultos, aumentando el riesgo de aislamiento social.

La identificación temprana de señales de alarma en la primera infancia también está influenciada por factores genéticos y ambientales. Los estudios sugieren que la herencia juega un papel importante en el desarrollo del TDAH, con un riesgo significativamente mayor si uno de los padres presenta el trastorno. Los factores ambientales, como el estrés prenatal, el consumo de sustancias durante el embarazo o la exposición temprana a ambientes caóticos o conflictivos, también pueden contribuir a la aparición de síntomas de TDAH en los primeros años de vida.

La intervención temprana en el TDAH es crucial para reducir la gravedad de los síntomas y mejorar el pronóstico a largo plazo. Al identificar las señales de alarma a una edad temprana, es posible implementar estrategias de intervención conductual y educativa que ayuden a los niños a desarrollar habilidades de autorregulación y a mejorar su rendimiento académico y social. Programas que fomentan el autocontrol, el establecimiento de rutinas y la enseñanza de habilidades sociales han demostrado ser efectivos para ayudar a los niños con TDAH a mejorar su adaptación en entornos educativos y familiares.

Estudios longitudinales han demostrado que los niños que reciben intervención temprana tienen una mejor calidad de vida en la adolescencia y adultez, experimentando menos problemas académicos y sociales, y presentando una menor probabilidad de desarrollar trastornos comórbidos como la ansiedad o la depresión [29].

2.5. **Transtorno por Déficit de Atención con Hiperactividad**

El TDAH afecta significativamente el desarrollo cognitivo al alterar las funciones ejecutivas esenciales para la vida diaria. Estas funciones incluyen la capacidad de planificar, organizar, regular el comportamiento y tomar decisiones. Los niños con TDAH a menudo muestran déficits en la memoria de trabajo, la flexibilidad cognitiva y la inhibición de impulsos, lo que limita su capacidad para aprender y adaptarse a nuevos entornos. Las dificultades de atención, uno de los síntomas principales del TDAH, tienen un impacto directo en el rendimiento escolar. Como es el caso de la incapacidad de mantener la concentración durante períodos prolongados, puede interferir con el aprendizaje de conceptos

complejos. Además, los problemas con el control de impulsos pueden llevar a comportamientos disruptivos en el aula, afectando tanto al estudiante como a sus compañeros. Estudios recientes también han identificado un vínculo entre el TDAH y las alteraciones en la conectividad de redes neuronales, como la red frontoparietal, que está involucrada en la atención sostenida y el procesamiento de información. Estos hallazgos subrayan la necesidad de intervenciones que abordan directamente las deficiencias en el desarrollo cognitivo de los pacientes [33].

El tálamo que es una estructura clave en el cerebro que actúa como un centro de procesamiento sensorial y regula la transmisión de señales a la corteza cerebral. En pacientes con TDAH, se ha observado que el tálamo presenta alteraciones en su capacidad para filtrar estímulos irrelevantes, lo que contribuye a la hiperreactividad sensorial y la distracción excesiva. La disfunción talámica puede llevar a una sobrecarga de estímulos en la corteza cerebral, dificultando la capacidad del individuo para enfocarse en tareas específicas. Asimismo, estudios de neuroimagen han revelado una conectividad anormal entre el tálamo y regiones corticales como el lóbulo frontal, lo que afecta el control atencional y las respuestas conductuales. Estos descubrimientos han abierto nuevas vías para desarrollar tratamientos que modulen la actividad talámica. Por ejemplo, el uso de tecnologías como la estimulación magnética transcraneal (TMS) podría ayudar a restaurar la función normal del tálamo en pacientes con TDAH. Este enfoque permite complementar las terapias tradicionales y mejorar los resultados a largo plazo [34].

Funciones ejecutivas

Las funciones ejecutivas, entre las que se incluyen la atención sostenida, la memoria de trabajo, el control inhibitorio, la flexibilidad cognitiva y la planificación, dependen en gran medida de la actividad de la corteza prefrontal y de sus conexiones con estructuras subcorticales como los ganglios basales. En TDAH, estas funciones suelen verse comprometidas debido a alteraciones estructurales y funcionales en dichas redes cerebrales, lo que se traduce en dificultades para la autorregulación, la organización del comportamiento y el control de impulsos. No obstante, la plasticidad cerebral entendida como la capacidad del sistema nervioso para adaptarse y reorganizarse frente a experiencias y aprendizajes y, en particular, la plasticidad neuronal como su expresión sináptica, ofrecen un marco prometedor para la rehabilitación de estas funciones.

La evidencia científica ha mostrado que intervenciones basadas en estimulación cognitiva, como el entrenamiento repetitivo en tareas de atención y control inhibitorio, favorecen procesos de potenciación a largo plazo (LTP) que fortalecen las conexiones sinápticas en los circuitos prefrontales. De manera complementaria, tecnologías emergentes como el neurofeedback y las interfaces cerebro-computadora explotan la plasticidad cerebral al

proporcionar retroalimentación en tiempo real, lo que facilita la reorganización funcional y promueve el desarrollo de habilidades ejecutivas más eficientes. En este sentido, la plasticidad cerebral constituye el sustrato que permite que la plasticidad neuronal impacte directamente en la mejora de las funciones ejecutivas, subrayando su relevancia para diseñar estrategias terapéuticas integradoras en el abordaje del TDAH [20].

2.6. Intervención clínica en el TDAH

El tratamiento del TDAH se basa en un enfoque multimodal que incluye intervenciones farmacológicas, psicoterapéuticas y psicoeducativas. Los fármacos estimulantes, como el metilfenidato y las anfetaminas, son el tratamiento de primera línea debido a su eficacia en la mejora de los síntomas. Sin embargo, la intervención conductual y la terapia cognitivo-conductual también juegan un papel crucial en el manejo del TDAH, particularmente en pacientes que presentan comorbilidades o que no responden adecuadamente a la medicación. La combinación de estos enfoques terapéuticos ha demostrado ser eficaz en la reducción de los síntomas y en la mejora del funcionamiento diario en diversas esferas, como el rendimiento académico y las relaciones sociales [20].

2.7. Fundamentación neurocientífica del estudio

La revisión desarrollada en este capítulo permitió establecer una base científica sólida para comprender los procesos cognitivos, conductuales y neurobiológicos asociados con las alteraciones atencionales y ejecutivas analizadas en esta investigación. El estudio de mecanismos relacionados con atención sostenida, control inhibitorio, regulación conductual y coordinación cognitiva evidencia la complejidad funcional involucrada en los procesos de procesamiento y respuesta durante tareas de interacción dinámica.

También, el análisis de biomarcadores visuales y conductuales resalta la importancia de incorporar tecnologías capaces de registrar información neurocognitiva en tiempo real mediante métricas objetivas y cuantificables. En este contexto, herramientas basadas en seguimiento ocular, análisis de comportamiento y entornos interactivos inmersivos representan una alternativa relevante para fortalecer procesos de evaluación y monitoreo cognitivo desde una perspectiva multimodal.

Otro aspecto relevante corresponde a la relación existente entre funciones ejecutivas, procesamiento perceptual y estabilidad atencional, elementos que constituyen componentes fundamentales para el análisis experimental desarrollado en esta investigación. La evidencia científica revisada demuestra que la integración de métricas visuales, cognitivas y motoras favorece una caracterización más precisa del comportamiento neurocognitivo

durante actividades de interacción compleja.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Introducción

Este capítulo describe el enfoque metodológico adoptado para el diseño, desarrollo e implementación del exergame “ADHD K9 Canine Quest”, fundamentado en un sistema HRpI. Se detalla la arquitectura del sistema, el diseño del entorno virtual, los protocolos experimentales y las consideraciones éticas. Además, se explican los métodos de recolección y análisis de datos, así como las técnicas de aprendizaje automático aplicadas para la evaluación clínica del TDAH.

3.2. Sistema HRpI para Intervención Neurocognitiva en Niños con TDAH

El exergame “ADHD K9 Canine Quest” es un juego interactivo basado en el seguimiento ocular, diseñado para evaluar y entrenar la atención y el control ocular en niños de 6 a 12 años. El objetivo principal es ayudar en el diagnóstico y tratamiento del TDAH. El juego consta de tres etapas:

1. **Entrenamiento libre:** En esta etapa, el niño realiza una serie de ejercicios orientados a la estimulación cognitiva, los cuales están enfocados en el procesamiento visual y cognitivo. En esta etapa, se registran variables de seguimiento ocular para soporte del estudio clínico.
2. **Guiado háptico pasivo:** En esta etapa, el niño es guiado por el dispositivo háptico en el cumplimiento de la tarea. Al igual que en el entrenamiento libre, se registran variables de seguimiento ocular, con el objetivo de conocer el avance y/o retroceso terapéutico de la estimulación neurocognitiva.

Al final del del juego, se calculan las métricas de concentración visual y mental, que permiten al profesionista de la salud tomar los criterios clínicos del estudio y realizar la toma de decisiones concernientes al paciente.

El diseño del exergame “ADHD K9 Canine Quest” se fundamenta en diversos estudios que resaltan el potencial de los juegos interactivos basados en seguimiento ocular para el diagnóstico y tratamiento del TDAH [23, 13, 36, 37]. Además, se basa en investigaciones que proponen el uso de tecnologías como el seguimiento ocular, el aprendizaje automático y el neurofeedback para abordar el TDAH de manera más precisa y accesible [36, 35].

3.2.1. Descripción detallada del escenario virtual y los elementos del juego

La historia de videojuego se lleva a cabo a partir de un perro que se encuentra jugando en un área con césped verde y cercada de madera. El perro es de tamaño mediano, con pelaje marrón y blanco. Está de pie sobre sus cuatro patas y tiene la cola moviéndose de un lado a otro. El lugar tiene cabañas, caballos y está rodeado de árboles y montañas. A lo lejos se encuentra un hueso grande y de color blanco, el perro debe de ir en busca del hueso. Para lograr el objetivo se debe enfrentar a desafíos, distracciones, pistas y obstáculos hasta alcanzar su premio, los cuales se describen en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1: Componentes del exergame ADHD K9 Canine Quest.

Desafío	Distracciones	Obstáculos	Premios
Buscar el hueso	Gato	Barriles	Hueso
	Ardilla	Trozos de madera	
	Gallina	Carreta vieja	

La tabla 3.1 resume los elementos que integran el exergame, destacando los diversos componentes que enriquecen la experiencia de juego. Entre los desafíos se encuentra la búsqueda del hueso, mientras que las distracciones incluyen animales como gatos, gallinas y ardillas, así como objetos que pueden ser juguetes y recipientes de agua. Las pistas, como galletas y otros alimentos, ayudan al jugador a avanzar, mientras que los obstáculos, como barriles y trozos de madera, presentan retos adicionales que deben ser superados por el jugador. Finalmente, el hueso actúa como el premio máximo que motiva y recompensa al jugador y a su mascota.

En conjunto, estos elementos no solo fomentan la atención y la concentración, sino que también promueven la actividad física a través de la interacción con el entorno virtual. Al integrar estos componentes de manera cohesiva, “ADHD K9 Canine Quest” se convierte en una herramienta efectiva para el entrenamiento cognitivo y físico, ofreciendo

una experiencia lúdica y educativa que puede beneficiar en el diagnóstico y tratamiento de niños con TDAH.

3.2.2. Desarrollo de la narrativa y los objetivos del juego

El exergame “ADHD K9 Canine Quest” está diseñado para ofrecer a los jugadores una experiencia inmersiva y divertida a través de la narrativa de un perro que busca su hueso en un escenario virtual. A lo largo del juego, los jugadores deben superar diversos desafíos y obstáculos, mientras interactúan con la mascota y el entorno del juego. Los objetivos principales del juego permitir aplicar el seguimiento ocular e interfaces hápticas para evaluar la concentración visual y mental, a través de métricas clínicas de evaluación diagnóstica, así como permitir una estimulación neurocognitiva en pacientes con TDAH para mejorar sus habilidades neurocognitivas.

A continuación se presenta de forma ilustrativa las escenas principales que componen la interacción con el exergame. Estas escenas guían al jugador desde el inicio del juego hasta su familiarización con el entorno y el uso del dispositivo háptico. Se ofrece una explicación de cada escena, que incluye su descripción visual y se describe su acción correspondiente y detalles relevantes.

3.2.2.1. Experiencia de usuario



Figura 3.1: Pantalla de inicio.

La Figura 3.1 muestra el nombre del exergame “Canine Quest” con una animación de fondo y texto ("Presiona Enter para comenzar"). Asimismo, se resalta la tecla Enter para iniciar el juego.



Figura 3.2: Saludo de la mascota.

En Figura 3.2 aparece la mascota (perro) en la pantalla principal, moviendo la cola y emitiendo sonidos de felicidad. El juego integra efectos de sonido de ladridos y musica alegre de fondo.



Figura 3.3: Presentación del escenario.

En la Figura 3.3 se muestra una vista panorámica del entorno del juego, incluyendo un prado verde con cabañas, caballos, arboles y montañas. Una voz en off explica el entorno y las mecánicas básicas del juego. La voz en off es clara y concisa, proporcionando información relevante sobre el juego.



Figura 3.4: Calibración de la cámara.

La Figura 3.4 muestra el momento en que el usuario debe calibrar la cámara en base a las indicaciones en pantalla, esto permitirá tener una personalización de seguimiento ocular acorde a cada usuario del exergame.



Figura 3.5: Indicación del dispositivo gamepad.

La Figura 3.5 muestra la indicación de selección de un dispositivo gamepad clásico, que representa la posibilidad del jugador de elegir una forma de interacción utilizada normalmente en videojuegos, este dispositivo no ofrece ningún tipo de guiado háptico, sino más bien, se ajusta ergonómicamente a las características físicas de las manos de niños que forman parte del estudio clínico. En caso, de no estar instalado dicho dispositivo, el exergame considera de forma predeterminada el uso del teclado como dispositivo de interacción.



Figura 3.6: Indicación del dispositivo háptico.

La Figura 3.6 muestra cuando aparece una indicación visual en el ángulo inferior derecho de la pantalla, mostrando al usuario que puede elegir el dispositivo háptico (Phantom Omni) durante el entrenamiento, en caso contrario, se seleccionara un teclado o gamepad de forma predeterminada. La representación e indicación del dispositivo es clara y comprensible.

Escenas de las etapas del entrenamiento clínico

Las Figuras 3.7, 3.8, 3.9 y 3.10 muestran las escenas correspondientes a la etapa de entrenamiento, considerando la premisa de que el usuario halla seleccionado el dispositivo háptico como método de interacción, el usuario es guiado en la trayectoria a través de la captura de pistas hasta alcanzar el objetivo (hueso). En este proceso de entrenamiento, el usuario enfrentará obstáculos y distracciones con el objetivo principal de no solo lograr la concentración en condiciones ideales, sino mantenerla en entornos ruidosos o complejos.

Como punto de partida, en la Figura 3.7 no se muestra ninguna distracción al usuario, permitiendo establecer un entorno relajado que permita crear un ambiente de familiarización con el entorno del juego.



Figura 3.7: Primer etapa de entrenamiento sin distracciones.

En la Figura 3.8 se introduce una primera distracción en el juego, permitiendo con ello iniciar un escenario próximo a la realidad (o simulando un escenario real).



Figura 3.8: Segunda etapa de entrenamiento con una distracción en la tarea.

La Figura 3.9 incorpora una segunda distracción al entorno de juego, incrementando la carga atencional y la tolerancia a la interferencia.



Figura 3.9: Tercera etapa de entrenamiento que adiciona una segunda distracción sobre la tarea.

Representación del juego con tres estímulos distractores (Figura 3.10), preparando al paciente para responder de manera eficiente en entornos altamente complejos y dinámicos.



Figura 3.10: Cuarta etapa de entrenamiento con tres distracciones sobre el desarrollo de la tarea.

La Figura 3.11 muestra la finalización exitosa del entrenamiento (Hueso alcanzado), esta escena es la representación visual del momento en que el paciente cumple con el

objetivo atencional/motor, desencadenando la recompensa lúdica (el hueso), esencial para el mantenimiento de la motivación en la terapia.



Figura 3.11: Escena que muestra el objetivo del juego alcanzado sobre cada tarea de la etapa de entrenamiento.

El juego muestra un mensaje al momento de alcanzar el objetivo final (Figura 3.12), aunque parezca un simple final de partida, tiene una función terapéutica crítica. Su aporte principal es proveer retroalimentación (feedback) inmediata y clara sobre la finalización del ejercicio de entrenamiento, lo cual es esencial para el aprendizaje motor y cognitivo.



Figura 3.12: Escena que muestra el fin de la etapas de entrenamiento.

Escenas de las etapas de la evaluación clínica

Las siguientes escenas, mostradas en las Figuras 3.13, 3.14 3.15 y 3.16, corresponden a los 4 ejercicios de la evaluación clínica. A diferencia de la etapa de entrenamiento, donde se aplica un guiado háptico pasivo, los ejercicios de evaluación permiten una exploración libre. Asimismo, el usuario debe capturar las pistas para alcanzar el objetivo final, mientras se enfrenta a obstáculos y distracciones diseñados para crear un entorno progresivamente similar a la realidad.

La Figura 3.13 muestra el primer ejercicio de evaluación sin distracciones, el cual está diseñado para facilitar la familiarización del usuario con el entorno mediante la exploración libre hasta alcanzar el objetivo final.



Figura 3.13: Escena de evaluación clínica sin distracciones.

La Figura 3.14 presenta el segundo ejercicio del protocolo de evaluación clínica, el cual introduce la primera distracción en el entorno. Este elemento interfiere con la concentración del usuario, marcando el inicio de la progresión de la dificultad y la transición hacia escenarios que demandan una mayor capacidad de inhibición de estímulos irrelevantes.



Figura 3.14: Escena de evaluación clínica con una distracción.

La Figura 3.15 ilustra el tercer ejercicio de la evaluación clínica, donde se incrementa

el desafío mediante la incorporación de una segunda distracción. Este escenario de doble interferencia eleva la carga cognitiva del usuario, poniendo a prueba su capacidad para mantener la exploración libre y la concentración sostenida al demandar una mayor habilidad de filtrado e inhibición de estímulos irrelevantes.



Figura 3.15: Escena de evaluación clínica con dos distracciones.

La Figura 3.16 corresponde al ejercicio final y de mayor complejidad de la evaluación clínica. En esta etapa, la introducción de la tercera distracción genera una sobrecarga multisensorial controlada, lo que simula un entorno con el máximo nivel de interferencia posible. El propósito principal es medir la capacidad máxima de gestión de la atención dividida y la inhibición del usuario, garantizando que el rendimiento medido posea una alta validez ecológica (aplicabilidad a la vida diaria).



Figura 3.16: Escena de evaluación clínica con tres distracciones.

El exergame permite al profesional de la salud mental visualizar, en todo momento de la evaluación clínica, la gráfica de rendimiento en tiempo real que mide el procesamiento visual y cognitivo, como se muestra en la Figura 3.17.



Figura 3.17: Visualización gráfica del procesamiento visual y cognitivo en tiempo real.

La Figura 3.18 muestra el momento exacto en que el objetivo final (el hueso) es alcanzado. Esta escena determina la conclusión exitosa del seguimiento de la trayectoria en cada ejercicio de evaluación clínica.



Figura 3.18: Escena de evaluación clínica cuando se alcanza el objetivo del juego (hueso).

El mensaje que muestra la Figura 3.19 informa de forma visual y lúdica la terminación de cada ejercicio de la evaluación clínica y cumple una función terapéutica esencial. Este cierre actúa como un mecanismo de feedback inmediato, proporcionando al usuario una señal clara de la finalización del test y marcando el punto de corte para el registro de datos. Clínicamente, el mensaje facilita el cierre del ciclo de feedback (práctica → resultado), y contribuye a mejorar su autorregulación y la gestión del tiempo (timing) durante la ejecución de tareas.



Figura 3.19: Escena que muestra el fin de las etapas de evaluación clínica.

Registro de la valoración clínica obtenida a través del test de concentración visual y mental

El exergame al finalizar la etapa de evaluación clínica lanza 3 elementos en pantalla que se ilustran en la Figura 3.20:

1. La gráfica que indica el nivel de concentración visual y mental alcanzado en el desarrollo de las tareas.
2. El cuadro de dialogo que permite al profesional de la salud registrar el numero de paciente y test.
3. El botón "New Test", el cual permite crear un nuevo test.



Figura 3.20: Registro de métricas obtenidas a través del seguimiento ocular para su valoración clínica.

La Figura 3.21 muestra el dataset en formato de texto plano con las variables registradas durante el test aplicado por el terapeuta, listo para su posterior análisis clínico.

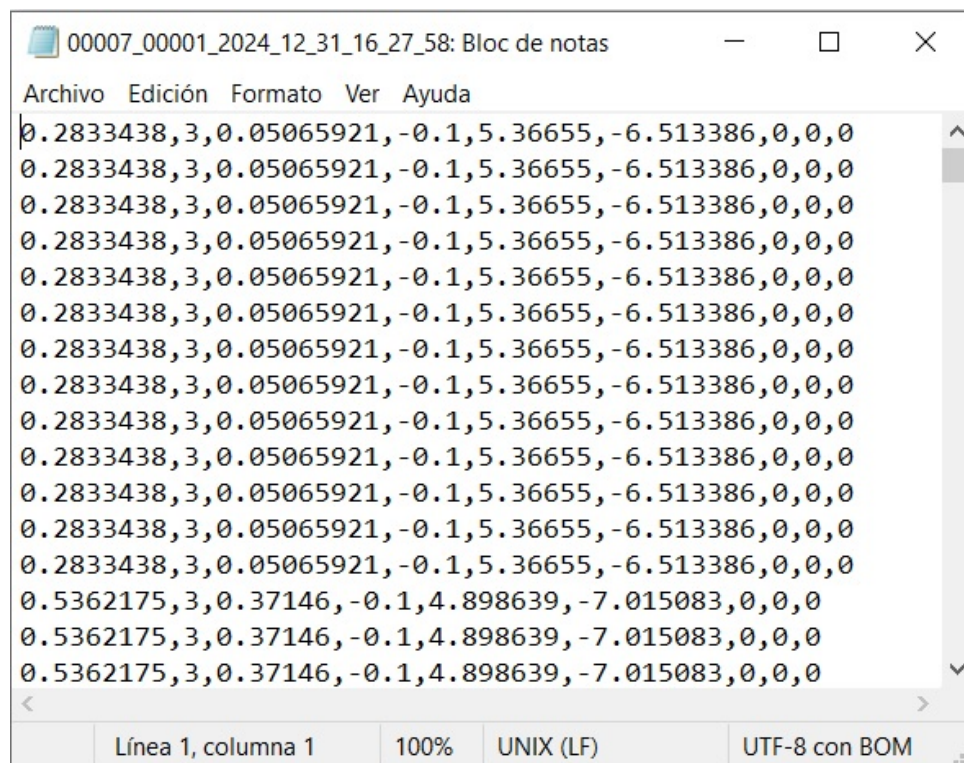


Figura 3.21: Visualización del dataset generado al guardar el registro de métricas clínicas.

La implementación de la dinámica del juego y la interacción con el usuario requiere una combinación de técnicas de diseño de videojuegos, programación y hardware especializado. La plataforma interactiva creada en Unity, ofrece herramientas para crear experiencias interactivas y narrativas cautivadoras. La interacción con el usuario se puede lograr mediante el uso de dispositivos hápticos, como el Phantom Omni, lo que permitirá una experiencia inmersiva y multisensorial.

La dinámica del juego y la interacción con el usuario deben basarse en principios científicos de psicología cognitiva, neurociencia y ciencias del aprendizaje. Se deben considerar aspectos como la teoría del flujo [39], [38], la curva de dificultad ajustada [40] y la retroalimentación efectiva [41] para mantener al jugador motivado y comprometido. Además, la retroalimentación háptica pasiva puede guiar suavemente la mirada del jugador, lo que se basa en principios de percepción sensorial y aprendizaje motor, que contribuye a una estimulación neurocognitiva en el paciente.

La integración de distractores visuales y desafíos, así como la implementación de la dinámica del juego y la interacción con el usuario, requieren una sólida fundamentación

clínica, técnica, tecnológica y científica. Estas características son esenciales para garantizar una experiencia de juego atractiva y efectiva, a la vez que se recopilan datos valiosos para evaluación del procesamiento visual y cognitivo.

3.3. Diseño conceptual y estructural del exergame

Con el propósito de formalizar la lógica de control del exergame “K9 Quest” y garantizar la consistencia, reproducibilidad y trazabilidad del sistema, se propone el modelado mediante un autómata finito determinista (DFA) de tipo Moore. Este enfoque permite representar de manera rigurosa el comportamiento del sistema a través de un conjunto finito de estados y transiciones definidas en función de los eventos de entrada.

El modelo del sistema se define formalmente como:

$$M = (Q, \Sigma, \delta, q_0, F) \quad (3.1)$$

donde Q es el conjunto finito de estados, Σ el alfabeto de entrada, δ la función de transición, q_0 el estado inicial y F el conjunto de estados finales.

El conjunto de estados se define como:

$$Q = \{q_0, q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6, q_7, q_8, q_9, q_{10}, q_f\} \quad (3.2)$$

Estos estados representan las diferentes etapas del sistema, desde la inicialización hasta la finalización del proceso, incluyendo fases de calibración, entrenamiento, evaluación y almacenamiento de datos.

El alfabeto de entrada se define como:

$$\Sigma = \{\text{keyA}, \text{FIN}, \text{repeat}, \text{ok}, \text{save}, \text{re-init}, i < 3, i = 3, j < 3, j = 3\} \quad (3.3)$$

La función de transición $\delta : Q \times \Sigma \rightarrow Q$ define la evolución del sistema de forma determinista, garantizando que para cada estado y símbolo de entrada exista una única transición posible.

Tabla 3.2: Matriz de transición del autómata del sistema.

Estado actual	Entrada	Estado siguiente
q_0	keyA	q_1
q_1	FIN	q_2
q_2	FIN	q_3
q_3	repeat	q_4
q_4	FIN	q_3
q_4	ok	q_5
q_5	FIN	q_6
q_6	$i < 3$	q_6
q_6	$i = 3$	q_7
q_7	FIN	q_8
q_8	$j < 3$	q_8
q_8	$j = 3$	q_9
q_9	FIN	q_{10}
q_{10}	save	q_f
q_f	re-init	q_0

Dado que el modelo corresponde a una máquina de Moore, la función de salida depende únicamente del estado actual, lo que garantiza estabilidad en la generación de señales del sistema y consistencia en la ejecución de cada etapa.

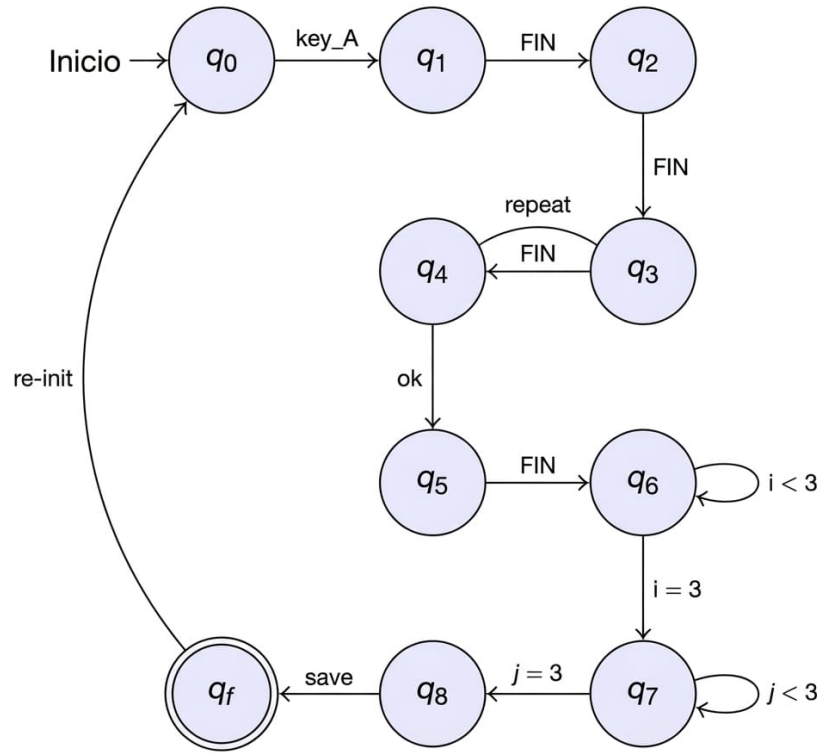


Figura 3.22: Diagrama del autómata finito determinista (DFA) tipo Moore del sistema propuesto.

Este modelo formal permite estructurar de manera precisa las fases del sistema, incluyendo la inicialización, calibración, entrenamiento, evaluación y persistencia de datos. A diferencia de una representación puramente gráfica en entornos de desarrollo, el uso de un autómata proporciona una base matemática sólida que facilita el análisis del comportamiento del sistema, la verificación de su consistencia y su implementación en diferentes plataformas.

Asimismo, la formalización mediante autómatas contribuye a la integración eficiente de los módulos de adquisición, procesamiento y almacenamiento de datos, lo cual resulta fundamental para su posterior análisis en el contexto de sistemas inteligentes y modelos de aprendizaje automático.

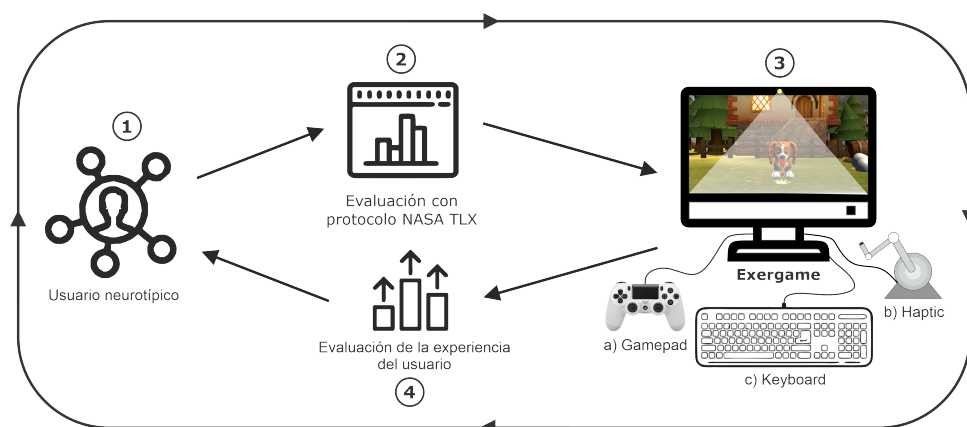


Figura 3.23: Evaluación de la plataforma con un perfil de usuario neurotípico.

El Diagrama de Flujo de las funcionalidades del exergame, ilustrado en la Figura 3.24, detalla el ciclo completo de interacción que inicia con la *Inicialización y calibración* de parámetros básicos como el dispositivo de interacción y seguimiento ocular, y la familiarización con el entorno del juego y personaje principal. El flujo se bifurca mediante una *Selección* del dispositivo de interacción (input): si se elige el *Háptico*, el usuario entra a la ruta de *Guidado háptico pasivo* (A1/B1); si se elige Gamepad o Teclado, el usuario sigue la ruta de *Guidado visual* (A2/B2 o A3/B3, respectivamente). Cada ruta incluye fases de *Entrenamiento libre* y *Ejercicios de evaluación* que culminan en la *Visualización de la evaluación* de concentración visual y mental. Finalmente, todas las trayectorias convergen en el estado *Guardar datos*, donde se pregunta si se desea iniciar una *Nueva evaluación*, cerrando el ciclo en caso de una respuesta negativa.

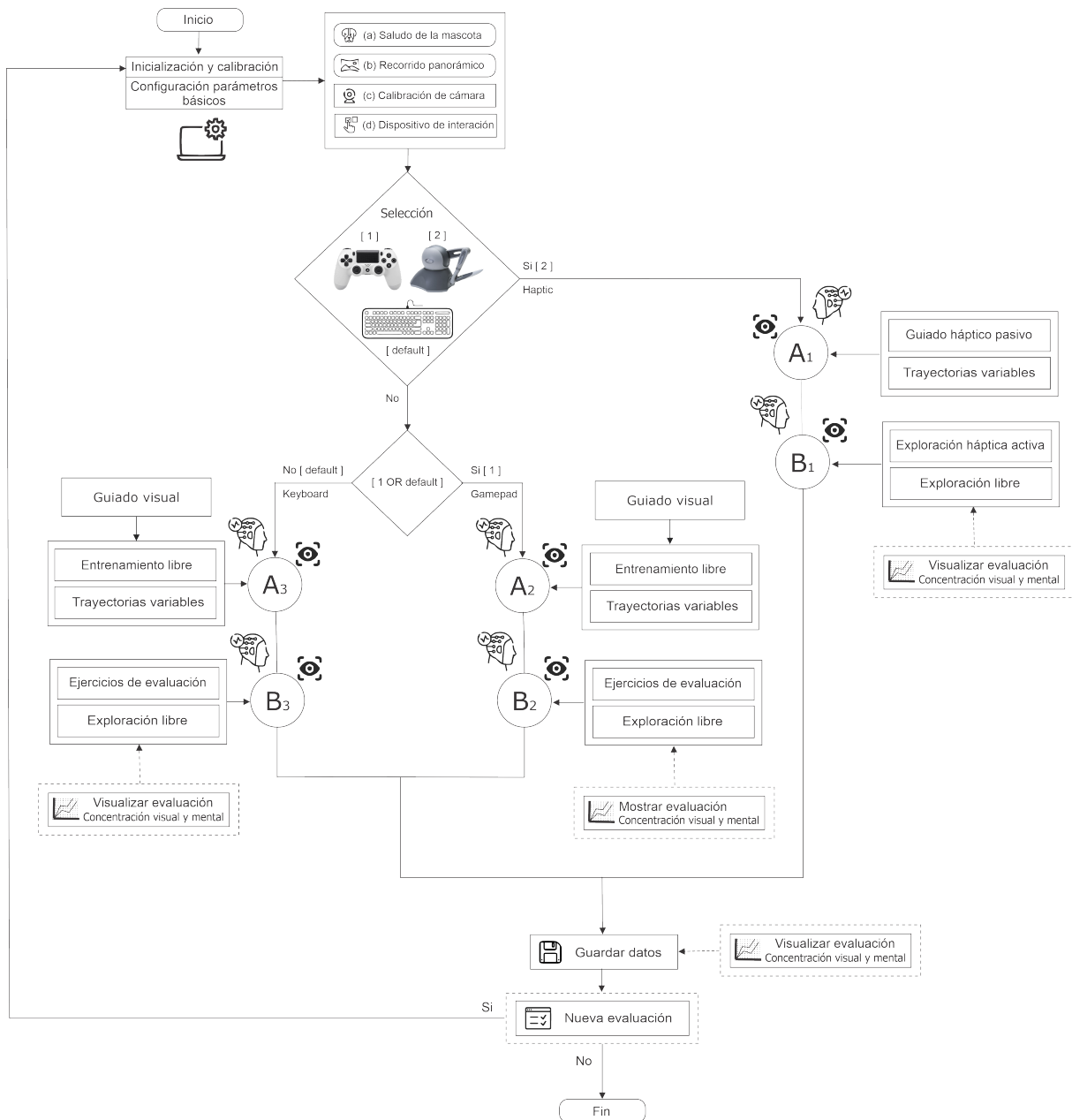


Figura 3.24: Diagrama de flujo de las funcionalidades del exergame.

La Figura 3.25 representa la *metodología de la intervención clínica* con el exergame utilizando el dispositivo háptico, estructurada en tres mediciones temporales: Dx_1 , Dx_2 y Dx_3 . El protocolo establece una *Línea de base* a través de un *estado de reposo* realizada en dos momentos, *A priori*, para medir la mejora cognitiva del paciente. La intervención

central se divide en dos fases progresivas. La primera es el *Entrenamiento clínico* (A_1), que se realiza en tres niveles de dificultad que van de 0 a 2 *distracciones*, aumentando la carga de trabajo de manera gradual. Tras esta fase, se procede a la *Evaluación clínica* (B_1), que también consta de tres niveles de dificultad que van de 1 a 3 *distracciones*. Ambas fases se llevan a cabo bajo el mismo entorno visual del exergame, asegurando que la única variable cambiante sea el número de elementos distractores, lo que permite una medición precisa del efecto del entrenamiento.

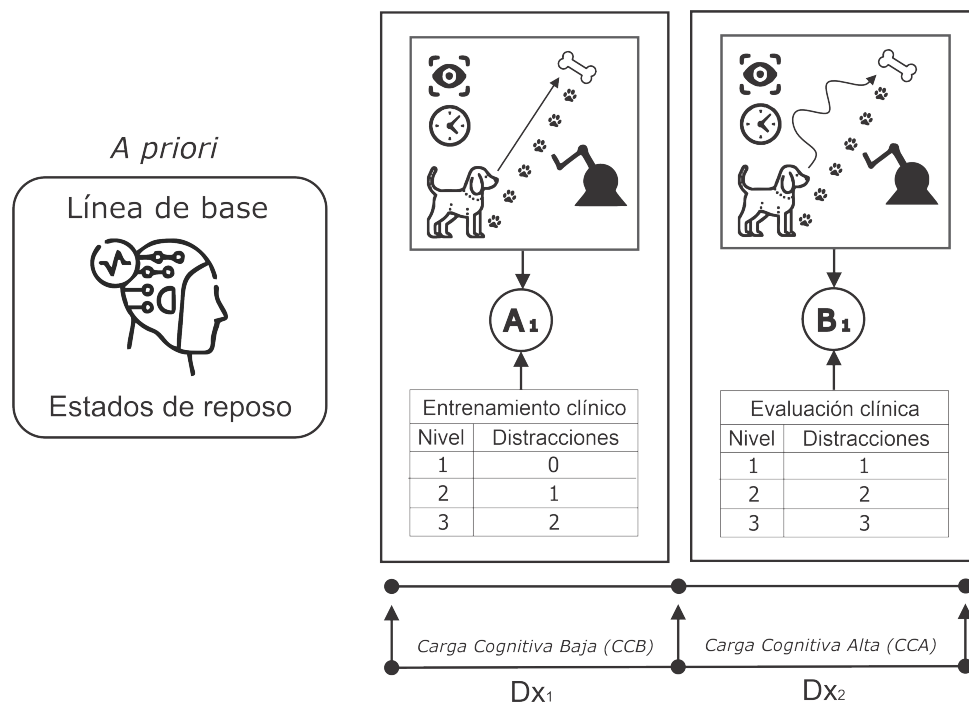


Figura 3.25: Representación de la intervención clínica con dispositivo háptico.

La Figura 3.26 presenta el *diagrama de bloques del sistema de guiado háptico pasivo* implementado en el exergame. El ciclo de control inicia con el *Humano* (1) interactuando con el *Dispositivo háptico*, que mide su posición y velocidad ($\mathbf{x}_h, \dot{\mathbf{x}}_h$) y recibe una fuerza de respuesta ($\mathbf{f}_r$). Internamente, los *Codificadores ópticos* (2) leen las posiciones y velocidades articulares ($\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r$), las cuales son transformadas a coordenadas cartesianas ($\mathbf{x}_r, \dot{\mathbf{x}}_r$) por el *Modelo cinemático directo* (3). La posición actual es comparada en un sumador (4) con la *Trayectoria de referencia* ($\mathbf{x}_{ref}$) (5), generando una señal de error ($\bar{\mathbf{x}}$) que alimenta el *Control de movimiento* (6). Este controlador calcula el par de control ($\mathbf{T}_c$), el cual es amplificado y acondicionado (7) para generar el par de respuesta ($\mathbf{T}_r$) aplicado al dispositivo háptico, *guiando* al usuario de manera pasiva a lo largo de la trayectoria. Finalmente, el sistema proporciona *Estimulación visual* (8) al usuario como retroalimentación.

del ejercicio.

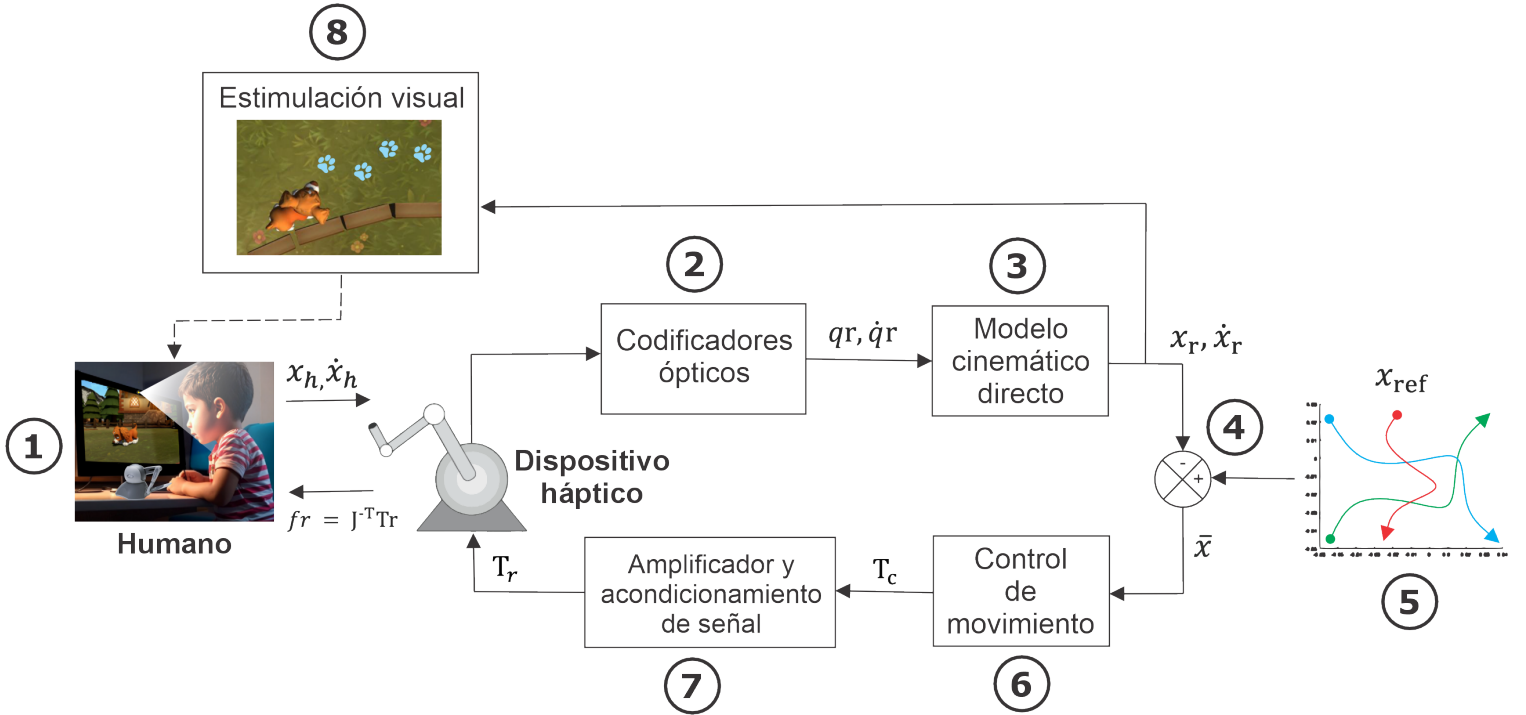


Figura 3.26: Diagrama de bloques del guiado háptico pasivo.

La Figura 3.27 presenta la metodología de *intervención clínica alternativa* al dispositivo háptico, utilizando el *Gamepad* (A_2 / B_2) y el *Teclado* (A_3 / B_3) como interfaces de interacción. Al igual que el protocolo háptico, se estructura en tres mediciones temporales (Dx_1 , Dx_2 y Dx_3) e incluye una *base Estado de reposo* para establecer una *Línea de base* de rendimiento cognitivo *A priori*. El proceso clínico se divide en dos fases progresivas para cada dispositivo de entrada: el *Entrenamiento clínico* (fases A_2 y A_3) y la *Evaluación clínica* (fases B_2 y B_3). Ambas fases se componen de *tres niveles* de dificultad que gradualmente aumentan la carga cognitiva al introducir *0, 1 y 2 distracciones*, lo que permite comparar el desempeño del usuario bajo diferentes condiciones de interacción y niveles de exigencia visual.

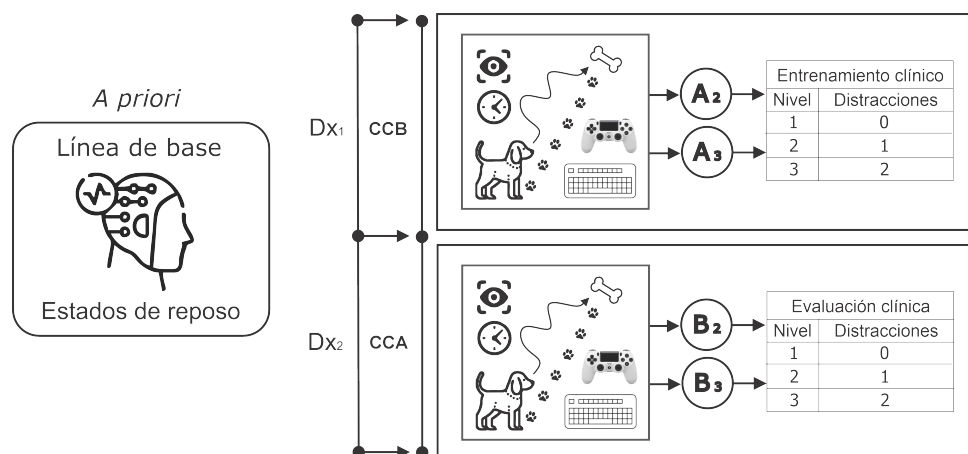


Figura 3.27: Alternativas de interacción para el exergame.

