



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA  
SEDE QUITO  
CARRERA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA**

**DESARROLLO DE UN DISPOSITIVO INTERACTIVO PARA LA ESTIMULACIÓN  
COGNITIVA EN ADULTOS MAYORES BASADO EN APRENDIZAJE  
SUPERVISADO POR CLASIFICACIÓN**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del Título de:  
INGENIERO BIOMÉDICO**

**AUTOR: CHRISTIAN ISRAEL LOJANO CASTILLO**

**TUTORA: ING. MAYERLY ELVIRA SÁENZ CASALLAS**

**Quito - Ecuador**

**2025**

## **CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

Yo, Christian Israel Lojano Castillo con documento de identificación N° 1725449225 manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 08 de septiembre del año 2025

Atentamente,



---

Christian Israel Lojano Castillo  
1725449225

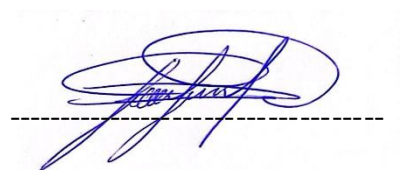
**CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE  
TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Yo, Christian Israel Lojano Castillo con documento de identificación No. 1725449225 expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Proyecto técnico: **DESARROLLO DE UN DISPOSITIVO INTERACTIVO PARA LA ESTIMULACIÓN COGNITIVA EN ADULTOS MAYORES BASADO EN APRENDIZAJE SUPERVISADO POR CLASIFICACIÓN**, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: **INGENIERO BIOMÉDICO**, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hago la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 08 de septiembre del año 2025

Atentamente,



Christian Israel Lojano Castillo

1725449225

## CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Mayerly Elvira Sáenz Casallas con documento de identificación N° 1758414393, docente de la Universidad Politécnica Salesiana declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: **DESARROLLO DE UN DISPOSITIVO INTERACTIVO PARA LA ESTIMULACIÓN COGNITIVA EN ADULTOS MAYORES BASADO EN APRENDIZAJE SUPERVISADO POR CLASIFICACIÓN**, realizado por Christian Israel Lojano Castillo con documento de identificación N° 1725449225, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Proyecto técnico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 08 de septiembre del año 2025

Atentamente,



-----  
Mayerly Elvira Sáenz Casallas

1758414393

## Dedicatoria

A mis padres,  
por ser la raíz firme de mis sueños, los arquitectos de cada uno de mis logros.  
Su amor incondicional, sus sacrificios y su fe constante en mi capacidad han sido la fuerza que me sostuvo incluso en los momentos más inciertos. Cada paso en este camino ha llevado impreso su ejemplo de vida, su templanza y su humildad.

A mis profesores y mentores,  
por ser faros de sabiduría que iluminaron este trayecto académico con exigencia, comprensión y vocación verdadera.  
Sus enseñanzas van más allá del conocimiento técnico: son lecciones de ética, humanidad y compromiso.

A todos los adultos mayores que enfrentan el paso del tiempo con dignidad, valentía y sabiduría,  
les dedico este trabajo como una expresión sincera de respeto y admiración.  
Que este dispositivo, fruto de la ciencia y la empatía, sea una herramienta que devuelva un poco de lo mucho que ustedes han dado a la sociedad.

A quienes creen que la tecnología puede tener alma,  
que puede cuidar, acompañar y dignificar.  
Este proyecto nació con esa convicción.

# Agradecimientos

A lo largo del camino académico, hay momentos que nos transforman más allá de lo técnico; nos confrontan con nuestros propios límites, nos revelan nuestras motivaciones más profundas, y nos conectan con aquello que verdaderamente importa. Este proyecto no es solo el cierre de una etapa universitaria, sino también el reflejo de muchos actos de entrega, guía y confianza.

A mis padres, Rosa Claudina Castillo Méndez y Jorge Homero Lojano Guamán, les debo más de lo que las palabras pueden contener. Su amor ha sido el refugio y la fuerza, su ejemplo la brújula constante, y su sacrificio, la base firme sobre la que se construye cada logro. En los días inciertos, su voz fue certeza; en los días difíciles, su presencia fue aliento. Este trabajo les pertenece tanto como a mí, porque sin ellos, este trayecto no habría sido posible.

A mi tutora de tesis, la ingeniera Mayerly Elvira Sáenz Casallas, le agradezco por su dedicación, por su exigencia oportuna y por haber creído en el valor de este proyecto desde sus primeras ideas. Su orientación académica y humana fue esencial para convertir una intención en un sistema funcional y significativo.