La Figura 3.28 ilustra el *diagrama de bloques* del sistema implementado para la *exploración háptica activa*, donde el usuario mantiene el control del movimiento. El *Humano* (1) interactúa con el *Dispositivo háptico*, cuya posición y velocidad ($\mathbf{x}_h, \dot{\mathbf{x}}_h$) son medidas. Paralelamente, los *Codificadores ópticos* (2) capturan las coordenadas articulares ($\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r$), que el *Modelo cinemático directo* (3) transforma en coordenadas cartesianas ($\mathbf{x}_r, \dot{\mathbf{x}}_r$) para el *análisis de movimiento y diagnóstico* (4). La posición cartesiana actual es utilizada por el *Algoritmo de detección de colisiones* (5) para determinar si el usuario ha tocado algún objeto virtual, generando una señal de aceleración ($\mathbf{x}_a, \dot{\mathbf{x}}_a$). Esta señal es convertida en el par de control ($\mathbf{T}_c$) mediante el *Cálculo de fuerza y torque* (6) para el *diagnóstico*. Finalmente, el par de control es pasado al *Amplificador y acondicionamiento de señal* (7) para generar el par de respuesta ($\mathbf{T}_r$) aplicado al dispositivo. Todo el proceso es acompañado por la *Estimulación visual* (4) en tiempo real, cerrando el ciclo de la interacción activa.

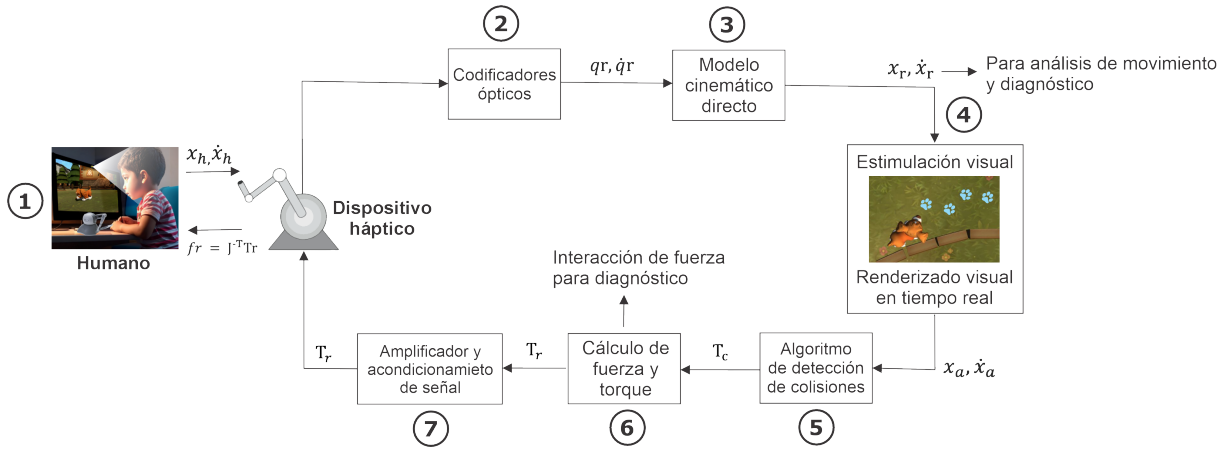


Figura 3.28: Diagrama de bloques de la exploración háptica activa.

3.4. Descripción de métricas del exergame ADHD K9 Canine Quest

El exergame *ADHD K9 Canine Quest* registra un conjunto de variables cuantitativas durante cada sesión experimental, las cuales permiten caracterizar el desempeño neuro-cognitivo y motor del participante de forma multimodal. A continuación se describe cada métrica, su método de cálculo, el módulo de software responsable, la unidad de medida y su relevancia clínica en el contexto del análisis del TDAH.

M1 – Tiempo de sesión (T)

El tiempo de sesión registra la duración real de la interacción del participante con el exergame. La variable `seconds` se incrementa en el método `Update()` del módulo `VisualConcentrationGraph.cs`, ubicado en `\Scripts\HeadTracking\`. El sistema emplea el tiempo como eje X en las series de datos transitorios, utilizando una tasa de actualización de 0.01 s.

- **Unidad:** segundos (s).
- **Relevancia clínica:** la duración de la sesión refleja la capacidad del niño para mantener la atención sostenida en la tarea y evalúa la tolerancia a la fatiga, factores habitualmente comprometidos en población con TDAH.
- **Métricas derivadas recomendadas:** tiempo promedio por etapa, variabilidad temporal entre etapas (desviación estándar) y correlación entre tiempo transcurrido

y niveles de concentración.

M2 – Etapa de sesión ($E_{\text{sesión}}$)

Representa el progreso del participante a través de las etapas secuenciales del ejercicio. Corresponde al valor entero `currentClue`, que se incrementa cada vez que el usuario alcanza una pista, controlado mediante el umbral de distancia:

$$\text{if } (distanceToCurrentClue < clueThreshold) \rightarrow \text{NextClue}(); \quad (3.4)$$

El ejercicio concluye cuando *K9* se aproxima al objeto *Bone*:

$$d(K9, Bone) < \delta_{\text{end}} \wedge \neg \text{exerciseFinished} \quad (3.5)$$

El módulo responsable es `\Scripts\ExerciseManager.cs`.

- **Unidad:** valor entero adimensional.
- **Relevancia clínica:** permite evaluar la capacidad del niño para seguir instrucciones y completar tareas secuenciales, así como estimar el nivel de dificultad apropiado y los posibles indicadores de frustración.

M3 – Concentración visual (C_{visual})

Cuantifica la atención visual del participante mediante el seguimiento de la orientación de la mirada respecto al estímulo objetivo. El sistema compara la posición del objetivo en pantalla (`taskViewPoint`) con la posición hacia la que mira el niño (`playerViewPoint`), calculando la distancia entre ambos vectores (`distanceView`). Cuando dicha distancia supera un radio de tolerancia predefinido (r_{tol}), el valor acumulado se actualiza según:

$$C_{\text{visual}}(t + \Delta t) = C_{\text{visual}}(t) + \alpha (d_{\text{view}} - r_{\text{tol}}), \quad d_{\text{view}} > r_{\text{tol}} \quad (3.6)$$

donde α es un factor de ponderación. Un valor más alto implica *menor* concentración visual (mayor distracción). El módulo de cálculo es

`\Scripts\HeadTracking\VisualConcentration.cs`.

- **Unidad:** unidad acumulativa adimensional (valor mayor $\equiv$ mayor distracción).
- **Relevancia clínica:** evalúa la atención selectiva y la distractibilidad visual, ambas funciones comúnmente afectadas en el TDAH.

M4 – Concentración mental (C_{mental})

Mide la atención sostenida del participante a partir de la evolución de su distancia a la pista activa. El sistema compara la distancia actual (d_{actual}) con la última registrada ($d_{\text{última}}$) y la mínima histórica ($d_{\text{mín}}$):

$$C_{\text{mental}}(t + \Delta t) = \begin{cases} C_{\text{mental}}(t) + \Delta c, & \text{si } d_{\text{actual}} < d_{\text{última}} \wedge d_{\text{actual}} < d_{\text{mín}} \\ C_{\text{mental}}(t) - \Delta c, & \text{si } d_{\text{actual}} > d_{\text{última}} \end{cases} \quad (3.7)$$

donde Δc es el incremento de concentración (`concentrationIncrement`).

Un valor mayor refleja *mejor* concentración mental. El módulo responsable es `Scripts/HeadTracking/MentalConcentration.cs`.

- **Unidad:** unidad acumulativa adimensional (valor mayor $\equiv$ mejor concentración mental).
- **Relevancia clínica:** indica la presencia de dificultades en la atención sostenida, la impulsividad y la hiperactividad mental, características centrales del TDAH.

M5 – Ángulo de inclinación de la cabeza (Pitch, ψ)

Registra el movimiento vertical de la cabeza mediante `boyFaceAnalyser.headPitch`. El ángulo bruto ψ_0 se corrige si $\psi_0 < -180^\circ$ sumando 360° , y posteriormente se suaviza mediante interpolación lineal:

$$\psi(t + \Delta t) = \psi(t) + \psi_{\text{speed}} \Delta t [\psi_0 - \psi(t)] \quad (3.8)$$

El valor normalizado que representa la posición vertical de la mirada en pantalla se obtiene como:

$$\hat{\psi} = \text{clamp}\left(\frac{\psi - \psi_1}{\psi_2 - \psi_1}, 0, 1\right) \quad (3.9)$$

donde ψ_1 y ψ_2 son los límites registrados durante la calibración. El módulo es `Scripts/HeadTracking/PlayerLookingAtPoint.cs`.

- **Unidad:** valor normalizado $[0, 1]$.
- **Relevancia clínica:** permite detectar patrones de movimiento vertical asociados con la hiperactividad y niveles de compromiso con la tarea.

M6 – Ángulo de rotación de la cabeza (Yaw, θ)

Cuantifica la rotación horizontal de la cabeza mediante `boyFaceAnalyser.headYaw`, siguiendo el mismo esquema de suavizado y normalización que el Pitch:

$$\hat{\theta} = \text{clamp}\left(\frac{\theta - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1}, 0, 1\right) \quad (3.10)$$

donde θ_1 y θ_2 son los umbrales de calibración. El valor representa la posición horizontal de la mirada en pantalla.

- **Unidad:** valor normalizado $[0, 1]$.
- **Relevancia clínica:** detecta patrones de distractibilidad horizontal y permite correlacionarse con C_{visual} para un análisis integrado de la orientación atencional.

M7, M8, M9 – Fuerzas hápticas (F_X , F_Y , F_Z)

Las métricas M7, M8 y M9 registran las componentes de la fuerza aplicada por el participante sobre el dispositivo háptico en los ejes X , Y y Z , respectivamente:

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} F_X \\ F_Y \\ F_Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{hapticPlugin.CurrentForce.x} \\ \text{hapticPlugin.CurrentForce.y} \\ \text{hapticPlugin.CurrentForce.z} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

Los valores son capturados en tiempo real en el método `FixedUpdate()` del módulo `DataManager.cs` y almacenados como:

```
line += $"{hapticPlugin.CurrentForce.x},
        {hapticPlugin.CurrentForce.y},
        {hapticPlugin.CurrentForce.z}";
```

El módulo `BoyHaptics2.cs` controla las modalidades de fuerza constante (mediante `EnableConstantForce()` / `DisableConstantForce()`) y fuerza de resorte (`EnableSpring()` / `DisableSpring()`).

- **Unidad:** Newtons (N).
- **Relevancia clínica:** refleja el nivel de control motor y la coordinación del niño; patrones de variabilidad elevada en la fuerza aplicada pueden correlacionar con impulsividad o dificultades de control inhibitorio.

Resumen de métricas del sistema

La Tabla 3.3 consolida las métricas registradas por el sistema *ADHD K9 Canine Quest*, indicando su identificador, nombre, unidad de medida e interpretación del sentido del valor.

Tabla 3.3: Resumen de métricas del exergame *ADHD K9 Canine Quest*.

ID	Variable	Unidad	Interpretación del valor
M1	Tiempo de sesión (T)	segundos (s)	Mayor valor = sesión más larga
M2	Etapas de sesión ($E_{\text{sesión}}$)	adimensional (entero)	Mayor valor = mayor progreso
M3	Concentración visual (C_{visual})	adimensional acum.	Mayor valor = mayor distracción
M4	Concentración mental (C_{mental})	adimensional acum.	Mayor valor = mejor concentración
M5	Ángulo Pitch ($\hat{\psi}$)	normalizado $[0, 1]$	Posición vertical de la mirada
M6	Ángulo Yaw ($\hat{\theta}$)	normalizado $[0, 1]$	Posición horizontal de la mirada
M7	Fuerza háptica F_X	Newtons (N)	Fuerza en eje horizontal
M8	Fuerza háptica F_Y	Newtons (N)	Fuerza en eje vertical
M9	Fuerza háptica F_Z	Newtons (N)	Fuerza en eje de profundidad

3.5. Consideraciones éticas

El presente estudio se desarrolló considerando criterios básicos de ética en investigación con participación humana, garantizando el respeto, la seguridad y el bienestar de los participantes durante el diseño experimental y las pruebas realizadas con el sistema propuesto. Debido a que la investigación involucró interacción con un entorno virtual, seguimiento cefálico-ocular e interacción háptica, las sesiones experimentales fueron realizadas bajo condiciones controladas para evitar incomodidad o fatiga durante el uso de la plataforma.

La participación en el estudio fue de carácter voluntario, antes del desarrollo de las pruebas experimentales, se proporcionó a los participantes un documento de consentimiento informado en el que se describieron los objetivos de la investigación, las actividades a realizar durante las sesiones experimentales y el uso académico de la información obtenida. Únicamente participaron las personas que aceptaron y firmaron dicho consentimiento.

La información recopilada durante las pruebas fue utilizada exclusivamente con fines

académicos y de investigación, manteniendo la confidencialidad de los participantes y evitando la divulgación de información personal.

3.5.1. Consentimiento informado de los participantes

Previo a la participación en el estudio, se proporcionó a los participantes un formato de consentimiento informado en el cual se describen los objetivos de la investigación, los procedimientos experimentales, los posibles riesgos y beneficios, así como las condiciones de confidencialidad de la información.

La participación fue completamente voluntaria, garantizando en todo momento el derecho de los participantes a retirarse del estudio sin ninguna repercusión. Asimismo, se aseguró que los datos recolectados fueran tratados de manera anónima y utilizados exclusivamente con fines académicos y científicos.

El formato de consentimiento informado fue elaborado conforme a los principios éticos de investigación con seres humanos y se presenta en el Anexo.

3.5.2. Protección de datos y privacidad de los participantes

Los datos recolectados durante el estudio fueron tratados bajo estrictos principios de confidencialidad y anonimato. Para ello, se asignaron identificadores codificados a cada participante, evitando el uso de información personal que permitiera su identificación directa.

La información obtenida fue utilizada exclusivamente con fines académicos y científicos, y almacenada en medios digitales protegidos con acceso restringido.

Asimismo, se consideraron las disposiciones de la Ley Federal de Protección de Datos Personales en Posesión de los Particulares, garantizando el adecuado manejo, almacenamiento y resguardo de la información.

En ningún caso los datos serán compartidos con terceros ni utilizados para fines distintos a los establecidos en la presente investigación.

3.6. Consolidación metodológica del sistema

Se presentó la estructura metodológica y tecnológica de la plataforma interactiva empleada para el análisis neurocognitivo mediante interacción multimodal. La integración de entornos inmersivos, mecanismos de retroalimentación sensorial y sistemas de adquisición de datos permitió consolidar una infraestructura experimental orientada al registro simultáneo de variables cognitivas, visuales y motoras durante la ejecución de tareas interactivas.

A nivel funcional, la arquitectura implementada incorporó dinámicas de navegación, exploración espacial y procesamiento de información destinadas a generar condiciones controladas de interacción. La organización de escenarios virtuales y actividades de complejidad progresiva favorece la evaluación de procesos relacionados con atención visual, estabilidad operativa, coordinación motora y adaptación cognitiva dentro del entorno experimental.

De igual manera, el sistema desarrollado integra mecanismos de monitoreo y almacenamiento estructurado de información que fortalecen la consistencia en la adquisición de datos y la reproducibilidad metodológica del estudio. La combinación de seguimiento ocular, modalidades de control y métricas de interacción proporciona una base sólida para el posterior procesamiento estadístico y análisis multimodal de desempeño.

Por otra parte, las consideraciones éticas incorporadas en esta investigación contribuyen a garantizar condiciones adecuadas de confidencialidad, consentimiento informado y protección de datos durante el desarrollo experimental. Estos elementos fortalecen la integridad metodológica del estudio y la confiabilidad de los resultados obtenidos.

Finalmente, la consolidación metodológica presentada establece las condiciones necesarias para la fase de validación experimental abordada en el siguiente capítulo, donde se describen los protocolos de evaluación, adquisición de datos y análisis comparativo del desempeño cognitivo y motor de los participantes.

Capítulo 4

Validación y análisis experimental

4.1. Introducción

El presente capítulo describe el proceso de validación del sistema desarrollado, así como la estructura del diseño experimental implementado para evaluar su funcionamiento. Se establecen las condiciones bajo las cuales se llevó a cabo la experimentación, considerando la interacción del usuario mediante distintas interfaces y la ejecución de tareas con diferentes niveles de carga cognitiva.

El diseño experimental permite analizar el comportamiento del usuario en escenarios controlados, con el propósito de identificar variaciones en su desempeño en función de la complejidad de las actividades asignadas. Para ello, se emplean herramientas de interacción que facilitan la recolección de datos relevantes durante la ejecución de las tareas.

Además, se detallan los procedimientos utilizados para la obtención y análisis de la información, asegurando la consistencia y validez de los resultados. Este enfoque permite establecer una base sólida para la interpretación de los datos y la evaluación del sistema en términos de su eficiencia y funcionalidad.

4.2. Enfoque de la investigación

El estudio presenta un enfoque experimental, orientado a analizar el desempeño del usuario mediante la ejecución de tareas con diferentes niveles de carga cognitiva. Se busca identificar variaciones en la interacción y respuesta del usuario bajo condiciones controladas.

4.3. Diseño experimental

El diseño se estructura en función de tareas con distintos niveles de exigencia cognitiva, permitiendo comparar el comportamiento del usuario en escenarios de baja y alta demanda atencional. Se mantienen constantes las condiciones del entorno para asegurar la validez de los resultados.

4.4. Instrumentos y herramientas

Para el desarrollo del experimento se utilizaron las siguientes interfaces de interacción:

- Dispositivo háptico (H)
- Gamepad (GP)
- Teclado (T)

Estas herramientas permiten analizar diferentes formas de interacción del usuario y su influencia en el desempeño durante la ejecución de las tareas.

4.4.1. NASA-TLX (Task Load Index)

El método NASA-TLX (Task Load Index) es un instrumento ampliamente utilizado para evaluar la carga de trabajo subjetiva en tareas cognitivas y físicas. Este método considera seis dimensiones: exigencia mental, exigencia física, exigencia temporal, rendimiento, esfuerzo y frustración [42].

En el presente estudio, el NASA-TLX fue empleado para medir la carga cognitiva percibida por los participantes durante la interacción con las distintas modalidades del sistema CanQuest: dispositivo háptico, control convencional y teclado. La aplicación del instrumento se realizó al finalizar cada sesión experimental, permitiendo obtener un índice global de carga cognitiva mediante la media ponderada de sus dimensiones.

4.5. Procedimiento experimental

El procedimiento experimental fue diseñado con el propósito de evaluar el desempeño neurocognitivo de los participantes durante la interacción con el sistema HRpI desarrollado en esta investigación. El protocolo experimental se estructuró bajo un enfoque comparativo, permitiendo analizar el comportamiento visual, cognitivo y motor de los usuarios mediante diferentes niveles de carga cognitiva y modalidades de interacción dentro del videojuego interactivo.

4.5.1. Tarea con baja carga cognitiva

El usuario realiza actividades con un nivel reducido de complejidad, lo que permite evaluar su desempeño en condiciones de menor demanda cognitiva. En esta fase se emplean H, GP y T como medios de interacción con el objetivo de evaluar el desempeño neurocognitivo de los participantes en un entorno de interacción con mínima interferencia ambiental. Esta etapa permitió obtener un punto de referencia inicial para analizar posteriormente las variaciones conductuales y cognitivas presentes durante condiciones de mayor exigencia experimental.

4.5.2. Tarea con alta carga cognitiva

En la condición experimental de alta carga cognitiva se diseñaron actividades orientadas a incrementar significativamente las demandas atencionales, perceptuales y de procesamiento ejecutivo del participante, con el propósito de analizar el comportamiento neurocognitivo bajo escenarios de mayor complejidad e interferencia ambiental. Estas tareas fueron estructuradas mediante la incorporación progresiva de distractores visuales dinámicos, cambios en la trayectoria de navegación, estímulos competitivos y variaciones en la dificultad motora, buscando reproducir condiciones similares a aquellas que generan sobrecarga cognitiva en contextos reales de interacción y aprendizaje.

Durante esta etapa, los participantes debieron mantener la atención sostenida sobre los objetivos principales del exergame “ADHD K9 Canine Quest”, ignorando estímulos irrelevantes presentes en el entorno virtual, tales como elementos animados secundarios y perturbaciones visuales que modificaban el foco de atención. La complejidad de la tarea exigió procesos simultáneos de coordinación visomotora, control inhibitorio, orientación espacial, seguimiento ocular y toma de decisiones en tiempo real, aspectos estrechamente relacionados con funciones ejecutivas comúnmente afectadas en población con TDAH

4.6. Recolección de datos

La recolección de datos se llevó a cabo durante la ejecución completa del protocolo experimental, registrando de manera continua las variables generadas a partir de la interacción del usuario con el entorno virtual multimodal. El sistema propuesto integró mecanismos de adquisición de datos provenientes del seguimiento ocular, la interacción háptica y los dispositivos de control digital, permitiendo construir un conjunto de métricas objetivas y subjetivas orientadas al análisis neurocognitivo del desempeño experimental.

Las variables registradas incluyeron indicadores relacionados con tiempo de ejecución, trayectoria de navegación, precisión motora, fuerza de interacción háptica, orientación de

la mirada, concentración visual, concentración mental y variabilidad conductual durante cada etapa del experimento. Adicionalmente, se almacenaron métricas derivadas del seguimiento ocular, tales como movimientos sacádicos, fijaciones visuales y cambios en la orientación de cabeza (pitch y yaw), debido a su relevancia en el análisis de procesos atencionales y control inhibitorio asociados al TDAH.

La adquisición de información se realizó en tiempo real mediante la integración del exergame con los sistemas de seguimiento ocular y los dispositivos de interacción utilizados en el estudio. Cada sesión experimental generó registros estructurados en formato de dataset, permitiendo conservar la secuencia temporal de las variables capturadas durante las distintas fases de entrenamiento y exploración. Esta estructura de almacenamiento posibilitó posteriormente la aplicación de técnicas de análisis estadístico, correlacional y multimodal sobre los datos obtenidos

4.7. Análisis de datos

El análisis de datos se fundamentó en un enfoque comparativo multimodal orientado a evaluar las variaciones en el desempeño neurocognitivo de los participantes bajo diferentes niveles de carga cognitiva y modalidades de interacción. Para ello, se analizaron de manera integral las métricas obtenidas durante las tareas de baja y alta carga cognitiva, considerando tanto variables objetivas derivadas de la interacción humano-robot como indicadores subjetivos relacionados con la percepción de esfuerzo mental.

Inicialmente, se realizó un análisis descriptivo de las variables registradas durante cada sesión experimental, examinando parámetros asociados con precisión motora, estabilidad visual, concentración mental, tiempo de ejecución y variabilidad conductual. Posteriormente, se efectuó una comparación entre las condiciones experimentales correspondientes a las interfaces háptica, gamepad y teclado, con el propósito de identificar diferencias en el desempeño cognitivo-motor de los participantes y determinar el impacto de cada modalidad de interacción sobre la carga cognitiva percibida.

El análisis incluyó el procesamiento de métricas relacionadas con movimientos de seguimiento ocular, orientación de cabeza y desempeño espacial dentro del entorno virtual, permitiendo estudiar la relación existente entre atención visual, control motor y capacidad de autorregulación cognitiva. Asimismo, se analizaron trayectorias de navegación y errores de seguimiento mediante métricas de precisión como el error RMS, utilizadas para cuantificar el grado de estabilidad y exactitud durante la interacción con el exergame.

4.7.1. Análisis de carga cognitiva mediante NASA-TLX

Con el objetivo de evaluar la carga cognitiva percibida por los participantes, se analizaron los resultados obtenidos a través del método NASA-TLX en las tres modalidades de interacción: CanQuest Háptico, CanQuest Control y CanQuest Teclado.

Los resultados mostraron que la modalidad háptica presenta una menor carga cognitiva en comparación con las interfaces tradicionales, lo cual sugiere que la retroalimentación sensorial facilita la ejecución de la tarea y reduce la demanda mental del usuario.

Por otro lado, la interacción mediante teclado evidenció mayores niveles de carga cognitiva, atribuibles a la necesidad de traducir las acciones motoras en comandos discretos, incrementando la carga mental y el esfuerzo requerido.

En cuanto al control convencional, se observó un comportamiento intermedio, indicando una mejor adaptación en comparación con el teclado, pero sin los beneficios de la retroalimentación háptica.

Como se muestra a continuación:

4.7.1.1. Condición háptica

Tabla 4.1: Resultados del participante 1 en la condición háptica.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	2	5	25	50
Exigencia física	4	10	50	200
Exigencia temporal	0	2	10	0
Rendimiento	5	15	75	375
Esfuerzo	3	10	50	150
Frustración	1	2	10	10
Total	15			785
Porcentaje: 52.33 %				

La tabla 4.1 presenta una carga de trabajo alta (52.33%), donde el rendimiento es la variable dominante.

Tabla 4.2: Resultados del participante 2 en la condición háptica.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	1	4	20	20
Exigencia física	0	5	25	0
Exigencia temporal	4	10	50	200
Rendimiento	5	14	70	350
Esfuerzo	2	6	30	60
Frustración	3	3	15	45
Total	15			675
				Porcentaje: 45 %

En la Tabla 4.2 se observa una carga moderada-alta (45 %), influenciada por el rendimiento y la exigencia temporal.

Tabla 4.3: Resultados del participante 3 en la condición háptica.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	1	8	40	40
Exigencia física	2	8	40	80
Exigencia temporal	4	13	65	260
Rendimiento	5	15	75	375
Esfuerzo	3	4	20	60
Frustración	0	5	25	0
Total	15			815
				Porcentaje: 54.33 %

La Tabla 4.3 se identifica una carga alta (54.33 %), con predominio del rendimiento.

Tabla 4.4: Resultados del participante 4 en condición háptica.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	3	7	35	105
Exigencia física	2	6	30	60
Exigencia temporal	4	11	55	220
Rendimiento	4	13	65	260
Esfuerzo	2	5	25	50
Frustración	0	4	20	0
Total	15			695
				Porcentaje: 46.33 %

En la Tabla 4.4 se observa una carga moderada (46.33 %), con predominio de exigencia temporal y rendimiento.

Tabla 4.5: Resultados del participante 5 en condición háptica.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	4	9	45	180
Exigencia física	3	7	35	105
Exigencia temporal	3	12	60	180
Rendimiento	3	13	65	195
Esfuerzo	2	6	30	60
Frustración	0	5	25	0
Total	15			725
Porcentaje: 48.33 %				

En la Tabla 4.5 la carga de trabajo es moderada-alta (48.33 %), destacando la exigencia mental y temporal.

Tabla 4.6: Resultados de participante 6 en condición háptica.

Exigencia mental	5	10	50	250
Exigencia física	3	10	50	150
Exigencia temporal	4	16	80	320
Rendimiento	2	17	85	170
Esfuerzo	1	5	25	25
Frustración	0	5	25	0
Total	15			915
Porcentaje: 61 %				

La Tabla 4.6 se muestra la Mayor carga del experimento (61 %).

4.7.1.2. Condición gamepad

Tabla 4.7: Resultados de participante 1 en condición gamepad.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	3	10	50	150
Exigencia física	1	5	25	25
Exigencia temporal	0	12	60	0
Rendimiento	5	5	25	125
Esfuerzo	3	8	40	120
Frustración	3	10	50	150
Total	15			570
				Porcentaje: 38 %

En la Tabla 4.7 se observa una carga de trabajo moderada (38 %), con mayor incidencia de la exigencia mental y la frustración.

Tabla 4.8: Resultados de participante 2 en condición Gamepad.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	5	13	65	325
Exigencia física	0	1	5	0
Exigencia temporal	4	6	30	120
Rendimiento	3	13	65	195
Esfuerzo	2	4	20	40
Frustración	1	5	25	25
Total	15			705
				Porcentaje: 47 %

La Tabla 4.8 presenta que la carga de trabajo es moderada-alta (47 %), dominada por la exigencia mental.

Tabla 4.9: Resultados de participante 3 en condición gamepad.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	3	5	25	75
Exigencia física	1	4	20	20
Exigencia temporal	4	5	25	100
Rendimiento	5	11	55	275
Esfuerzo	2	5	25	50
Frustración	0	4	20	0
Total	15			520
				Porcentaje: 34.67 %

En la Tabla 4.9 se presenta una carga moderada-baja (34.67 %), destacando el rendimiento como principal factor.

Tabla 4.10: Resultados de participante 4 en condición gamepad.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	4	2	10	40
Exigencia física	2	2	10	20
Exigencia temporal	5	2	10	50
Rendimiento	1	2	10	10
Esfuerzo	3	2	10	30
Frustración	0	2	10	0
Total	15			150
				Porcentaje: 10 %

En la Tabla 4.10 se observa una carga de trabajo muy baja (10 %), indicando baja demanda percibida.

Tabla 4.11: Resultados de participante 5 en condición gamepad.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	3	4	20	60
Exigencia física	3	6	30	90
Exigencia temporal	3	10	50	150
Rendimiento	3	16	80	240
Esfuerzo	2	4	20	40
Frustración	1	17	85	85
Total	15			665
				Porcentaje: 44.33 %

En la Tabla 4.11 se muestra que la carga es moderada-alta (44.33 %), destacando el rendimiento como variable principal.

Tabla 4.12: Resultados de participante 6 en condición gamepad.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	4	5	25	100
Exigencia física	4	5	25	100
Exigencia temporal	4	10	50	200
Rendimiento	2	14	70	140
Esfuerzo	1	6	30	30
Frustración	0	5	25	0
Total	15			570
				Porcentaje: 38 %

En la Tabla 4.12 se observa una carga moderada (38 %), con predominio de la exigencia temporal.

4.7.1.3. Condición con teclado

Tabla 4.13: Resultados de participante 1 en condición teclado.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	3	12	60	180
Exigencia física	0	8	40	0
Exigencia temporal	1	12	60	60
Rendimiento	4	5	25	100
Esfuerzo	4	12	60	240
Frustración	3	14	70	210
Total	15			790
				Porcentaje: 52.67 %

En la Tabla 4.13 se observa una carga de trabajo elevada (52.67 %), con predominio del esfuerzo y la frustración.

Tabla 4.14: Resultados de participante 2 en condición teclado.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	5	13	65	325
Exigencia física	0	3	15	0
Exigencia temporal	4	4	20	80
Rendimiento	3	15	75	225
Esfuerzo	2	2	10	20
Frustración	1	3	15	15
Total	15			665
				Porcentaje: 44.33 %

En la Tabla 4.14 la carga de trabajo es moderada (44.33 %), dominada por la exigencia mental y el rendimiento.

Tabla 4.15: Resultados de participante 3 en condición teclado.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	2	4	20	40
Exigencia física	1	3	15	15
Exigencia temporal	4	7	35	140
Rendimiento	3	12	60	180
Esfuerzo	0	4	20	0
Frustración	5	9	45	225
Total	15			600
				Porcentaje: 40 %

En la Tabla 4.15 se presenta una carga moderada (40 %), destacando la frustración como variable predominante.

Tabla 4.16: Resultados de participante 4 en condición teclado.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	1	5	25	25
Exigencia física	3	5	25	75
Exigencia temporal	0	5	25	0
Rendimiento	2	5	25	50
Esfuerzo	4	5	25	100
Frustración	5	5	25	125
Total	15			375
				Porcentaje: 25 %

En la Tabla 4.16 se observa una carga baja (25 %), con distribución homogénea de las variables.

Tabla 4.17: Resultados de participante 5 en condición teclado.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	3	4	20	60
Exigencia física	3	6	30	90
Exigencia temporal	1	5	25	25
Rendimiento	4	4	20	80
Esfuerzo	4	4	20	80
Frustración	0	7	35	0
Total	15			335
				Porcentaje: 22.33 %

En la Tabla 4.17 se presenta una carga baja (22.33 %), con mayor incidencia de la exigencia física.

Tabla 4.18: Resultados de participante 6 en condición teclado.

Variable	Peso	Punt.	C	Ponderada
Exigencia mental	5	10	50	250
Exigencia física	4	10	50	200
Exigencia temporal	2	13	65	130
Rendimiento	3	14	70	210
Esfuerzo	1	7	35	35
Frustración	0	6	30	0
Total	15			825
				Porcentaje: 55 %

En la Tabla 4.18 se observa una carga de trabajo alta (55 %), dominada por la exigencia mental y física.

Análisis de los resultados.

A partir de los resultados obtenidos y su representación gráfica, se identifican diferencias claras en la carga de trabajo percibida por los participantes en función del dispositivo de interacción utilizado. En términos generales, los valores derivados del índice NASA-TLX evidencian una variación sistemática entre las condiciones experimentales.

En la condición de **gamepad**, se observa la menor carga de trabajo promedio, con valores que oscilan entre niveles bajos y moderados. Este comportamiento sugiere que dicho dispositivo proporciona una interacción más intuitiva, permitiendo a los participantes ejecutar las tareas con menor esfuerzo cognitivo y menor percepción de frustración.

Por otro lado, en la condición de **teclado**, se identifica un incremento en la carga de trabajo, particularmente en las dimensiones de esfuerzo y frustración. Los resultados muestran una mayor dispersión entre participantes, lo que indica variabilidad en la adaptación al dispositivo y en la ejecución de la tarea.

En contraste, la condición de **interacción háptica** presenta los valores más elevados de carga de trabajo. En esta modalidad, destacan las variables de exigencia temporal, esfuerzo y rendimiento, lo que sugiere que la incorporación de retroalimentación sensorial incrementa la demanda cognitiva necesaria para completar la tarea.

De manera global, las gráficas permiten establecer una tendencia creciente en la carga de trabajo percibida, la cual sigue el siguiente orden:

$$\textit{Gamepad} < \textit{Teclado} < \textit{Hápticos}$$

Asimismo, se observa que la variabilidad interindividual es más pronunciada en las condiciones de teclado y hápticos, lo que podría indicar diferencias en la capacidad de adaptación a interfaces menos convencionales.

4.8. Análisis integrador de la validación experimental

La validación experimental desarrollada en este capítulo permitió examinar el comportamiento de los participantes bajo escenarios de interacción con diferentes niveles de exigencia cognitiva y modalidades de control. La organización del protocolo experimental facilitó la observación de cambios asociados con desempeño operativo, estabilidad conductual y respuesta cognitiva durante la ejecución de las tareas propuestas dentro del entorno interactivo.

La incorporación de actividades con complejidad progresiva hizo posible analizar cómo las demandas atencionales influyen sobre la precisión motora, la orientación visual y la capacidad de adaptación del usuario frente a condiciones de mayor interferencia perceptual. Bajo este enfoque, las diferencias observadas entre tareas de baja y alta carga cognitiva proporcionan evidencia relevante acerca del impacto que tiene el incremento de exigencia mental sobre el comportamiento neurocognitivo.

Otro elemento relevante corresponde a la comparación entre las modalidades de interacción utilizadas durante el estudio. Las variaciones registradas entre interfaz háptica, gamepad y teclado evidencian que cada mecanismo de control genera patrones distintos de respuesta motora y percepción de esfuerzo cognitivo, particularmente en actividades que requieren coordinación visomotora y atención sostenida.

Desde una perspectiva metodológica, la integración de métricas objetivas derivadas del seguimiento ocular y desempeño espacial, junto con indicadores subjetivos obtenidos

mediante NASA-TLX, fortalece el carácter multimodal del análisis experimental. Esta combinación de variables contribuye a una interpretación más integral del comportamiento del participante durante el proceso de interacción.

Además, la consistencia mantenida en la adquisición y organización de datos favorece la confiabilidad del protocolo implementado y proporciona una base estructurada para el procesamiento estadístico de resultados. La estabilidad metodológica alcanzada durante las sesiones experimentales permite establecer condiciones adecuadas para el análisis comparativo desarrollado posteriormente.

En conjunto, la validación presentada en este capítulo constituye el punto de transición hacia la fase de resultados y discusión, donde se analizan las tendencias observadas a nivel individual y grupal con el propósito de interpretar el comportamiento cognitivo y motor desde una perspectiva experimental y neurotecnológica.

Capítulo 5

Resultados y discusión

5.1. Introducción

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir de la interacción de un usuario con el HRpI, implementado como parte del exergame diseñado para la estimulación neurocognitiva. El objetivo de este análisis es caracterizar el comportamiento dinámico, cognitivo y atencional del usuario durante la ejecución de tareas bajo condiciones de entrenamiento pasivo y exploración activa.

5.2. Análisis de resultados experimentales en un usuario

El presente apartado tiene como objetivo analizar de manera detallada el comportamiento cognitivo-motor de un usuario durante la interacción con el sistema propuesto, considerando variables cinemáticas y dinámicas derivadas del uso del dispositivo háptico. Este análisis permite establecer una caracterización cuantitativa del desempeño individual, sirviendo como referencia para la interpretación de patrones conductuales y la validación del sistema en condiciones controladas.

A partir de la instrumentación del entorno experimental, se registraron variables clave asociadas al control motor y a la interacción humano-robot, tales como el error de seguimiento, la fuerza aplicada, la velocidad de desplazamiento y la potencia generada durante la ejecución de la tarea. Estas métricas permiten evaluar tanto la precisión del usuario como la respuesta del sistema ante perturbaciones y cambios en la carga cognitiva.

Con el propósito de sintetizar el comportamiento observado, se emplearon estadísticos descriptivos que permiten resumir la distribución de los datos y analizar la variabilidad

inherente al desempeño. Este enfoque facilita la identificación de tendencias, así como la detección de posibles inestabilidades o irregularidades en la interacción.

5.2.1. Resultados mediante interfaz digital háptico

El sistema háptico permite registrar variables físicas y fisiológicas relevantes, tales como la posición del efector final, la fuerza de interacción, la velocidad, la energía generada y el error de seguimiento. Estas variables proporcionan información cuantitativa sobre el desempeño motor del usuario, así como sobre su capacidad de adaptación al entorno virtual guiado por retroalimentación háptica.

De manera complementaria, se integran métricas cognitivas obtenidas mediante técnicas de seguimiento ocular, incluyendo la orientación de la mirada, así como los niveles de concentración visual y mental. Estas variables permiten evaluar el grado de atención sostenida y la carga cognitiva durante la interacción, aspectos fundamentales en el análisis de usuarios con características asociadas al TDAH.

Los resultados se presentan de forma segmentada por etapas experimentales, permitiendo analizar la evolución del desempeño del usuario desde un esquema de guía asistida hacia un comportamiento autónomo. Este enfoque facilita la identificación de patrones de aprendizaje, adaptación motora y posibles engramas asociados al proceso de estimulación neurocognitiva.

En conjunto, el análisis de estas variables permite establecer una relación entre la interacción háptica, el desempeño motor y el estado cognitivo del usuario, proporcionando evidencia sobre la efectividad del sistema HRpI como herramienta de evaluación y entrenamiento en entornos clínicos y educativos.

Tabla 5.1: Resumen estadístico de variables hápticas en un sujeto.

Métrica	Media	Desv. Est.	Máximo	Valor Total
Error de seguimiento (m)	0.018823515	0.011488563	0.075826827	0
Fuerza resultante (N)	0.469364242	0.641506197	3.30000058	0
Velocidad lineal (m/s)	0.072792837	0.114011885	0.954620136	0
Potencia (W)	0.033429039	0.156548825	2.78445363	4.82062683

La Tabla 5.1 muestra un bajo error promedio con variabilidad moderada, indicando control motor estable con ajustes dinámicos durante la interacción háptica.

Tabla 5.2: Desempeño motor por etapas en un sujeto.

Etapas	RMSE Posición (m)	Fuerza Promedio (N)
1	0.020215138	0.570928916
2	0.016041063	0.69819741
3	0.030949497	0.702210697
4	0.016934291	0
5	0.016346733	0
6	0.020056993	0

En la Tabla 5.2 se observa adaptación inicial con reducción del error, seguido de una perturbación en la etapa 3 y posterior estabilización del desempeño.

Tabla 5.3: Variables cognitivas y biométricas en un sujeto.

Variable Biométrica	Media	Desv. Est.	Rango Dinámico
Concentración visual	116.4248818	52.59340931	203.5476814
Concentración mental	79.9376845	40.22685065	138.599099
Ángulo Pitch (rad)	-0.345226502	0.020975902	0.096343222
Ángulo Yaw (rad)	0.150080851	0.047582199	0.19814901

En la Tabla 5.3 las métricas reflejan variabilidad atencional con estabilidad postural, evidenciando ajustes cognitivos durante la tarea.

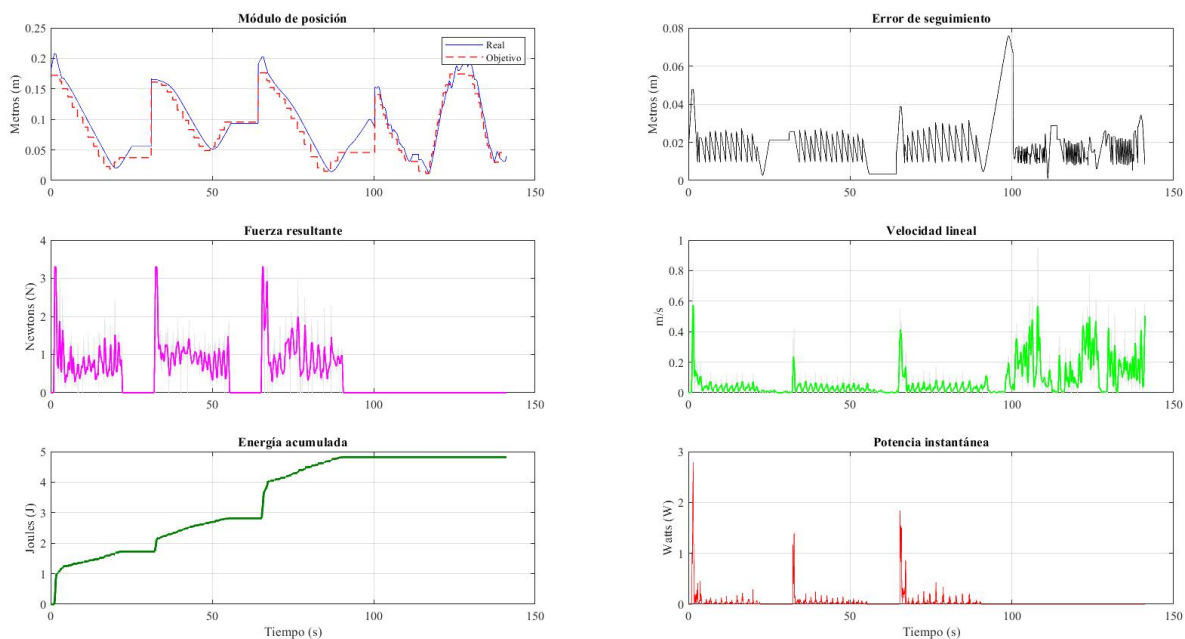


Figura 5.1: Análisis háptico (cinemática y dinámica).

La Figura 5.1 presenta el perfil cinemático y dinámico del sujeto durante la interacción con el dispositivo háptico. En los primeros tres subgráficos superiores, se observa la evolución temporal de las coordenadas de posición (X, Y, Z) normalizadas al sistema MKS. Esta visualización es crítica para determinar la transparencia del dispositivo y la precisión del seguimiento de trayectoria. Complementariamente, los subgráficos inferiores detallan la magnitud de la fuerza de retroalimentación y la potencia mecánica (P) involucrada. La relación entre el desplazamiento y la potencia suministrada permite cuantificar el costo de control del usuario, proporcionando una base objetiva para el análisis de la fatiga física inducida por el exergame.

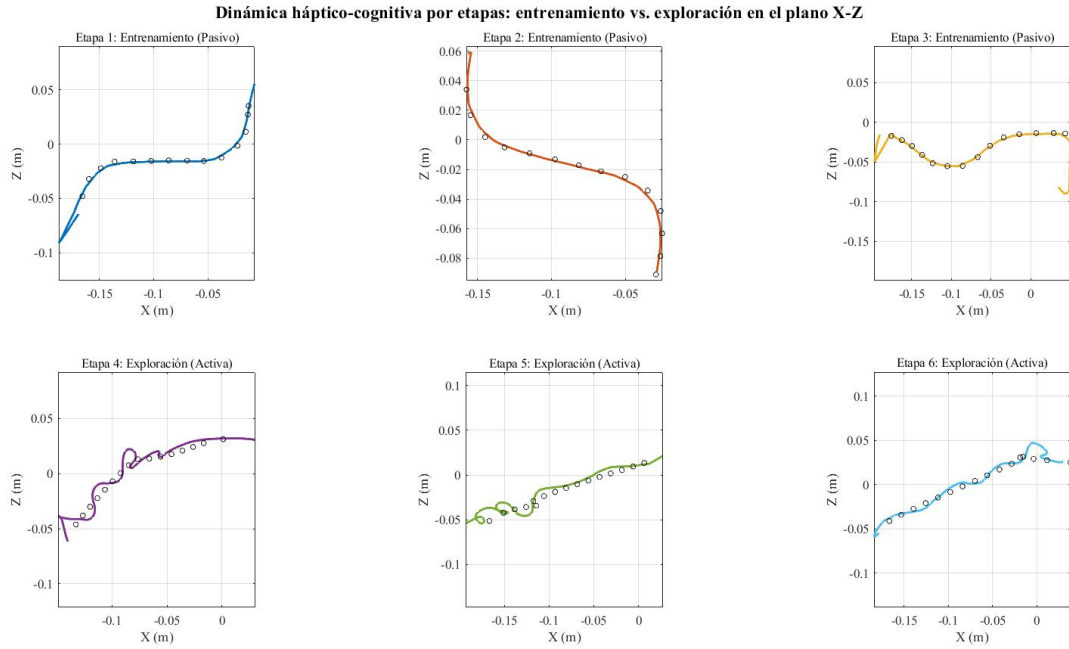


Figura 5.2: Dinámica cognitiva (trayectorias por etapas.)

En la Figura 5.2, se exhibe la segmentación del desempeño motor dividida en seis etapas experimentales. La agrupación de estos cuadrantes permite contrastar la dinámica cognitiva en dos regímenes: entrenamiento (Etapas 1-3) y exploración activa (Etapas 4-6). Se observa una convergencia en las trayectorias del plano $X - Z$ conforme avanzan las etapas, lo cual es indicativo de un proceso de adaptación neuro-motora. La reducción en la dispersión de los datos en las fases de exploración activa valida la hipótesis de que el modelo K9 CanineQuest facilita la consolidación de tareas motrices complejas mediante el refuerzo háptico.

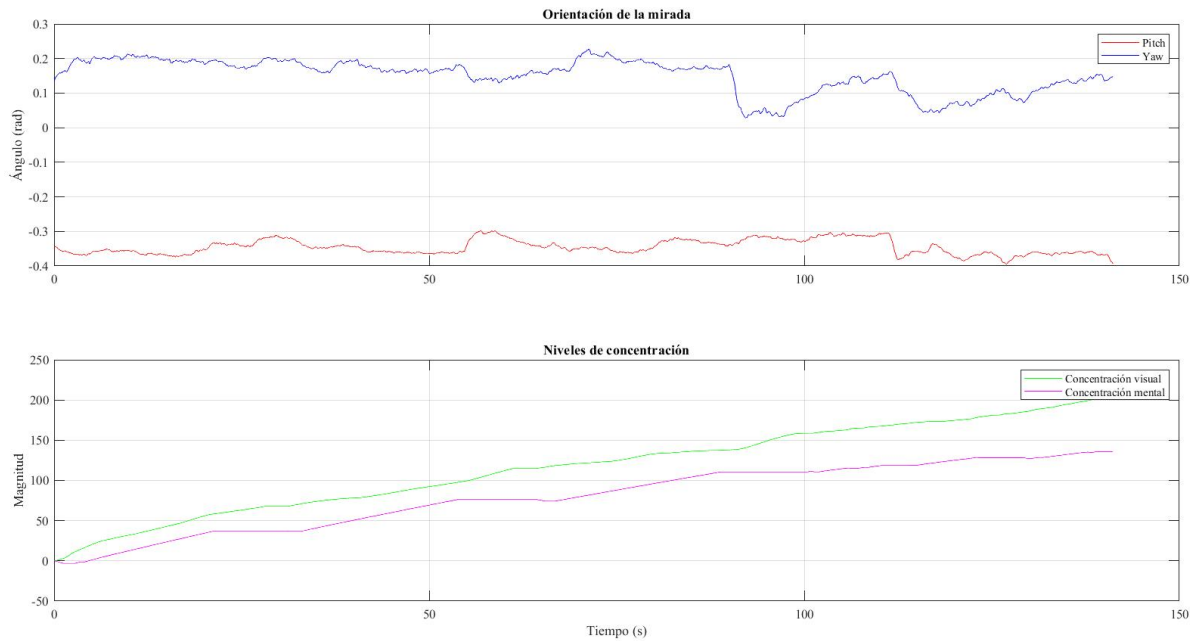


Figura 5.3: Análisis de mirada y concentración.

La Figura 5.3 ilustra la correlación entre la orientación de la mirada y las métricas de atención procesadas. El panel superior desglosa la orientación cefálica/ocular en ángulos de Pitch y Yaw, permitiendo identificar los vectores de atención visual. El panel inferior presenta una síntesis de la Concentración Visual (CV) y la Concentración Mental (CM). Desde un enfoque doctoral, esta figura permite discutir la sincronía sensorio-motora: la estabilidad en los ángulos de la mirada correlaciona positivamente con los picos de concentración mental, lo que sugiere que el entorno inmersivo del exergame mitiga la dispersión atencional característica del trastorno en estudio.

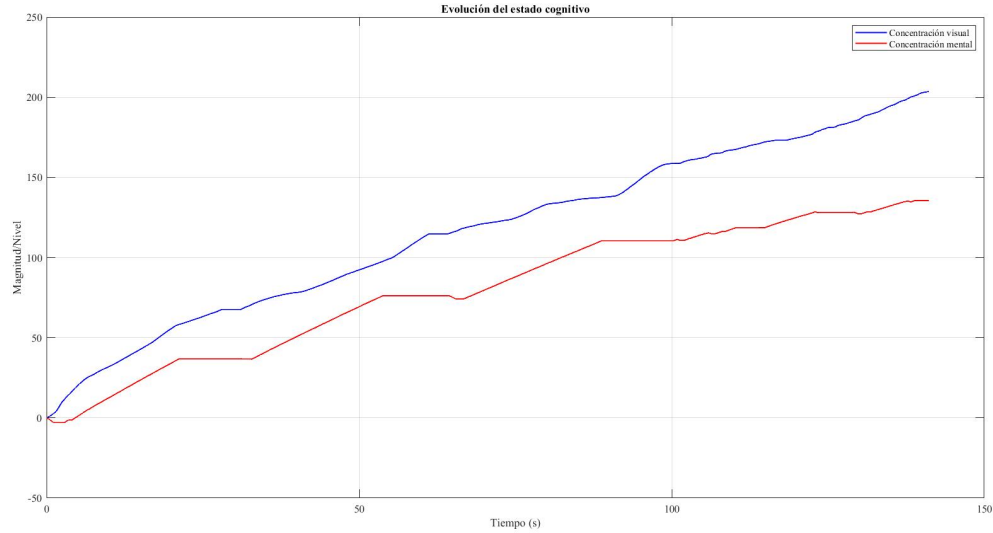


Figura 5.4: Evaluación temporal del estado cognitivo

Finalmente, la Figura 5.4 ofrece una visión integrada de la evolución del estado cognitivo a lo largo de toda la sesión experimental. A diferencia de las vistas segmentadas, esta representación continua permite evaluar la resiliencia atencional del usuario bajo estímulos constantes. La superposición de las curvas de concentración permite identificar el umbral de fatiga cognitiva. Esta métrica integrada constituye la “firma digital” del comportamiento del usuario, validando la capacidad del sistema para monitorizar en tiempo real el rendimiento neurocognitivo mediante la fusión de datos hápticos y oculares.

5.2.2. Resultados mediante interfaz digital gamepad

En esta subsección se presentan los resultados obtenidos a partir de la interacción del usuario con una interfaz digital basada en un mando de videojuegos (gamepad). A diferencia del sistema háptico, esta modalidad se caracteriza por un control indirecto del entorno virtual, donde las entradas del usuario son discretas y dependen de la sensibilidad del joystick.

El análisis se centra en la evaluación del desempeño cinemático, la precisión en el seguimiento de trayectorias, la coordinación visomotora y la carga cognitiva asociada. Para ello, se integran métricas de desplazamiento, error de seguimiento, orientación de la mirada y niveles de concentración, así como un análisis estadístico del aprendizaje motor.

Tabla 5.4: Resumen estadístico de variables cinemáticas en un sujeto con gamepad.

Métrica	Media	Desv. Est.	Máximo
Error de seguimiento (m)	0.016127813	0.005428949	0.034495169
Desplazamiento total X (m)	0.069008656	0.064081908	0.05209817
Desplazamiento total Z (m)	0.038417546	0.040826461	0.0585

En la Tabla 5.4 se observa un error bajo con menor variabilidad, indicando control más estable en comparación con la interacción háptica.

Tabla 5.5: Desempeño motor por etapas en un sujeto con gamepad.

Etapas	RMSE Posición (m)
1	0.017948991
2	0.015315452
3	0.0162666
4	0.017804264
5	0.016338097
6	0.018049615

En la Tabla 5.5 el error se mantiene estable entre etapas, evidenciando un desempeño consistente sin perturbaciones significativas.

Tabla 5.6: Variables cognitivas y biométricas en un sujeto con gamepad.

Variable Biométrica	Media	Desv. Est.	Rango Dinámico
Concentración visual	185.9988805	102.2773823	353.982893
Concentración mental	59.14839243	27.88525919	105.899
Ángulo Pitch (rad)	-14.41191312	0.965463571	4.5691
Ángulo Yaw (rad)	4.636585447	0.971853742	6.815656

En la Tabla 5.6 se observa alta variabilidad en la concentración visual y menor carga mental, con mayor amplitud en los movimientos de cabeza.

Las siguientes figuras permiten analizar el comportamiento del usuario a lo largo de distintas etapas del protocolo experimental, evidenciando patrones de adaptación, control motor y atención sostenida en un entorno de interacción digital.

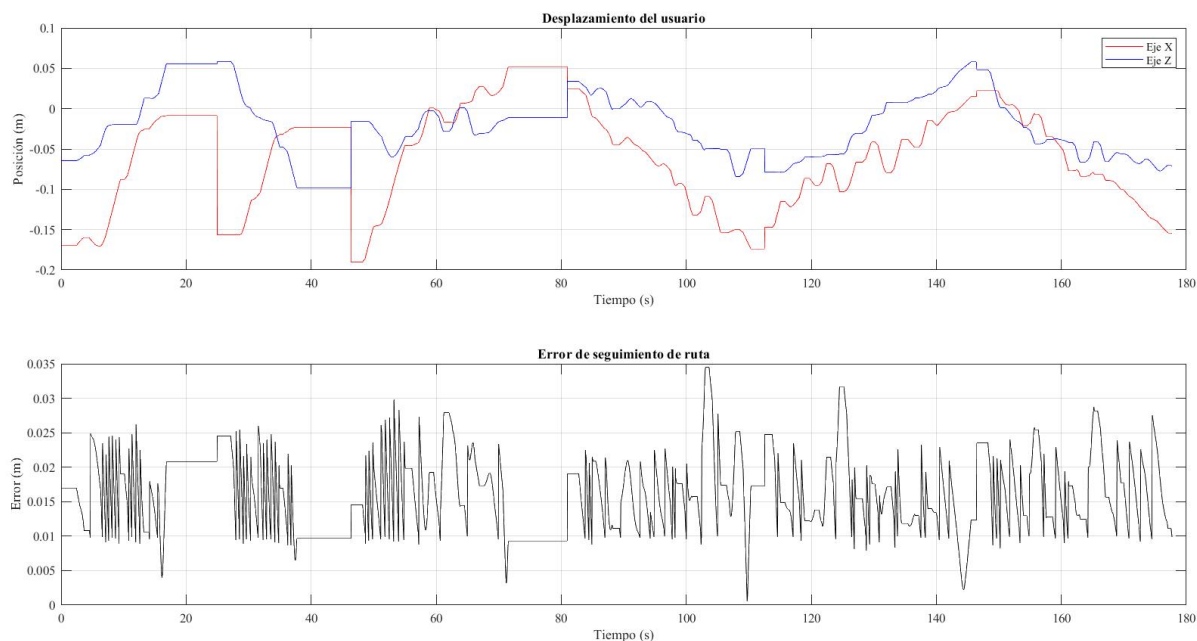


Figura 5.5: Perfil temporal del desplazamiento y evolución del error de seguimiento mediante interfaz digital.

La Figura 5.5 presenta el comportamiento cinemático del usuario durante la manipulación del mando de juegos (gamepad). La gráfica superior ilustra el desplazamiento (m) en los ejes x y z , reflejando la respuesta del sistema a los comandos digitales del usuario. La gráfica inferior muestra la evolución del error de seguimiento (m), calculado como la desviación respecto a la ruta ideal. Esta comparativa permite identificar visualmente los periodos de inestabilidad motora y la precisión del sujeto para compensar la sensibilidad del joystick en las distintas etapas del protocolo.

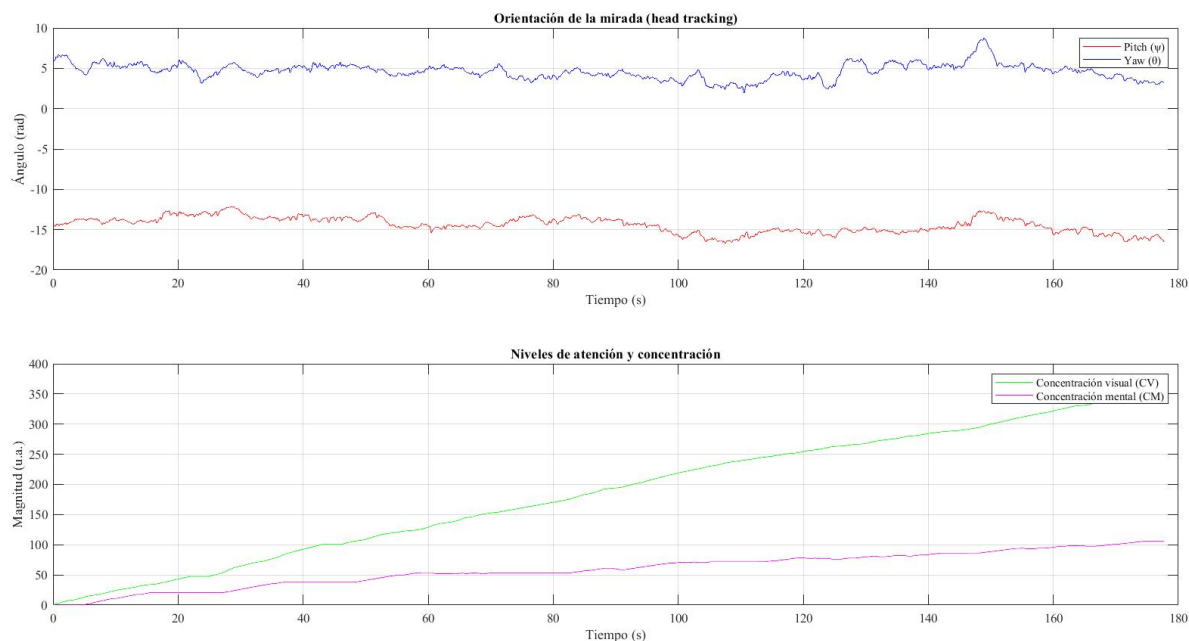


Figura 5.6: Correlación entre la orientación de la mirada y los estados de concentración durante el control digital.

La Figura 5.6 integra la respuesta visomotora con el estado cognitivo. La sección superior detalla la orientación de la mirada (rad) en los ángulos de pitch (ψ) y yaw (θ). En el contexto del uso de un gamepad, esta métrica permite observar si el usuario mantiene la fijación visual en el objetivo mientras coordina el control manual. La sección inferior muestra los niveles de concentración visual (CV) y concentración mental (CM). La sincronía entre una mirada estable y niveles altos de CM valida la eficacia de la tarea para demandar atención sostenida mediante una interfaz de control indirecto.

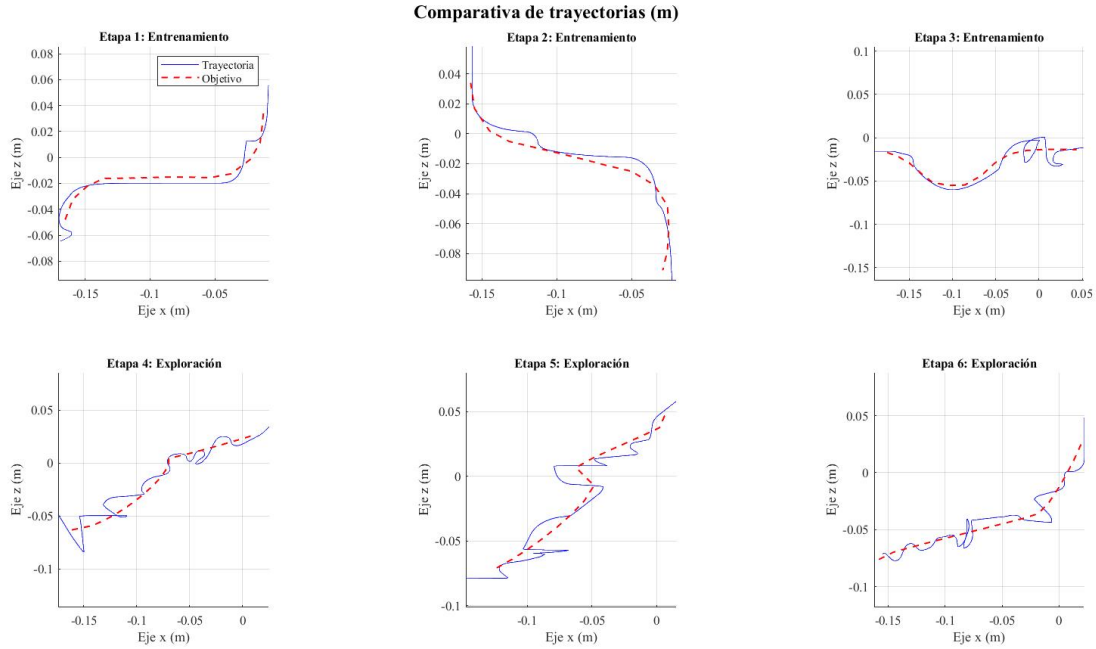


Figura 5.7: Comparativa de trayectorias espaciales segmentadas por fases de entrenamiento y exploración con mando digital.

La Figura 5.7 presenta una matriz de seis cuadrantes que representan la navegación en el área de trabajo (plano x - z en metros). Los cuadrantes 1 a 3 corresponden a la fase de entrenamiento, mientras que los cuadrantes 4 a 6 detallan la fase de exploración. En cada plano se superpone la trayectoria real (línea continua) contra el objetivo (línea discontinua). El análisis de estos mapas permite evaluar la capacidad del usuario para realizar movimientos fluidos con el gamepad, identificando patrones de rectificación o titubeo motor asociados a la carga cognitiva de cada etapa.

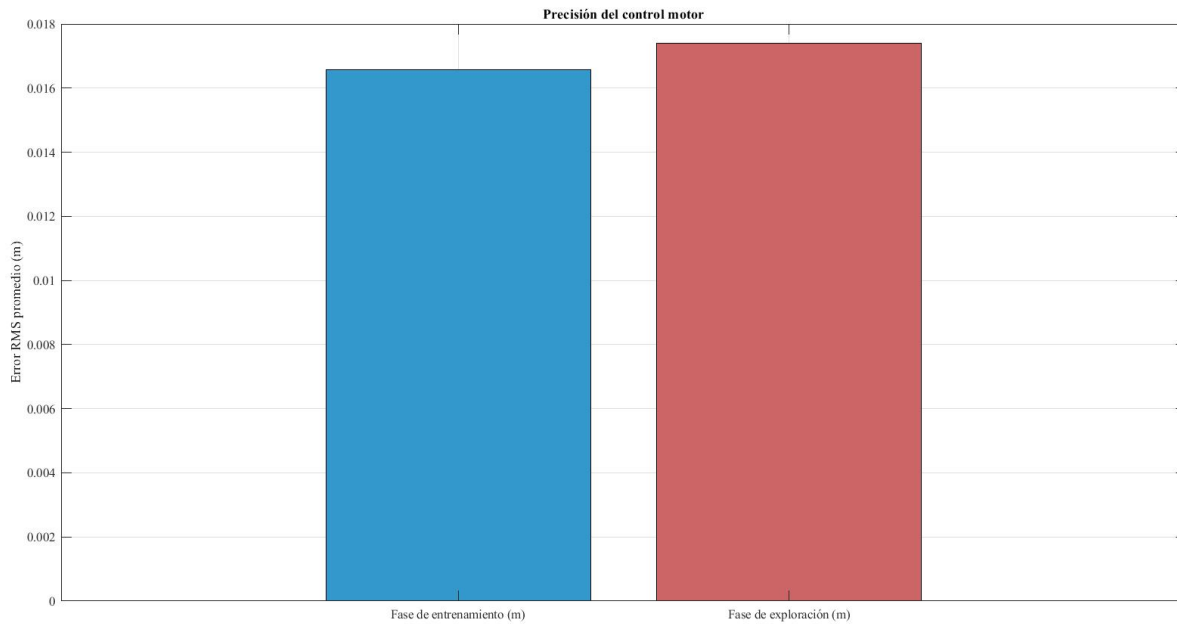


Figura 5.8: Cuantificación del desempeño motor mediante el error RMS promedio por fase de ejecución.

La Figura 5.8 presenta la síntesis estadística del rendimiento del sujeto mediante una gráfica de barras. Se compara el error RMS promedio (m) entre la fase de entrenamiento y la fase de exploración activa. Un descenso en el error durante la exploración, a pesar del incremento en la complejidad de la tarea, es un indicador de adaptación exitosa a la interfaz del gamepad. El uso de unidades métricas asegura la compatibilidad de estos resultados con los estándares internacionales de análisis del movimiento humano.

5.2.3. Resultados mediante interfaz de teclado

En esta subsección se presentan los resultados obtenidos a partir de la interacción del usuario con una interfaz digital basada en el uso del teclado. A diferencia de otros dispositivos con control analógico, esta modalidad se caracteriza por entradas discretas, donde el movimiento depende de pulsaciones individuales que limitan la continuidad y suavidad del desplazamiento.

El análisis se centra en la evaluación del desempeño cinemático, la precisión en el seguimiento de trayectorias, la coordinación visomotora y la carga cognitiva asociada. Para ello, se integran métricas de desplazamiento, error de seguimiento, orientación de la

mirada y niveles de concentración, así como un análisis estadístico del aprendizaje motor.

Tabla 5.7: Resumen estadístico de variables cinemáticas en un sujeto con teclado.

Métrica	Media	Desv. Est.	Máximo
Error de seguimiento (m)	0.021480298	0.009412451	0.054524253
Desplazamiento total X (m)	0.084888271	0.061201124	0.05424214
Desplazamiento total Z (m)	0.033587264	0.03732708	0.05993992

En la Tabla 5.7 se observa mayor error y variabilidad, indicando menor precisión en el control motor respecto a otros dispositivos.

Tabla 5.8: Desempeño motor por etapas en un sujeto con teclado.

Etapas	RMSE Posición (m)
1	0.02649719
2	0.028304306
3	0.018936455
4	0.01903238
5	0.017006374
6	0.019576002

La Tabla 5.8 presenta un error inicial alto con mejora progresiva, evidenciando adaptación durante la tarea.

Tabla 5.9: Variables cognitivas y biométricas en un sujeto con teclado.

Variable Biométrica	Media	Desv. Est.	Rango Dinámico
Concentración visual	549.8084022	102.9715528	367.3019
Concentración mental	123.798472	20.3345927	64.7021
Ángulo Pitch (rad)	-17.04027981	4.268464971	42.441747
Ángulo Yaw (rad)	-2.047664378	21.0619561	109.06509

En la Tabla 5.9 se observa alta concentración visual y mayor variabilidad postural, sugiriendo incremento en la demanda cognitiva.

Las siguientes figuras permiten analizar el comportamiento del usuario a lo largo de distintas etapas del protocolo experimental, evidenciando patrones de adaptación, control motor y estrategias compensatorias derivadas del uso de una interfaz discreta.

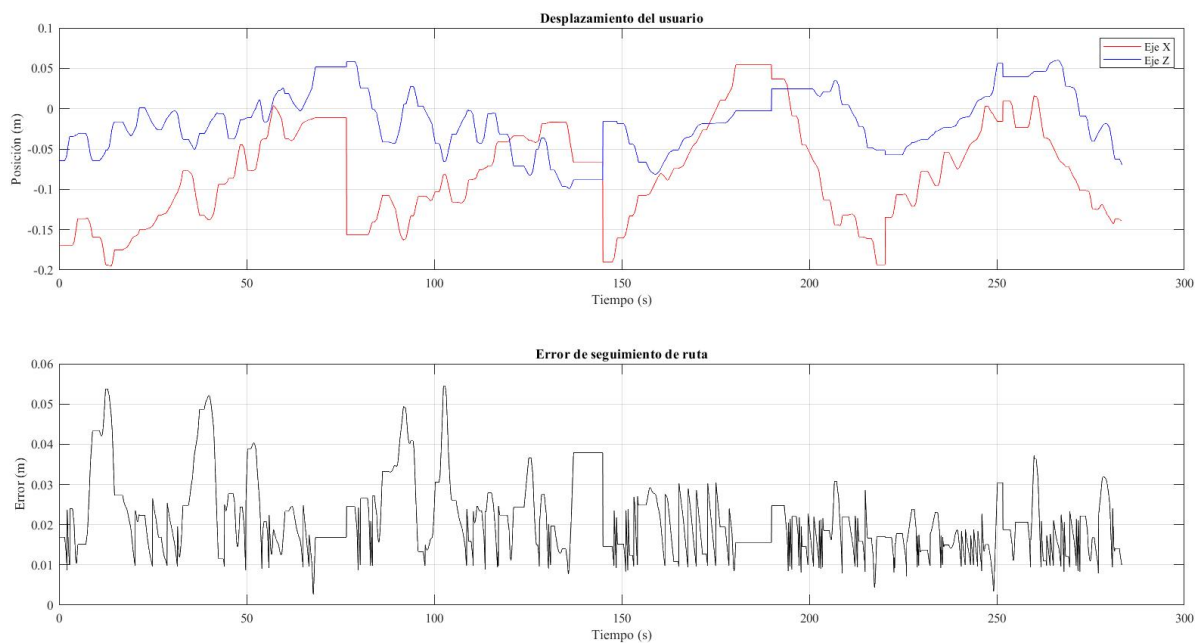


Figura 5.9: Perfil temporal del desplazamiento y evolución del error de seguimiento mediante control por teclado.

La Figura 5.9 presenta el comportamiento cinemático del usuario durante la interacción con el teclado. La gráfica superior ilustra el desplazamiento (m) en los ejes x y z , donde se observan transiciones abruptas asociadas a la naturaleza discreta de las teclas. La gráfica inferior muestra la evolución del error de seguimiento (m), calculado como la desviación respecto a la trayectoria ideal. Esta representación permite identificar cómo el usuario compensa la falta de control continuo mediante pulsaciones intermitentes para mantener la proximidad a la ruta objetivo.

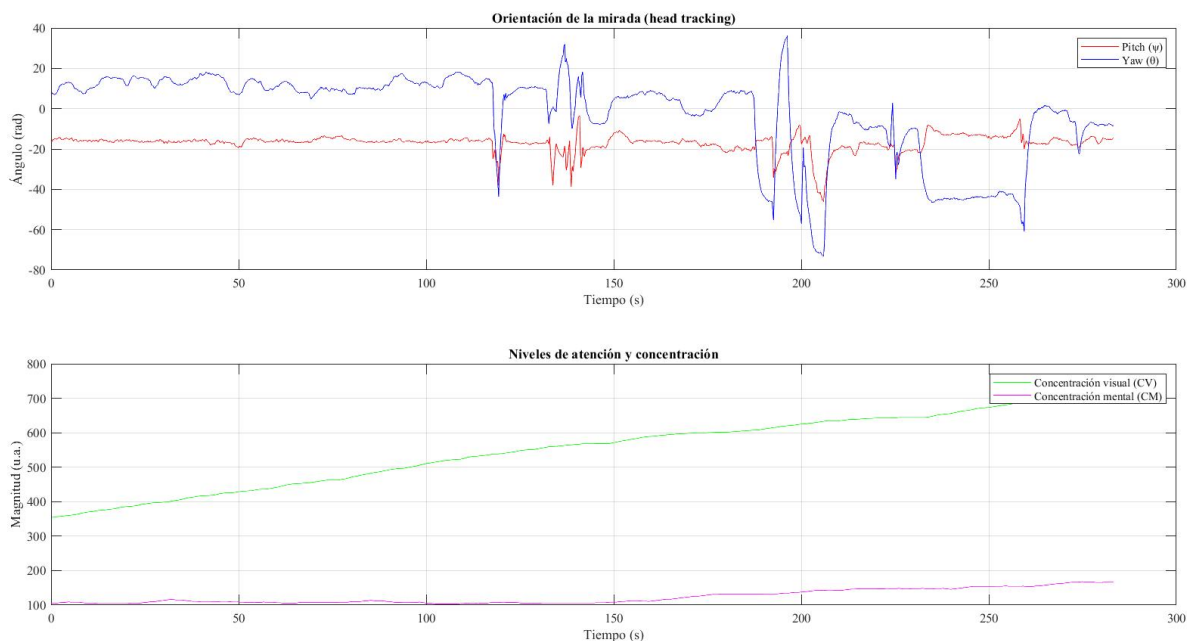


Figura 5.10: Correlación entre la orientación de la mirada y los estados de concentración durante el uso de teclado.

La Figura 5.10 integra la respuesta visomotora con el estado cognitivo del usuario. La sección superior detalla la orientación de la mirada (rad) en términos de los ángulos de pitch (ψ) y yaw (θ), lo que permite evaluar la estabilidad visual durante la ejecución de la tarea. En el contexto del uso del teclado, esta métrica resulta relevante para analizar si la necesidad de ubicar físicamente las teclas afecta la fijación visual en el entorno. La sección inferior muestra los niveles de concentración visual (CV) y concentración mental (CM), donde las fluctuaciones pueden indicar incrementos en la carga cognitiva o episodios de fatiga derivados de la coordinación entre comandos discretos y seguimiento visual.

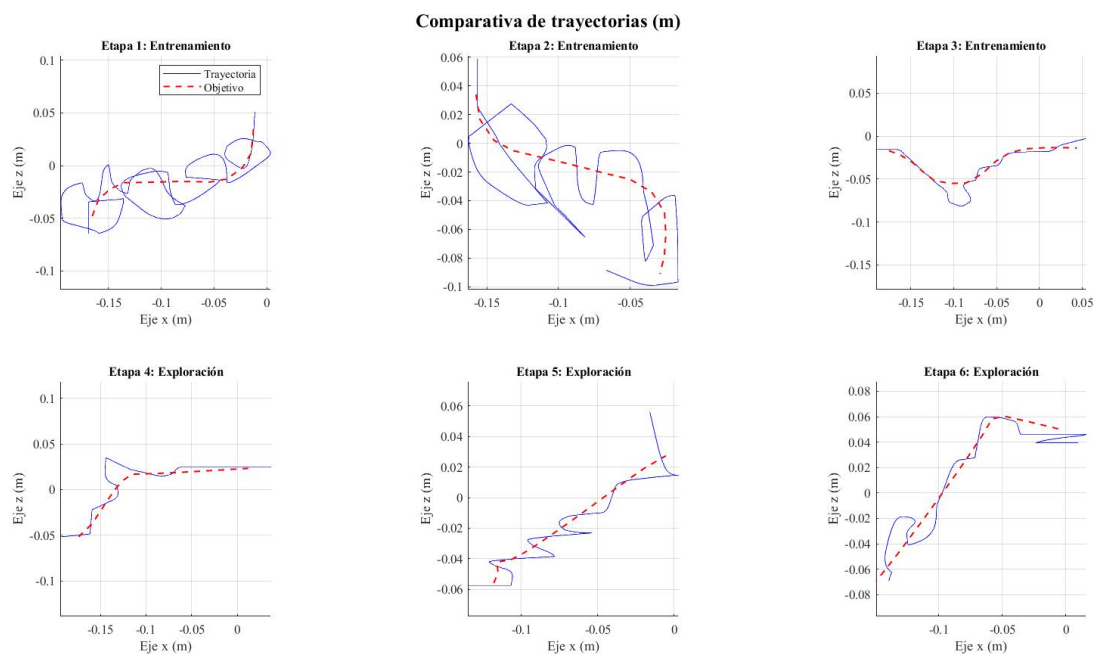


Figura 5.11: Comparativa de trayectorias espaciales en fases de entrenamiento y exploración mediante teclado.

La Figura 5.11 presenta una matriz de seis cuadrantes que representan la navegación en el plano x - z (m). Los cuadrantes 1 a 3 corresponden a la fase de entrenamiento, mientras que los cuadrantes 4 a 6 representan la fase de exploración. En cada plano se superpone la trayectoria real (línea continua) con la trayectoria objetivo (línea discontinua). El análisis de estas trayectorias evidencia patrones de movimiento más segmentados y angulares, característicos del uso del teclado, así como la capacidad del usuario para mejorar la planificación de rutas a lo largo del experimento.

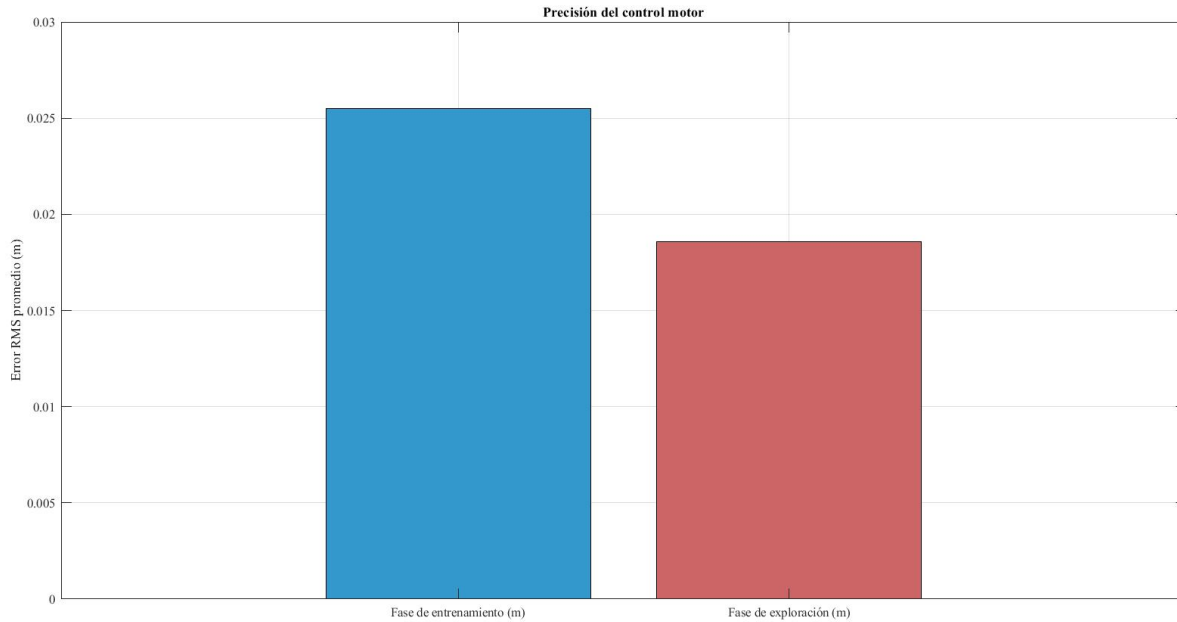


Figura 5.12: Cuantificación del desempeño motor mediante el error RMS promedio por fase de ejecución.

La Figura 5.12 presenta la síntesis estadística del desempeño motor del usuario mediante una gráfica de barras. Se compara el error RMS promedio (m) entre la fase de entrenamiento libre y la fase de exploración activa. Un descenso en el error RMS durante la fase de exploración indicaría un proceso de adaptación al sistema, donde el usuario desarrolla estrategias de control más eficientes, como pulsaciones rítmicas o ajustes temporales, para compensar la naturaleza discreta del teclado. El uso de unidades métricas permite mantener la consistencia con los estándares internacionales en el análisis del movimiento humano.

5.3. Análisis grupal del desempeño en dispositivos de interacción

En este apartado se presenta un análisis a nivel grupal del desempeño de los participantes en las diferentes modalidades de interacción empleadas en el experimento: dispositivo háptico, gamepad y teclado. A diferencia del análisis individual previamente descrito, en esta sección se busca identificar tendencias generales, patrones de comportamiento y

variabilidad entre sujetos, considerando métricas de precisión motora y concentración.

5.3.1. Análisis grupal con dispositivo háptico

Tabla 5.10: Valores de error RMS por etapa para cada sujeto interactuando con el dispositivo háptico.

Sujeto	Etapas 1	Etapas 2	Etapas 3	Etapas 4	Etapas 5	Etapas 6
1	0.02094	0.01589	0.01811	0.05324	0.01975	0.01421
2	0.02418	0.01598	0.01763	0.02359	0.01863	0.01971
3	0.01535	0.01607	0.01719	0.01873	0.01490	0.01822
4	0.02117	0.01641	0.01769	0.01782	0.01708	0.01691
5	0.01584	0.01610	0.01649	0.01462	0.01859	0.01540
6	0.01752	0.01594	0.01671	0.01452	0.01410	0.01642
7	0.01833	0.01591	0.01794	0.01799	0.01593	0.01492
8	0.02062	0.01618	0.01772	0.01594	0.01676	0.01751
9	0.02016	0.01596	0.03091	0.01693	0.01635	0.02006
10	0.01730	0.01590	0.01642	0.01830	0.01522	0.01666

La Tabla 5.10 presenta los valores del error RMS obtenidos para cada sujeto a lo largo de las seis etapas experimentales utilizando el dispositivo háptico. Esta métrica permite cuantificar la precisión motora durante la ejecución de la tarea, donde valores más bajos indican un mejor desempeño.

En términos generales, se observa una tendencia relativamente estable en la mayoría de los sujetos, con ligeras variaciones entre etapas, lo que sugiere un comportamiento consistente en la ejecución motora. No obstante, se identifican incrementos puntuales en ciertas etapas específicas, los cuales pueden estar asociados al incremento de la carga cognitiva o a la presencia de distractores durante el desarrollo del experimento.

Estos resultados permiten establecer una base cuantitativa para el análisis grupal del desempeño motor, siendo esta tabla el insumo principal para la construcción de la primera gráfica de dispersión espacial en el análisis con dispositivo háptico.

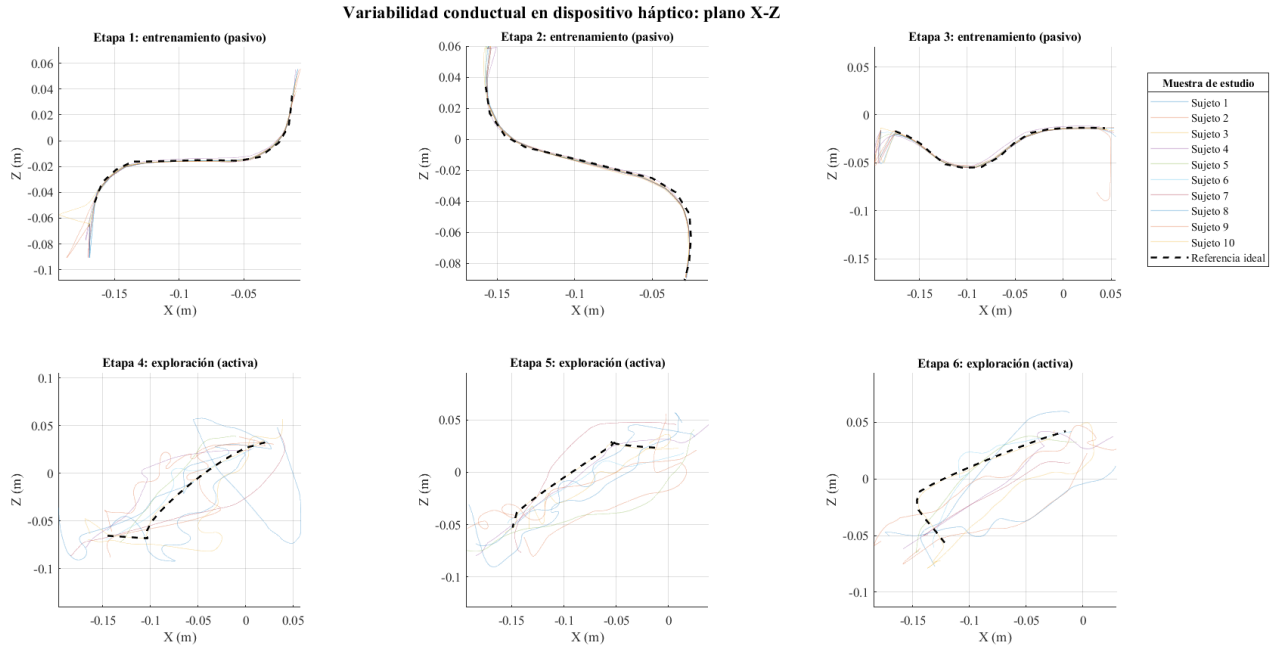


Figura 5.13: Variabilidad conductual grupal en el plano X-Z durante las diferentes etapas del experimento con dispositivo háptico.

La Figura 5.13 muestra la variabilidad conductual en el plano X-Z durante las diferentes etapas del experimento, considerando las trayectorias generadas por los participantes en comparación con una trayectoria de referencia ideal. Durante las etapas iniciales (Etapas 1 a 3), correspondientes al entrenamiento pasivo, se observa que las trayectorias presentan una alta similitud con la referencia, lo que indica un adecuado seguimiento guiado por el sistema. La dispersión entre sujetos es mínima en estas fases, evidenciando consistencia en la ejecución motora bajo condiciones controladas.

En contraste, en las etapas de exploración activa (Etapas 4 a 6), se aprecia un incremento en la variabilidad de las trayectorias. Las curvas generadas por los sujetos muestran desviaciones más pronunciadas respecto a la referencia ideal, lo cual es esperado debido a la ausencia de asistencia directa. No obstante, se identifica una tendencia progresiva hacia una mejor aproximación a la trayectoria objetivo, lo que sugiere un proceso de aprendizaje motor y adaptación al entorno háptico.

Tabla 5.11: Relación entre error de seguimiento, energía y concentración visual en el análisis grupal con dispositivo háptico.

Sujeto	Error RMS (m)	Energía	Concentración Visual
1	0.02723	3915.51299	91.91800803
2	0.01998	5375.932142	159.3328076
3	0.01678	4388.435623	172.6807715
4	0.01788	8770.83218	212.0571635
5	0.01621	3353.538155	142.7493369
6	0.01590	2848.333189	43.97879079
7	0.01687	3977.00656	128.4489051
8	0.01749	3967.657956	114.7265274
9	0.02009	3312.772823	133.9299153
10	0.01667	4971.483989	122.199801

La Tabla 5.11 presenta la relación entre el error de seguimiento, la energía y la concentración visual en la muestra grupal. Se observa variabilidad en la concentración visual entre sujetos, mientras que el error se mantiene en rangos bajos, indicando estabilidad en el control motor.

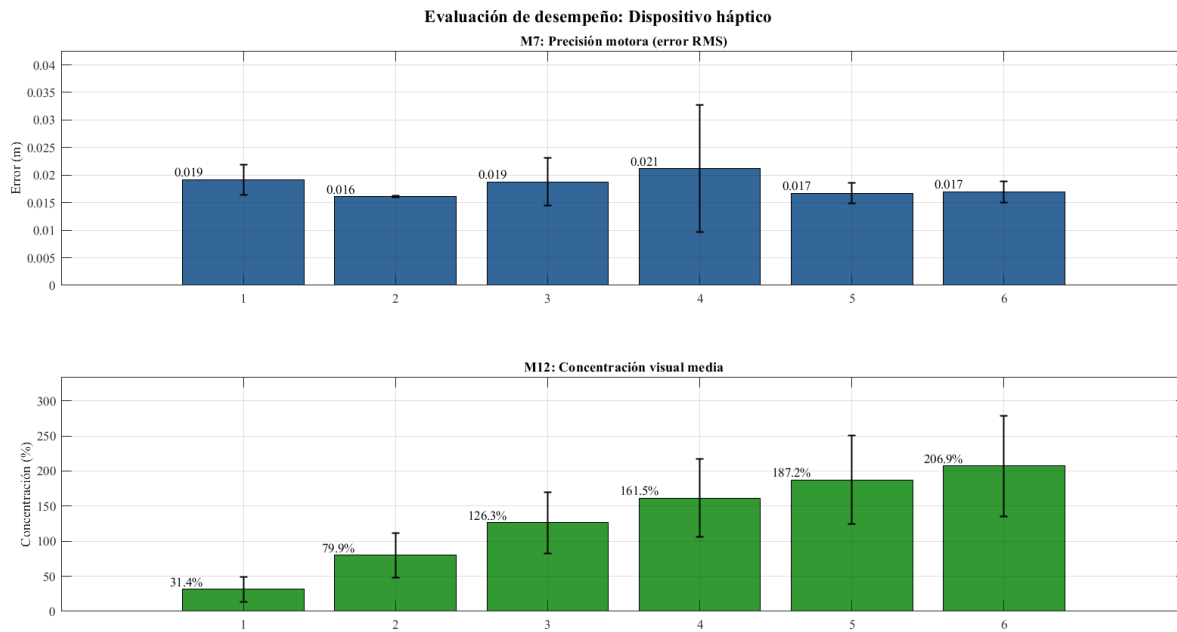


Figura 5.14: Evaluación de desempeño grupal con dispositivo háptico: precisión motora (error RMS) y concentración visual media por etapa.

La Figura 5.14 presenta la evaluación de desempeño grupal en términos de precisión motora (error RMS) y concentración visual media. En cuanto a la precisión motora, los valores se mantienen relativamente bajos y estables a lo largo de las seis etapas, oscilando aproximadamente entre 0.016 m y 0.021 m. Sin embargo, se observa una mayor variabilidad en la etapa 4, reflejada en barras de error más amplias, lo que indica diferencias individuales en la adaptación al inicio de la fase activa.

Respecto a la concentración visual media, se identifica una tendencia creciente sostenida conforme avanzan las etapas del experimento. Los valores incrementan desde aproximadamente 31.4 % en la etapa inicial hasta superar el 200 % en la etapa final. Este comportamiento sugiere un aumento progresivo en el nivel de atención de los participantes, asociado al proceso de familiarización con la tarea y al incremento en la exigencia cognitiva durante la exploración activa.