Mi agradecimiento más sincero también va dirigido a todos los adultos mayores que participaron con generosidad, paciencia y voluntad en las pruebas de este dispositivo. Su colaboración no solo aportó validez al desarrollo, sino también sentido. Cada interacción con ustedes reafirmó que la tecnología puede y debe estar al servicio de la dignidad humana.

A todas las personas que, de forma directa o silenciosa, hicieron parte de este proceso con una palabra, un consejo o una oportunidad: gracias.

Este proyecto es más que un conjunto de circuitos, líneas de código y datos; es una manifestación de cuidado, memoria y respeto. Y ese propósito, sin duda, se construyó en comunidad.

# Resumen

El envejecimiento conlleva una disminución progresiva de funciones cognitivas como la memoria, la atención y la percepción. Frente a esta realidad, el presente trabajo propone el desarrollo de un dispositivo interactivo de estimulación cognitiva dirigido a adultos mayores, combinando hardware accesible con inteligencia artificial mediante aprendizaje supervisado por clasificación.

El dispositivo integra una Raspberry Pi 5 y un Arduino Mega, junto con una serie de componentes físicos como un sensor de color TCS34725, un teclado matricial 4x4, ocho pulsadores, once LEDs de alta visibilidad y un módulo DFPlayer Mini con salida de audio y microSD. Las instrucciones visuales se presentan en un monitor de 19 pulgadas, mientras que la retroalimentación auditiva se gestiona a través de una bocina de 3W.

El sistema ejecuta cuatro juegos cognitivos secuenciales, cada uno orientado a una función específica: reconocimiento de colores, resolución de operaciones matemáticas simples, memorización de patrones y asociación multisensorial de sonidos con imágenes. Los datos generados en tiempo real son registrados automáticamente en archivos CSV etiquetados por usuario. Posteriormente, estos datos son utilizados para alimentar un modelo de aprendizaje supervisado que diagnostica el desempeño cognitivo de cada participante. La programación fue desarrollada íntegramente en la Raspberry Pi mediante consola. El diseño del circuito fue consolidado sobre una PCB personalizada.

Este dispositivo no solo proporciona una herramienta accesible para el ejercicio cognitivo, sino que también ofrece métricas útiles para la evaluación progresiva de las capacidades mentales del usuario. La propuesta plantea un enfoque innovador que fusiona interacción lúdica con análisis de datos, contribuyendo a la promoción del envejecimiento activo mediante tecnologías accesibles.

**Palabras clave:** (adulto mayor, aprendizaje supervisado, estimulación cognitiva, neurocognición, rehabilitación cognitiva).

# Abstract

This research presents the design and implementation of an interactive device for cognitive stimulation in older adults. The system combines hardware components —including Raspberry Pi 5, Arduino Mega, LEDs, color sensor, keypad, and audio playback module— to execute a sequence of gamified cognitive tasks.

Each game targets a specific mental function such as visual recognition, arithmetic reasoning, memory, or multisensory integration. User responses are recorded and analyzed using a supervised machine learning model, allowing the system to provide personalized cognitive feedback.

The solution demonstrates that accessible technology can support mental health and active aging in a meaningful way.

**Keywords:** older adults, supervised learning, cognitive stimulation, neurocognition, cognitive rehabilitation)

# Contenido

<b>Agradecimientos</b>	<b>ix</b>
<b>Resumen</b>	<b>x</b>
<b>Lista de símbolos</b>	<b>xv</b>
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2 Problema</b>	<b>3</b>
<b>3 OBJETIVOS</b>	<b>5</b>
3.1 Objetivos . . . . .	5
3.1.1 Objetivo General . . . . .	5
3.1.2 Objetivos Específicos . . . . .	5
<b>4 Capítulo I: Fundamentos y Recursos</b>	<b>6</b>
4.1 Herramientas de Programación . . . . .	6
4.1.1 Lenguaje de Programación - Python . . . . .	6
4.1.2 Lenguaje de Programación - Arduino C++ . . . . .	6
4.1.3 Entorno de Desarrollo - Arduino IDE . . . . .	6
4.1.4 Bibliotecas Especializadas - Python . . . . .	7
4.2 Herramientas de Diseño y Simulación . . . . .	7
4.2.1 Diseño de Circuitos Electrónicos - Proteus . . . . .	7
4.3 Herramientas de Análisis y Visualización . . . . .	8
4.3.1 Registro de Datos Experimentales - LibreOffice Calc / Microsoft Excel	8
4.3.2 Visualización de Datos - Matplotlib y Seaborn . . . . .	8
4.4 Servicios Complementarios . . . . .	9
4.4.1 Interacción remota - Google Colab . . . . .	9
4.4.2 Sistema Operativo Embebido - Raspberry Pi OS . . . . .	9
4.4.3 Almacenamiento de Datos - SQLite y CSV . . . . .	10
4.5 Componentes Principales del Dispositivo . . . . .	10
4.5.1 Unidad de procesamiento - Raspberry Pi 5 (8 GB RAM) . . . . .	10
4.5.2 Microcontrolador auxiliar – Arduino Mega 2560 . . . . .	12
4.5.3 Sensor óptico - TCS34725 . . . . .	13
4.5.4 Salida visual - Pantalla HDMI (19") . . . . .	14
4.5.5 Entrada de datos - Teclado numérico . . . . .	14
4.5.6 Estímulo visual - LEDs individuales . . . . .	15
4.5.7 Sistemas de alimentación y cableado . . . . .	16