Tabla 5.12: Relación entre error de seguimiento, energía y concentración mental en el análisis grupal con dispositivo háptico.

Sujeto	Error RMS (m)	Energía	Concentración Mental
1	0.02723	3915.51299	73.81061596
2	0.01998	5375.932142	87.7356763
3	0.01678	4388.435623	103.5774993
4	0.01788	8770.83218	100.5245155
5	0.01621	3353.538155	105.8200336
6	0.01590	2848.333189	100.7704175
7	0.01687	3977.00656	105.3353672
8	0.01749	3967.657956	95.73042273
9	0.02009	3312.772823	92.18671271
10	0.01667	4971.483989	109.3483416

La Tabla 5.12 muestra la relación entre el desempeño motor y la concentración mental. Se observa dispersión entre sujetos sin una tendencia clara con el error, lo que sugiere diferencias individuales en la carga cognitiva.

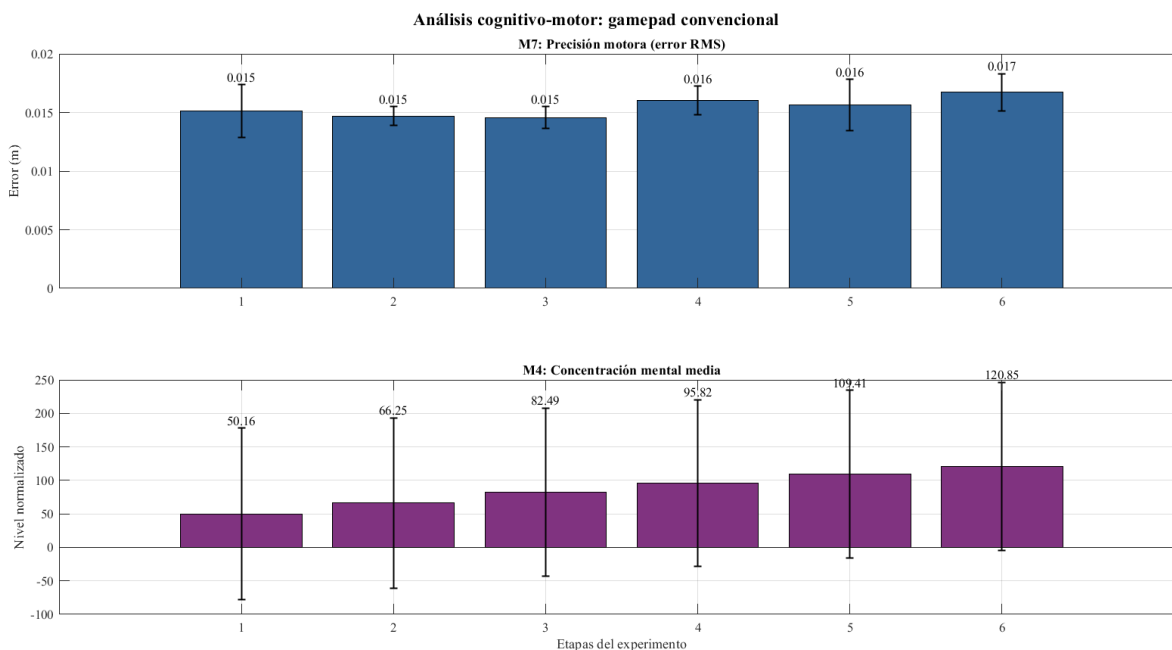


Figura 5.15: Análisis cognitivo-motor grupal con dispositivo háptico: precisión motora (error RMS) y concentración mental media.

La Figura 5.15 muestra el análisis cognitivo-motor del dispositivo háptico, integrando la métrica de precisión motora junto con la concentración mental media. Los resultados confirman la estabilidad del error RMS, manteniéndose en rangos similares a los observados previamente.

En cuanto a la concentración mental, se observa un incremento significativo a lo largo de las etapas, pasando de valores cercanos a 20.9 en la etapa inicial hasta aproximadamente 148.69 en la etapa final. Este comportamiento evidencia una mejora progresiva en la capacidad de enfoque cognitivo de los participantes conforme avanza el experimento.

En conjunto, estos resultados evidencian que, a nivel grupal, el uso del dispositivo háptico favorece una mejora progresiva tanto en el desempeño motor como en los niveles de concentración. Asimismo, la transición de entrenamiento pasivo a exploración activa representa un punto clave en la adaptación de los participantes, donde se incrementa la variabilidad inicial, seguida de una tendencia hacia la estabilización y optimización del desempeño.

Tabla 5.13: Promedios por etapa de variables visuales, motoras y cognitivas en el análisis grupal con dispositivo háptico.

Etapas	Visual	Mental	Error RMS (m)	Fuerza	Índice Cognitivo
1	31.400707	20.89672037	0.01199528	0.850440487	27.23819297
2	79.8487013	62.0763877	0.01610761	0.768329849	88.11223066
3	126.2580123	97.00455136	0.018745187	0.924017295	119.1039418
4	161.5221886	119.782897	0.021169315	0	132.8831443
5	187.2351153	136.4636561	0.016731087	0	193.4714491
6	206.9122899	148.6859078	0.017002216	0	209.1481443

La Tabla 5.13 presenta la evolución de las variables por etapa. Se observa un incremento progresivo en las métricas cognitivas y una estabilización del error, lo que indica adaptación al entorno háptico.

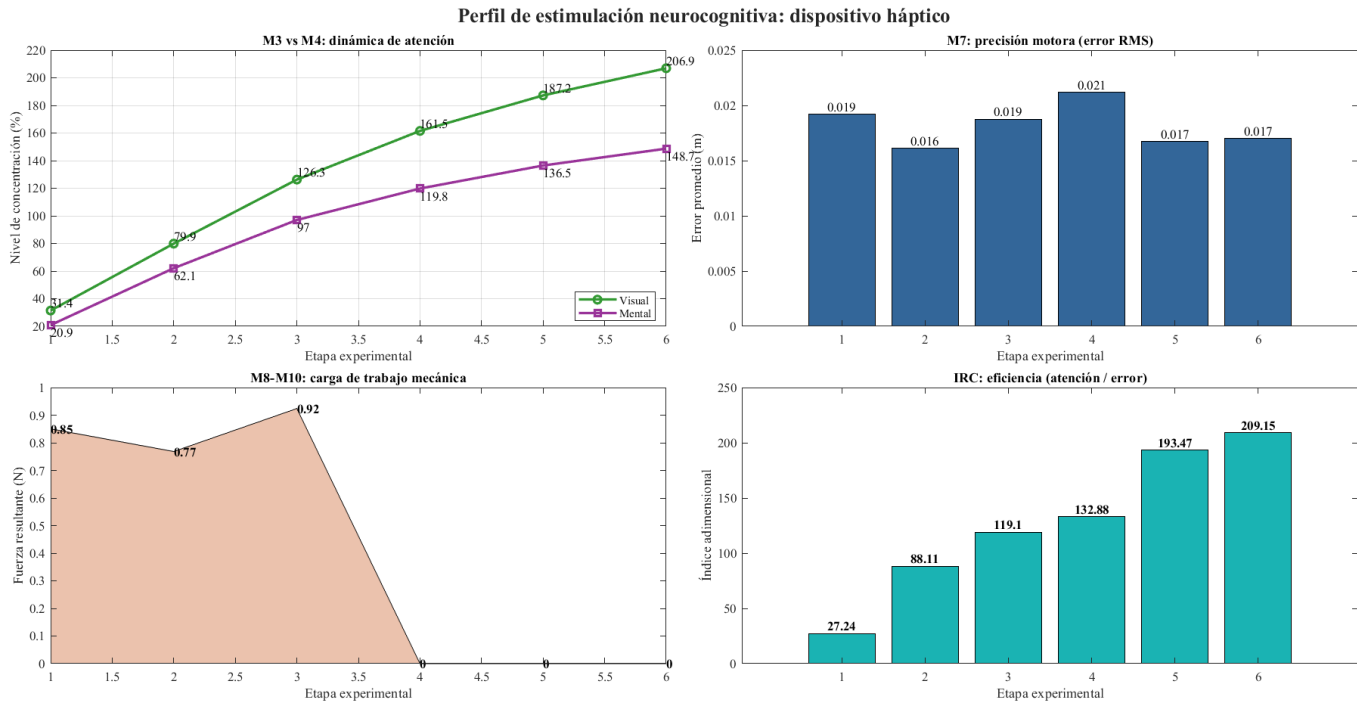


Figura 5.16: Perfil de estimulación neurocognitiva grupal mediante dispositivo háptico.

La Figura 5.16 presenta el perfil de estimulación neurocognitiva a nivel grupal durante la interacción con el dispositivo háptico. En la sección superior izquierda se muestra la evolución de la concentración visual y mental a lo largo de las etapas experimentales, evidenciando una tendencia creciente que sugiere un proceso de adaptación cognitiva progresiva. En la sección superior derecha se observa la precisión motora cuantificada mediante el error RMS, donde se identifican variaciones moderadas asociadas a la complejidad de cada etapa. La sección inferior izquierda representa la carga de trabajo mecánica, indicando una disminución de la fuerza aplicada en etapas posteriores, lo que sugiere una optimización del esfuerzo físico. Finalmente, la sección inferior derecha muestra el índice de rendimiento cognitivo (IRC), el cual integra atención y precisión, evidenciando una mejora sostenida del desempeño global del grupo.

Tabla 5.14: Resumen de centroides por perfil de desempeño mediante clasificación K-Means (Dispositivo Háptico).

Perfil de Desempeño	Media de Atención (%)	Media de Error RMS (m)
Óptimo	176.74	0.0174
Promedio	34.15	0.0183
Crítico	105.17	0.0187

La Tabla 5.14 presenta los valores promedio de los centroides calculados para la clasificación del desempeño grupal. Estos datos permiten observar la relación entre el nivel de atención y la precisión motriz (Error RMS), donde el perfil **Óptimo** destaca por mantener el error cuadrático medio más bajo (0.0174 m) en combinación con los niveles de atención más altos registrados durante la interacción. Por el contrario, el perfil **Crítico** identifica a los sujetos con mayor desviación en la trayectoria (0.0187 m).

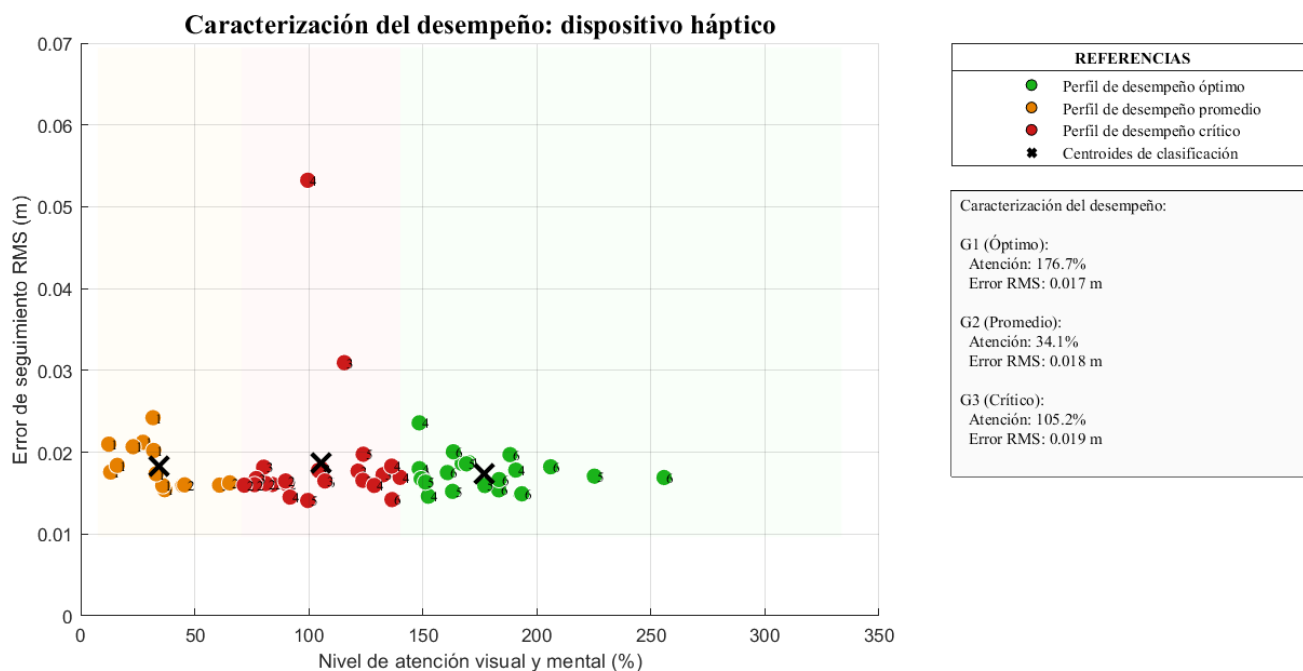


Figura 5.17: Clasificación de perfiles de desempeño grupal mediante K-Means para el dispositivo háptico.

La Figura 5.17 muestra la dispersión y el agrupamiento de los niveles de atención frente al error cuadrático medio (RMS) de los sujetos evaluados. Mediante la aplicación del algoritmo K-Means, se identificaron tres clústeres representados por los centroides (marcados con una X negra), los cuales permiten caracterizar el desempeño en tres categorías: el perfil **óptimo** (verde), que vincula niveles altos de atención con errores mínimos; el perfil **promedio** (naranja), con una precisión moderada; y el perfil **crítico** (rojo), donde se registra la mayor desviación en la trayectoria. Esta segmentación es fundamental para validar la sensibilidad del sistema háptico como herramienta de evaluación neurocognitiva,

permitiendo identificar patrones de fatiga o desatención de manera automatizada.

Tabla 5.15: Análisis por etapas del error promedio y resiliencia normalizada en la interacción grupal con dispositivo háptico.

Etapas	Error Promedio (m)	Resiliencia Normalizada
Etapas 1	0.019199528	0.847087167
Etapas 2	0.016110761	1
Etapas 3	0.018745187	0.866578837
Etapas 4	0.021169315	0.771821833
Etapas 5	0.016731087	0.96501476
Etapas 6	0.017002216	0.950480793

La Tabla 5.15 presenta la evolución del error promedio y la resiliencia normalizada por etapas. Se observa un máximo nivel de resiliencia en la etapa 2, asociado a un menor error, mientras que en la etapa 4 se presenta una disminución en la resiliencia junto con un incremento del error. En etapas posteriores, la resiliencia tiende a recuperarse, indicando adaptación progresiva del sistema ante la interacción háptica.

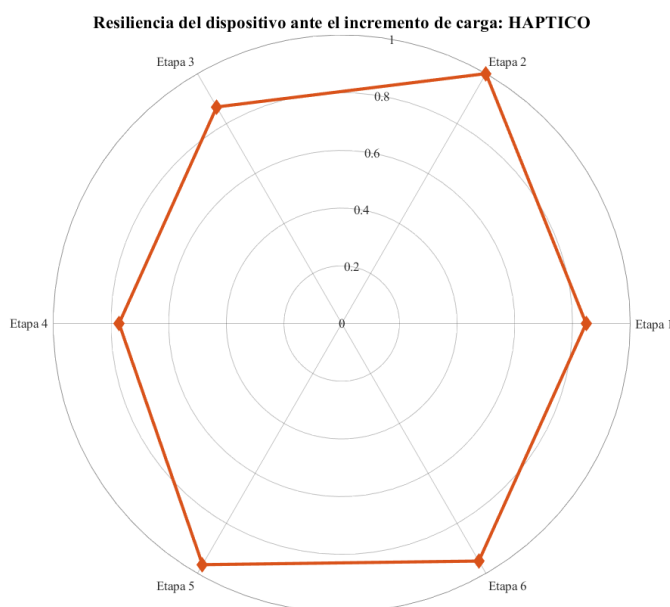


Figura 5.18: Análisis de resiliencia del dispositivo háptico ante el incremento de carga experimental.

La Figura 5.18 muestra el análisis de resiliencia del sistema háptico frente al incremento progresivo de la carga experimental. A través de un diagrama radial, se representan los niveles de desempeño en cada etapa, evidenciando la capacidad del sistema para mantener un rendimiento estable ante condiciones de mayor demanda cognitiva. Se observa que, aunque existen ligeras fluctuaciones en etapas intermedias, el desempeño general se mantiene en niveles altos, lo cual indica una adecuada adaptación del usuario y una respuesta robusta del sistema. Este comportamiento sugiere que el dispositivo háptico no solo facilita la ejecución de la tarea, sino que también promueve la estabilidad del rendimiento bajo condiciones de estrés cognitivo, consolidándose como una herramienta eficaz para la estimulación neurocognitiva en entornos controlados.

5.3.2. Análisis de resultados con gamepad convencional

Tabla 5.16: Error RMS por etapa para cada sujeto en el análisis grupal con gamepad.

Sujeto	E1	E2	E3	E4	E5	E6
1	0.017895079	0.014391911	0.014183404	0.016197117	0.015291897	0.018394975
2	0.015741456	0.016090631	0.015350569	0.01542465	0.017693329	0.015355508
3	0.015907662	0.013747594	0.013720573	0.015642	0.015233084	0.015869199
4	0.012228961	0.014133194	0.013163146	0.015286239	0.012415647	0.015032256
5	0.013188732	0.015037666	0.014407318	0.01401535	0.015255868	0.015607389
6	0.013335555	0.015397025	0.013180775	0.018122076	0.015767898	0.018423431
7	0.013498841	0.013405828	0.014470417	0.015699618	0.019080876	0.019120699
8	0.01397172	0.014377436	0.014578118	0.015841007	0.01425122	0.016038678
9	0.01787118	0.015200416	0.016189621	0.017804264	0.016338097	0.018049615
10	0.017655082	0.0139232	0.01525389	0.016306299	0.01776899	0.01502464

La Tabla 5.16 presenta los valores del error RMS por etapa para cada uno de los sujetos evaluados. Se observa variabilidad interindividual en el desempeño motor, así como una tendencia general al incremento del error conforme avanzan las etapas, lo cual está asociado al aumento en la complejidad cognitiva de la tarea.

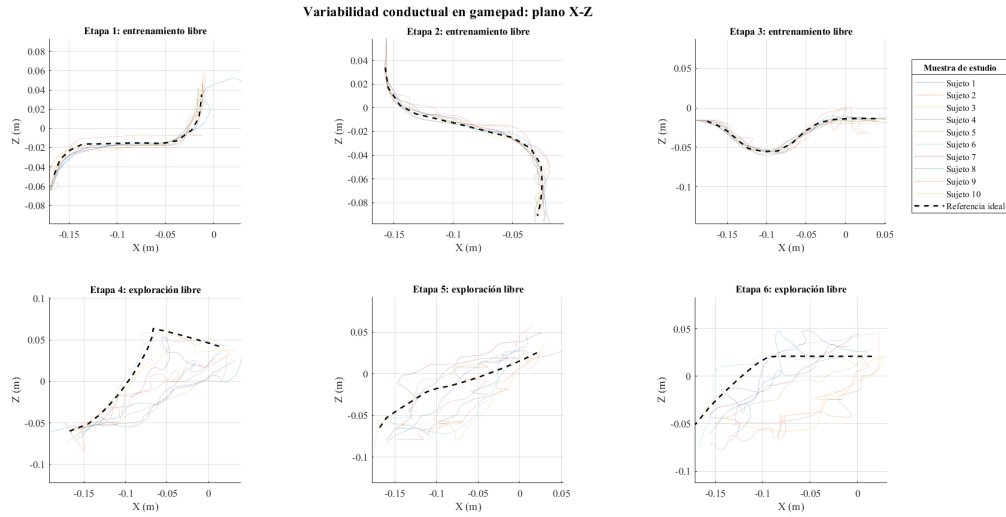


Figura 5.19: Variabilidad conductual grupal en el plano X-Z durante las diferentes etapas del experimento con gamepad convencional.

La Figura 5.19 muestra la variabilidad conductual en el plano X-Z durante las seis etapas del experimento. En las primeras etapas (1 a 3), correspondientes al entrenamiento libre, se observa que las trayectorias de los participantes tienden a seguir de manera más cercana la referencia ideal, lo que indica una fase inicial de adaptación y control motor guiado. En contraste, en las etapas de exploración libre (4 a 6), se presenta una mayor dispersión entre las trayectorias individuales, evidenciando un incremento en la variabilidad motora y una interacción más autónoma con el sistema.

Tabla 5.17: Relación entre error RMS y concentración visual promedio por sujeto.

Sujeto	Error RMS	Energía Nula	Concentración Visual
1	0.016121552	0	96.6542534
2	0.016013064	0	142.7418962
3	0.015086935	0	68.46378792
4	0.013784825	0	95.09745042
5	0.014193482	0	128.1836482
6	0.015610993	0	88.43797522
7	0.015942957	0	600.6566052
8	0.014877141	0	117.9797934
9	0.016953837	0	174.6409637
10	0.01604562	0	56.99542356

La Tabla 5.17 muestra la relación entre el error de seguimiento y la concentración visual promedio por sujeto. Se identifica una alta dispersión en los niveles de atención visual, destacando algunos casos con valores elevados que podrían influir en la variabilidad del desempeño motor.

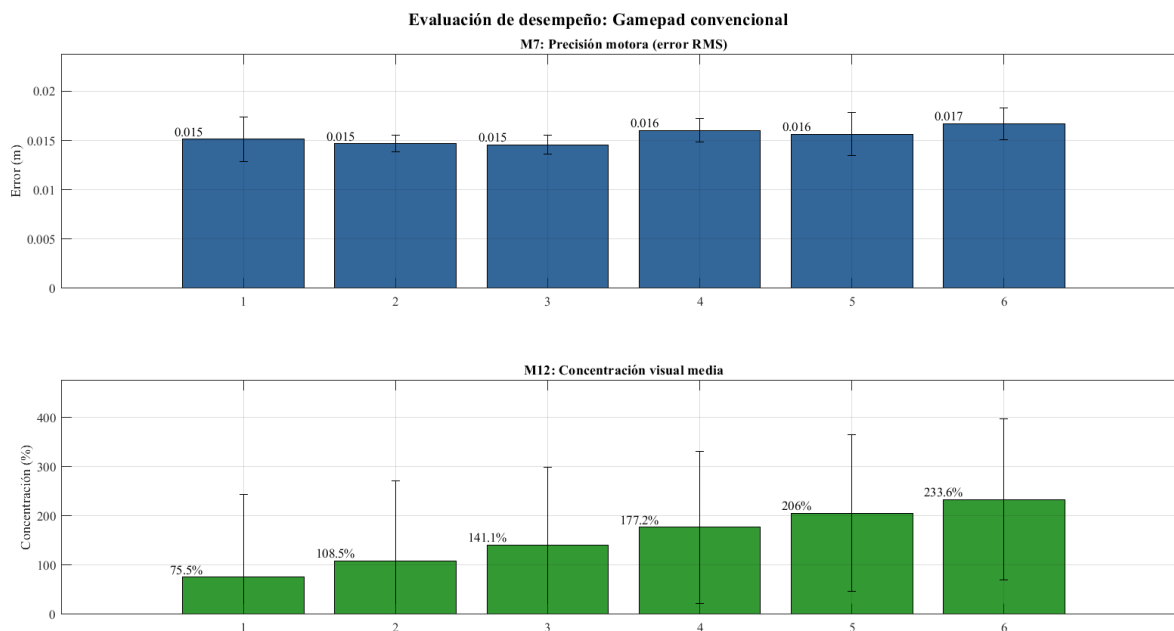


Figura 5.20: Evaluación del desempeño en términos de precisión motora (error RMS) y concentración visual media durante el uso del gamepad.

La Figura 5.20 presenta la relación entre la precisión motora, medida mediante el error RMS, y la concentración visual media a lo largo de las etapas experimentales. Se observa que el error RMS se mantiene relativamente estable, con ligeras variaciones entre etapas, lo que indica consistencia en el desempeño motor. Por otro lado, la concentración visual muestra un incremento progresivo, lo que sugiere un mayor nivel de atención conforme los usuarios avanzan en la interacción con el sistema.

Tabla 5.18: Relación entre error RMS y concentración mental promedio por sujeto.

Sujeto	Error RMS	Energía Nula	Concentración Mental
1	0.016121552	0	38.86974136
2	0.016013064	0	56.05735292
3	0.015086935	0	38.38739385
4	0.013784825	0	34.41902553
5	0.014193482	0	59.56609941
6	0.015610993	0	49.84666294
7	0.015942957	0	444.8298788
8	0.014877141	0	49.10445115
9	0.016953837	0	56.01732148
10	0.01604562	0	47.8754597

La Tabla 5.18 presenta la concentración mental promedio en relación con el error RMS. Se observa una distribución heterogénea, donde ciertos sujetos presentan valores atípicos que pueden indicar diferencias en la carga cognitiva experimentada.

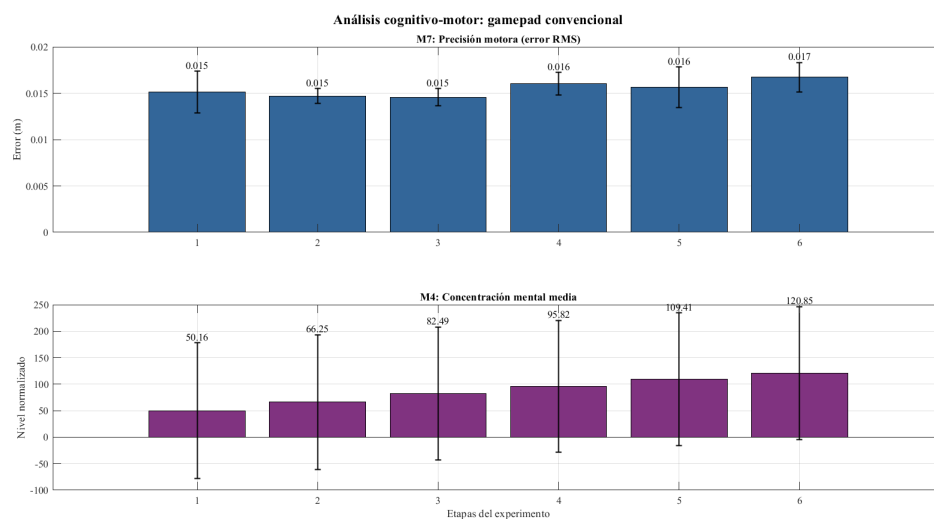


Figura 5.21: Análisis cognitivo-motor mediante la relación entre precisión motora (error RMS) y concentración mental media en el uso del gamepad.

La Figura 5.21 muestra el comportamiento conjunto de la precisión motora y la concentración mental media. Se identifica una tendencia creciente en la concentración mental a lo largo de las etapas, lo que sugiere un incremento en la demanda cognitiva o en el

esfuerzo mental requerido para la ejecución de la tarea. Sin embargo, la precisión motora no presenta mejoras significativas, lo que indica que el aumento en la carga cognitiva no se traduce directamente en una optimización del desempeño motor.

Tabla 5.19: Promedios por etapa de variables cognitivas y motoras.

Etapa	Visual	Mental	Error RMS	Inestabilidad	IRC
1	75.51421292	50.15817928	0.015126257	0.005930037	83.08217856
2	108.531129	66.25482278	0.014694235	0.006189276	118.949187
3	141.071507	82.49223242	0.014573691	0.006461777	153.4022803
4	177.153279	95.8172292	0.016033361	0.005381078	170.2515824
5	206.039678	109.4069447	0.015640991	0.005428439	201.6794357
6	233.600419	120.8540852	0.016709689	0.004545419	212.1251786

La Tabla 5.19 muestra la evolución de las variables cognitivas y motoras por etapa. Se observa un incremento progresivo en la atención visual y mental, acompañado de una estabilización relativa del error RMS y una disminución de la inestabilidad, lo que indica un proceso de adaptación al entorno de interacción.

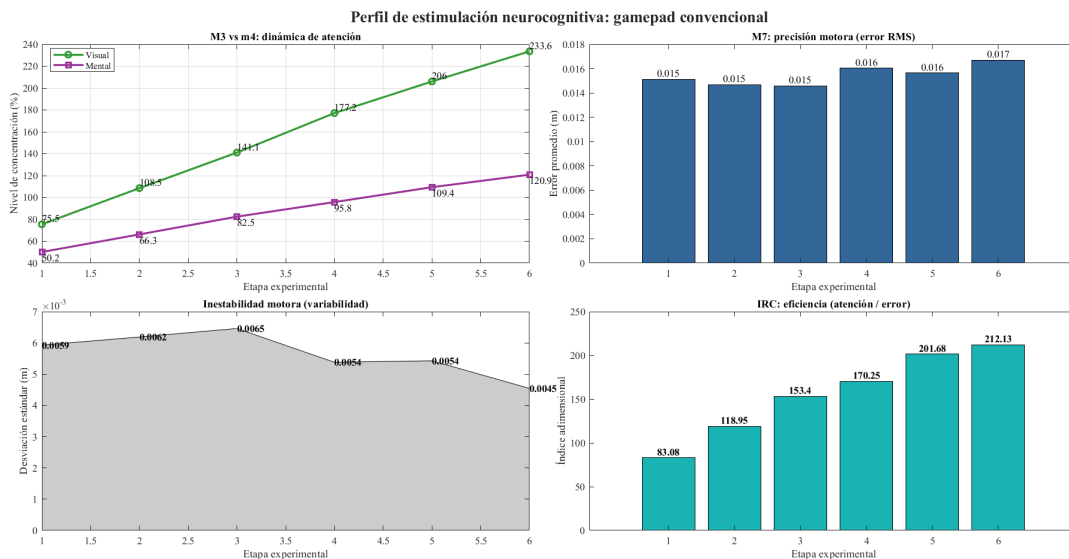


Figura 5.22: Perfil de estimulación neurocognitiva integrando atención visual, concentración mental, precisión motora e índice de rendimiento cognitivo (IRC) en el uso del gamepad.

La Figura 5.22 integra los principales indicadores evaluados, mostrando la evolución de la atención visual, la concentración mental, la precisión motora y el índice de rendimiento

cognitivo (IRC). Se observa un incremento sostenido en los niveles de atención visual y mental, acompañado de una ligera reducción en la variabilidad motora en las etapas finales. Asimismo, el IRC presenta una tendencia ascendente, lo que indica una mejora en la eficiencia cognitivo-motora. En conjunto, estos resultados evidencian un proceso de adaptación progresiva, donde los usuarios optimizan su desempeño mediante un mayor control atencional y estabilidad en la ejecución de movimientos.

Tabla 5.20: Clasificación de perfiles de desempeño grupal.

Perfil	Media Atención	Media Error RMS
Óptimo	36.24520015	0.014927461
Promedio	113.5132206	0.015825454
Crítico	522.743242	0.015942957

La Tabla 5.20 presenta la clasificación de los perfiles de desempeño grupal. Se identifican tres niveles diferenciados, lo que permite evidenciar la variabilidad en la capacidad de atención y control motor entre los participantes.

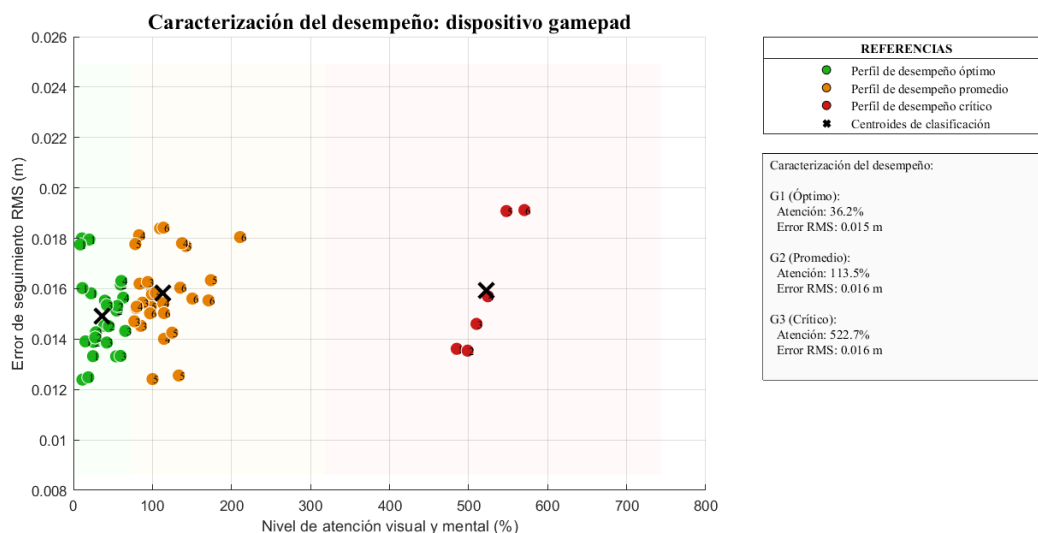


Figura 5.23: Segmentación de perfiles de desempeño grupal mediante K-means en el uso del gamepad.

La Figura 5.23 presenta la segmentación de los participantes mediante el algoritmo K-means, considerando la relación entre la concentración visual y mental y el error de

seguimiento RMS. Se identifican tres perfiles de desempeño claramente diferenciados: óptimo, promedio y crítico.

El perfil óptimo agrupa a los usuarios con menor error RMS, lo que indica una mayor precisión motora y un adecuado control visomotor durante la tarea. En contraste, el perfil promedio concentra la mayor cantidad de participantes, evidenciando una mayor dispersión tanto en el error como en los niveles de concentración, lo que sugiere variabilidad en la ejecución y en la atención sostenida.

Por su parte, el perfil crítico está conformado por usuarios con valores elevados de error RMS y altos niveles de carga cognitiva, lo que refleja dificultades en la precisión motora y en la regulación atencional. Los centroides de clasificación permiten visualizar el comportamiento representativo de cada grupo, mostrando una separación clara entre los niveles de desempeño. En conjunto, estos resultados evidencian patrones diferenciados de respuesta cognitivo-motora en el uso del gamepad.

Tabla 5.21: Análisis de resiliencia por etapa en el uso del gamepad.

Etapa	Error Promedio	Resiliencia Normalizada
1	0.015126275	0.965733892
2	0.014694235	0.992319178
3	0.014573691	1
4	0.016033361	0.914305217
5	0.015640991	0.935863197
6	0.016709689	0.879388158

La Tabla 5.21 muestra el comportamiento de la resiliencia del sistema frente al incremento de la carga cognitiva. Se observa un punto óptimo en la etapa 3, seguido de una disminución gradual, lo que sugiere una mayor exigencia en etapas avanzadas del experimento.

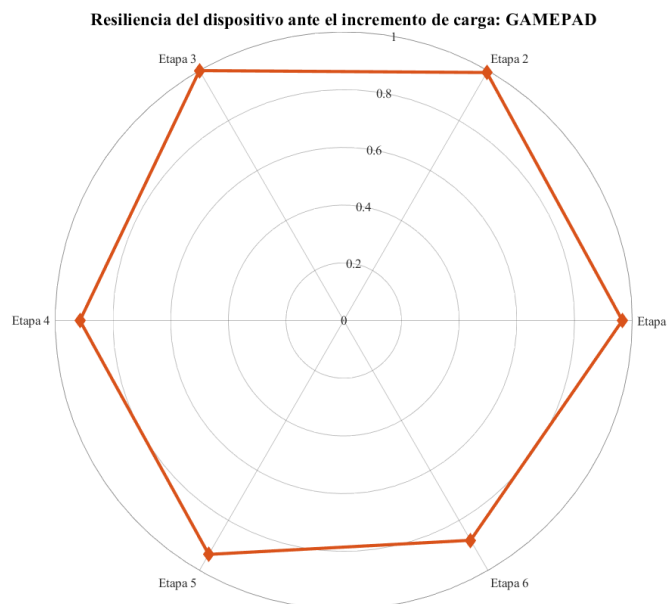


Figura 5.24: Análisis de resiliencia del dispositivo ante el incremento de carga cognitiva en el uso del gamepad.

La Figura 5.24 muestra el comportamiento de la resiliencia del sistema ante el incremento progresivo de la carga cognitiva a lo largo de las distintas etapas del experimento.

Se observa que en las primeras etapas los valores de resiliencia se mantienen cercanos a la unidad, lo que indica una adecuada adaptación inicial de los usuarios ante tareas con baja complejidad. Sin embargo, conforme aumentan los niveles de exigencia y la presencia de distractores, se presenta una ligera disminución en la resiliencia.

En particular, en las etapas finales se identifica una reducción más notable, lo que sugiere que el incremento de la carga cognitiva impacta en la estabilidad del desempeño. A pesar de ello, los valores permanecen relativamente altos, indicando que el sistema mantiene una respuesta funcional, aunque con posibles efectos asociados a la fatiga cognitiva.

Este comportamiento evidencia que el uso del gamepad permite una interacción adecuada en el entorno virtual; no obstante, su capacidad de adaptación ante escenarios de alta demanda es moderada, dependiendo directamente de la capacidad del usuario para sostener la atención y el control motor.

5.3.3. Análisis grupal del desempeño utilizando teclado (Control base)

El análisis grupal del desempeño utilizando el teclado como dispositivo de control base permite establecer una línea de referencia para evaluar la interacción de los usuarios en el entorno virtual. Este análisis se centra en la variabilidad conductual, la precisión motora y la concentración visual, con el objetivo de comprender la respuesta del sistema ante diferentes niveles de exigencia cognitiva.

Tabla 5.22: Error RMS por etapa para cada sujeto en el análisis grupal con teclado.

Sujeto	E1	E2	E3	E4	E5	E6
1	0.016096156	0.015261407	0.018882632	0.017997363	0.01724932	0.018622815
2	0.019969105	0.015900878	0.015835345	0.01722987	0.018278093	0.016087655
3	0.017940222	0.014193563	0.015894235	0.016519832	0.019417699	0.016098877
4	0.013676702	0.015273011	0.019377603	0.016570039	0.014666837	0.017309564
5	0.013629454	0.014574883	0.015298192	0.01798755	0.017263479	0.022164413
6	0.012378771	0.012902913	0.015145255	0.02042761	0.01525963	0.015751708
7	0.015083401	0.015481199	0.014890318	0.016591532	0.015163964	0.017527817
8	0.012606623	0.015255787	0.014381423	0.016452783	0.017052613	0.01940121
9	0.026479211	0.028005573	0.018884217	0.019039238	0.017006374	0.019576002
10	0.017034782	0.018330823	0.051903627	0.021495449	0.020762164	0.018066638

La Tabla 5.22 presenta el error RMS por etapa para cada sujeto utilizando el dispositivo teclado. Se observa una mayor variabilidad en comparación con otros dispositivos, destacando la presencia de valores atípicos que sugieren diferencias significativas en la adaptación motora entre los participantes.

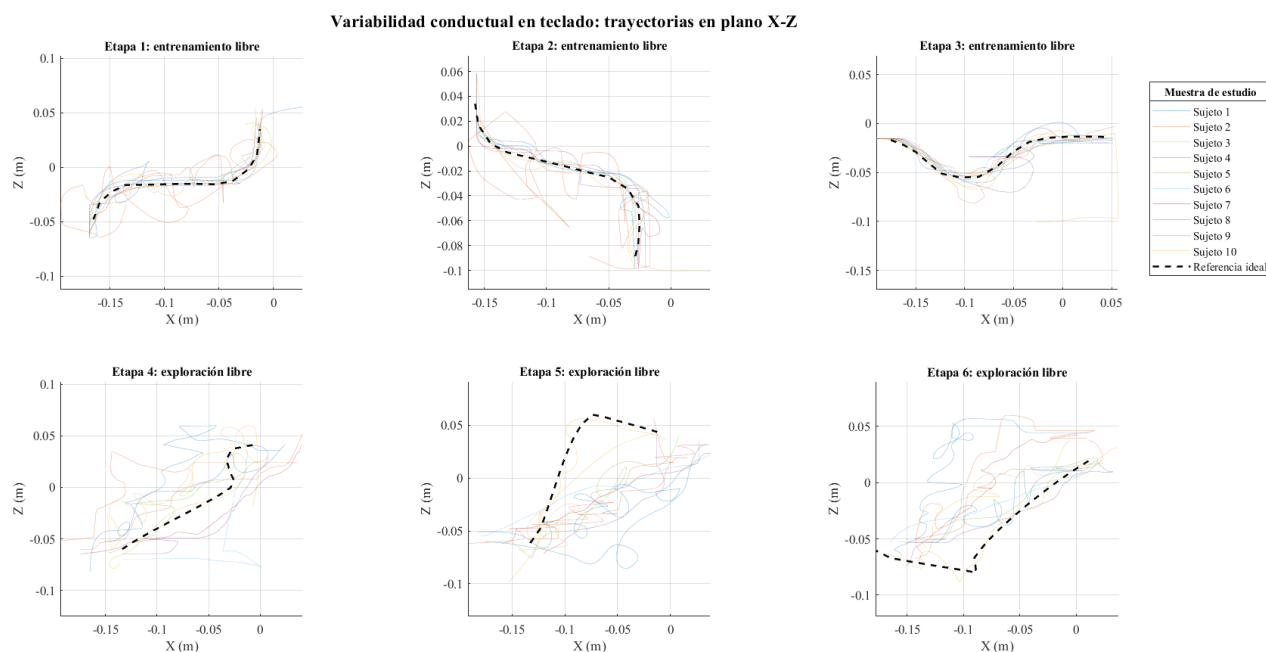


Figura 5.25: Variabilidad conductual en teclado: trayectorias en el plano X-Z durante las distintas etapas del experimento.

La Figura 5.25 muestra la variabilidad conductual de los participantes mediante la representación de trayectorias en el plano X-Z a lo largo de las seis etapas del experimento. Cada trayectoria corresponde al desempeño individual de los sujetos, mientras que la línea discontinua representa el recorrido ideal.

En las primeras etapas (Etapas 1 a 3), correspondientes al entrenamiento libre, se observa una mayor proximidad de las trayectorias respecto a la referencia, lo que indica una fase de adaptación inicial. No obstante, aún se presentan desviaciones que evidencian ajustes en la coordinación visomotora.

A partir de las etapas de exploración libre (Etapas 4 a 6), se incrementa la dispersión de las trayectorias, reflejando una mayor variabilidad en el comportamiento de los participantes. Este incremento sugiere una disminución en la estabilidad del control motor, asociada al aumento de la carga cognitiva y a la complejidad de la tarea.

Tabla 5.23: Relación entre error RMS y concentración visual promedio por sujeto.

Sujeto	Error RMS	Energía Nula	Concentración Visual
1	0.017391001	0	248.8818641
2	0.017241799	0	216.5562957
3	0.01675194	0	81.02061208
4	0.016197075	0	134.9591419
5	0.016433467	0	94.3581708
6	0.015316407	0	194.7972677
7	0.015836255	0	457.4298804
8	0.015925676	0	253.4053028
9	0.021514883	0	585.1704568
10	0.024639855	0	169.2787594

La Tabla 5.23 muestra la relación entre el error de seguimiento y la concentración visual. Se observa una dispersión considerable en los niveles de atención, con algunos sujetos presentando valores elevados que influyen directamente en la variabilidad del desempeño.

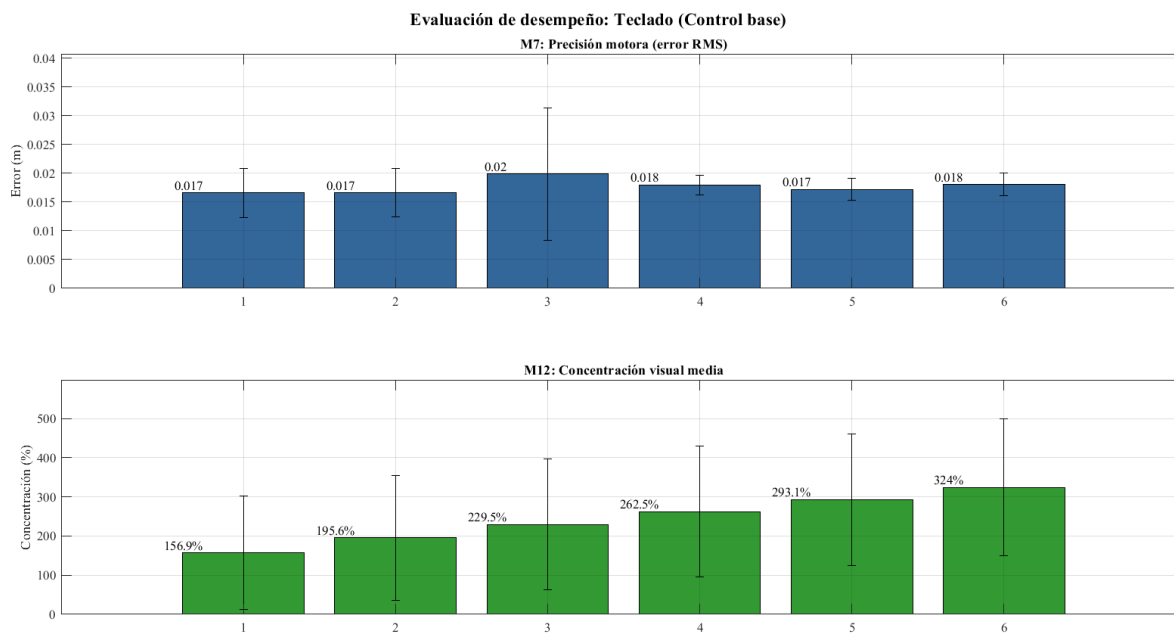


Figura 5.26: Evaluación del desempeño grupal en teclado mediante precisión motora (error RMS) y concentración visual media.

La Figura 5.26 presenta la evaluación del desempeño grupal considerando la precisión motora y la concentración visual media. En términos de precisión motora, los valores de error RMS se mantienen relativamente estables a lo largo de las etapas, con ligeras variaciones y un incremento moderado en la etapa 3, lo que sugiere una afectación temporal en la ejecución.

Por otra parte, la concentración visual media muestra una tendencia creciente conforme avanzan las etapas del experimento, lo que indica un mayor esfuerzo atencional por parte de los participantes para enfrentar la complejidad de la tarea.

En conjunto, los resultados evidencian que, aunque los usuarios incrementan su nivel de atención, esto no se traduce en una mejora proporcional en la precisión motora. Este comportamiento sugiere que el teclado, como dispositivo de control base, presenta limitaciones para mantener un desempeño estable en escenarios de alta demanda cognitiva, estableciendo así un punto de comparación relevante para el análisis con interfaces más avanzadas.

Tabla 5.24: Relación entre error RMS y concentración mental promedio por sujeto.

Sujeto	Error RMS	Energía Nula	Concentración Mental
1	0.017391001	0	100.8577352
2	0.017241799	0	73.4475452
3	0.01675194	0	35.88941925
4	0.016197075	0	34.34529207
5	0.016433467	0	45.63349769
6	0.015316407	0	117.5378045
7	0.015836255	0	348.6630346
8	0.015925676	0	121.4196467
9	0.021514883	0	131.0768183
10	0.024639855	0	108.2406973

La Tabla 5.24 presenta la concentración mental promedio por sujeto. Se identifican diferencias significativas en la carga cognitiva, destacando sujetos con valores elevados que reflejan mayor esfuerzo mental durante la interacción.

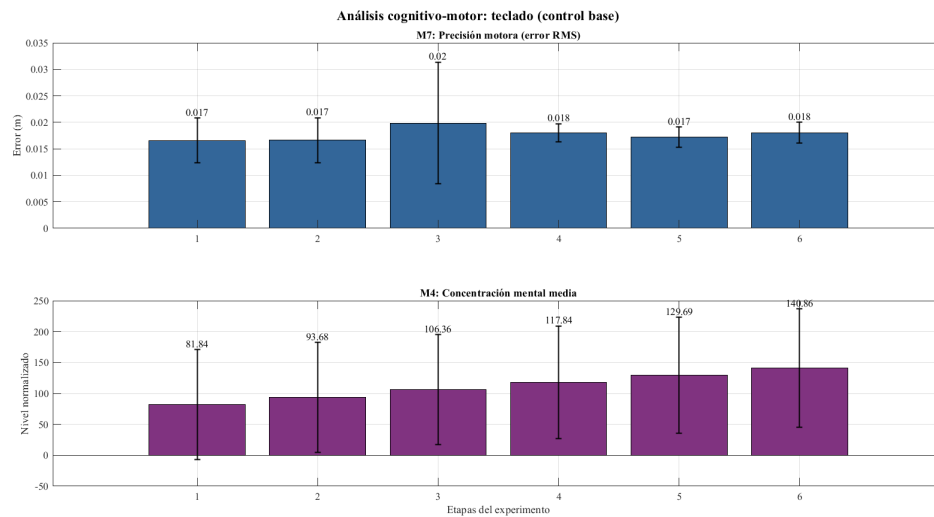


Figura 5.27: Análisis cognitivo-motor en teclado mediante precisión motora (error RMS) y concentración mental media.

La Figura 5.27 presenta el análisis cognitivo-motor del desempeño grupal utilizando el teclado, integrando la precisión motora medida a través del error RMS y la concentración mental media a lo largo de las seis etapas del experimento.

En términos de precisión motora, se observa un comportamiento relativamente estable en los valores de error RMS, con ligeras variaciones entre etapas. Destaca un incremento en la etapa 3, acompañado de una mayor dispersión representada por las barras de error, lo que sugiere una afectación en la ejecución motora ante el aumento de la complejidad de la tarea.

Por otro lado, la concentración mental media muestra una tendencia creciente conforme avanzan las etapas, indicando un incremento progresivo en la carga cognitiva y en el esfuerzo atencional requerido por los participantes. Sin embargo, este aumento en la concentración no se traduce en una mejora significativa en la precisión motora.

En conjunto, estos resultados evidencian una disociación entre el esfuerzo cognitivo y el desempeño motor, lo que sugiere que el teclado presenta limitaciones para optimizar la interacción en escenarios de mayor demanda cognitiva.

Tabla 5.25: Promedios por etapa de variables cognitivas y motoras con teclado.

Etapas	Visual	Mental	Error RMS	Densidad	IRC
1	156.8824067	81.8351027	0.016580324	0.002948787	74.39763849
2	195.610621	93.68191518	0.016622015	0.00270028	174.038984
3	229.4827835	106.3502825	0.019870747	0.003200885	169.0126771
4	262.4537551	117.8409948	0.018002642	0.002547539	211.2438596
5	293.1160902	129.6927147	0.017212017	0.002491355	245.6474408
6	323.9706963	140.8581376	0.01806067	0.002424468	257.3707601

La Tabla 5.25 muestra la evolución de las variables cognitivas y motoras por etapa. Se observa un incremento sostenido en la atención visual y mental, acompañado de fluctuaciones en el error RMS, lo que refleja una mayor exigencia en el control motor conforme avanza la tarea.

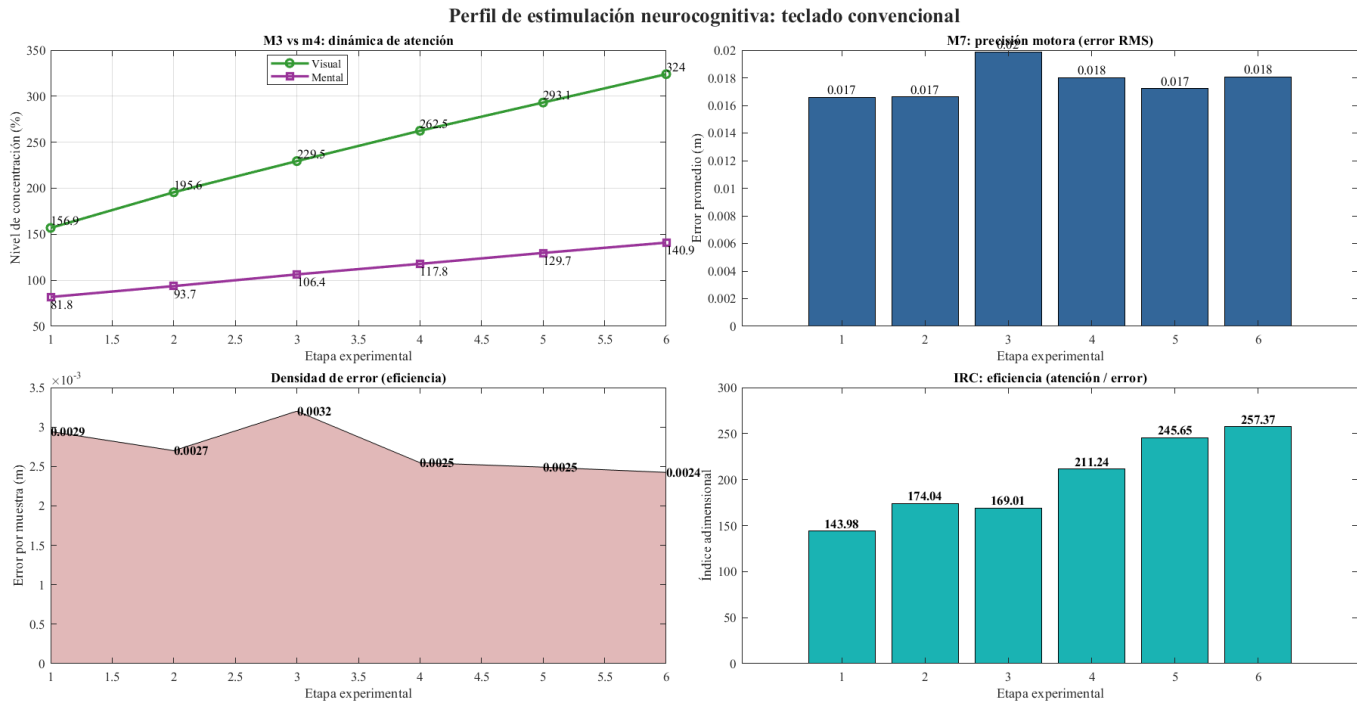


Figura 5.28: Perfil de estimulación neurocognitiva en teclado integrando atención visual, concentración mental, precisión motora e índice de rendimiento cognitivo (IRC).

La Figura 5.28 integra los principales indicadores del desempeño cognitivo-motor en el uso del teclado, considerando la atención visual, la concentración mental, la precisión motora y el índice de rendimiento cognitivo IRC.

En primer lugar, la dinámica de atención muestra una tendencia creciente tanto en la atención visual como en la concentración mental, lo que indica que los participantes incrementan su nivel de enfoque conforme avanza el experimento. Este comportamiento refleja un mayor esfuerzo cognitivo para afrontar la complejidad de las tareas.

En cuanto a la precisión motora, los valores de error RMS se mantienen relativamente constantes, con una ligera elevación en etapas intermedias, lo que sugiere limitaciones en la mejora del control motor a pesar del incremento en la atención.

Por otro lado, la densidad de error presenta una disminución progresiva en las etapas finales, indicando una ligera mejora en la eficiencia del desempeño. Esta tendencia se ve reflejada en el incremento del IRC, el cual combina la relación entre atención y error, mostrando una mejora gradual en la eficiencia global del sistema.

En conjunto, el perfil de estimulación neurocognitiva evidencia que, aunque existe una adaptación cognitiva progresiva por parte de los usuarios, el teclado limita la traducción de este esfuerzo en mejoras significativas en la precisión motora, consolidándose como un

dispositivo con desempeño funcional pero restringido en entornos de alta exigencia.

Tabla 5.26: Clasificación de perfiles de desempeño grupal con teclado.

Perfil	Media Atención	Media Error RMS
Óptimo	66.4397617	0.016792166
Promedio	391.5638105	0.017964513
Crítico	173.2041001	0.018277144

La Tabla 5.26 presenta la clasificación de los perfiles de desempeño. Se identifican diferencias claras entre niveles, lo que evidencia la variabilidad en la capacidad de atención y control motor en el uso del teclado.

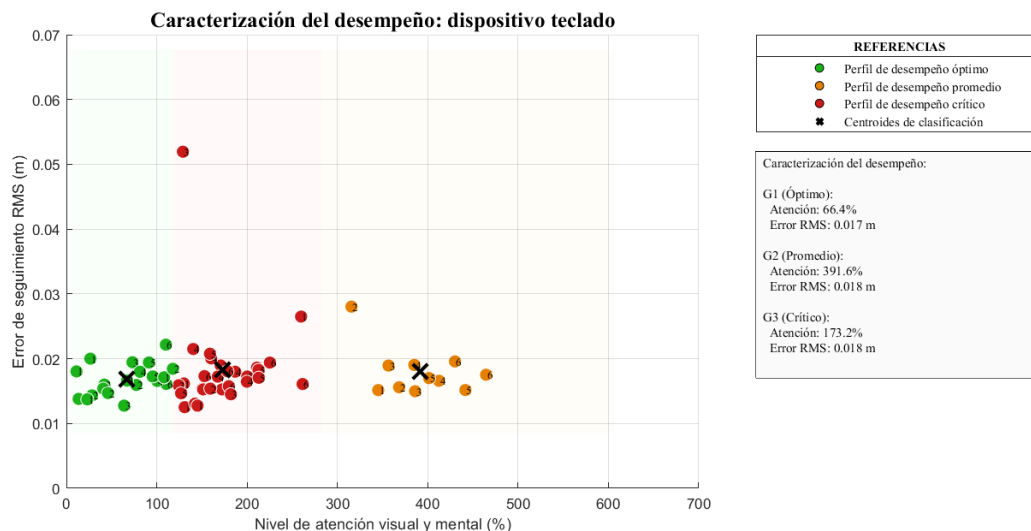


Figura 5.29: Segmentación de perfiles de desempeño en teclado mediante el algoritmo K-means considerando la relación entre concentración visual-mental y error de seguimiento (RMS).

La Figura 5.29 presenta la segmentación de los perfiles de desempeño obtenidos durante el uso del teclado como interfaz de interacción. A partir del análisis conjunto de la concentración visual y mental, así como del RMS, se identifican tres clústeres principales mediante el algoritmo K-means: un perfil de desempeño óptimo, caracterizado por bajos niveles de error y una adecuada concentración; un perfil promedio, donde se observa un

incremento moderado en la carga cognitiva y variabilidad en la precisión motora; y un perfil crítico, asociado a mayores errores de seguimiento y menor eficiencia en la ejecución de la tarea.

También, se muestran los centroides de cada clúster, los cuales representan el comportamiento promedio de cada grupo y permiten establecer fronteras de clasificación en el espacio de características. Este análisis evidencia la capacidad del modelo para discriminar distintos niveles de desempeño cognitivo-motor, proporcionando una herramienta cuantitativa para la evaluación del control atencional en condiciones de interacción digital mediante teclado.

Tabla 5.27: Análisis de resiliencia por etapa en el uso del teclado.

Etapas	Error Promedio	Resiliencia Normalizada
1	0.016580324	1
2	0.016622615	0.997600182
3	0.019870747	0.842342826
4	0.018002642	0.925151578
5	0.017212017	0.965314463
6	0.01806067	0.92335048

La Tabla 5.27 muestra el comportamiento de la resiliencia del sistema. Se observa una disminución notable en etapas intermedias, particularmente en la etapa 3, lo que indica un incremento en la carga cognitiva y dificultad de la tarea.

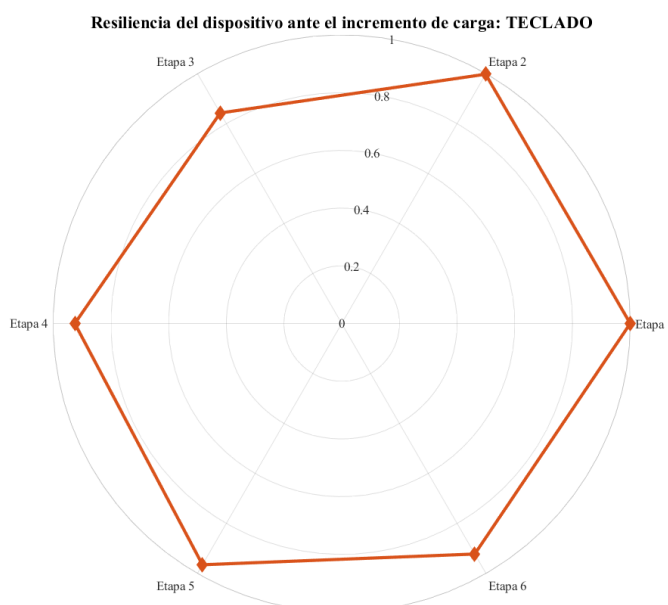


Figura 5.30: Análisis de resiliencia del dispositivo teclado ante el incremento progresivo de carga cognitiva a lo largo de las etapas experimentales.

La Figura 5.30 muestra el comportamiento de resiliencia del sistema de interacción basado en teclado frente al incremento de la carga cognitiva a través de las diferentes etapas experimentales. La representación radial permite visualizar de manera integral la estabilidad del desempeño en función de un índice normalizado, donde valores cercanos a la unidad indican una mayor capacidad de adaptación del usuario ante condiciones de mayor exigencia cognitiva.

Se observa que el desempeño se mantiene relativamente estable en la mayoría de las etapas, con ligeras variaciones que reflejan cambios en la demanda atencional y en la complejidad de la tarea. Este comportamiento sugiere que el uso del teclado como interfaz de control presenta una respuesta consistente ante incrementos graduales de carga cognitiva, aunque con cierta sensibilidad en etapas específicas que pueden asociarse a la aparición de distractores o mayor complejidad en la ejecución.

Este análisis permite evaluar la robustez del sistema desde una perspectiva cognitivo-motora, aportando evidencia sobre la capacidad del usuario para sostener el rendimiento bajo condiciones dinámicas y progresivas de exigencia experimental.

5.4. Análisis global del experimento en muestra neurotípica

Tabla 5.28: Resumen estadístico de la métrica M3 (Atención visual) por dispositivo y etapa.

Dispositivo	Etapas	N	Media M3	Desv. Std.	Error Est.
Gamepad	E1	10	-7.013554204	0.763158093	0.241331779
Gamepad	E2	10	-7.347184142	1.153327377	0.36471414
Gamepad	E3	10	-7.020313459	2.217377012	0.701196179
Gamepad	T1	10	-6.37597343	0.709698401	0.22442634
Gamepad	T2	10	-6.743727333	0.482911127	0.152709907
Gamepad	T3	10	-2.946418447	0.930835918	0.294356163
Haptico	E1	10	-6.045584697	1.467851416	0.464175374
Haptico	E2	10	-7.449900022	1.786176555	0.564838622
Haptico	E3	10	-8.806707056	1.269246865	0.401371101
Haptico	T1	10	-7.734833176	0.757889757	0.239665785
Haptico	T2	10	-7.883257675	0.06591703	0.020844795
Haptico	T3	10	-5.522463596	0.567006377	0.17930316
Teclado	E1	10	-6.950305175	1.503028945	0.475299485
Teclado	E2	10	-6.819664349	1.641603775	0.519120694
Teclado	E3	10	-7.141714454	1.68187245	0.531854767
Teclado	T1	10	-7.018184013	1.147209832	0.362779602
Teclado	T2	10	-6.765527499	0.755866568	0.239025996
Teclado	T3	10	-3.691657805	1.208165214	0.382055387

La Tabla 5.28 presenta el comportamiento de la métrica M3, asociada a la atención visual, en función del dispositivo de interacción y las etapas experimentales. Se observa que durante las fases de entrenamiento (E1–E3) los valores presentan mayor dispersión, particularmente en el dispositivo háptico en la etapa E3, donde se registra la mayor desviación estándar, lo que sugiere una mayor variabilidad en el control visomotor bajo condiciones de carga cognitiva elevada.

En contraste, durante las etapas de evaluación (T1–T3), se identifica una tendencia hacia la reducción del error estándar en la mayoría de los dispositivos, indicando un proceso de adaptación y aprendizaje. Sin embargo, el dispositivo háptico mantiene valores más extremos en comparación con el gamepad y teclado, lo cual evidencia una mayor exigencia en la integración sensoriomotora. Estos resultados son consistentes con la gráfica

asociada, donde se observa una estabilización progresiva del desempeño visual, aunque con mayor variabilidad en entornos de interacción háptica.

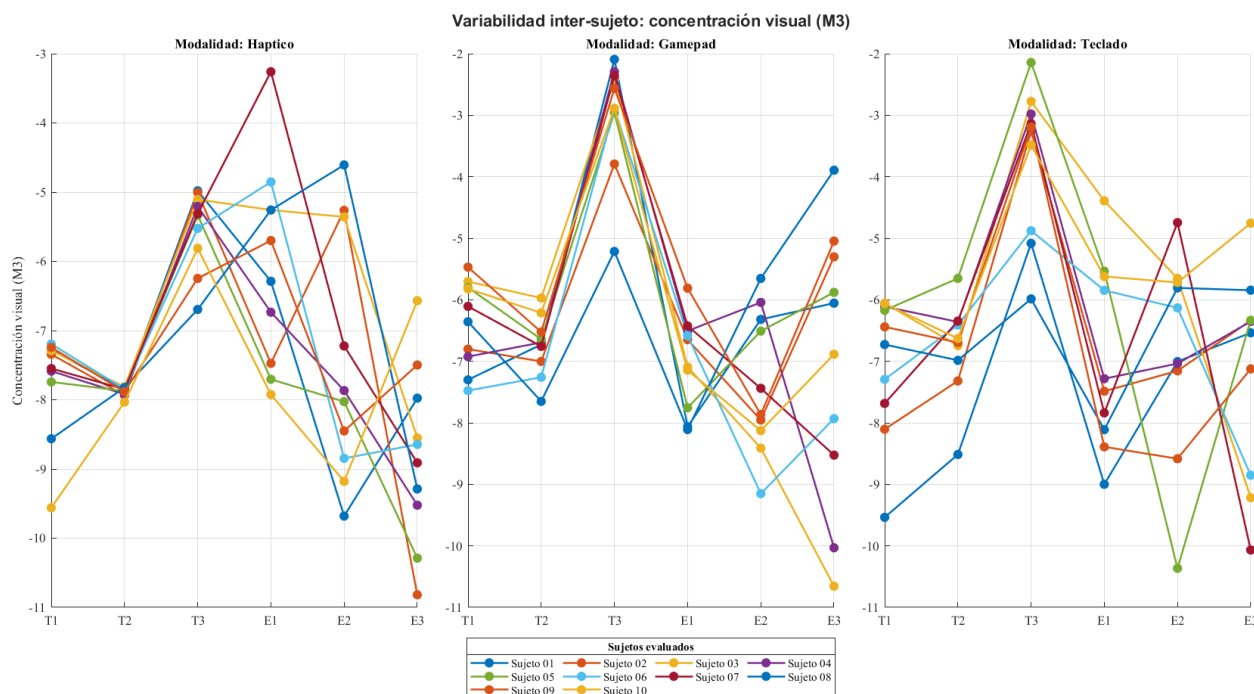


Figura 5.31: Evolución global de la atención visual (M3) en función de la modalidad de interacción.

La Figura 5.31 muestra la evolución de la métrica de atención visual (M3) a lo largo de las distintas etapas experimentales para las modalidades háptica, gamepad y teclado. Se observa que el dispositivo teclado presenta consistentemente los valores más altos de atención visual, seguido por el gamepad, mientras que el dispositivo háptico presenta valores más bajos en etapas iniciales. Sin embargo, en la etapa final (E3), el dispositivo háptico exhibe un incremento significativo, lo que sugiere un proceso de adaptación progresiva por parte de los sujetos. Este comportamiento indica que, en la muestra neurotípica, la familiaridad con el dispositivo influye directamente en el rendimiento atencional.

Tabla 5.29: Resumen estadístico de la métrica M4 (Concentración mental) por dispositivo y etapa.

Dispositivo	Etapas	N	Media M4	Desv. Std.	Error Est.
Gamepad	E1	10	-0.928339963	1.486202846	0.469978606
Gamepad	E2	10	-2.182993787	1.231156018	0.389325717
Gamepad	E3	10	-0.95445186	1.682428389	0.532030571
Gamepad	T1	10	0.301107369	0.543799062	0.171964363
Gamepad	T2	10	-4.255999642	0.551160079	0.174292121
Gamepad	T3	10	-2.309024806	0.234802499	0.07425107
Haptico	E1	10	-1.710410501	1.542278698	0.487711347
Haptico	E2	10	-1.019751368	0.764102744	0.241630504
Haptico	E3	10	-1.560747238	1.695977833	0.536315281
Haptico	T1	10	-0.639250327	0.522941821	0.165368724
Haptico	T2	10	-3.010568463	0.101111345	0.031974215
Haptico	T3	10	-2.779718339	0.397528598	0.12570958
Teclado	E1	10	-1.16112771	1.49023904	0.471254962
Teclado	E2	10	-2.044048436	0.691247823	0.218591755
Teclado	E3	10	-1.020799378	1.600274365	0.506051188
Teclado	T1	10	-0.035871472	0.675603853	0.213644697
Teclado	T2	10	-4.316970708	0.60268992	0.190587287
Teclado	T3	10	-2.854091323	0.819459222	0.259135759

La Tabla 5.29 muestra el comportamiento de la métrica M4, relacionada con la concentración mental, a lo largo de las distintas etapas del experimento. Se observa que las etapas de evaluación (T2 y T3) presentan valores más negativos en comparación con las fases de entrenamiento, lo que indica un incremento en la carga cognitiva al eliminar las guías de apoyo.

El dispositivo háptico presenta una menor desviación estándar en etapas avanzadas, particularmente en T2, lo que sugiere una respuesta más consistente en condiciones de alta exigencia cognitiva. Por otro lado, el teclado y el gamepad muestran mayor variabilidad en etapas iniciales, reflejando diferencias en la adaptación del usuario a interfaces digitales. La gráfica asociada evidencia una tendencia no lineal en la concentración mental, con picos de carga cognitiva en las fases de exploración, lo que confirma que la complejidad de la tarea impacta directamente en la estabilidad cognitiva del usuario.

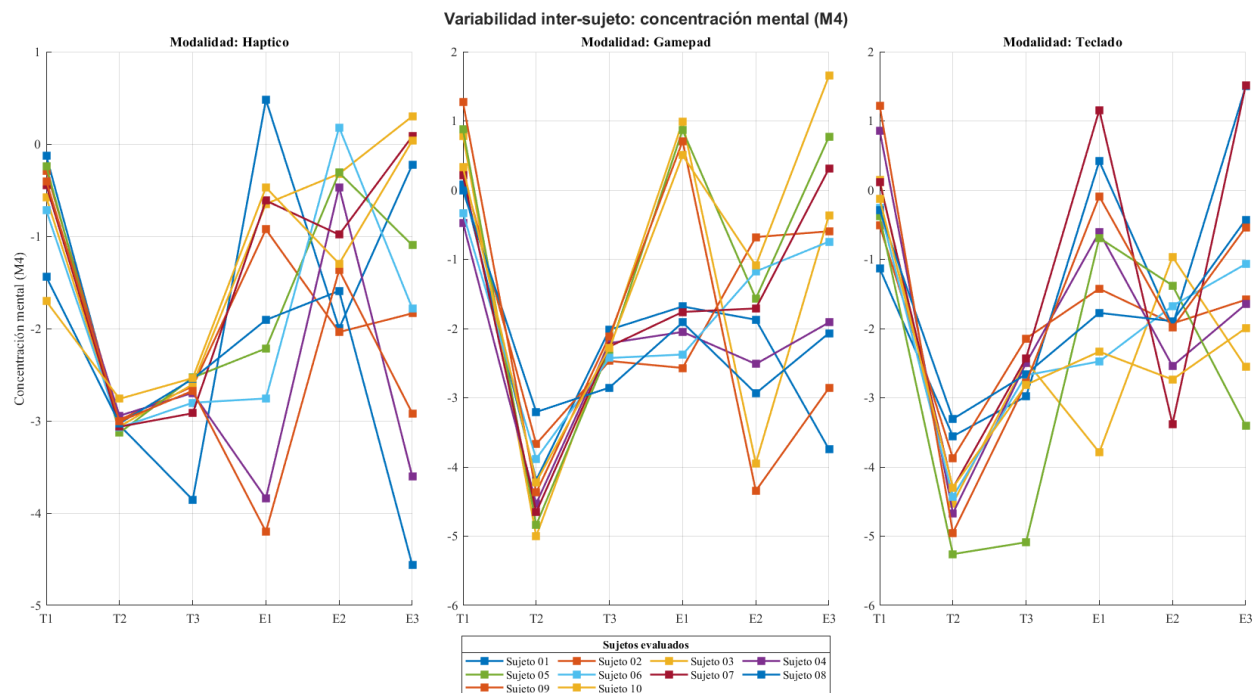


Figura 5.32: Evolución global de la concentración mental (M4) por modalidad de interacción.

La Figura 5.32 presenta la evolución de la concentración mental (M4) en las diferentes modalidades de interacción. Se identifica que el dispositivo teclado mantiene niveles elevados de concentración durante la mayor parte del experimento, mientras que el gamepad muestra un comportamiento intermedio y el háptico presenta valores más bajos en etapas tempranas. No obstante, al igual que en la métrica M3, el dispositivo háptico alcanza un incremento notable en la etapa E3, lo que evidencia un proceso de aprendizaje y adaptación cognitiva. Estos resultados sugieren que la modalidad de interacción impacta significativamente en la carga cognitiva percibida dentro de la muestra analizada.

Tabla 5.30: Normalización mediante Z-Score de la métrica M3.

Dispositivo	Etapas	Media M3	Desv. Std.	Error Est.	Z-Score
Gamepad	E1	2.997266083	21.62146513	15.2886207	-0.566676265
Gamepad	E2	5.253367867			-0.883842894
Gamepad	E3	5.957939788			-0.283836294
Gamepad	T1	6.388620109	37.433677	0.27708307	0.29898465
Gamepad	T2	2.122169626	11.3234162	8.006882356	-0.413705788
Gamepad	T3	2.82305828	12.6095818	9.6191399	-0.47813256
Haptico	E1	2.841059862	68.0085942	48.0893069	-0.263543425
Haptico	E2	1.142646678			-0.461997035
Haptico	E3	2.196392449			-0.47813256
Haptico	T1	2.69097187	27.4911239	19.4961041	-0.482253594
Haptico	T2	3.047777876	12.4014707	8.76916383	0.324604839
Haptico	T3	2.940230676	78.9656056	55.7421913	-0.004471947
Teclado	E1	2.841059862			0.066701393
Teclado	E2	1.146256158			0.108611619
Teclado	E3	1.462593582			0.184561975
Teclado	T1	3.979744175	212.226815	150.669256	1.482301889
Teclado	T2	1.429368065	84.9915271	60.09811703	-0.22558903
Teclado	T3	1.34017804	78.8038129	55.7418244	-0.329706542

La Tabla 5.30 presenta la normalización mediante puntaje Z de la métrica M3, permitiendo evaluar el desempeño relativo respecto a la media global del sistema. Se observa que los valores negativos predominan en la mayoría de las etapas, lo que indica que el rendimiento en atención visual se sitúa por debajo del promedio global en condiciones de mayor carga experimental.

El dispositivo háptico muestra una mayor dispersión en los valores de Z-score, reflejando una mayor sensibilidad a la variabilidad experimental. En contraste, el teclado presenta valores positivos en etapas específicas, particularmente en T1, lo que sugiere una mejora relativa en condiciones de evaluación estructurada. La gráfica asociada evidencia estas fluctuaciones, destacando que la interacción háptica induce mayores cambios en la estabilidad del desempeño visual.

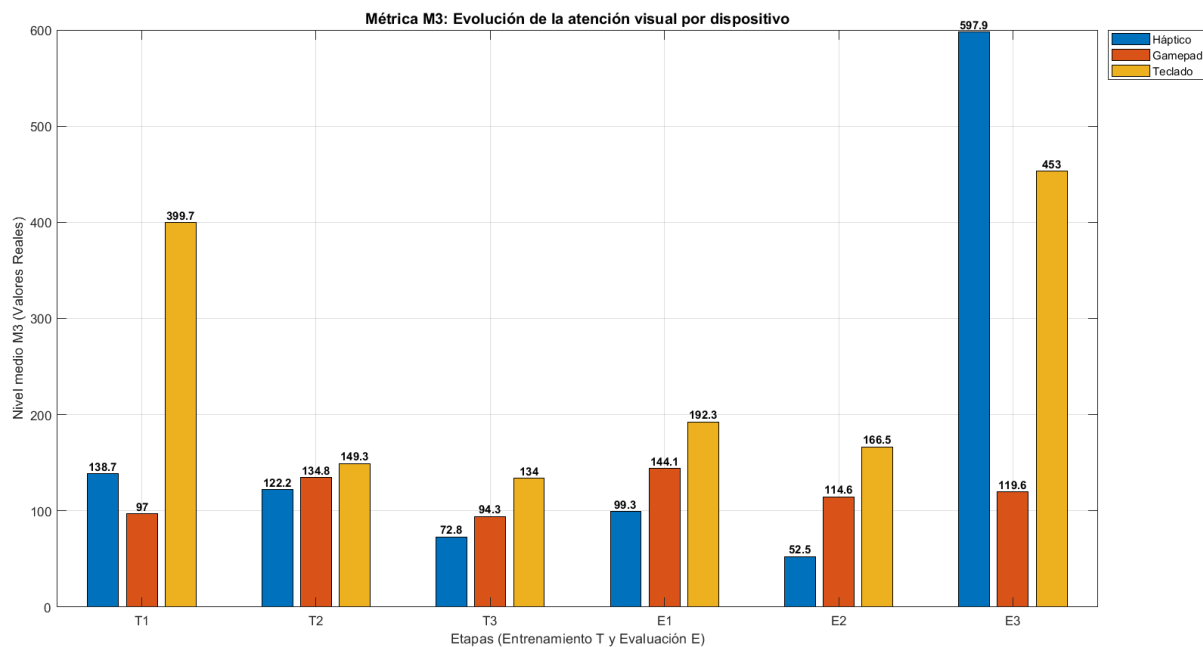


Figura 5.33: Reporte estadístico global de la atención visual (M3) por dispositivo.

La Figura 5.33 resume estadísticamente la métrica M3, evidenciando diferencias claras entre dispositivos. El teclado presenta la mayor media global de atención visual, mientras que el gamepad se posiciona en un nivel intermedio y el háptico muestra mayor variabilidad. Esta dispersión en el dispositivo háptico sugiere una mayor sensibilidad a factores individuales dentro de la muestra, lo cual puede ser relevante para la detección de patrones conductuales.

Tabla 5.31: Normalización mediante Z-Score de la métrica M4.

Dispositivo	Etapas	Media M4	Desv. Std.	Error Est.	Z-Score
Gamepad	E1	39.12692651	11.55947581	4.85660251	-0.659714932
Gamepad	E2	44.87322406			-0.60631174
Gamepad	E3	47.75045418	16.1119648	11.3979283	-0.579525305
Gamepad	T1	52.26704725	2.05556875	1.4819358	-0.537490204
Gamepad	T2	40.958207	6.91599735	4.892823971	-0.642675348
Gamepad	T3	58.46502	5.34374684	4.48036091	-0.219514573
Haptico	E1	102.015859			-0.072758471
Haptico	E2	98.0862459			-0.111029601
Haptico	E3	74.18697588	13.2270115	5.57008614	-0.33486935
Haptico	T1	85.1532833	3.5247344	2.0148325	-0.21364077
Haptico	T2	90.07972825	1.70027651	1.20388854	-0.185407935
Haptico	T3	70.9054881	6.0793945	4.30573217	-0.29712441
Teclado	E1	48.1559522			0.197666467
Teclado	E2	112.456558	15.3874342	11.3021219	2.032489007
Teclado	E3	56.4583801	19.7015525	13.9317926	-0.49430618
Teclado	T1	74.91557158	5.58334913	3.94863548	-0.326370464

La Tabla 5.31 muestra la normalización de la métrica M4 mediante Z-score, permitiendo analizar la desviación de la concentración mental respecto al comportamiento global. Se observa que el dispositivo háptico presenta valores más homogéneos en comparación con los otros dispositivos, lo que indica una respuesta cognitiva más estable.

Por otro lado, el teclado presenta valores extremos, particularmente en la etapa E2, lo que sugiere una mayor variabilidad en la carga mental. La gráfica asociada confirma que la interacción háptica favorece una distribución más uniforme de la carga cognitiva, mientras que los dispositivos tradicionales presentan mayor dispersión en escenarios de alta exigencia.

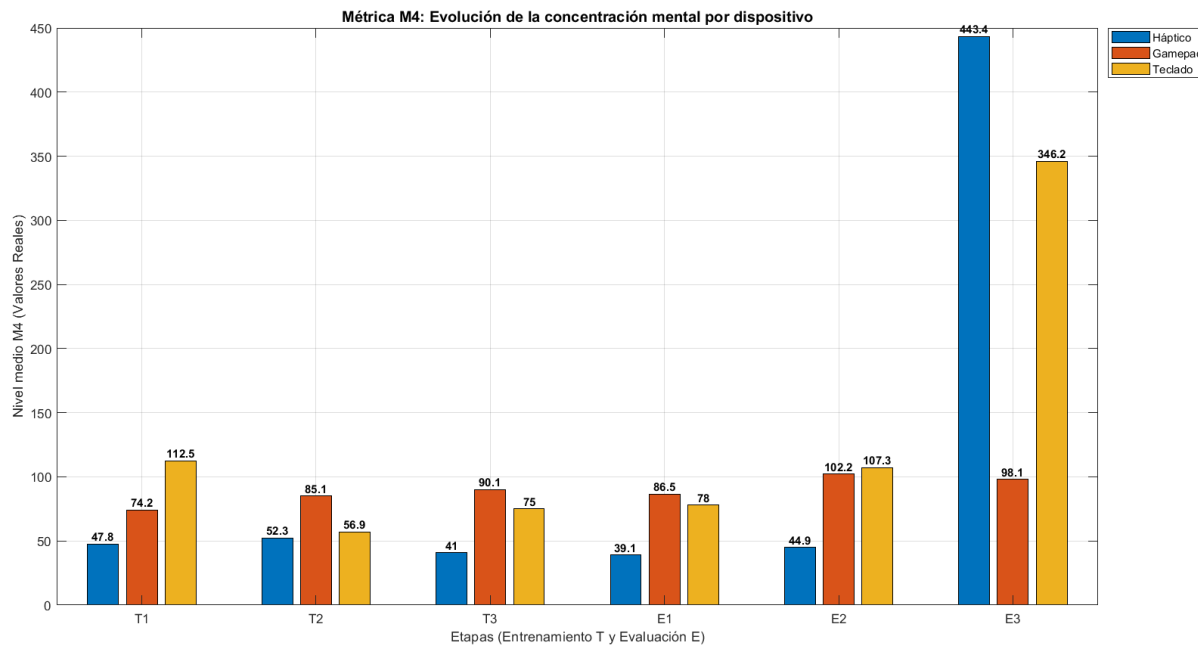


Figura 5.34: Reporte estadístico global de la concentración mental (M4) por dispositivo.

La Figura 5.34 muestra el análisis estadístico de la métrica M4, donde se observa que el teclado presenta los valores promedio más altos de concentración mental, seguido del gamepad. El dispositivo háptico, aunque presenta valores menores en promedio, muestra un incremento significativo en la etapa final, lo cual refuerza la hipótesis de adaptación progresiva. Asimismo, se identifican diferencias en la dispersión de los datos, indicando distintos niveles de estabilidad cognitiva entre modalidades en la muestra estudiada.

Tabla 5.32: Análisis global multimodal de métricas cognitivas y motoras.

Métrica	Dispositivo	N	Media	Desv. Std.	Mediana	Min	Max	Error Est.
Variabilidad_Motriz_Z	Gamepad	10	0.028110149	1.114414977	-0.416629376	-0.852662527	3.037249	0.352408959
Variabilidad_Motriz_Z	Haptico	10	-0.161021664	0.809946381	-0.537735984	-0.677578885	1.607659298	0.256127535
Variabilidad_Motriz_Z	Teclado	10	0.132911515	1.129147111	-0.389490086	-1.203392759	2.099931217	0.357067668
Carga_Mental_M4_Abs	Gamepad	10	84.84442172	126.2661685	46.7202087	30.66907232	443.3548928	39.92886838
Carga_Mental_M4_Abs	Haptico	10	87.202386	10.08983854	89.91636631	68.43626727	102.2018059	3.190687101
Carga_Mental_M4_Abs	Teclado	10	109.8262245	90.548133	104.2473424	32.70261164	346.1555962	28.63383381
Distraccion_Visual_M3	Gamepad	10	151.639339	161.3207888	102.7573762	52.53376676	597.9393748	51.01411267
Distraccion_Visual_M3	Haptico	10	117.4529589	41.75456523	118.0320634	38.55115748	192.1412728	13.20395288
Distraccion_Visual_M3	Teclado	10	237.0300443	153.4606335	199.5757332	78.27601793	549.8084022	48.52851332
Inquietud_Cefalica_M5M6	Gamepad	10	0	0	0	0	0	0
Inquietud_Cefalica_M5M6	Haptico	10	0.903714744	0.185406782	0.876515978	0.659864373	1.328926536	0.058630773
Inquietud_Cefalica_M5M6	Teclado	10	0	0	0	0	0	0

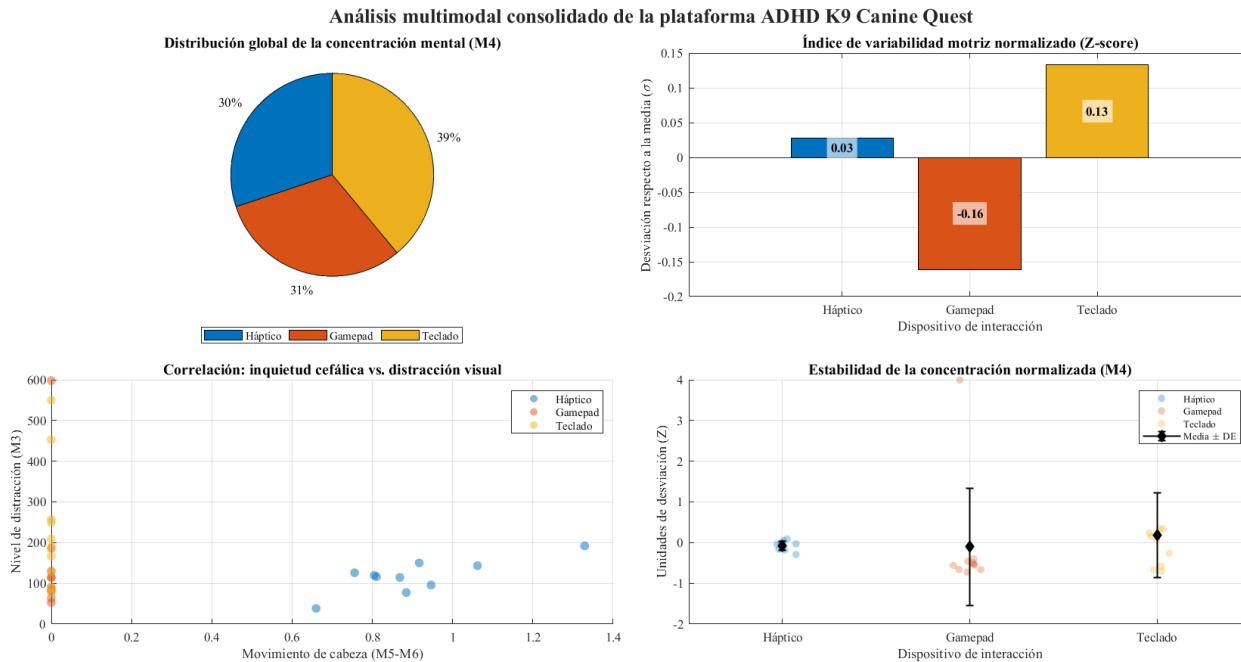


Figura 5.35: Análisis global multimodal: distribución, variabilidad y correlación de métricas cognitivas.

La Figura 5.35 integra un análisis multimodal que incluye la distribución global de la concentración mental, el índice de variabilidad motriz normalizado, la correlación entre inquietud cefálica y distracción visual, así como la estabilidad de la concentración. Se observa que el dispositivo teclado presenta la mayor proporción en la distribución global, indicando una mayor activación cognitiva en tareas controladas. Por otro lado, el gamepad presenta menor estabilidad y mayor dispersión, lo que sugiere una mayor variabilidad en el desempeño dentro de la muestra.

La correlación entre movimiento de cabeza y distracción visual evidencia una relación directa en ciertos casos, indicando que el incremento de actividad motora puede asociarse con disminución en la atención sostenida. Finalmente, el análisis de estabilidad muestra que el dispositivo háptico presenta menor dispersión relativa, lo cual puede interpretarse como un comportamiento más consistente una vez superada la fase de adaptación.

En conjunto, estos resultados permiten caracterizar el comportamiento base de la muestra neurotípica, estableciendo un referente cuantitativo para comparaciones futuras con muestras clínicas, como aquellas asociadas al TDAH.

Tabla 5.33: Resumen estadístico global de los perfiles de desempeño multimodal (media $\pm$ error estándar) por dispositivo.

Dispositivo	Precisión	Estabilidad	Esfuerzo	Velocidad
Háptico	-0.15 ± 0.22	-0.13 ± 0.21	0.51 ± 0.18	0.58 ± 0.19
Gamepad	0.39 ± 0.38	0.01 ± 0.20	-1.12 ± 0.16	-0.32 ± 0.11
Teclado	-0.24 ± 0.31	0.12 ± 0.48	0.61 ± 0.23	-0.26 ± 0.45

La Tabla 5.33 presenta el resumen estadístico global de los perfiles de desempeño neurocognitivo normalizado (Z-score) considerando las dimensiones de precisión, estabilidad, esfuerzo y velocidad, en función del dispositivo de interacción.

Se observa que el dispositivo háptico presenta valores positivos en las dimensiones de esfuerzo y velocidad, lo que sugiere una mayor activación motora y demanda energética durante la ejecución de la tarea, acompañado de una ligera disminución en la precisión y estabilidad. Por otro lado, el gamepad muestra un comportamiento contrastante, destacando una mayor precisión promedio, pero con una reducción significativa en el esfuerzo, indicando una menor carga motora.

En el caso del teclado, se identifica un perfil intermedio, con valores positivos en estabilidad y esfuerzo, aunque con menor desempeño en precisión y velocidad. Este comportamiento sugiere que el teclado actúa como una interfaz de control base con menor exigencia sensoriomotora, pero con limitaciones en la respuesta dinámica.

En conjunto, estos resultados evidencian diferencias significativas en la forma en que cada dispositivo modula la interacción cognitivo-motora, lo cual es consistente con los patrones observados en la representación gráfica asociada.

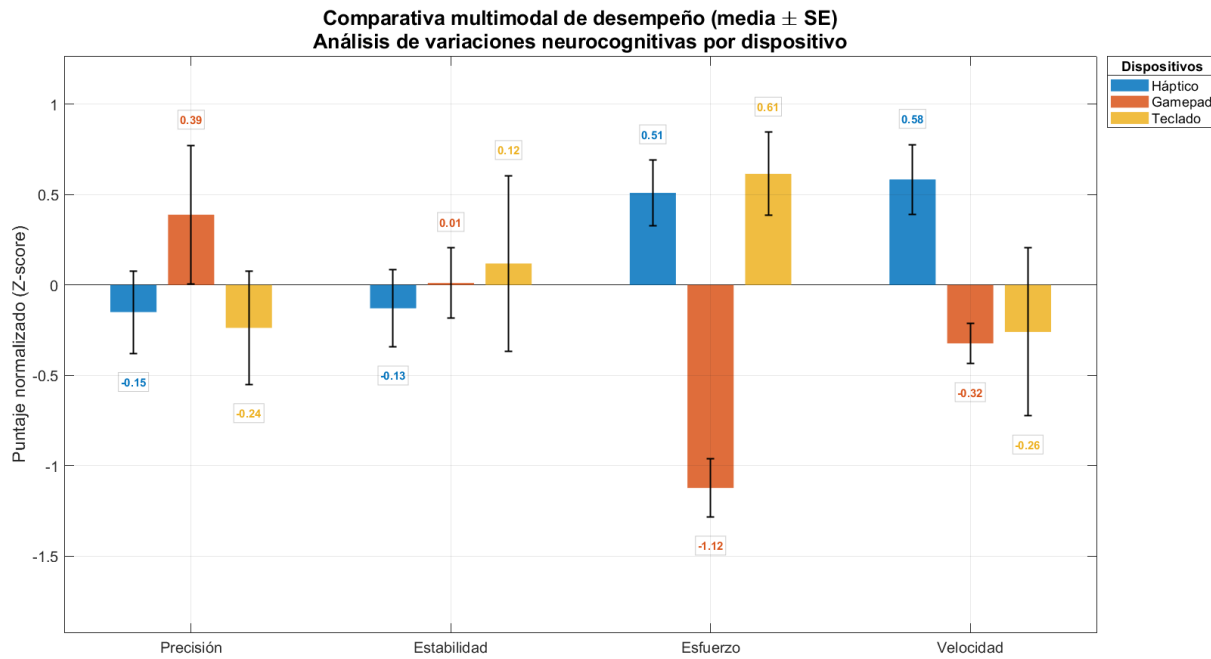


Figura 5.36: Comparativa multimodal de desempeño neurocognitivo (media $\pm$ error estándar) por dispositivo de interacción.

La Figura 5.36 muestra la comparativa multimodal de los perfiles de desempeño neurocognitivo en términos de precisión, estabilidad, esfuerzo y velocidad, evaluados mediante puntajes normalizados (Z-score) para los dispositivos háptico, gamepad y teclado.

Se observa que el dispositivo háptico presenta un incremento notable en las dimensiones de esfuerzo y velocidad, lo cual indica una mayor exigencia en la integración sensorio-motora y en la retroalimentación háptica durante la ejecución de la tarea. Este comportamiento sugiere una mayor activación de los procesos de control motor fino y coordinación visomotora.

En contraste, el gamepad exhibe valores positivos en precisión, pero una disminución significativa en la dimensión de esfuerzo, lo que indica una interacción más eficiente desde el punto de vista motor, pero con menor estimulación neurocognitiva. Esta condición puede asociarse a una menor carga cognitiva percibida durante la tarea.

Por su parte, el teclado presenta un perfil equilibrado, con valores moderados en estabilidad y esfuerzo, aunque con limitaciones en precisión y velocidad. Este patrón sugiere que, si bien el teclado permite una ejecución controlada, restringe la dinámica de respuesta y la riqueza de la interacción multimodal.

En términos globales, la gráfica evidencia que cada dispositivo induce un perfil neuro-

cognitivo distintivo, confirmando la hipótesis de que la modalidad de interacción influye significativamente en la estimulación cognitiva y el desempeño motor del usuario.

5.5. Discusión general de resultados

Los resultados obtenidos en las distintas modalidades de interacción evidencian que la carga cognitiva y el desempeño del usuario están significativamente influenciados por el tipo de interfaz utilizada. En particular, se observa que las interfaces con esquemas de control más familiares, como el dispositivo gamepad, presentan menores niveles de carga de trabajo percibida, lo cual puede atribuirse a la experiencia previa de los usuarios y a la correspondencia directa entre acción e intención.

Por el contrario, la interacción mediante teclado mostró un incremento en la carga cognitiva, especialmente en las dimensiones de esfuerzo y frustración evaluadas a través del índice NASA-TLX. Este comportamiento puede explicarse por la necesidad de realizar una traducción abstracta entre la intención del usuario y la acción ejecutada, lo que incrementa la demanda de procesamiento cognitivo y reduce la eficiencia en la ejecución de la tarea.

En el caso de la condición háptica, los resultados evidencian un comportamiento dual. Por un lado, la retroalimentación sensorial proporcionada por el sistema favorece la integración sensoriomotora, lo que puede facilitar la ejecución de la tarea en términos de precisión y control. Sin embargo, por otro lado, dicha retroalimentación introduce un canal adicional de información que incrementa la complejidad del procesamiento en tiempo real, lo que se traduce en mayores niveles de carga de trabajo percibida. Desde una perspectiva de sistemas, esto puede interpretarse como la incorporación de un lazo adicional de retroalimentación en el sistema usuario-interfaz, aumentando la demanda computacional y cognitiva.

En el contexto de población con TDAH, estos hallazgos adquieren una relevancia particular. La literatura neurocientífica ha documentado que los individuos con TDAH presentan alteraciones en los mecanismos de atención sostenida, control inhibitorio y regulación de la activación cognitiva, lo que influye directamente en su desempeño ante tareas con diferentes niveles de estimulación.

De manera complementaria, esta relación entre estimulación y desempeño también ha sido reflejada en expresiones culturales contemporáneas. En la canción *Anything But Ordinary* de Avril Lavigne, se describe una resistencia a la monotonía y una inclinación hacia experiencias intensas y dinámicas. Si bien esta obra no constituye evidencia científica, su narrativa ilustra cualitativamente la necesidad de estimulación constante asociada al TDAH.

En este sentido, el incremento en la carga de trabajo observado en la condición háptica

no debe interpretarse únicamente como una desventaja, sino como un indicio de mayor activación cognitiva. Bajo esta perspectiva, el sistema háptico puede estar actuando como un modulador de estímulos que incrementa el nivel de involucramiento del usuario, lo que potencialmente favorece el mantenimiento de la atención en tareas dinámicas. Este resultado sugiere que, en lugar de minimizar la estimulación, el diseño de sistemas interactivos para población con TDAH debe orientarse hacia la optimización y regulación de estímulos multisensoriales.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo futuro

6.1. Introducción

En este capítulo se presenta el análisis integral de los resultados obtenidos a lo largo del desarrollo experimental del sistema propuesto. La investigación se fundamenta en la evaluación de un exergame basado en un HRpI, el cual integra seguimiento ocular, retroalimentación háptica y diferentes modalidades de interacción (háptica, teclado y gamepad), con el objetivo de analizar el comportamiento neurocognitivo en tareas de atención.

A diferencia de enfoques tradicionales, este estudio considera tanto métricas objetivas (seguimiento ocular, error motor, tiempo de respuesta y concentración) como subjetivas (carga cognitiva mediante NASA-TLX), lo que permite una evaluación multimodal del desempeño del usuario. En este sentido, el análisis presentado busca identificar patrones de comportamiento, comparar las condiciones experimentales y determinar el impacto de cada interfaz en la carga cognitiva y el rendimiento.

6.2. Análisis general del sistema propuesto

El sistema desarrollado, basado en el exergame “ADHD K9 Canine Quest”, demuestra ser una plataforma capaz de integrar múltiples dimensiones del análisis cognitivo. La combinación de seguimiento ocular, interacción háptica y entornos virtuales permite capturar de manera simultánea variables relacionadas con la atención, el control motor y la toma de decisiones.

Durante la fase experimental, se observó que los usuarios presentan distintos patrones de comportamiento dependiendo de la modalidad de interacción utilizada. En particular, la retroalimentación háptica introduce un elemento de guía sensorial que influye direc-

tamente en la estabilidad del movimiento, la precisión de seguimiento y la capacidad de mantener la atención en estímulos relevantes.

Por otro lado, las interfaces tradicionales como el teclado y el gamepad dependen en mayor medida de la coordinación visomotora y del procesamiento cognitivo consciente, lo que incrementa la complejidad de la tarea.

6.3. Análisis de métricas objetivas

El análisis de las métricas objetivas revela diferencias importantes entre las condiciones experimentales:

- **Precisión motora (error RMS):** La interfaz háptica presenta menores errores de seguimiento, lo que indica una mejora en la estabilidad y control del movimiento. En contraste, el gamepad muestra mayor variabilidad, evidenciando dificultades en la ejecución precisa de la tarea.
- **Concentración visual y mental:** Los datos de seguimiento ocular indican que la interacción háptica favorece una mayor fijación en los estímulos relevantes, reduciendo la dispersión visual hacia distractores.
- **Variabilidad conductual:** Se observa una menor dispersión en las trayectorias espaciales bajo la condición háptica, mientras que el teclado y el gamepad presentan trayectorias más erráticas.
- **Evolución temporal del desempeño:** Durante las etapas de entrenamiento y exploración, los usuarios muestran una mejora progresiva en la condición háptica, lo que sugiere un efecto de aprendizaje más eficiente.

Estos resultados confirman que la integración de retroalimentación sensorial mejora la coordinación cognitivo-motora y facilita la ejecución de tareas complejas.

6.4. Análisis de métricas subjetivas (NASA-TLX)

Los resultados obtenidos mediante el índice NASA-TLX muestran diferencias claras en la carga cognitiva percibida entre las interfaces evaluadas.

La interfaz háptica presenta los niveles más bajos de carga de trabajo, lo que indica que los usuarios perciben la tarea como más intuitiva y menos demandante. En contraste, el gamepad registra los valores más altos, seguido del teclado, evidenciando una mayor exigencia en términos de esfuerzo mental, físico y temporal.

Esta diferencia puede explicarse por la naturaleza de cada interfaz. Mientras que la retroalimentación háptica proporciona guía en tiempo real, reduciendo la incertidumbre en la toma de decisiones, las interfaces tradicionales requieren un mayor procesamiento cognitivo para interpretar y ejecutar las acciones necesarias.

Asimismo, se observa que la variabilidad entre usuarios es menor en la condición háptica, lo que sugiere una experiencia más uniforme e independiente del nivel de habilidad previa.

6.5. Análisis multimodal del desempeño

Uno de los principales aportes de esta investigación es la integración de métricas objetivas y subjetivas en un análisis multimodal del desempeño neurocognitivo.

Los resultados muestran una correlación directa entre:

- Mayor precisión motora → menor carga cognitiva
- Mayor concentración visual → mejor rendimiento en la tarea
- Menor variabilidad conductual → mayor estabilidad cognitiva

En este contexto, la interfaz háptica no solo mejora el desempeño en términos cuantitativos, sino que también reduce la carga cognitiva percibida, lo que la posiciona como una alternativa más eficiente para tareas de entrenamiento cognitivo.

Por otro lado, el uso de algoritmos de segmentación como K-means permitió identificar perfiles de desempeño entre los usuarios, evidenciando que la interacción influye directamente en la clasificación del comportamiento cognitivo.

6.6. Implicaciones en el estudio del TDAH

Los resultados obtenidos tienen implicaciones relevantes en el ámbito del diagnóstico y tratamiento del TDAH.

El uso de tecnologías como el seguimiento ocular y la interacción háptica permite evaluar de manera objetiva los niveles de atención, impulsividad y control cognitivo. Además, el entorno del exergame facilita la incorporación de estímulos controlados, lo que permite analizar la respuesta del usuario ante distractores.

La reducción de la carga cognitiva observada en la interfaz háptica sugiere que este tipo de tecnología puede ser utilizada como herramienta de apoyo terapéutico, favoreciendo la autorregulación y el entrenamiento de la atención en pacientes con TDAH.

Asimismo, el enfoque multimodal propuesto contribuye a superar las limitaciones de los métodos tradicionales, proporcionando una evaluación más completa y cuantificable del estado cognitivo.

6.7. Limitaciones del estudio

A pesar de los resultados obtenidos, es importante considerar ciertas limitaciones:

- Tamaño de muestra reducido, lo que limita la generalización de los resultados.
- Variabilidad en la experiencia previa de los usuarios con dispositivos digitales.
- Condiciones experimentales controladas que pueden diferir del entorno clínico real.

Estas limitaciones abren la posibilidad de realizar estudios futuros con poblaciones más amplias y diversas, así como integrar métricas fisiológicas adicionales.

6.8. Aportaciones de la investigación

En síntesis, los resultados de esta investigación demuestran que la integración de retroalimentación háptica en sistemas interactivos permite mejorar significativamente el desempeño cognitivo y reducir la carga de trabajo percibida.

El análisis comparativo entre interfaces confirma que el diseño de la interacción tiene un impacto directo en la eficiencia, la precisión y la experiencia del usuario. En particular, la interfaz háptica destaca como la opción más adecuada para aplicaciones de entrenamiento cognitivo.

Finalmente, el enfoque multimodal propuesto representa una contribución relevante en el desarrollo de herramientas tecnológicas para el estudio del TDAH, abriendo nuevas oportunidades para la evaluación y tratamiento basados en evidencia cuantitativa.

Bibliografía

- [1] B. Tleubayev, Z. Zhexenova, A. Zhakenova, and A. Sandygulova, Robot-assisted therapy for children with ADHD and ASD: A pilot study, in *Proc. 2019 2nd Int. Conf. Service Robotics Technologies*, pp. 58–62, 2019, doi: 10.1145/3325693.3325703.
- [2] F. Somma, A. Rega, and O. Gigliotta, “Artificial Intelligence-powered cognitive training applications for children with attention deficit hyperactivity disorder: a brief review,” *Children Worldwide*, vol. 2, no. 3, p. 4, 2019.
- [3] M. Fernández-Daza, Rehabilitación neuropsicológica en niños con TDAH. ¿Qué dice la evidencia sobre el entrenamiento neurocognitivo?, *Rev. Guillermo de Ockham*, vol. 17, no. 1, pp. 65–76, 2019.
- [4] P. Patil, R. D. Peng, and J. Leek, “A statistical definition for reproducibility and replicability,” *bioRxiv*, 2016, doi: 10.1101/066803.
- [5] F. Rodriguez-Sanchez, A. J. Pérez-Luque, I. Bartomeus, and S. Varela, “Ciencia reproducible: qué, por qué, cómo,” *Rev. Ecosistemas*, vol. 25, no. 2, pp. 83–92, 2016, doi: 10.7818/ecos.2016.25-2.11.
- [6] R. H. Bitsko, A. H. Claussen, J. Lichstein *et al.*, “Mental Health Surveillance Among Children — United States, 2013–2019,” *MMWR Suppl.*, vol. 71, no. Suppl-2, pp. 1–42, 2022, doi: 10.15585/mmwr.su7102a1.
- [7] ISSSTE, “Tratamiento oportuno de TDAH reduce riesgo de maltrato y adicciones: ISSSTE,” Comunicado, 2022. [En línea]. Disponible: <https://www.gob.mx/issste/prensa/tratamiento-oportuno-de-tdah-reduce-riesgo-de-maltrato-y-adicciones-issste>
- [8] IMSS, “Durante el confinamiento, es fundamental que los menores con TDAH realicen actividades en casa y sean constantes con sus medicamentos,” 2020.
- [9] D. Rojas and L. Gutiérrez, “TDAH: Otra problemática que le ha quedado grande a la SEP,” *LADO B*, Feb. 2021.

- [10] H. W. Loh, C. P. Ooi, P. D. Barua, E. E. Palmer, F. Molinari, and U. R. Acharya, "Automated detection of ADHD: Current trends and future perspective," *Comput. Biol. Med.*, vol. 146, 2022, doi: 10.1016/j.compbimed.2022.105525.
- [11] W. Das and S. Khanna, "A robust machine learning based framework for the automated detection of ADHD using pupillometric biomarkers and time series analysis," *Sci. Rep.*, pp. 1–12, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-95673-5.
- [12] A. Housholder, J. Reaban, A. Peregrino, G. Votta, and T. K. Mohd, "Evaluating accuracy of the Tobii Eye Tracker 5," in *Intelligent Human Computer Interaction*, J.-H. Kim, M. Singh, J. Khan, U. S. Tiwary, M. Sur, and D. Singh, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2022, pp. 379–390.
- [13] P. Varela, F. L. Esposito, I. Morata, A. Capdevila, M. S. Puig, N. de la Osa, L. Ezpeleta, S. V. Faraone, J. A. Ramos-Quiroga, H. Súper, and J. Cañete, "Clinical validation of eye vergence as an objective marker for diagnosis of attention deficit hyperactivity disorder in children," *J. Atten. Disord.*, vol. 22, no. 14, pp. 1356–1363, Jan. 2018.
- [14] R. Montaleão Brum Alves, M. Ferreira da Silva, É. Assis Schmitz, and A. Juarez Alencar, "Trends, limits, and challenges of computer technologies in attention deficit hyperactivity disorder diagnosis and treatment," *Cyberpsychol. Behav. Soc. Netw.*, vol. 25, no. 1, pp. 14–26, Jan. 2022, doi: 10.1089/cyber.2020.0867.
- [15] V. Delvigne and S. Attention, "Studying attention in virtual reality with electroencephalography and eye-tracking," 2023.
- [16] M. I. C. Zuñiga, E. E. R. López, F. J. Á. Rodríguez, and A. T. Soto, "Eye tracking for detection of ADHD patterns in children between 6 to 8 years-old," in *Proc. 2022 Int. Conf. Inclusive Technologies and Education (CONTIE)*, 2022, pp. 1–7, doi: 10.1109/CONTIE56301.2022.10004422.
- [17] V. Khullar, K. Salgotra, H. P. Singh, and D. P. Sharma, "Deep learning-based binary classification of ADHD using resting state MR images," *Augment. Hum. Res.*, vol. 6, no. 1, p. 5, 2021, doi: 10.1007/s41133-020-00042-y.
- [18] C. A. Srabani Banerjee, "Neurofeedback and biofeedback for mood and anxiety disorders: A review of clinical effectiveness and guidelines," pp. 1–26, 2017.
- [19] L. Liu, Y. Liu, and X. Gao, "An immersive human-robot interactive game framework based on deep learning for children's concentration training," *Healthcare*, vol. 10, no. 9, p. 1779, 2022, doi: 10.3390/healthcare10091779.

- [20] A. Serrano-Barroso, R. Siugzdaite, J. Guerrero-Cubero, A. J. Molina-Cantero, I. M. Gomez-Gonzalez, J. C. Lopez, and J. P. Vargas, "Detecting attention levels in ADHD children with a video game and the measurement of brain activity with a single-channel BCI headset," *Sensors*, vol. 21, no. 9, p. 3221, May 2021, doi: 10.3390/s21093221.
- [21] C. B. A. Gonzales, A. Muñoz, P. P. Müller, L. C. Carrere, and C. B. Tabernig, "A hybrid BCI for neurofeedback-based attention training: design and preliminary evaluation," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 20, no. 5, pp. 746–752, 2022, doi: 10.1109/TLA.2022.9693558.
- [22] D. M. Mateos, G. Krumm, V. Arán Filippetti, and M. Gutierrez, "Power spectrum and connectivity analysis in EEG recording during attention and creativity performance in children," *NeuroSci*, vol. 3, no. 2, pp. 347–365, 2022, doi: 10.3390/neurosci3020025.
- [23] A. García-Baos, D. Tomas, I. Oliveira, P. Collins, C. Echevarria, L. P. Zapata, and H. Super, "Novel interactive eye-tracking game for training attention in children with attention-deficit/hyperactivity disorder," *Prim. Care Companion CNS Disord.*, vol. 21, no. 4, p. 26348, 2019, doi: 10.4088/pcc.19m02428.
- [24] A. Lev, Y. Braw, T. Elbaum, M. Wagner, and Y. Rassevsky, "Eye tracking during a continuous performance test: Utility for evaluating patients with ADHD," *J. Atten. Disord.*, vol. 26, no. 2, pp. 245–255, 2022, doi: 10.1177/1087054720972786.
- [25] J. H. Yoo, J. K. Park, S. Lee, K. Kim, and H. J. Song, "Development of an innovative approach using portable eye tracking to assist ADHD screening: a machine learning study," *Frontiers in Psychiatry*, vol. 15, p. 1337595, 2024, doi: 10.3389/fpsy.2024.1337595.
- [26] J. E. Leikauf, C. Correa, A. N. Bueno, V. P. Sempere, and L. M. Williams, "Stop-Watch: Pilot study for an Apple Watch application for youth with ADHD," *Digital Health*, vol. 7, p. 20552076211001216, 2021.
- [27] V. Bravou and A. Drigas, "BCI-based games and ADHD," *Research, Society and Development*, vol. 10, no. 4, p. e52410413942, 2021.
- [28] J. Aparicio-Juárez, O. A. Domínguez-Ramírez, G. Sepúlveda-Cervantes, J. García-Blancas, J. D. Ramírez-Zamora, E. A. Escotto-Córdova, and I. Reyes-Hernández, "Human-robot physical interaction system as a tool for neurocognitive stimulation in children with ADHD in Mexico," in *Proc. ICMEAE 2023*, 2023.

- [29] A. R. Luria, *El cerebro en acción*, 2nd ed., M. Torres, Trad. Barcelona: Editorial Fontanella, 1974.
- [30] G. Parisi, *In a Flight of Starlings: The Wonders of Complex Systems*. London: Penguin, 2023.
- [31] A. García-Baos, M. D'Amelio, A. Oliveira, J. Collins, A. Echevarria, J. Zapata, M. Martínez, and S. Quintero, "Novel interactive eye-tracking game for training attention in children with attention-deficit/hyperactivity disorder," *Prim. Care Companion CNS Disord.*, vol. 21, no. 4, p. 19m02428, 2019, doi: 10.4088/PCC.19m02428.
- [32] B. K. P. Cardero, "Prevención del trastorno por déficit de atención con hiperactividad en la primera infancia," *Ciencias Pedagógicas*, vol. 17, no. 1, pp. 172–183, 2024.
- [33] J. Quintero, M. Martín, P. Alcindor, and J. Pérez-Templado, "Prevención en el trastorno por déficit de atención/hiperactividad," *Rev. Neurol.*, vol. 62, no. Supl. 1, pp. S93–S97, 2016.
- [34] M. Martínez-Morga, M. P. Quesada-Rico, C. Bueno, and S. Martínez, "Bases neurológicas del trastorno del espectro autista y del trastorno por déficit de atención/hiperactividad: diferenciación neural y sinaptogénesis," *Rev. Neurol.*, vol. 66, no. Supl. 1, pp. S97–S102, 2018, doi: 10.33588/rn.66S01.2018033.
- [35] J. Aparicio-Juárez, O. A. Dominguez-Ramírez, J. Garcia-Blancas, and J. D. Ramirez-Zamora, "Human-robot physical interaction system as a tool for neurocognitive stimulation in children with ADHD in Mexico," in *Proc. ICMEAE 2023*, 2022.
- [36] R. Montaleão Brum Alves, M. da Silva, E. Assis Schmitz, and A. Juarez Alencar, "Trends, limits, and challenges of computer technologies in attention deficit hyperactivity disorder diagnosis and treatment," *Cyberpsychol. Behav. Soc. Netw.*, vol. 25, no. 1, pp. 14–26, 2022.
- [37] M. I. C. Zuñiga, E. E. R. López, F. J. Á. Rodríguez, and A. T. Soto, "Eye tracking for detection of ADHD patterns in children between 6 to 8 years-old," in *Proc. 2022 Int. Conf. Inclusive Technologies and Education (CONTIE)*, 2022, pp. 1–7, doi: 10.1109/CONTIE56301.2022.10004422.
- [38] K. Kiili, S. De Freitas, S. Arnab, and T. Lainema, "The design principles for flow experience in educational games," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 15, pp. 78–91, 2012.
- [39] M. Csikszentmihalyi, *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. New York: Harper & Row, 1990.

- [40] T. Constant, G. Levieux, A. Buendia, and S. Natkin, "From objective to subjective difficulty evaluation in video games," in *Proc. 16th IFIP TC 13 Int. Conf. Human-Computer Interaction (INTERACT 2017)*, Mumbai, India, Sep. 2017, pp. 107–127, Cham: Springer International Publishing.
- [41] B. Bontchev, "Adaptation in affective video games: A literature review," *Cybernetics and Information Technologies*, vol. 16, no. 3, pp. 3–34, 2016.
- [42] S. G. Hart and L. E. Staveland, "Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research," in *Human Mental Workload*, P. A. Hancock and N. Meshkati, Eds. Amsterdam: North-Holland, 1988, pp. 139–183.
- [43] G. Andreou and A. Argatzopoulou, "Unraveling ADHD through eye-tracking procedures: A scoping review," *J. Atten. Disord.*, vol. 29, no. 11, pp. 977–988, 2025, doi: 10.1177/10870547251344731.
- [44] J. Lin and W.-R. Chang, "Effectiveness of serious games as digital therapeutics for enhancing the abilities of children with ADHD: Systematic literature review," *JMIR Serious Games*, vol. 13, e60937, 2025, doi: 10.2196/60937.
- [45] B. K. Schultz, M. M. Silva, and J. R. Pereira, "A systematic review and content analysis of serious video games for children with ADHD," *Frontiers in Psychiatry*, vol. 16, 2025, doi: 10.3389/fpsy.2025.1605744.
- [46] D. Szczepaniak, M. Kowalski, and P. Zielinski, "Your eyes controlled the game: Real-time cognitive training adaptation based on eye-tracking and physiological data in virtual reality," *arXiv preprint arXiv:2512.17882*, 2025, doi: 10.48550/arXiv.2512.17882.
- [47] E. Gabarron, S. Larbi, and A. Wynn, "Evaluating the evidence: a systematic review of reviews of the effectiveness and safety of digital interventions for ADHD," *BMC Psychiatry*, vol. 25, 2025.
- [48] M. F. Shaikh, A. Rahman, and K. Patel, "Serious gaming and eye-tracking for the screening, monitoring, and diagnosis of neurodevelopmental disorders in children: a systematic literature review," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 13, 2026.
- [49] J. Berg and S. Lu, "Review of interfaces for industrial human-robot interaction," *Current Robotics Reports*, vol. 1, pp. 27–34, 2020.

- [50] P. S. Castro and I. C. Cantón, "Filtros no lineales," *Tlatemoani Rev. Académica de Investigación*, 2014.
- [51] R. Chrobak, S. Mancini, and J. Sztrajman, "Una propuesta de enseñanza de la fuerza de Coriolis en un concurso de Física I," in *Proc. VI Congreso Nacional de Investigación en Educación en Ciencias y Tecnología*, 2019.
- [52] W. E. Ford, "What is an open architecture robot controller?," in *Proc. 1994 9th IEEE Int. Symp. Intelligent Control*, pp. 27–32, 1994.
- [53] N. Hogan, "Controlling impedance at the man/machine interface," in *Proc. 1989 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1626–1627, 1989.
- [54] I. Hou, C. Alexandra, and M. A. Srinivasan, "Multimodal virtual environments: Magic toolkit and visual-haptic interaction paradigms," 1998.
- [55] M. Ishii and M. Sato, "A 3D spatial interface device using tensed strings," *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 3, no. 1, pp. 81–86, 1994.
- [56] H. Iwata, "Pen-based haptic virtual environment," in *Proc. IEEE Virtual Reality Annual Int. Symp.*, pp. 287–292, 1993.
- [57] S. Jacobsen, E. Iversen, C. Davis, D. Poter, and T. McLain, "Design of a multiple degree-of-freedom, force reflective hand master/slave with high mobility wrist," in *Proc. ANS/IEEE/SMC 3rd Topical Meeting on Robotics and Remote Systems*, New York: IEEE, 2018.
- [58] A. Jarillo-Silva, O. A. Dominguez-Ramirez, V. Parra-Vega, and P. Ordaz-Oliver, "Phantom omni haptic device: Kinematic and manipulability," in *Proc. 2009 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conf. (CERMA)*, pp. 193–198, IEEE, 2009.
- [59] F. Miyara, *Filtros activos*. Rosario: Universidad Nacional de Rosario, Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, 2004.
- [60] M. Moore and J. Wilhelms, "Collision detection and response for computer animation," in *Proc. 15th Annual Conf. Computer Graphics and Interactive Techniques*, pp. 289–298, 1988.
- [61] F. R. Rubio and M. J. L. Sánchez, *Control adaptativo y robusto*, vol. 9. Sevilla: Universidad de Sevilla, 1996.

-
- [62] L. Sciavicco and B. Siciliano, *Modelling and Control of Robot Manipulators*. London: Springer, 2001.
- [63] M. W. Spong and M. Vidyasagar, *Robot Dynamics and Control*. New York: John Wiley and Sons, 2008.
- [64] K. S. Subir, *Introducción a la robótica*. México D.F.: McGraw-Hill, 2008.
- [65] M. A. Tobaiqi, E. A. Albadawi, H. A. Fadlalmola, and M. S. Albadrani, "Application of virtual reality-assisted exergaming on the rehabilitation of children with cerebral palsy: A systematic review and meta-analysis," *J. Clin. Med.*, vol. 12, p. 7091, 2023, doi: 10.3390/jcm12227091.
- [66] Y. Vazquez-Gutierrez, D. L. O'Sullivan, and R. C. Kavanagh, "Study of the impact of the incremental optical encoder sensor on the dynamic performance of velocity servosystems," *The Journal of Engineering*, vol. 2019, no. 17, pp. 3807–3811, 2019.
- [67] J. Wang and A. Chortos, "Control strategies for soft robot systems," *Advanced Intelligent Systems*, vol. 4, no. 5, p. 2100165, 2022.
- [68] M. Wu, J. J. Abbott, and A. M. Okamura, "Effects of velocity on human force control," in *Proc. 1st Joint Eurohaptics Conf. and Symp. on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*, pp. 73–79, IEEE, 2005.
- [69] T. Yoshikawa, "Manipulability of robotic mechanisms," *Int. J. Robot. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 3–9, 1985.
- [70] 3D Systems Inc., "Touch haptic device," *3D Systems*. [En línea]. Disponible: <https://es.3dsystems.com/haptics-devices/touch>. [Consultado: 2024].

ANEXOS

A. Formato de consentimiento informado

FORMATO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

Número de Folio: _____

Lugar y fecha: Hidalgo, a 22 de enero de 2026

CARTA DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

Título de la Investigación

Plataforma basada en sincronización háptica, medición de carga cognitiva y concentración, e interacción físico humano–robot como herramienta de estimulación neurocognitiva para la detección de TDAH

Nombre del Investigador Principal

- Dr. Omar Arturo Domínguez Ramírez
- M. Sc. Jerónimo Aparicio Juárez
- M. Sc. Edgar Rafael Hernández Ríos

Nombre de la persona que participará en la investigación

A través de este documento, que forma parte del proceso para la obtención del consentimiento informado, se le invita a participar en una investigación que integra exergaming con sincronización háptica, evaluación de carga cognitiva y concentración, y un sistema de interacción física humano–robot como herramienta de estimulación y evaluación neurocognitiva, incluyendo la detección de indicadores asociados al Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH).

La participación implica la realización de actividades mediante un videojuego interactivo, utilizando gamepad, teclado y dispositivos hápticos, así como la aplicación de cuestionarios estandarizados como el NASA Task Load Index (NASA TLX) para conocer la percepción subjetiva del esfuerzo mental, físico y emocional durante los experimentos.

Antes de decidir su participación, es importante que comprenda por qué se realiza esta investigación y en qué consistirá su participación.

1. ¿Dónde se llevará a cabo esta investigación?

La investigación se llevará a cabo en las instalaciones de _____, específicamente en _____, ubicado en _____.

2. ¿Cuál es el objetivo de esta investigación?

El objetivo general es evaluar una plataforma integral de exergaming multimodal que combina:

- Videojuegos activos con sincronización háptica.
- Medición del desempeño cognitivo, carga mental y nivel de concentración.
- Un sistema de interacción física humano-robot como herramienta de estimulación neurocognitiva.

3. ¿Por qué es importante esta investigación?

- Integra la rehabilitación física y la evaluación cognitiva.
- Permite estudiar la carga cognitiva y concentración.
- Incorpora interacción humano-robot.
- Contribuye a la detección de indicadores relacionados con TDAH.

4. ¿Por qué he sido invitado(a)?

- Cumple con criterios de inclusión del estudio.
- Capacidad de interacción con dispositivos.

5. ¿Estoy obligado(a) a participar?

No. La participación es voluntaria y puede retirarse en cualquier momento.

6. ¿En qué consistirá mi participación?

- Uso de dispositivos hápticos.
- Interacción con videojuegos.
- Evaluación cognitiva.

7. Beneficios

- Estimulación cognitiva.
- Mejora en la atención.

8. Riesgos

- Fatiga leve.
- Cansancio visual.

9. Costo

No tiene costo.

10. Retiro

Puede retirarse en cualquier momento.

11. Resultados

Uso académico y científico.

FIRMA DE CONSENTIMIENTO

Yo, _____, declaro haber leído y comprendido la información proporcionada y acepto participar voluntariamente en esta investigación.

Firma o huella

Fecha

Teléfono: _____

B. Glosario

TDAH (Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad). Es uno de los trastornos mentales más comunes en la infancia y se caracteriza por una combinación de inatención, impulsividad e hiperactividad [6].

Seguimiento ocular (Eye-tracking). Técnica que utiliza cámaras y sensores para rastrear y registrar los movimientos de los ojos mientras se realiza una tarea o se observa un estímulo visual [12].

Exergame. Videojuego interactivo diseñado para evaluar y entrenar la atención visual en niños con TDAH [14].

Interfaz háptica. Dispositivo que proporciona retroalimentación táctil durante el entrenamiento de atención, guiando suavemente la mirada del niño hacia la trayectoria correcta [19].

Electroencefalografía (EEG). Técnica de monitoreo de la actividad eléctrica cerebral que permite correlacionar los patrones de actividad cerebral con las métricas de atención visual [20].

Aprendizaje automático (Machine Learning). Conjunto de técnicas y algoritmos que permiten a los sistemas aprender de los datos y mejorar su rendimiento en tareas específicas [10].

Inteligencia artificial (IA). Campo de estudio que busca desarrollar sistemas capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el aprendizaje, el razonamiento y la resolución de problemas [10].

Neurorretroalimentación (Neurofeedback). Técnica que utiliza electroencefalografía para medir en vivo la actividad eléctrica cerebral y entrenar al paciente a modificar selectivamente patrones de oscilaciones neuronales asociadas a psicopatología [18].

Biorretroalimentación (Biofeedback). Técnica que emplea la monitorización de señales biológicas periféricas (frecuencia cardíaca y presión sanguínea) para entrenar la autorregulación de funciones involuntarias mediante retroalimentación en tiempo real [18].

Plasticidad cerebral. Capacidad del cerebro para reorganizarse estructural y funcionalmente en respuesta a estímulos internos y externos [14].

Engrama. Término utilizado para referirse a la huella o representación cerebral que se forma después de un proceso de aprendizaje o experiencia [22].

Realidad virtual (RV). Entorno generado por computadora que simula la realidad física y permite la interacción e inmersión del usuario [18].

Conectividad funcional (FC). Medida de la correlación temporal entre las señales de actividad de diferentes regiones cerebrales [17].

Pupilometría. Técnica de medición y análisis del tamaño y la dinámica de la pupila del ojo como indicador de procesos cognitivos y emocionales [11].

Reproducibilidad. Capacidad de replicar los resultados de un estudio utilizando los mismos datos y metodología [4].

Replicabilidad. Capacidad de obtener resultados consistentes en un estudio utilizando una metodología y datos diferentes [4].

Interfaz Cerebro-Computadora (BCI). Sistema que permite la comunicación directa entre el cerebro y un dispositivo externo, como una computadora o un robot, mediante la adquisición y procesamiento de señales cerebrales [20].

Hiperactividad. Uno de los síntomas principales del TDAH, caracterizado por un exceso de actividad motora y dificultad para permanecer quieto [6].

Impulsividad. Otro síntoma clave del TDAH, que se manifiesta como una tendencia a actuar sin pensar, a responder de manera apresurada y a tener dificultades para regular las emociones [6].

Neurodivergencia. Término que se refiere a las variaciones en el funcionamiento neurológico y cognitivo que se desvían de lo que se considera “típico” o “normal”, como en el caso del TDAH [23].

Acción motora. Es la habilidad humana para controlar fuerzas de contacto durante la manipulación y exploración manual [63].

Algoritmo. Conjunto ordenado y finito de operaciones que permite hallar la solución de un problema [68].

Cinemática de robot. Estudia el movimiento del mismo con respecto a un sistema de referencia. Así, la cinemática se interesa por la descripción analítica del movimiento espacial del robot como una función del tiempo, y en particular por las relaciones entre la posición y la orientación del extremo final del robot con los valores que toman sus

coordenadas articulares [62].

Codificador óptico. Dispositivo de retroalimentación que convierte un movimiento mecánico en señales eléctricas, las cuales indican la posición de un actuador [66].

Energía. Capacidad de realizar un trabajo [63].

Dispositivo háptico. Conjunto de interfaces tecnológicos que interaccionan con el ser humano mediante el sentido del tacto. Se trata de una tecnología emergente que desde los 90 que está evolucionando prometedoramente. Los dispositivos hápticos de realimentación de fuerzas, permiten que los usuarios toquen y manipulen objetos virtuales, creando el efecto de textura, colisión, elasticidad; cuando se trabaja sobre los modelos 3D [62].

Detección de colisión. Involucra la detección automática de una interacción inminente de dos objetos y de la locación donde esta interacción toma lugar. En el momento del impacto, la simulación produce una respuesta de colisión. Corresponde al primer paso del modelado físico de un mundo virtual [60].

Fuerza de fricción. Es la fuerza que se opone a que un cuerpo se desplace al estar en contacto con otro. La fricción se origina en el hecho de las superficies no suelen ser perfectamente lisas, por lo que las irregularidades que existen en las superficies impedirán que las superficies se desplacen libremente entre sí [63].

Guiado háptico. Técnica común para enseñar a los pacientes durante las pautas de movimiento deseado durante una rehabilitación motriz [58].

Guiado háptico pasivo El usuario es guiado por un agente externo [58].

Impedancia mecánica. Es la relación entre la fuerza aplicada y el desplazamiento de la mano o dedo. La impedancia mecánica juega un papel en la sensibilidad y estabilidad de una interfaz hombre-máquina [53].

Interfaz hombre-robot. Es utilizar a un robot como un asistente inteligente. En esta aplicación el ser humano tiene a su cargo la toma de decisiones, mientras que un robot se encarga de generar la fuerza [49].

Percepción háptica. Es el resultado de una cadena de eventos que inician con un estímulo aplicado al cuerpo, como calor, presión, o vibración. Dependiendo del tipo, magnitud y lugar de la piel, este estímulo activa una respuesta de receptores especializados

(termorreceptores, mecanorreceptores y nocioreceptores) [54].

Planeación de trayectoria. Es generar las referencias de entrada del sistema de control de movimiento, el cual asegura que el manipulador ejecuta las trayectorias de planeación. Planeando consiste en generar un tiempo de secuencia de los valores obtenidos por una función polinomial interpolando la trayectoria deseada [62].

Percepción humana. Es la habilidad humana para percibir las propiedades de los objetos como forma, textura y suavidad, y es medida con equipo computacional controlado y métodos psicofísicos [55].

Retroalimentación táctil. Sensación aplicada a la piel, típicamente en respuesta al contacto u otras acciones en un mundo virtual. La retroalimentación táctil puede ser utilizada para generar un símbolo, un código Braille o simplemente una sensación que indica alguna condición [56].

Retroalimentación de fuerza. Sensación de peso o resistencia en un mundo virtual. La retroalimentación de fuerza requiere del uso de un dispositivo que produzca una fuerza sobre un cuerpo equivalente (o escalado) al de un objeto real. Esto permite a una persona en el ciberespacio sentir el peso de un objeto virtual, o la resistencia al movimiento que ellos crean [67].

Retroalimentación háptica. Del griego haptesthai, significa tocar, es sinónimo de retroalimentación táctil [57]. Algunos autores extienden su significado al de retroalimentación de fuerza [56].

Retroalimentación kinestética. Sinónimo de propiocepción, es referente a la kinesiología, corresponde a un sentido mediado por órganos extremos localizados en músculos, tendones, y articulaciones, y es simulado por movimientos y tensión corporal [57].

Respuesta de colisión. Corresponde a la consecuencia de la detección de colisión y esta puede ser un salto, deformación, caída o explosión de un objeto en el ambiente de visualización virtual. La respuesta de colisión también produce fuerzas, vibraciones u otras formas de retroalimentación háptica [51].

Sensor táctil. Son utilizados para medir las variables de la simulación háptica, como fuerzas locales o distribuidas, presión y deformación [56].

Tacto. Sensación evocada cuando la piel es sujeta a estímulos mecánicos, térmicos, químicos, o eléctricos [57].

Robot. Dispositivo generalmente mecánico, que desempeña tareas automáticamente, ya sea de acuerdo a supervisión humana directa, a través de un programa predefinido o siguiendo un conjunto de reglas generales. Generalmente estas tareas reemplazan, asemejan o extienden el trabajo humano, como ensamblé en manufactura, manipulación de objetos pesados o peligrosos y trabajos en el espacio exterior [52].

C. Instrumento NASA-TLX para evaluación de carga mental

Instrucciones: Seleccione en cada par el factor que contribuye más a la carga de trabajo.

Tabla .1: Comparación por pares del método NASA-TLX.

No.	Comparación	Selección
1	Exigencias Mentales vs Exigencias Físicas	() M () F
2	Exigencias Físicas vs Exigencias Temporales	() F () T
3	Exigencias Temporales vs Esfuerzo	() T () E
4	Exigencias Mentales vs Exigencias Temporales	() M () T
5	Exigencias Físicas vs Rendimiento	() F () R
6	Exigencias Temporales vs Frustración	() T () Fr
7	Exigencias Mentales vs Rendimiento	() M () R
8	Exigencias Físicas vs Esfuerzo	() F () E
9	Rendimiento vs Esfuerzo	() R () E
10	Exigencias Mentales vs Esfuerzo	() M () E
11	Exigencias Físicas vs Frustración	() F () Fr
12	Rendimiento vs Frustración	() R () Fr
13	Exigencias Mentales vs Frustración	() M () Fr
14	Exigencias Temporales vs Rendimiento	() T () R
15	Esfuerzo vs Frustración	() E () Fr

Instrucciones: Marque el nivel de cada dimensión en una escala de 1 a 20.

Tabla .2: Evaluación subjetiva NASA-TLX.

Dimensión	Pregunta guía	Escala (1–20)
Exigencia Mental	¿Qué tan demandante mentalmente fue la tarea?	
Exigencia Física	¿Qué tan demandante físicamente fue la tarea?	
Exigencia Temporal	¿Qué tan rápido o presionante fue el ritmo de la tarea?	
Rendimiento	¿Qué tan exitoso fue en completar la tarea?	
Esfuerzo	¿Qué tanto esfuerzo requirió realizar la tarea?	
Nivel de Frustración	¿Qué tan estresado o frustrado se sintió?	

Tabla .3: Cálculo de carga de trabajo NASA-TLX

Variable	Peso (a)	Puntuación (b)	$(b \times 5)$	Ponderada $(a \times c)$
Exigencia Mental				
Exigencia Física				
Exigencia Temporal				
Rendimiento				
Esfuerzo				
Frustración				
TOTAL				

Tabla .4: Clasificación de la carga mental.

Puntaje total	Nivel de carga
≤ 500	Baja
501 – 999	Media
≥ 1000	Alta

D. Publicaciones científicas derivadas de la investigación

Aquí se presentan los artículos o conferencias científicas publicadas como parte de los productos de esta investigación doctoral.

D.1. Artículo sometido a la revista *Advances in Human-Computer Interaction*

El presente manuscrito fue sometido para evaluación editorial en la revista *Advances in Human-Computer Interaction*. A continuación, se presenta la versión completa del artículo.

A Compact EEG-Based Cognitive Load Index for Workload-Aware Human–Machine Systems: Controlled and Ecological Validation of a Regional Theta/Alpha Ratio

Edgar R. Hernandez-Rios^{1,2}, Jerónimo Aparicio-Juarez¹,
Christian Penalzoza^{2,3}, Gabriel Sepulveda-Cervantes⁴,
Omar A. Dominguez-Ramirez^{*,1}

¹ Universidad Autonoma del Estado de Hidalgo (UAEH), Pachuca, Mexico

² Mirai Innovation Research Institute, Osaka, Japan

³ Universidad Autonoma de Chihuahua (UACH), Chihuahua, Mexico

⁴ Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Cómputo del IPN (CIDETEC IPN), CDMX, Mexico

E-mail: omar@uaeh.edu.mx (*corresponding author)

Abstract. Workload-aware human–machine systems require reliable, interpretable, and computationally efficient mechanisms for user-state estimation. This study presents a preliminary validation of a compact EEG-based cognitive load index—the ratio of frontal theta to parietal alpha power—acquired with an 8-channel wearable device (AURA) across a controlled Stroop paradigm and an ecological exergaming task. The effective sampling rate was estimated empirically from stream timestamps; eight of seventeen participants met a Nyquist-based inclusion criterion. Log-transformed regional band powers (F3/Fz/F4 and P3/Pz/P4) from 2-s Welch windows were modeled with a linear mixed-effects model with subject as a random intercept. In the controlled paradigm, the regional log-ratio was significantly higher during Stroop interference than during passive reading ($\beta = +0.111$, $p = 0.001$), with a canonical Berger effect serving as an internal positive control. A single-channel Fz/Pz configuration showed the same direction but did not reach significance ($p = 0.322$), illustrating the benefit of regional averaging on low-channel wearable systems. In the ecological paradigm, the baseline-normalized index increased in the majority of sessions. Substantial inter-subject heterogeneity (4 of 7 subjects in the hypothesized direction at the subject mean level) underscores the need for within-subject normalization. These preliminary findings support the regional theta/alpha ratio as a readily deployable workload estimator for adaptive human–machine systems pending confirmatory studies.

Keywords: EEG, Cognitive load estimation, Theta/Alpha ratio, User-state estimation, Workload-aware systems, Human–machine interaction, Neuroergonomics, Exergaming.

1. Introduction

Quantifying cognitive load from neurophysiological signals is a central challenge in neuroergonomics, adaptive human-machine interaction, and intelligent training systems. Reliable estimation of cognitive workload enables the characterization of how task demands influence attention, executive control, and performance, and constitutes a key component for the development of systems capable of adapting to the user’s cognitive state [1]. In domains such as robotics, immersive virtual environments, and interactive training platforms, real-time awareness of user workload has the potential to improve safety, optimize task difficulty, and maintain effective interaction between humans and intelligent systems.

Maintaining cognitive workload within an optimal range is particularly important for human performance. According to the classical Yerkes–Dodson relationship, both insufficient cognitive engagement (underload) and excessive mental demand (overload) can negatively affect performance. Systems capable of monitoring user workload in real time therefore enable adaptive strategies such as dynamic task difficulty adjustment, intelligent assistance, or workload-aware feedback, and constitutes a key enabler of workload-aware human-machine systems.

Among available sensing modalities, electroencephalography (EEG) has become one of the most widely used techniques for cognitive workload monitoring due to its high temporal resolution and its direct relationship with cortical processes underlying mental effort and attentional control. Numerous studies have demonstrated that specific spectral modulations in EEG activity are associated with variations in cognitive demand. In particular, increases in frontal theta activity (4–8 Hz) have been linked to executive control, conflict monitoring, and sustained attention, whereas decreases in parietal alpha activity (8–12 Hz) are commonly interpreted as markers of increased cortical engagement and information processing demand [2]. These spectral dynamics have been widely reported as robust EEG correlates of cognitive workload across experimental paradigms [3–5].

Frontal-midline theta activity has been specifically associated with cognitive control processes such as conflict monitoring and error processing, and is widely recognized as one of the most reliable spectral markers of mental effort [6]. In contrast, task-related alpha desynchronization—often prominent over posterior and parietal regions—reflects increased cortical engagement and active information processing due to a release of functional inhibition [7, 8]. These complementary oscillatory dynamics provide a neurophysiological basis for constructing compact spectral indices capable of capturing variations in

cognitive load.

Building on these findings, several studies have proposed ratio-based EEG metrics that combine theta and alpha activity into a single scalar indicator of cognitive load. Such ratios integrate complementary neural mechanisms—frontal executive engagement and parietal task-related desynchronization—while reducing feature dimensionality compared to multi-feature machine learning approaches. As a result, theta-to-alpha or alpha-to-theta ratios have been suggested as interpretable and computationally efficient workload indicators suitable for real-time monitoring in interactive systems [3, 9]. However, recent work emphasizes that the reliability and generalizability of EEG-based workload metrics depend strongly on methodological factors such as electrode configuration, preprocessing pipelines, artifact handling, and task context [4, 10, 11].

Controlled cognitive interference paradigms, such as the Stroop task, are widely used as benchmarks for eliciting well-characterized increases in cognitive load. EEG studies consistently report increased frontal theta activity and modulation of alpha rhythms during Stroop interference, reflecting elevated executive and attentional demands [12, 13]. While these paradigms provide well-defined conditions for validating workload indices, many real-world human-machine systems operate in interactive environments where cognitive demand fluctuates dynamically and cannot be reduced to strictly scripted stimuli. Recent neuroergonomics studies demonstrate that EEG-based workload measures can also be observed in ecological tasks such as driving, real-flight operations, and outdoor naturalistic environments, highlighting the importance of evaluating workload metrics under naturalistic interaction scenarios [14–17].

In this work, we investigate a regional theta/alpha ratio—computed from the frontal (F3/Fz/F4) and parietal (P3/Pz/P4) electrode pools of an 8-channel wearable headset—as a compact, interpretable cognitive load index for workload-aware human-machine systems. A single-channel θ_{Fz}/α_{Pz} configuration is retained as a sensitivity comparison with prior literature. Figure 1 summarizes the conceptual framework of the study, illustrating how the controlled and ecological paradigms converge on a compact EEG-derived cognitive load index for validation across interaction contexts.

Despite the growing body of evidence supporting theta/alpha ratios as workload indicators, two methodological gaps remain unaddressed in the literature. First, compact theta/alpha workload indices have rarely been validated simultaneously under a controlled benchmark and an ecologically valid interactive task using the same transparent processing pipeline [18]. Second, most validation studies

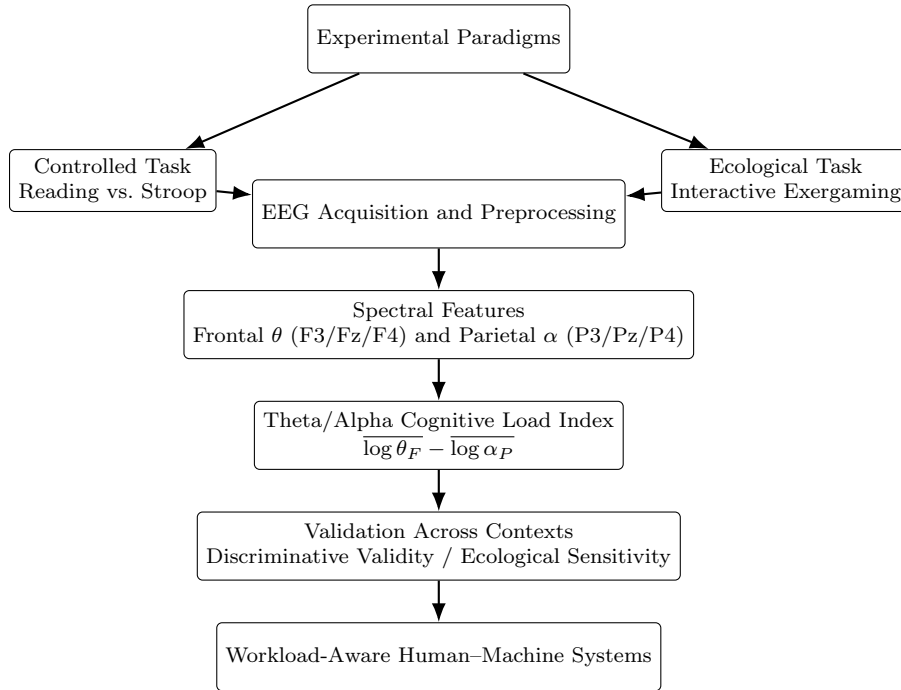


Figure 1: Conceptual overview of the study design. Two complementary paradigms—a controlled laboratory task and an ecological interactive task—are used to evaluate a compact EEG-based cognitive load index derived from frontal theta and parietal alpha activity.

have been conducted under passive or strictly scripted conditions that differ substantially from the continuous, multimodal demands characteristic of real-world human-machine interaction. This study addresses both gaps by evaluating the same compact index across a controlled Stroop protocol and an interactive exergaming task, using predefined signal-quality criteria and a session-level analysis approach designed for implementation-ready workload monitoring.

From an HCI perspective, the practical contribution of this work extends beyond the neurophysiological validation of a spectral marker. A two-electrode, real-time computable ratio requires minimal hardware, avoids complex feature engineering, and can be directly embedded into adaptive interaction loops without additional model training. This makes compact theta/alpha indices particularly suitable for direct integration into adaptive interaction loops where computational simplicity, interpretability, and low latency are critical design requirements.

The main contributions of this work are threefold. First, we validate the regional theta/alpha ratio under a controlled cognitive interference paradigm using predefined signal-quality criteria and both window-level mixed-effects modeling and subject-level effect size analysis. Second, we examine the sensitivity of the same index in an ecological exergaming task involving sustained attention and sensorimotor coordination.

Third, we present a transparent EEG processing pipeline that supports reproducibility and facilitates the integration of compact workload metrics into workload-aware human-machine systems.

2. Experimental Platforms and Interaction Environments

To evaluate the robustness of the proposed EEG-based cognitive load index across different interaction conditions, the study was designed around two complementary paradigms: a controlled cognitive workload benchmark and an ecological interactive task environment. The controlled paradigm provides well-defined experimental conditions that enable discriminative validation of the index, whereas the ecological paradigm introduces realistic variability associated with interactive human-machine systems. Together, these two contexts allow the assessment of both the internal validity and the ecological sensitivity of the proposed workload metric.

2.1. Controlled experimental environment for cognitive load assessment

A controlled experimental environment was developed to acquire and analyze electroencephalographic (EEG) signals during tasks designed to manipulate cognitive

workload under well-defined conditions. The platform integrates standardized experimental tasks, a unified graphical interface for experiment control, real-time signal acquisition, and structured data recording. This configuration enables reproducible task timing, synchronized labeling of EEG data with experimental phases, and consistent data processing across participants and sessions.

Experimental control and task presentation were implemented within a single graphical interface developed in Python using the PyQt framework. The interface integrates EEG device connectivity, real-time visualization of the recorded channels, task stimuli presentation, phase timers, and participant instructions. This unified environment ensures temporal synchronization between experimental phases and EEG acquisition, allowing each recorded sample to be associated with a labeled task condition for subsequent analysis. The detailed experimental protocol—including task phases, timing, and signal-quality inclusion criteria—is described in Section 3.2.1.

Within the present study, this controlled environment provides the primary benchmark for evaluating whether the proposed regional theta/alpha cognitive load index discriminates between clearly defined levels of cognitive demand.

2.2. Ecological task environment: interactive exergaming platform

While controlled laboratory tasks provide a reliable framework for validating EEG-based cognitive workload metrics, real-world human-machine interaction scenarios involve more complex and dynamic conditions. To evaluate the behavior of the proposed cognitive load index in a more ecologically valid context, the study incorporates an interactive exergaming environment developed in a complementary research project.

The exergaming platform integrates physical interaction, visual stimuli, and real-time system feedback, creating a task environment that more closely resembles natural human-technology interaction compared to traditional laboratory paradigms. Participants engage with the system through goal-directed movements while responding to visual elements presented within the game interface. This setup introduces simultaneous cognitive, perceptual, and motor demands that differ substantially from the isolated cognitive tasks used in controlled experimental protocols.

The platform combines a visual display presenting the interactive environment with motion-based user input, allowing participants to perform physical actions that directly influence the system behavior. The task requires continuous attention, perception of visual stimuli, and coordination of motor responses. These characteristics make exergaming environments

increasingly relevant in research areas such as neuroergonomics, rehabilitation technologies, and adaptive human-machine systems.

The exergaming platform, referred to as *K9 Canine Quest*, was developed as a multimodal interactive system integrating a virtual environment, multiple control modalities, and optional haptic feedback. Depending on the interaction mode, participants could engage with the task using keyboard, gamepad, or a haptic interface. In the haptic mode, the system provides force-feedback interaction through an articulated mechanism, allowing bidirectional coupling between user movement and the virtual task dynamics [19, 20]. This multimodal design enables the study of cognitive demand under interactive conditions that combine perception, action, and continuous task engagement.

During the interaction, EEG signals are continuously recorded using the same acquisition configuration employed in the controlled experimental protocol. This ensures methodological consistency when comparing neural indicators across experimental conditions. The ecological environment therefore provides an opportunity to examine whether the proposed cognitive workload index remains sensitive to variations in cognitive demand when users interact with a dynamic and physically engaging system.

Figure 2 illustrates the exergaming setup used in the study, including the virtual environment, the haptic interface, and participant interaction during gameplay.

By incorporating this ecological interaction scenario, the study extends the evaluation of the EEG-based workload metric beyond controlled laboratory tasks, enabling preliminary assessment of its behavior under conditions that more closely resemble real-world human-machine interaction.

In the present work, the exergaming platform is not evaluated in terms of therapeutic efficacy or behavioral outcomes. Instead, it is used as an ecological interaction scenario for examining whether the proposed EEG-based cognitive load index remains sensitive under less constrained and more naturalistic task conditions.

2.2.1. Exergaming platform architecture and interaction protocol

The ecological interaction task was implemented using the *K9 CanineQuest* exergaming platform, a multimodal virtual environment designed to engage visuomotor coordination and sustained attentional processing during interactive tasks. The system integrates advanced interaction hardware with a controlled experimental logic, enabling simultaneous collection of behavioral and physiological measurements during goal-directed motor activity.

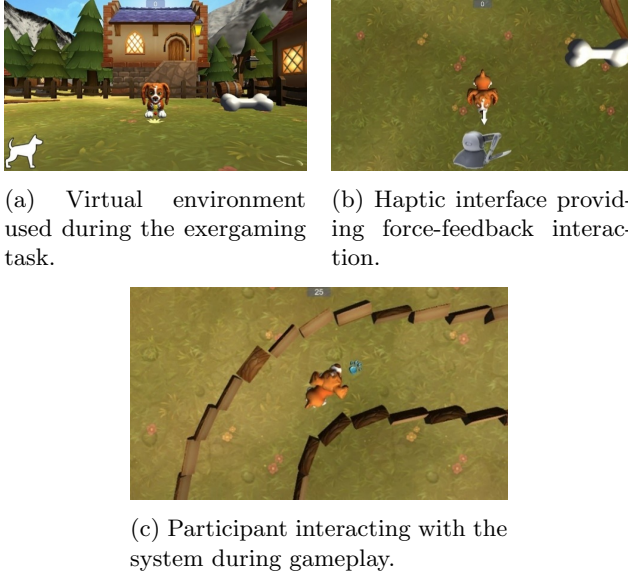


Figure 2: ADHD K9 Canine Quest exergaming platform used as an ecological interactive task environment. The system integrates virtual stimuli, haptic interaction, and user movement to create a physically and cognitively engaging task context while EEG signals are recorded.

State management and control logic. The operational logic of the platform is governed by a finite state machine (FSM) that ensures determinism across experimental transitions. The FSM coordinates synchronization between visual stimuli and data acquisition protocols across three main stages: resting baseline, passive guided interaction, and active exploration. This structure enables precise isolation of the cognitive and sensorimotor demands associated with each interaction phase.

Multimodal interfaces and interaction dynamics. Three input modalities were implemented to evaluate variability in motor control and its relationship with cognitive load: keyboard input, a standard gamepad controller, and a haptic articulated device. In the haptic modality, the system renders constant and spring-based force feedback, providing kinaesthetic coupling between user movement and the virtual environment. This additional sensorimotor coordination demand introduces measurable fluctuations in cognitive engagement that are detectable through the EEG-based workload index.

Active exploration paradigm. During the active exploration stage, participants maintain full control of spatial navigation within the virtual environment. From a motor control perspective, the system operates in an open-loop configuration in which the user’s visuo-

motor responses determine the trajectory of movement within the virtual space. The system records the kinematic state vector and interaction force vector in real time during task execution for subsequent multimodal analysis.

Behavioral dataset and performance metrics. The platform generates a behavioral dataset at a temporal resolution of 0.01 s, comprising temporal interaction variables for assessing attentional persistence, spatial coordinates for trajectory analysis, and force magnitudes for quantifying sensorimotor effort. These behavioral metrics provide complementary information that contextualizes the EEG-derived cognitive workload index during ecological task execution and will support multimodal analysis in future extensions of this work.

The control structure of the active exploration mode is summarized schematically alongside the passive haptic guidance mode used during the training stage.

2.3. Complementary role of the two paradigms

The controlled and ecological environments serve distinct but complementary validation purposes. The reading-versus-Stroop protocol provides strong internal validity for assessing the discriminative capacity of the EEG-based index under well-defined cognitive load manipulation, whereas the exergaming task examines its sensitivity during continuous, naturalistic interaction where cognitive demand arises from perception, action, and real-time feedback. Together, the two paradigms enable evaluation of the regional theta/alpha ratio both as a controlled laboratory marker and as a candidate metric for adaptive systems operating outside strictly scripted conditions.

3. Methods

3.1. Participants and data overview

Seventeen healthy participants were recruited from the Universidad Autonoma del Estado de Hidalgo (UAEH), Pachuca, Mexico. All participants reported normal or corrected-to-normal vision, no history of neurological or psychiatric conditions, and no current musculoskeletal injuries. All participants were native Spanish speakers; tasks and instructions were administered in Spanish to avoid additional language-processing demands. Written informed consent was obtained from all participants prior to data collection. The study was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki and approved by the Ethics Committee of the Universidad Autonoma del Estado de Hidalgo (UAEH), Pachuca, Mexico.

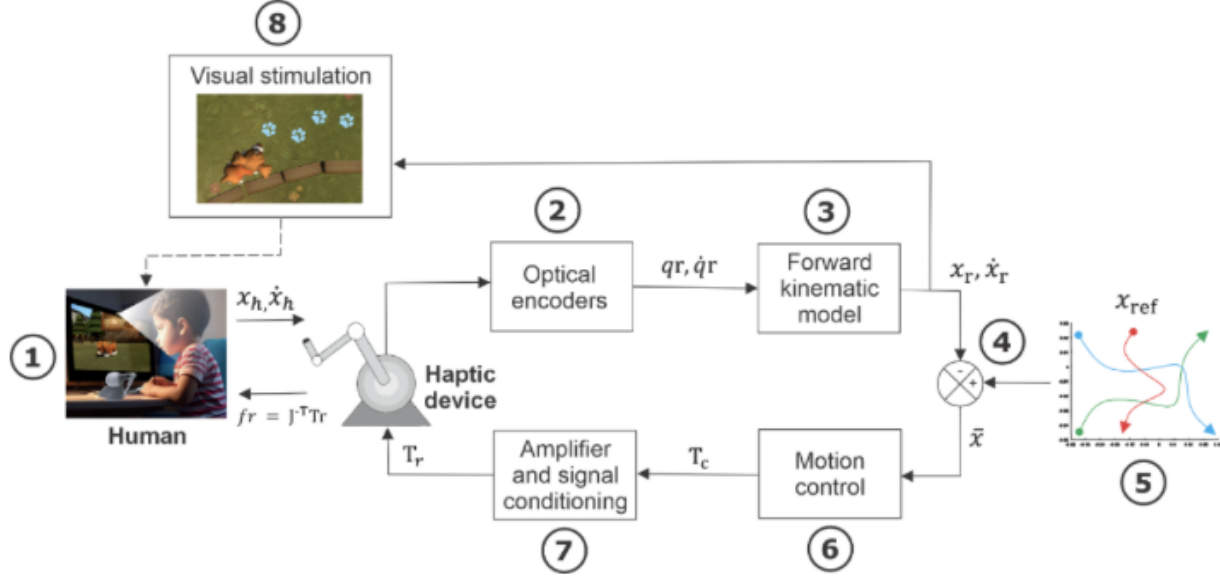


Figure 3: Block diagram of the control structure for passive haptic guidance during the training stage. The system delivers predefined haptic cues and trajectory constraints while the participant learns the task dynamics prior to active exploration.

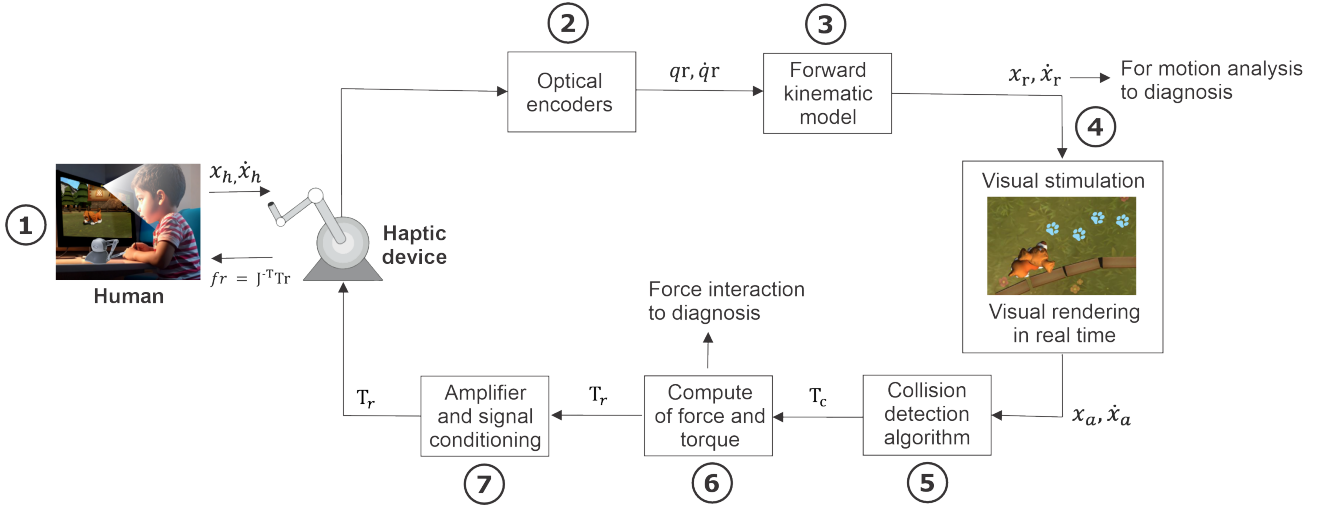


Figure 4: Block diagram of the control loop implemented during the active exploration mode of the exergaming platform. The system captures user-generated motion commands and interaction forces while updating the virtual environment in real time, enabling the analysis of behavioral dynamics alongside physiological measurements.

EEG recordings were collected across two experimental paradigms: a controlled cognitive workload protocol and an ecological interactive exergaming task. The controlled protocol included a baseline phase followed by low and high cognitive workload conditions, whereas the ecological paradigm consisted of interactive task execution within the exergaming environment

described in Section II. Some participants completed multiple sessions and/or interacted with the exergaming platform using different modalities. To preserve participant anonymity, all subject identifiers in the controlled paradigm were recoded to S01–S08. Ecological recordings are reported as session identifiers E01–E08, which index individual exergaming sessions (in-

Table 1: Per-subject window counts for the eight participants included in the primary controlled analysis. All sessions had $f_s \approx 50$ Hz. Counts refer to valid 2-s Welch windows after artifact handling; BL gives the eyes-open/eyes-closed baseline windows; Berger indicates whether the expected eyes-closed alpha increase was observed.

ID	Low	High	BL (o/c)	Berger
S01	179	178	89 / 89	yes
S02	179	–	89 / 89	no
S03	179	179	89 / 88	no
S04	179	179	89 / 88	yes
S05	179	179	89 / 89	yes
S06	179	179	89 / 89	yes
S07	179	178	89 / 89	yes
S08	179	179	89 / 89	yes

cluding repeated measurements of the same participant across modalities) and therefore do not map one-to-one to S01–S08.

Because EEG recordings collected via wireless headsets and during interactive tasks are susceptible both to wireless data-stream disruptions and to artifacts arising from eye movements, muscle activity, and motion-related noise, predefined signal-quality criteria were applied prior to analysis. The effective sampling rate (f_s) of each session was estimated from the median inter-sample interval of the LSL stream timestamps. Sessions whose estimated f_s fell below 45 Hz were excluded from spectral analysis, because the resulting Nyquist frequency could not adequately resolve the alpha band (8–12 Hz). After applying the sampling-rate criterion together with artifact-percentage thresholds, eight participants (S01–S08) remained suitable for the primary controlled Low–High analysis. Ecological sessions were analyzed using session-level baseline normalization to evaluate sensitivity of the workload index under interactive task conditions.

Table 1 summarizes the number of valid 2-s analysis windows retained per phase for the eight included participants.

In addition, nine additional participants were recorded but excluded from the primary spectral analysis: one whose effective f_s (≈ 20 Hz) was insufficient for reliable estimation of the alpha band, and eight additional sessions whose timestamps indicated severe stream degradation ($f_s \approx 2.6$ Hz, well below the Nyquist requirement). All exclusions were determined by the predefined sampling-rate criterion described above.

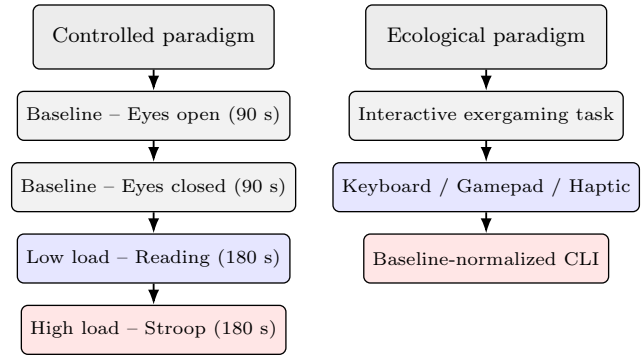


Figure 5: Overview of the experimental paradigms used in this study. The controlled protocol consisted of baseline recordings followed by low and high cognitive workload conditions. The ecological paradigm consisted of an interactive exergaming task performed with multiple interaction modalities and analyzed using baseline-normalized workload estimates.

3.2. Experimental paradigms

Figure 5 summarizes the structure of both experimental paradigms. Detailed protocol specifications and inclusion criteria are provided in the subsections below.

3.2.1. Controlled cognitive load protocol The controlled paradigm followed a baseline–low–high workload protocol.

After an initial signal verification phase, participants completed a baseline consisting of 90 s with eyes open followed by 90 s with eyes closed.

The low cognitive load condition consisted of passive reading for approximately 3 minutes. The high cognitive load condition consisted of a Stroop color–word interference task of comparable duration, in which participants identified the ink color rather than the written word using keyboard inputs (R/B/G/Y). Stroop interference has been consistently associated with increased frontal theta activity and modulation of alpha-band dynamics in EEG recordings, reflecting heightened executive control and attentional demand [12, 13]. These well-characterized neurophysiological responses make the Stroop task an appropriate benchmark for validating EEG-based workload metrics.

A session was considered *includable* if its effective sampling rate (estimated from LSL timestamps) was $f_s \geq 45$ Hz, the artifact percentage in any channel contributing to a region (frontal: F3/Fz/F4; parietal: P3/Pz/P4) did not exceed 30%, and at least 60 valid 2-s Welch windows remained after preprocessing in both Low and High conditions. The primary hypothesis was that the regional theta/alpha index would be higher in the high-demand condition than in the low-demand condition (High > Low).

3.2.2. Ecological exergaming paradigm The ecological paradigm involved an interactive exergaming scenario implemented on the platform described in Section II. The system supported keyboard, gamepad, and haptic interaction modalities.

Because ecological recordings did not contain explicit low/high phase labels, task segments were identified using event markers and segmented into pre-task baseline and active task periods.

The ecological paradigm was considered to demonstrate index sensitivity if the proportion of sessions with $CLI_{\text{norm}} > 1$ exceeded 60% (i.e., at least 5 of 8 sessions). This threshold was defined a priori as a conservative criterion consistent with exploratory validation designs, where a simple majority of sessions showing the expected direction is taken as evidence of sensitivity in the absence of strict experimental control.

Baseline values were obtained from within-session baselines when available; otherwise, baseline recordings from the controlled paradigm for the same participant were used to reduce inter-individual variability.

A normalized workload index was computed as

$$CLI_{\text{norm}} = \frac{CLI_{\text{task}}}{CLI_{\text{baseline}}} \quad (1)$$

where values greater than 1 indicate increased workload during task execution relative to baseline.

3.3. EEG acquisition

EEG signals were recorded using the AURA biosensing system (Mirai Innovation Research Institute, Japan), an 8-channel wearable EEG device with a nominal sampling rate of 250 Hz. The system transmits data wirelessly via Bluetooth and streams signals in real time using the Lab Streaming Layer (LSL) framework, enabling synchronized multi-stream recording with sub-millisecond timestamping. Because wireless streaming is susceptible to packet loss and variable transport delays, the effective sampling rate (f_s) was estimated post-hoc for every session from the median inter-sample interval of the LSL timestamps, and used in place of the nominal 250 Hz rate for all spectral computations. In the present dataset the estimated f_s spanned a broad range (2.6–50 Hz); only sessions with $f_s \geq 45$ Hz were retained for spectral analysis.

Table 2 summarizes the main technical specifications of the AURA system relevant to this study.

Electrodes were positioned according to the international 10–20 system at Fp1, Fp2, F3, Fz, F4, P3, Pz, and P4, covering bilateral frontopolar, frontal, and parietal regions as well as the midline. The primary cognitive load index was computed using theta-band activity averaged across the frontal region (F3, Fz, F4) and alpha-band activity averaged across the parietal region (P3, Pz, P4), motivated by prior

Table 2: Technical specifications of the AURA EEG acquisition system.

Parameter	Value
Number of channels	8
Sampling rate	250 Hz
ADC resolution	24-bit
Input impedance	>1 GΩ
Bandwidth	0.16–125 Hz
Communication	Bluetooth (BLE)
Streaming protocol	Lab Streaming Layer (LSL)
Form factor	Wearable headset

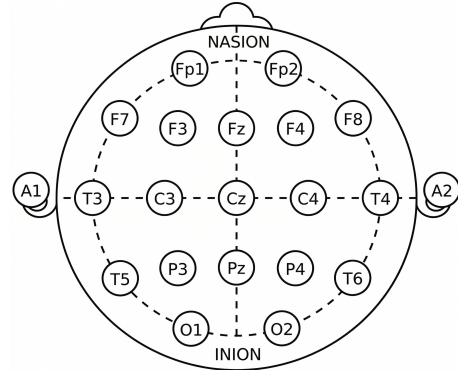


Figure 6: AURA EEG system and electrode placement according to the international 10–20 system. The primary cognitive load index was computed over the frontal (F3, Fz, F4) and parietal (P3, Pz, P4) electrode pools; a single-channel Fz/Pz configuration was retained as a sensitivity comparison.

literature linking frontal theta increases and parietal alpha suppression to elevated cognitive workload, and by reliability analyses recommending electrode-pool pooling over single-channel formulations on low-density wearable systems [11]. For comparison with prior literature, a single-channel θ_{Fz}/α_{Pz} configuration was retained as a secondary sensitivity analysis (Section 4.2).

3.4. Signal preprocessing

All EEG recordings were processed offline using a standardized preprocessing pipeline. Signals were first notch filtered at 60 Hz (quality factor $Q = 30$) to attenuate power-line interference. A fourth-order Butterworth bandpass filter between 1 and 40 Hz was subsequently applied to isolate the frequency range of interest for cognitive workload analysis (with the upper cut-off limited by the estimated Nyquist frequency when applicable).

Common average reference (CAR) was applied uniformly across both paradigms to improve robustness

Table 3: Digital signal processing parameters applied to raw EEG recordings.

Stage	Parameter	Value
Notch filter	Type	IIR notch
	Center frequency	60 Hz
	Quality factor Q	30
Bandpass filter	Type	Butterworth (4th order)
	Passband	1–40 Hz
	Application	<code>filtfilt</code> (zero-phase)
Referencing	Both paradigms	Common average reference (CAR)
Artifact detection	Z-score threshold	3
	IQR multiplier	3
	Amplitude limit	200 μ V
	Handling	Linear interpolation / exclusion
Welch PSD	Segment length	$\text{round}(2 \cdot f_s)$ (2 s)
	Overlap	50%
	Window	Hann
	Frequency res.	0.5 Hz
Band integration	Theta (θ)	4–7 Hz, frontal region (F3, Fz, F4)
	Alpha (α)	8–12 Hz, parietal region (P3, Pz, P4)
	Sensitivity cfg.	Fz / Pz single channels
	Method	Trapezoidal rule (<code>numpy.trapz</code>)

against shared noise and to enable direct comparability between the controlled and ecological recordings. CAR was computed across all eight channels prior to artifact handling and spectral estimation.

All offline signal processing was implemented in Python 3.9 using SciPy 1.10 (`scipy.signal`). Filtering was applied using `scipy.signal.butter` and `scipy.signal.filtfilt`. Welch’s PSD was computed via `scipy.signal.welch` with 2-s Hann segments (`nperseg = round(2 \cdot f_s)`) and 50% overlap. The 2-s window was selected to provide a frequency resolution of 0.5 Hz, sufficient to separate the theta (4–7 Hz) and alpha (8–12 Hz) bands while preserving multiple windows per phase for window-level inference. Band power per window was obtained by trapezoidal integration of the PSD over the corresponding frequency band. Table 3 details the parameters of each processing stage applied to the raw EEG signals.

3.5. Spectral analysis and Cognitive Load Index

Spectral power was estimated using Welch’s power spectral density (PSD) method, as described in Section 3.4.

The primary configuration of the index used *regional* band-power estimates: for each 2-s window, theta-band power (4–7 Hz) was averaged in log-space across the three frontal electrodes (F3, Fz, F4), and alpha-band power (8–12 Hz) was averaged in log-space across the three parietal electrodes (P3, Pz, P4). The Cognitive Load Index (CLI) for window i in session s

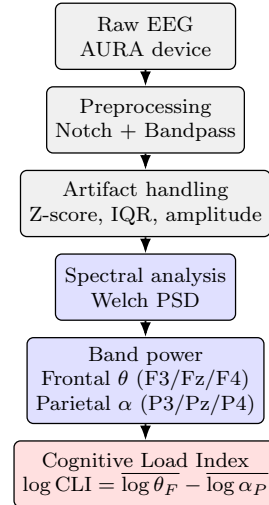


Figure 7: EEG processing pipeline used to compute the Cognitive Load Index (CLI). Raw EEG signals were preprocessed, artifact-contaminated segments were handled, spectral power was estimated using Welch’s PSD, and the CLI was computed on the log scale as the difference between mean log theta power over the frontal electrode pool (F3, Fz, F4) and mean log alpha power over the parietal electrode pool (P3, Pz, P4).

was then defined on the log scale as:

$$\log \text{CLI}_{s,i} = \overline{\log \theta_{F,s,i}} - \overline{\log \alpha_{P,s,i}}, \quad (2)$$

where the bars denote the mean of the per-channel log band powers over the frontal and parietal regions, respectively. A within-subject-centered version,

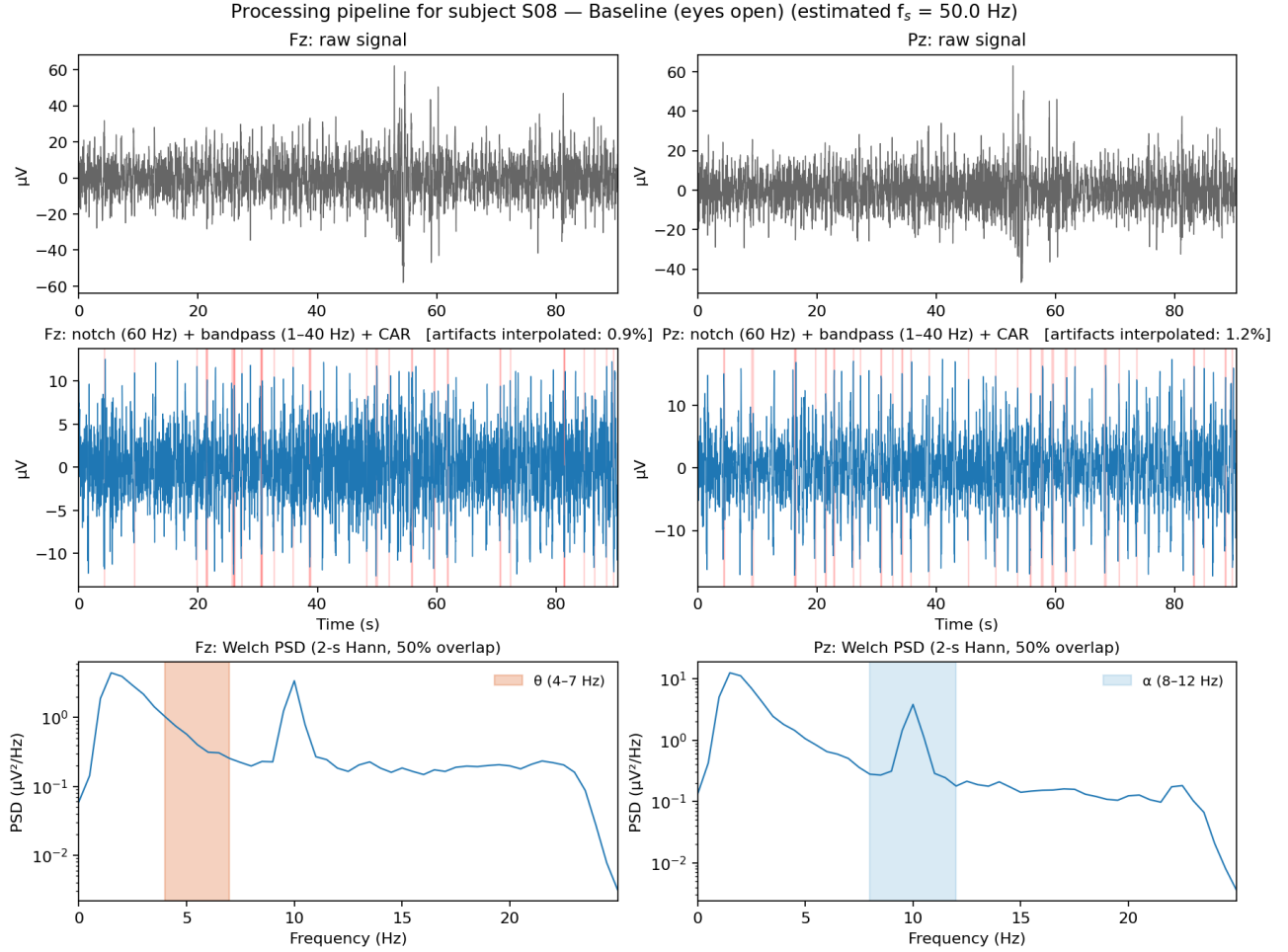


Figure 8: Stage-by-stage processing pipeline for representative subject S08 (baseline, eyes open). Two midline channels (Fz, Pz) are shown for visualization clarity; the regional index averages log band powers across F3/Fz/F4 (theta) and P3/Pz/P4 (alpha). Top: raw signals. Middle: same channels after notch filtering (60 Hz), bandpass filtering (1–40 Hz, limited by Nyquist), and common average referencing; samples flagged as artifacts and replaced by linear interpolation are shaded in red. Bottom: Welch PSD (2-s Hann window, 50% overlap) computed on the cleaned channels, with the theta (4–7 Hz, shown over Fz) and alpha (8–12 Hz, shown over Pz) integration bands shaded. Effective sampling rate f_s was estimated from LSL timestamps.

$\log \text{CLI}_{s,i}^{(c)} = \log \text{CLI}_{s,i} - \overline{\log \text{CLI}_{s,\text{BL-open}}}$, was also computed using the eyes-open baseline of the same session as the reference, to remove subject-specific offsets in absolute power. For comparison with prior literature, a single-channel configuration (θ_{Fz}/α_{Pz}) was retained as a secondary analysis.

Non-finite values were discarded and division by zero was avoided. Window-level log-CLI values were retained for the mixed-effects models described below; per-session means were also computed for descriptive reporting.

An overview of the EEG processing pipeline and index computation is shown in Fig. 7, and a stage-by-stage example for one representative subject (S08) is shown in Fig. 8.

3.6. Artifact detection and window selection

Artifacts were detected independently for each analyzed channel (F3, Fz, F4, P3, Pz, P4) using three criteria: a Z-score threshold of 3, an interquartile range (IQR) threshold with a multiplier of 3, and an absolute amplitude threshold of 200 μV .

Artifact-contaminated samples were handled using linear interpolation when sufficient surrounding data were available, in order to preserve temporal continuity. Segments with excessive contamination were excluded from analysis.

After artifact handling, per-channel Welch PSDs were recomputed on 2-s windows, the regional log-band-powers were formed as described in Equation 2, and only windows with finite log-CLI values were

retained. A minimum of 60 valid windows per phase was required per session for inclusion in the window-level mixed-effects models, ensuring adequate within-subject sampling for random-intercept estimation.

3.7. Subjective cognitive workload assessment

Subjective cognitive workload was assessed using the NASA Task Load Index (NASA-TLX), a multidimensional questionnaire capturing Mental Demand, Physical Demand, Temporal Demand, Performance, Effort, and Frustration.

Raw (unweighted) NASA-TLX scores were computed and reported as percentages (0–100).

For the controlled paradigm, NASA-TLX was collected as a single global score per participant reflecting the overall session and was therefore not used for within-session Low vs. High comparisons.

For the ecological paradigm, NASA-TLX scores were collected after task completion for each interaction modality when available and were used descriptively to contextualize perceived workload.

3.8. Statistical analysis

The primary inferential analysis was a window-level linear mixed-effects model (LMM) fit to the log-transformed regional theta/alpha index using `statsmodels` (REML). The model specification was

$$\log \text{CLI}_{s,i} = \beta_0 + \beta_{\text{phase}} \cdot \text{phase}_{s,i} + u_s + \epsilon_{s,i}, \quad (3)$$

where $\text{phase} \in \{\text{Low (reference), High, BL-open, BL-closed}\}$, $u_s \sim \mathcal{N}(0, \sigma_u^2)$ is a participant-level random intercept, and $\epsilon_{s,i}$ is the window-level residual. The hypothesis-relevant contrast is $\beta_{\text{High-Low}}$. Two model variants were fit: (i) on the raw window log-ratio $\log \text{CLI}$, and (ii) on the within-subject-centered log-ratio $\log \text{CLI}^{(c)}$ (centered to each subject’s eyes-open baseline).

In addition to the LMM, descriptive paired statistics were reported at the subject level: per-subject mean log-ratio in Low and High, paired Cohen’s d_z , and a Wilcoxon signed-rank test on the High – Low difference. Berger-effect detection ($\alpha_{\text{closed}} > \alpha_{\text{open}}$) was used as a built-in positive control during the data-quality screen.

The single-channel Fz/Pz configuration was analyzed with the same models as a sensitivity analysis. All statistical computations were carried out in Python 3.9 using `statsmodels` 0.14, `scipy` 1.10, and `numpy` 1.24.

3.9. Dataset limitations and signal quality considerations

The present study applied conservative signal-quality criteria to ensure reliable spectral estimation. Recordings were considered includable only when the effective

sampling rate (estimated from LSL timestamps) was $f_s \geq 45$ Hz, the per-channel artifact percentage in any region did not exceed 30%, and at least 60 valid 2-s analysis windows remained after preprocessing in both Low and High conditions. These criteria reduced the number of participants used in the primary spectral analysis from 17 to 8.

This conservative approach reflects the practical challenges of EEG acquisition with wireless wearable devices and in semi-naturalistic environments, where stream interruptions, motion artifacts, electrode displacement, and environmental noise can affect signal integrity. Inference is performed at the window level via a mixed-effects model (Equation 3) so that within-subject variance is exploited while preserving subject-level generalization through a random intercept.

3.10. Exploratory scope

Even with the window-level LMM, the present sample of eight participants is small relative to confirmatory neuroergonomic studies. Accordingly, this study is positioned as a *preliminary* validation: the regional LMM provides a formal test of the High > Low contrast within this sample, while the small subject-level n limits between-subject generalization. The ecological paradigm, analyzed using baseline normalization, similarly serves as a sensitivity assessment rather than a confirmatory hypothesis test. Together, both components support the practical interpretability of the regional theta/alpha index while transparently acknowledging the limitations of the current dataset size and signal-quality variability of the wearable device.

4. Results

This section reports the results obtained from both the controlled cognitive workload protocol and the ecological exergaming paradigm. Results are presented at the session level to reflect the preprocessing criteria and signal-quality constraints described in the Methods section.

4.1. Controlled paradigm: regional (primary) analysis

Across the eight participants meeting the inclusion criteria, the regional log-ratio model (Equation 3) yielded a statistically significant effect of the High condition relative to Low (reference): $\beta_{\text{High-Low}} = +0.111$, standard error = 0.034, $z = 3.25$, $p = 0.001$, 95% CI = [+0.044, +0.179]. The intercept and random-intercept estimates were $\beta_0 = -0.034$ and $\sigma_u^2 = 1.07$, respectively ($N_{\text{windows}} = 4,105$; $N_{\text{subjects}} = 8$). The model also recovered a canonical Berger-like effect on the log-ratio: $\beta_{\text{BL-closed-Low}} = -0.770$, $p <$

Table 4: Per-subject mean regional log theta/alpha ratio across the four experimental phases. BL-open and BL-closed are the eyes-open and eyes-closed baselines, respectively. Positive High – Low values indicate the hypothesized direction. n Low and n High are the numbers of valid 2-s analysis windows retained after preprocessing.

ID	BL-open	BL-closed	Low	High	High–Low	n Low / High
S01	+1.04	−0.36	+0.34	+0.25	−0.09	179 / 178
S02	+1.10	+0.08	+0.96	–	–	179 / –
S03	+0.29	−0.68	−0.07	+0.36	+0.43	179 / 179
S04	+0.93	+1.27	+1.48	+1.21	−0.27	179 / 179
S05	−0.64	−1.53	−0.73	−0.63	+0.10	179 / 179
S06	−0.06	−0.33	−0.53	−0.55	−0.02	179 / 179
S07	+0.23	−0.87	+0.14	+0.76	+0.62	179 / 178
S08	−1.09	−4.00	−1.86	−1.79	+0.08	179 / 179

0.001, and $\beta_{\text{BL-open-Low}} = +0.260$, $p < 0.001$, which is fully consistent with the expected alpha increase during eyes-closed resting and provides a built-in positive control for the spectral pipeline.

Fitting the same model to the within-subject-centered log-ratio (baseline-eyes-open as reference) produced a virtually identical High – Low contrast ($\beta = +0.112$, $p = 0.001$), confirming that the effect is not an artifact of between-subject offsets in absolute power.

Subject-level paired statistics, reported for transparency, indicated a small-to-moderate effect with substantial inter-subject variability: paired Cohen’s $d_z = +0.39$, Wilcoxon $W = 9$, $p = 0.47$ on the seven subjects with both Low and High windows. Four of seven subjects displayed the hypothesized High > Low direction in the regional log-ratio at the subject mean level (S03, S05, S07, S08), with the remaining three (S01, S04, S06) in the opposite or near-zero direction. Table 4 summarizes per-subject mean log-ratios for each phase.

Fig. 9 shows the distribution of window-level log-ratio values per subject and phase, and Fig. 10 displays the per-subject mean log-ratio in Low vs. High. Fig. 11 reports the LMM coefficients with their 95% confidence intervals.

4.2. Controlled paradigm: single-channel Fz/Pz (sensitivity analysis)

For consistency with prior literature, the same models were refitted to the single-channel Fz/Pz configuration. The High – Low contrast was directionally consistent but did not reach significance at the window level ($\beta = +0.045$, $z = 0.99$, $p = 0.322$), while the Berger-like baseline contrasts remained highly significant ($\beta_{\text{BL-closed-Low}} = -0.74$, $p < 0.001$). The attenuation of the effect relative to the regional configuration (Section 4.1) is consistent with the reduction of spatial averaging benefits when relying on a single electrode per region, and is discussed below.

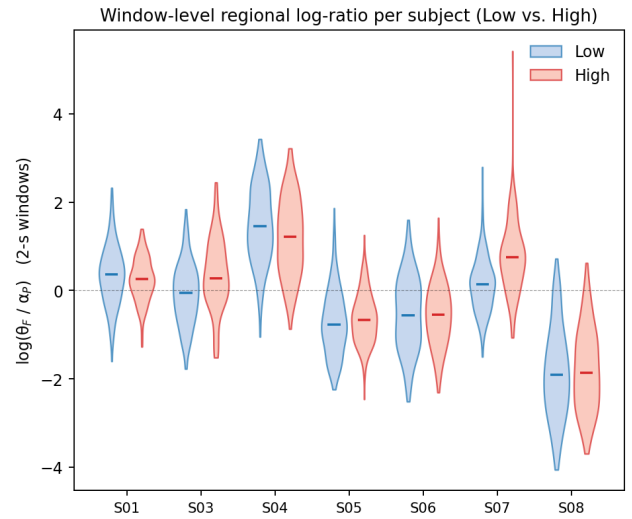


Figure 9: Window-level regional log theta/alpha ratio per subject and phase. Each violin pair shows the distribution of 2-s windows in Low (blue) and High (red) conditions for one participant. Median is indicated by the thin horizontal line.

4.3. Illustrative single-session response: Subject S07

To illustrate the temporal behavior of the proposed index at the individual level, Fig. 12 shows the window-by-window evolution of the regional log theta/alpha ratio across Low and High load phases for Subject S07, the participant exhibiting the largest positive High > Low shift in the present sample (Table 4). Each data point represents one 2-s Welch segment. The transition from the Low to High load condition is marked by a dashed vertical line. This within-subject trace illustrates both the expected upward shift of the index under Stroop interference and the characteristic within-phase fluctuations of spectral estimates computed over short EEG segments. Other participants exhibited smaller shifts or, in three cases, opposite-direction trends, as discussed in Section 4.1.

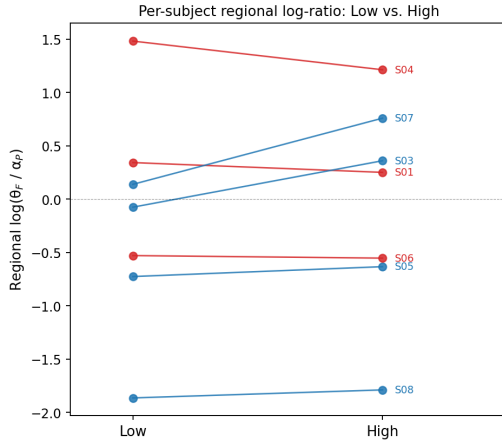


Figure 10: Paired slope plot of per-subject mean regional log theta/alpha ratio from Low to High conditions. Blue lines denote subjects exhibiting the hypothesized High > Low direction (5 of 7); red lines denote subjects in the opposite direction.

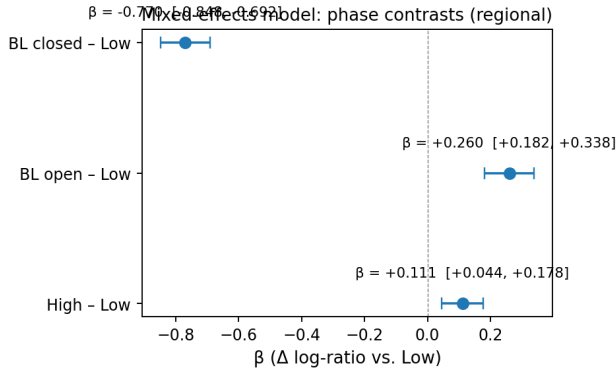


Figure 11: Mixed-effects model phase contrasts (reference: Low) on the regional log theta/alpha ratio. Error bars represent 95% confidence intervals. The High – Low contrast reached significance at $p = 0.001$; eyes-closed and eyes-open baselines reproduce the canonical Berger effect on the log-ratio.

4.4. Ecological paradigm: exergaming task (baseline-normalized)

For the ecological exergaming paradigm, analysis was conducted at the session level using recordings that contained an identifiable task segment suitable for baseline comparison. The theta/alpha ratio was computed using the same regional definition (Equation 2) and normalized relative to each session’s baseline value (Equation 1). Ecological sessions were additionally screened using the same sampling-rate criterion ($f_s \geq 45$ Hz) applied in the controlled paradigm.

Normalized values greater than 1 indicate higher

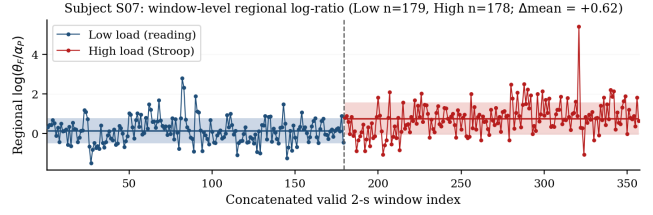


Figure 12: Window-by-window regional log theta/alpha ratio for Subject S07 (controlled paradigm). Each point corresponds to a 2-s Welch segment. The dashed vertical line marks the transition from Low Load (passive reading) to High Load (Stroop interference). Shaded regions indicate ± 1 SD within each condition.

index values during the task segment relative to baseline.

Across eight analyzed sessions, six exhibited $CLI_{\text{norm}} > 1$ (task > baseline), while two sessions showed $CLI_{\text{norm}} < 1$ (task < baseline). This corresponds to 75% of sessions exceeding the a priori sensitivity threshold of 60% defined in Section 3.2.2, supporting the sensitivity of the index under ecological interaction conditions. Sessions with $CLI_{\text{norm}} > 1$ yielded normalized ratios of 7.85, 1.87, 2.51, 3.14, 4.08, and 2.14, whereas the remaining two sessions yielded normalized ratios of 0.71 and 0.33.

Figure 13 summarizes the baseline-normalized theta/alpha ratio for each ecological session. Session identifiers (E01–E08) correspond to recording sessions and do not necessarily represent unique participants, as some participants completed multiple sessions using different interaction modalities. Values above unity indicate increased cognitive load during task execution relative to baseline, whereas values below unity are reported without overinterpretation and may reflect individual differences, baseline selection, or variability in task engagement.

4.5. Subjective workload

NASA-TLX scores for the ecological exergaming paradigm were collected per interaction modality. Mean perceived workload was 41.4% ($SD = 14.1$) for the Haptic modality, 35.3% ($SD = 13.8$) for the Gamepad modality, and 44.1% ($SD = 15.2$) for the Keyboard modality ($N = 7$). The Gamepad condition yielded the lowest perceived workload among the three modalities. These values are interpreted descriptively in Section 5.

5. Discussion

The results obtained in the controlled paradigm provide preliminary support for the expected behavior

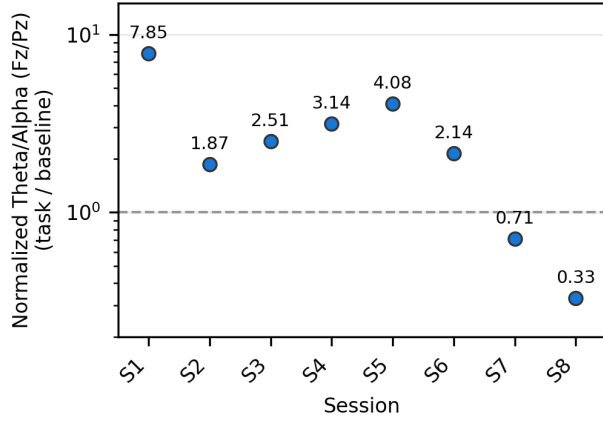


Figure 13: Ecological paradigm: baseline-normalized regional theta/alpha ratio during the task segment (task/baseline). The dashed line indicates the unity reference (no change relative to baseline).

of the proposed theta/alpha cognitive load index when computed over pooled frontal and parietal regions. The window-level mixed-effects model on the regional log-ratio yielded a small but statistically significant increase from the passive reading (Low) condition to the Stroop interference (High) condition ($\beta_{\text{High-Low}} = +0.111$, $p = 0.001$), consistent with established neurophysiological findings linking frontal theta increases and parietal alpha reductions to elevated cognitive workload and executive control demands [3, 4, 12, 13]. The same model also recovered a canonical Berger-like effect on the log-ratio (BL-closed < Low, $p < 0.001$), which supports the internal consistency of the spectral pipeline.

The window-level effect, while statistically detectable, is small in absolute magnitude (a 0.111 log-unit shift, i.e. a $\sim 11.7\%$ multiplicative increase on the raw theta/alpha ratio), and a complementary subject-level Wilcoxon analysis was not significant ($d_z = +0.39$, $p = 0.47$, $n = 7$). This divergence between window-level and subject-level inference is common in small EEG studies with strong intra-subject sampling, and reflects the limited between-subject sample available in the present work. On the original (non-log) ratio scale, the $\beta_{\text{High-Low}} = 0.111$ log-unit increase corresponds to a $\sim 11.7\%$ multiplicative increase in the theta/alpha ratio. For reference, Chikhi et al. [4] reported a Hedges' $g = 0.68$ (95% CI [0.41, 0.95]) for frontal theta across cognitive workload studies; the present subject-level estimate is in the same direction but of smaller magnitude.

The single-channel Fz/Pz configuration, while widely used in the literature, did not reach significance in our LMM ($p = 0.322$, Section 4.2). The fact that the regional configuration recovered a clearer effect

suggests that, with low-density wearable systems and per-channel artifact heterogeneity, spatial averaging within frontal and parietal regions can offer meaningful gains in robustness compared with relying on a single midline electrode per region. This is consistent with prior recommendations to compute spectral indices over electrode pools whenever possible [11].

Inter-subject heterogeneity

A consistent feature of the regional analysis was substantial inter-subject heterogeneity in the High – Low contrast: while the LMM revealed a positive group-level effect, only 4 of 7 subjects with both conditions showed the hypothesized direction at the subject mean level (S03, S05, S07, and S08 with positive shifts; S01 and S04 with negative shifts; S06 essentially null; see Table 4 and Fig. 10). This heterogeneity is consistent with what has been repeatedly reported for spectral EEG workload markers under low-to-moderate manipulations and small samples [11, 23]. It also reinforces the importance of within-subject normalization when the index is to be deployed in adaptive systems, since absolute log-ratio levels and Berger-effect amplitudes vary substantially across individuals.

Ecological paradigm

The ecological exergaming paradigm provides a complementary perspective on the behavior of the index under naturalistic interaction conditions. In the majority of analyzed sessions, the baseline-normalized regional theta/alpha ratio increased during task execution, exceeding the a priori sensitivity threshold defined in Section 3.2.2. This pattern is comparable to the sensitivity reported in real driving [14], outdoor naturalistic environments [17], and real flight conditions [15, 16], where EEG-based spectral workload indices remained sensitive in the majority of naturalistic sessions despite movement artifacts and uncontrolled behavioral variability. The greater variability observed in the ecological results relative to the controlled benchmark is expected given the continuous movement, multimodal input, and individual differences in engagement strategy inherent to interactive exergaming [23]. Together with the controlled-paradigm findings, this preliminary sensitivity supports the applicability of the regional theta/alpha index in real-world human-machine systems pending confirmatory studies with larger and more balanced samples.

From the perspective of workload-aware human-machine systems, these findings highlight the potential value of compact EEG-derived metrics that are both interpretable and computationally simple. As established in Section 1, the regional theta/alpha ratio integrates two complementary neural mechanisms

into a single scalar indicator. Compared with higher-dimensional feature sets or machine learning approaches that require extensive training data, this compact formulation can be more readily implemented in real-time monitoring frameworks and adaptive interaction systems [21, 22].

Methodological lessons learned

Three methodological observations emerged during the present work that may be of practical interest for future studies using wireless wearable EEG systems for cognitive workload monitoring. First, with low-channel wearable headsets, the effective sampling rate cannot always be assumed equal to the device’s nominal rate; empirical estimation of f_s from stream timestamps is essential, and a Nyquist-based exclusion criterion should be applied before spectral analysis. Second, regional band-power estimation over small electrode pools (here F3/Fz/F4 and P3/Pz/P4) provided more robust and statistically detectable workload contrasts than the single-channel Fz/Pz formulation, in line with prior reliability analyses of compact theta/alpha indices [11]. Third, log-transforming the band powers and centering the log-ratio within subject is beneficial for both the assumptions of mixed-effects models and the practical robustness of the index, since absolute power levels vary by an order of magnitude across participants in our dataset (see Table 4).

Limitations

Several limitations should be acknowledged when interpreting the results of this study. First, the between-subject sample is small ($n = 8$ for the primary controlled analysis and 7 for the High > Low subject-level test), which limits between-subject generalization despite the window-level LMM evidence. Second, the window-level effect, while statistically significant, is small in absolute magnitude, and may not be sufficient for stand-alone real-time classification without additional features or within-subject calibration. Third, the ecological paradigm relied on baseline normalization and session-level segmentation rather than strictly matched experimental phases, which limits direct equivalence between paradigms. Fourth, interactive tasks introduce additional variability related to movement, user strategy, and engagement level, which may influence EEG spectral estimates. Fifth, the wearable acquisition system displayed a broad range of effective sampling rates across participants (2.6–50 Hz), which constrained the usable subset of the recorded data; future work will benefit from improvements in stream stability and from validating the index against research-grade EEG systems.

Future work will therefore focus on expanding the dataset, incorporating additional ecological interaction scenarios, evaluating the proposed index within real-time adaptive human–machine interaction systems, and benchmarking the wearable system against a clinical-grade reference.

Subjective workload contextualization

NASA-TLX scores were collected to provide a complementary subjective perspective on perceived workload across paradigms. For the controlled paradigm, a single global score was obtained per participant reflecting the overall experimental session (mean = 48.8%, $SD = 13.5$, $N = 7$), rather than separate scores per condition. Because the NASA-TLX was not administered independently after the Low and High load phases, it cannot be used for within-session Low vs. High comparisons and is reported here solely as a contextual indicator of overall session demand.

For the ecological paradigm, modality-level NASA-TLX scores indicate moderate subjective workload across all three interaction modes (Haptic: 41.4%, Gamepad: 35.3%, Keyboard: 44.1%). The relatively lower perceived workload in the Gamepad condition is consistent with its more conventional interaction mode, which may reduce attentional demands associated with learning a new control interface. These subjective ratings complement the EEG-derived workload index without implying direct correspondence at the session level, as NASA-TLX captures global perceived effort whereas the regional theta/alpha index reflects moment-to-moment cortical engagement dynamics.

6. Conclusion

This study presented a preliminary validation of the theta/alpha ratio—computed over pooled frontal (F3, Fz, F4) and parietal (P3, Pz, P4) regions of a low-channel wearable EEG headset—as a compact and interpretable index of cognitive load across controlled and ecological contexts. Under a controlled baseline–low–high protocol, a window-level mixed-effects model on the regional log-ratio yielded a statistically significant increase from passive reading to Stroop interference ($\beta_{\text{High-Low}} = +0.111$, $p = 0.001$, $N_{\text{windows}} = 4,105$, $N_{\text{subjects}} = 8$), together with a canonical Berger-like contrast on the eyes-closed baseline that supports the internal consistency of the spectral pipeline. The single-channel Fz/Pz configuration showed the same direction but did not reach significance, illustrating the practical benefit of regional pooling on low-density wearable systems.

Beyond controlled validation, the same regional index exhibited sensitivity to task engagement in

an ecological exergaming scenario, with baseline-normalized ratios increasing in the majority of analyzed sessions while also revealing inter-session variability characteristic of naturalistic human-machine interaction contexts. Inter-subject heterogeneity, with 4 of 7 subjects in the hypothesized direction at the subject mean level, reinforces the importance of within-subject normalization for adaptive deployment.

Overall, the findings provide preliminary support for the regional theta/alpha ratio as a compact, directly deployable EEG-based metric for cognitive load estimation in workload-aware human-machine systems. The methodological choices reported here—empirical estimation of the effective sampling rate, log-transformation and within-subject normalization, regional band-power averaging, and window-level mixed-effects modeling—establish a transparent foundation for future confirmatory studies and for real-time, adaptive user-state estimation frameworks in intelligent interaction environments.

Acknowledgment

The authors thank the Mirai Innovation Research Institute for providing the experimental infrastructure and technical support, including the AURA EEG acquisition system used in this study. The Advanced Robotics and Haptic Interfaces Laboratory (UAEH) is also acknowledged for the development and maintenance of the interactive exergaming platform employed in the ecological paradigm.

Funding

E. R. Hernandez-Rios and J. Aparicio-Juarez received doctoral scholarships from the Secretariat of Science, Humanities, Technology and Innovation (SECIHTI), Mexico. O. A. Dominguez-Ramirez acknowledges support from the National System of Researchers (SNII), SECIHTI, Mexico.

Disclosure

The sponsors had no role in the design of the study, data collection and analysis, decision to publish, or preparation of the manuscript.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

Data Availability Statement

The EEG preprocessing and analysis code used in this study is available at <https://github.com/rafaelhernandezrios/Wiley-Rafa>.

Raw EEG data are available from the corresponding author upon reasonable request, subject to participant confidentiality constraints.

References

- [1] A. Almukhtar, V. Caddick, R. Naik, M. Goble, G. Mylonas, A. Darzi, F. Orihuela-Espina, and D. R. Leff, "Objective Assessment of Cognitive Workload in Surgery: A Systematic Review," *Annals of Surgery*, vol. 281, no. 6, pp. 942–951, 2025, <https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000006370>.
- [2] E. Tan, S. V. Troller-Renfree, S. Morales, G. A. Buzzell, M. McSweeney, M. Antúnez, and N. A. Fox, "Theta Activity and Cognitive Functioning: Integrating Evidence from Resting-State and Task-Related Developmental Electroencephalography (EEG) Research," *Developmental Cognitive Neuroscience*, vol. 67, 101404, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.dcn.2024.101404>.
- [3] B. Raufi and L. Longo, "An Evaluation of the EEG Alpha-to-Theta and Theta-to-Alpha Band Ratios as Indexes of Mental Workload," *Frontiers in Neuroinformatics*, vol. 16, 861967, 2022, <https://doi.org/10.3389/fninf.2022.861967>.
- [4] S. Chikhi, N. Matton, and S. Blanchet, "EEG Power Spectral Measures of Cognitive Workload: A Meta-Analysis," *Psychophysiology*, vol. 59, no. 6, e14009, 2022, <https://doi.org/10.1111/psyp.14009>.
- [5] C. Diaz-Piedra, M. V. Sebastián, and L. L. Di Stasi, "EEG Theta Power Activity Reflects Workload among Army Combat Drivers: An Experimental Study," *Brain Sciences*, vol. 10, no. 4, 199, 2020, <https://doi.org/10.3390/brainsci10040199>.
- [6] J. F. Cavanagh and M. J. Frank, "Frontal Theta as a Mechanism for Cognitive Control," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 18, no. 8, pp. 414–421, 2014, <https://doi.org/10.1016/j.tics.2014.04.012>.
- [7] W. Klimesch, P. Sauseng, and S. Hanslmayr, "EEG Alpha Oscillations: The Inhibition–Timing Hypothesis," *Brain Research Reviews*, vol. 53, no. 1, pp. 63–88, 2007, <https://doi.org/10.1016/j.brainresrev.2006.06.003>.
- [8] W. Klimesch, "EEG Alpha and Theta Oscillations Reflect Cognitive and Memory Performance: A Review and Analysis," *Brain Research Reviews*, vol. 29, no. 2–3, pp. 169–195, 1999, [https://doi.org/10.1016/S0165-0173\(98\)00056-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0173(98)00056-3).
- [9] S. Moontaha and A. Mathew, "Wearable EEG-Based Cognitive Load Classification Using Spectral Band Ratios," in *Proceedings of the 16th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC)*, SCITEPRESS, 2023, pp. 134–141, <https://doi.org/10.5220/0011628300003414>.
- [10] M. Mondellini and S. Caggiula, "A Multimodal Approach Exploiting EEG to Investigate Mental Workload," *International Journal of Human-Computer Interaction*, vol. 40, no. 17, pp. 4664–4680, 2024, <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2258017>.
- [11] A. Mastropietro, G. Rizzo, L. Carpinelli, et al., "Reliability of Mental Workload Index Assessed by EEG With Different Electrode Configurations and Signal Pre-Processing Pipelines," *Sensors*, vol. 23, no. 3, 1367, 2023, <https://doi.org/10.3390/s23031367>.
- [12] G. I. Gallegos-Ayala, L. R. Krol, and T. O. Zander, "Assessment of Mental Workload Across Cognitive Tasks Using a Passive Brain-Computer Interface Based on Mean Negative Theta-Band Amplitudes,"

- Frontiers in Neuroergonomics*, vol. 4, 1233722, 2023, <https://doi.org/10.3389/fnrgo.2023.1233722>.
- [13] R. Nigbur, G. Ivanova, and B. Stürmer, “Theta Power as a Marker for Cognitive Interference,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 122, no. 11, pp. 2185–2194, 2011, <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2011.03.030>.
 - [14] G. Di Flumeri, G. Borghini, P. Aricò, et al., “EEG-Based Mental Workload Neurometric to Evaluate the Impact of Different Traffic and Road Conditions in Real Driving Settings,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 12, 509, 2018, <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00509>.
 - [15] F. Dehais, E. V. C. Friedrich, N. Causse, et al., “Monitoring Pilot’s Mental Workload Using ERPs and Spectral Power With a Six-Dry-Electrode EEG System in Real Flight Conditions,” *Sensors*, vol. 19, no. 6, 1324, 2019, <https://doi.org/10.3390/s19061324>.
 - [16] H. Taheri Gorji, N. Wilson, J. VanBree, B. Hoffmann, T. Petros, and K. Tavakolian, “Using Machine Learning Methods and EEG to Discriminate Aircraft Pilot Cognitive Workload during Flight,” *Scientific Reports*, vol. 13, 2507, 2023, <https://doi.org/10.1038/s41598-023-29647-0>.
 - [17] J. E. Reiser, E. Wascher, and S. Arnau, “Recording Mobile EEG in an Outdoor Environment Reveals Cognitive-Motor Interference Dependent on Movement Complexity,” *Scientific Reports*, vol. 9, 2019, <https://doi.org/10.1038/s41598-019-49503-4>.
 - [18] N. Bigdely-Shamlo, T. Mullen, C. Kothe, K.-M. Su, and K. A. Robbins, “The PREP Pipeline: Standardized Preprocessing for Large-Scale EEG Analysis,” *Frontiers in Neuroinformatics*, vol. 9, 16, 2015, <https://doi.org/10.3389/fninf.2015.00016>.
 - [19] O. A. Dominguez-Ramirez and V. Parra-Vega, “Active Haptic Exploration of Deformable Objects,” in *DAAAM International Scientific Book*, 2006, pp. 177–190.
 - [20] O. A. Dominguez-Ramirez and V. Parra-Vega, “Texture, Roughness and Shape Haptic Perception,” in *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2003, <https://doi.org/10.1109/IROS.2003.1249634>.
 - [21] N. Sciaraffa, G. Di Flumeri, D. Germano, A. Giorgi, A. Di Florio, G. Borghini, A. Vozzi, V. Ronca, F. Babiloni, and P. Aricò, “Evaluation of a New Lightweight EEG Technology for Translational Applications of Passive Brain-Computer Interfaces,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 16, 901387, 2022, <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.901387>.
 - [22] N. Beauchemin, P. Charland, A. Karran, J. Boasen, B. Tadson, S. Sénécal, and P.-M. Léger, “Enhancing Learning Experiences: EEG-Based Passive BCI System Adapts Learning Speed to Cognitive Load in Real-Time, with Motivation as Catalyst,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 18, 1416683, 2024, <https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1416683>.
 - [23] V. Ronca, M. Cecchetti, R. Capotorto, G. Di Flumeri, A. Giorgi, D. Germano, G. Borghini, F. Babiloni, and P. Aricò, “Beyond the Lab: Real-World Benchmarking of Wearable EEGs for Passive Brain-Computer Interfaces,” *Brain Informatics*, 2025, <https://doi.org/10.1186/s40708-025-00290-x>.

D.2. Artículo de congreso: COMRob 2024

2024 XXVI Robotics Mexican Congress (COMRob)
November 13-15, 2024, Torreón, Coahuila, México

Human-robot physical interaction system as a tool for neurocognitive stimulation in children with ADHD in Mexico

Jeronimo Aparicio-Juarez
Autonomous University of the State of Hidalgo
Mineral de la Reforma, Hidalgo, Mexico
jeronimoaj@gmail.com

Omar A. Dominguez-Ramirez
Autonomous University of the State of Hidalgo
Mineral de la Reforma, Hidalgo, Mexico
omar@uaeh.edu.mx

Gabriel Sepulveda-Cervantes
Center for Technological Innovation and Development in Computing
National Polytechnic Institute, CDMX, Mexico
gsepulvedac@ipn.mx

Jesus Garcia-Blancas
Autonomous University of the State of Hidalgo
Mineral de la Reforma, Hidalgo, Mexico
jgarcia@itesa.edu.mx

Juan D. Ramirez-Zamora
Autonomous University of the State of Hidalgo
Mineral de la Reforma, Hidalgo, Mexico
juandaniel_ramirez@uaeh.edu.mx

Eduardo A. Escotto-Cordova
Faculty of Higher Studies Zaragoza
National Autonomous University of Mexico, CDMX, Mexico
alejandro.escotto@zaragoza.unam.mx

Ivette Reyes-Hernandez
Autonomous University of the State of Hidalgo
Pachuca, Hidalgo, Mexico
ivette_reyes@uaeh.edu.mx

Abstract—This research work promotes the use of an interactive virtual environment, with the purpose of strengthening neurocognitive stimulation in children with ADHD (Attention Deficit Hyperactivity Disorder), through a human-robot physical interaction system (HRpI); as well as establishing the conditions that allow the application of supervised and unsupervised machine learning techniques that favor diagnosis. Clinical evaluation strategies in care and treatment centers for neurodivergent children are based on the Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM-5); however, not using integrated technological platforms with biofeedback and neurophysiological stimulation associated with each case study, which contributes to the improvement of the clinical procedure. The proposed HRpI system is constituted by a haptic device with the human operator (patient) in the control loop. The movement instructions are designed based on a clinical protocol that evaluates hand-eye coordination, based on virtual mazes to navigate with one or two upper limbs. The platform is configured with strategies: i) passive haptic guidance and ii) active haptic exploration. In the first case, the robot guides the human in the optimal solution, correcting the interactive forces that condition the presence of disturbances, and shape the required energy; and in the second case, the human voluntarily solves the maze, which implies that the velocity and instantaneous position are variable. Kinesthetic force feedback is based on a viscoelasticity model (spring-damper system) in both haptic interaction strategies. During the development of the task, the instrumentation of brain waves are correlated with

the state of the robotic system (position, velocity, energy and instantaneous errors); all this for the evaluation of performance metrics that contribute to the diagnosis. The expected result corresponds to determining the engram in terms of duration and frequency in brain plasticity for self-regulation purposes of the neurodivergent patient; as well as its impact as a value proposition to the Continuous Improvement School Program (PEMC) of basic education institutions in Mexico.

Index Terms—ADHD, Biofeedback, HRpI, Neurophysiological Stimulation, Engram.

I. INTRODUCTION

Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) is associated with a continuous pattern of inattention and hyperactivity or impulsivity. The frontal and parietal lobes in both children and adults with ADHD (related to the ability to organize, concentrate, and process sensory information) function differently. Symptoms can interfere with daily activities and relationships. This disorder begins in childhood and can continue through adolescence and even into adulthood [1], [2]. In the research conducted by the German neurologist Korbinian Brodmann, he defined 52 distinct regions in the cerebral cortex. This map of the brain's functional organization laid the foundation for a better understanding of the localization of various cognitive and sensory functions. Early advances in brain localization were crucial for studying

Corresponding author: omar@uaeh.edu.mx.

D.3. Artículo de revista: PADI 2024



DESDE 2013
<https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/icbi/issue/archive>
Padi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI



Publicación Semestral Padi Vol. 12 No. 23 (2024) 9–19

Tecnologías Emergentes en el Diagnóstico y Tratamiento del TDAH Emerging Technologies in the Diagnosis and Treatment of ADHD

J. Aparicio-Juárez ^{a,*}, O. A. Domínguez-Ramírez ^{a,*}, E. A. Escotto-Córdova ^b

^aÁrea Académica de Computación y Electrónica, Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42184, Pachuca, Hidalgo, México.

^bLaboratorio de Psicología y Neurociencias, Facultad de Estudios Superiores Zaragoza, Universidad Nacional Autónoma de México, Ciudad de México, México.

Resumen

El Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH), representa una preocupación significativa en Estados Unidos y México, ya que afecta el rendimiento académico y la calidad de vida de quienes lo padecen. Las limitaciones de los métodos de diagnóstico y tratamiento tradicionales, particularmente en la detección y atención temprana, motiva a la exploración de nuevos procedimientos y propuestas tecnológicas. Este artículo revisa los avances en el diagnóstico y tratamiento del TDAH, destacando plataformas y metodologías innovadoras. La investigación considera a la pupilometría como herramienta de diagnóstico y profundiza en la neuroretroalimentación y biorretroalimentación como protocolos de tratamiento prometedores. Se discute la utilización de Sistemas de Interacción Humano-Robot (HRpI) e Interfaces Cerebro-Computadora (BCI) como vías emergentes para mejorar la calidad de vida de los pacientes. Se destaca la importancia del uso de métricas sólidas, así como el análisis de señales y datos; por ello, se incorporan pruebas como el Test de Atención D2, el Test Go/No-Go, Tareas de Ejecución Continua (CPT) y el Test de Variables de Atención (TOVA). Finalmente se aborda la aplicación de algoritmos de Inteligencia Artificial (IA) como herramientas de apoyo al diagnóstico. Estos desarrollos progresivos representan un futuro prometedor para el manejo del TDAH y enfatizan la necesidad de colaboración interdisciplinaria entre la psicología, las neurociencias, la ingeniería y la salud mental.

Palabras Clave: TDAH, Biorretroalimentación, Inteligencia Artificial, HRpI, BCI.

Abstract

Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) poses a significant concern in both the United States and Mexico, impacting academic performance and the quality of life for those affected. Limitations in traditional diagnostic and treatment methods, particularly in early detection and intervention, prompt the exploration of new procedures and technological proposals. This article reviews advancements in the diagnosis and treatment of ADHD, highlighting innovative platforms and methodologies. The research considers pupillometry as a diagnostic tool and delves into neurofeedback and biofeedback as promising treatment protocols. The use of Human-Robot Interaction Systems (HRpI) and Brain-Computer Interfaces (BCI) is discussed as emerging avenues to enhance the quality of life for patients. Emphasis is placed on the importance of utilizing robust metrics, signal analysis, and data; thus, incorporating assessments such as the D2 Attention Test, the Go/No-Go Test, Continuous Performance Tasks (CPT), and the Test of Variables of Attention (TOVA). Finally, the application of Artificial Intelligence (AI) algorithms as diagnostic support tools is addressed. These progressive developments represent a promising future for ADHD management and underscore the need for interdisciplinary collaboration among psychology, neuroscience, engineering, and mental health.

Keywords: ADHD, Biofeedback, Artificial Intelligence, HRpI, BCI.

1. Introducción

El Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) se caracteriza por un patrón persistente de inatención, hiperactividad o impulsividad, afectando a individuos de todas

las edades. Las variaciones en el funcionamiento de los lóbulos frontal y parietal del cerebro, encargados de la organización, concentración y procesamiento sensorial, son evidentes en personas con TDAH. En particular, se observa una discrepancia en la frecuencia de vibración de las ondas cerebrales en compara-

*Autor para correspondencia: omar@uaeh.edu.mx

Correo electrónico: jeronimoaj@gmail.com (Jeronimo Aparicio-Juarez), omar@uaeh.edu.mx (Omar Arturo Domínguez-Ramírez), alejandro.escotto@zaragoza.unam.mx (Eduardo-Alejandro Escotto-Córdova).

Historial del manuscrito: recibido el 14/11/2023, última versión-revisada recibida el 12/01/2024, aceptado el 19/01/2024, en línea (postprint) desde el 24/01/2024, publicado el 05/07/2024. DOI: <https://doi.org/10.29057/icbi.v12i23.12081>



D.4. Artículo técnico, gaiabit (publicado en línea)

4

Desarrollo integral de un HRpl y su abordaje multidimensional en el diagnóstico y tratamiento del TDAH

Autores: Jerónimo Aparicio Juárez y Omar Arturo Domínguez Ramírez

Resumen: El Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) es uno de los trastornos del desarrollo neurológico más frecuentes en la niñez. Este artículo examina la utilización del seguimiento ocular en un sistema de interacción física humano-robot (HRpl), como herramienta innovadora para el diagnóstico y tratamiento del TDAH. Se describe un exergame propuesto, denominado “ADHD K9 Canine Quest”, como tecnología emergente para proporcionar una solución novedosa que fortalece el diagnóstico temprano y la autorregulación en niños.

Palabras clave:

TDAH, seguimiento ocular, exergame, diagnóstico, tratamiento.

Declaración de importancia: Este trabajo contribuye al abordaje multidimensional del TDAH, ofreciendo soluciones tecnológicas que podrían mejorar significativamente el diagnóstico y tratamiento de este trastorno, impactando positivamente en la calidad de vida de millones de niños y sus familias.

Disciplina principal: Neurociencia cognitiva.

Áreas de aplicación:

Psicología infantil, educación especial, ingeniería biomédica.

Industria mayormente relacionada: Tecnología educativa y salud.

Introducción al TDAH y sus desafíos actuales

El TDAH es una realidad que afecta a millones de niños en todo el mundo. En Estados Unidos, aproximadamente el 9.8% de los niños entre 3 y 17 años han sido diagnosticados con TDAH, mientras que, en México, se estima que un 8% de la población infantil lo padece [1]. A pesar de su prevalencia, el TDAH enfrenta desafíos importantes en su diagnóstico y tratamiento. Los métodos actuales de diagnóstico presentan limitaciones significativas. Un estudio reveló que el 64% de los neuropediatras y psiquiatras infantiles inician el tratamiento farmacológico basándose únicamente en la sintomatología del niño [2]. Este enfoque subjetivo puede llevar a sesgos y diagnósticos incorrectos, afectando el curso del tratamiento. Por otro lado, los tratamientos



D.5. 2026 International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Nagoya, Japan (Aceptado)

Validation of a Theta/Alpha (Fz/Pz) EEG-Based Cognitive Load Index for Workload-Aware Human–Machine Systems

Edgar R. Hernandez-Rios^{1,2}, J. Aparicio-Juarez¹, Omar A. Dominguez-Ramirez¹, and Christian Penalzoza^{2,3}

¹Universidad Autonoma del Estado de Hidalgo (UAEH), Mexico

²Mirai Innovation Research Institute, Osaka, Japan

³Universidad Autonoma de Chihuahua (UACH), Mexico

Abstract—Workload-aware intelligent human–machine systems require reliable and interpretable user-state estimation mechanisms. This study validates an EEG-based cognitive load index defined as the ratio of frontal theta to parietal alpha power (θ_{Fz}/α_{Pz}) across two complementary paradigms: a controlled laboratory benchmark and an ecological interactive task.

In the controlled paradigm, passive reading (low demand) and Stroop interference (high demand) were used to manipulate workload. Six sessions satisfying predefined signal-quality criteria consistently exhibited higher θ_{Fz}/α_{Pz} ratios during high demand, with group means increasing from 1.37 (SD = 1.80) to 4.65 (SD = 4.99) and a paired Cohen's $d = 0.75$, supporting discriminative validity under well-defined conditions. In the ecological paradigm, the index was baseline-normalized during interactive task execution; 6 of 8 sessions showed increased ratios relative to baseline, indicating sensitivity to task engagement under realistic interaction variability.

NASA-TLX scores were collected to contextualize perceived workload, and an exploratory comparison with the EEG-based index in the participants with both measures showed positive but non-significant correlations consistent with the expected direction. Within the constrained conditions examined here, the results support the θ_{Fz}/α_{Pz} ratio as a compact and interpretable metric that exhibits a consistent directional sensitivity to differences in cognitive workload, with broader generalization requiring further data accumulation and more rigorous validation before its deployment in workload-aware human–machine systems.

Index Terms—Electroencephalography (EEG), Cognitive load estimation, Theta/Alpha ratio, User-state estimation, Workload-aware systems, Human–machine interaction, Neuroergonomics, Exergaming.

I. INTRODUCTION

Quantifying cognitive load from neurophysiological signals is a central challenge in neuroergonomics, adaptive human–machine interaction, and intelligent training systems. Reliable workload estimation provides a foundation for understanding how task demands influence attention, executive control, and performance, and is a prerequisite for the development of systems that respond appropriately to user state [16]. Among available sensing modalities, electroencephalography (EEG) is particularly attractive due to its high temporal resolution and its direct relationship with cortical processes underlying mental effort and cognitive control.

A substantial body of literature has established robust associations between spectral EEG features and cognitive workload. In particular, increases in frontal theta activity (4–7 Hz) have been linked to sustained attention, conflict monitoring, and executive control [8], while decreases in parietal alpha

activity (8–12 Hz) are commonly interpreted as markers of increased task engagement and information processing demand. Recent meta-analyses and systematic reviews have confirmed that these spectral modulations constitute some of the most consistent EEG correlates of cognitive load across tasks and populations [1], [4].

Building on these findings, ratio-based EEG indices combining theta and alpha power have been proposed as compact and interpretable measures of mental workload. Theta-to-alpha and alpha-to-theta ratios integrate complementary neural mechanisms into a single scalar metric, offering practical advantages for monitoring workload trends with reduced feature dimensionality [1], [7]. However, recent studies have emphasized that the reliability and stability of such indices depend strongly on methodological choices, including electrode selection, pre-processing pipelines, artifact handling, and task context [4], [6]. Consequently, clearly defined and reproducible validation protocols remain essential, particularly when extending EEG-based workload indices beyond tightly controlled laboratory settings.

Controlled interference paradigms, such as the Stroop task, continue to serve as standard benchmarks for eliciting well-characterized increases in cognitive load. EEG studies consistently report frontal theta increases and parietal alpha decreases during Stroop interference, reflecting elevated executive and attentional demands [5], [9]. While such paradigms are well suited for validating workload indices under controlled conditions, there is increasing interest in examining whether these indices retain sensitivity in more ecological and interactive scenarios, where task structure is less rigid and user engagement may vary dynamically [2], [3].

In this work, we evaluate an EEG-based cognitive load index defined as the ratio of frontal theta power at Fz to parietal alpha power at Pz. The index is examined across two complementary paradigms: (i) a controlled laboratory protocol contrasting low cognitive load (passive reading) and high cognitive load (Stroop interference), and (ii) an ecological interactive exergaming task implemented on a human–robotic physical interaction platform. A common acquisition and processing pipeline with explicit signal-quality criteria is applied across paradigms. The controlled paradigm is used to establish discriminative validity under well-defined conditions, while the ecological paradigm is used to explore the sensitivity of the same index to task engagement in a naturalistic interactive

D.6. Emerging Technologies in the Diagnosis and Treatment of ADHD: A Review. ICMEAE 2023



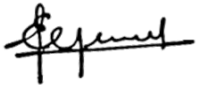
**La Región 9 del IEEE y el
Capítulo de Inteligencia
Computacional y Robótica
de la Sección Morelos**

Certifica que:

Jeronimo Aparicio-Juarez

Participó como expositor del artículo:

**Emerging Technologies in the Diagnosis and Treatment of ADHD: A
Review**



Enrique Tejera
Director Regional IEEE R9

En el marco del Congreso Internacional de Ingeniería
Electrónica, Mecatrónica y Automotriz (ICMEAE) realizado
de forma virtual del 13 al 15 de diciembre de 2023.

D.7. Human-robot Physical Interaction System for Neurocognitive Stimulation in ADHD. ICMEAE 2023



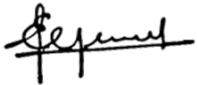
**La Región 9 del IEEE y el
Capítulo de Inteligencia
Computacional y Robótica
de la Sección Morelos**

Certifica que:

Jeronimo Aparicio-Juarez

Participó como expositor del artículo:

**Human-robot physical interaction system as a tool for
neurocognitive stimulation in children with ADHD in Mexico**



Enrique Tejera
Director Regional IEEE R9

En el marco del Congreso Internacional de Ingeniería
Electrónica, Mecatrónica y Automotriz (ICMEAE) realizado
de forma virtual del 13 al 15 de diciembre de 2023.



D.8. Assessment of User Workload in an Exergaming Platform for Neurodivergent Patient Therapy Based on the NASA-TLX

Assessment of User Workload in an Exergaming Platform for Neurodivergent Patient Therapy Based on the NASA-TLX

Joselin Hernandez-Hernandez¹, Leonardo Hernandez-Lopez^{1*},
Jeronimo Aparicio-Juarez¹, Edwin Rodriguez-Hernandez¹,
Edgar R. Hernandez-Rios¹, Omar Arturo Dominguez-Ramirez^{1*}

¹Academic Area of Computing and Electronics, Basic Sciences and Engineering Institute, Autonomous University of the State of Hidalgo, 42184, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México.

*Corresponding author(s). E-mail(s): he382792@uaeh.edu.mx;
omar@uaeh.edu.mx;

Abstract

This study annexes the NASA TLX as a multidimensional tool capable of estimating the precise source of the level of workload generated in 3 platforms intended for neurodivergent patients or patients with neurological lesions, although the tests were applied to neurotypical users. The first is Stroop Task, which by its nature caused greater mental demand, the following platforms are Human-Robot Physical Interaction (HRpI) exergamings, the first called "ADHD K9 Canine Quest" which seeks to be a tool for the early diagnosis of ADHD, its execution with haptic generated medium-low load levels with less frustration and great performance, on the other hand, the variable with GamePad resulted in more users with low workload and a high weight in performance, while with keyboard it demanded greater time demands and resulted in less favorable load levels. The second is a bimanual exergam designed for upper limb neurorehabilitation, 100% of users presented a medium load level attributing these results to a high mental demand, greater frustration and lower performance. Simultaneously, electroencephalography (EEG) signals were captured by filtering and spectral analysis. Based on the results, the performance, efficacy and comfort of the systems are validated.

Keywords: NASA TLX, exergaming, workload, pMRI, EEG

E. Análisis antiplagio

En este apéndice se incorpora el reporte de similitud académica de la presente tesis doctoral, generado mediante la plataforma Compilatio (<https://www.compilatio.net/es>). Este análisis permite verificar la originalidad del documento y asegurar el cumplimiento de los principios de integridad académica y adecuada citación de fuentes.

Asimismo, el certificado respalda la autenticidad del contenido desarrollado durante la investigación y fortalece la validez científica del trabajo presentado.



Certificado de análisis

Compilatio Magister Standard | UAEH-MX- Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo

Tesis_Jerónimo__Work_In_Progress__

ID : 2e0173505004670d09f2e202242e47b77c35226d



9%

Textos sospechosos

Nombre del fichero : Tesis_Jerónimo__Work_In_Progress__.txt
Tamaño del archivo original : 15,47 MB
Número de palabras : 36,013
Número de caracteres : 236620

Depositante : Omar Arturo Domínguez Ramírez
Fecha de depósito : 18 de mayo de 2026
Tipo de carga : interface
fecha de fin de análisis : 18 de mayo de 2026

Resumen (sección 1/2)

Localización de los textos sospechosos en el documento :



Incluido en el porcentaje de textos sospechosos :



Similitudes

6%

Pasajes con similitudes a fuentes encontradas en diferentes colecciones.



Idiomas no reconocidos

3%

Pasajes en los que parte del vocabulario utilizado no forma parte del diccionario de la lengua.
Puede tratarse de un intento del autor de modificar el texto para evitar ser detectado.



No incluido en el porcentaje de textos sospechosos :



Textos entre comillas

2%

Pasajes entre comillas, a menudo indicativos de una cita.