---

4.5.8	Carcasa estructural . . . . .	16
<b>5</b>	<b>Capítulo II: Revisión de la literatura</b>	<b>17</b>
5.1	Envejecimiento y deterioro cognitivo . . . . .	17
5.2	Estimulación cognitiva no farmacológica . . . . .	17
5.3	Tecnologías aplicadas al cuidado cognitivo . . . . .	18
5.4	Aprendizaje supervisado en el contexto biomédico . . . . .	20
5.5	Revisión de dispositivos similares desarrollados . . . . .	22
<b>6</b>	<b>Capítulo III: Marco Metodológico</b>	<b>24</b>
6.1	Enfoque metodológico . . . . .	24
6.1.1	Población y muestra . . . . .	24
6.2	Diseño e implementación del dispositivo . . . . .	26
6.2.1	Arquitectura general del sistema . . . . .	27
6.2.2	Plataforma de procesamiento central: Raspberry Pi 5 . . . . .	27
6.2.3	Microcontrolador de control y adquisición: Arduino Mega 2560 . . . . .	28
6.2.4	Componentes electrónicos utilizados . . . . .	28
6.2.5	Estructura física del sistema . . . . .	29
6.2.6	Placa de circuito impreso (PCB) personalizada . . . . .	29
6.2.7	Interfaz gráfica e integración de software . . . . .	31
6.2.8	Principios de diseño centrado en el usuario . . . . .	32
6.2.9	Capacidades de registro y autonomía . . . . .	32
6.2.10	Diagramas de flujo del sistema y juegos cognitivos . . . . .	33
6.2.11	Implementación técnica y ejecución del sistema . . . . .	39
6.3	Descripción de las actividades cognitivas implementadas . . . . .	44
6.3.1	Fundamento neurocognitivo . . . . .	45
6.3.2	Actividad 1: Asociación de colores . . . . .	45
6.3.3	Actividad 2: Resolución de operaciones matemáticas simples . . . . .	46
6.3.4	Estrategia de retroalimentación y reforzamiento . . . . .	47
6.3.5	Adaptabilidad y progresión . . . . .	47
6.3.6	Justificación del enfoque gamificado . . . . .	47
6.4	Modelo de aprendizaje supervisado . . . . .	48
6.4.1	Fundamento teórico del aprendizaje supervisado . . . . .	48
6.4.2	Selección del algoritmo de clasificación . . . . .	49
6.4.3	Estructura del dataset utilizado . . . . .	50
6.4.4	Entrenamiento y validación del modelo . . . . .	52
6.4.5	Aplicación clínica y generación de reportes . . . . .	53
6.4.6	Procedimiento experimental . . . . .	55

---

<b>7</b>	<b>Capítulo IV: Resultados</b>	<b>59</b>
7.1	Resultados del Dispositivo . . . . .	70
7.1.1	Funcionamiento general y estabilidad . . . . .	70
7.1.2	Precisión y exactitud funcional . . . . .	71
7.1.3	Cumplimiento de funcionalidades esperadas . . . . .	71
7.1.4	Comparación con sistemas similares . . . . .	72
7.2	Evaluación del Modelo de Aprendizaje Supervisado . . . . .	73
7.2.1	Estructura del modelo y lógica de funcionamiento . . . . .	73
7.2.2	Preparación de datos y validación cruzada . . . . .	73
7.2.3	Métricas de evaluación del modelo . . . . .	74
7.2.4	Interpretación técnica y clínica . . . . .	78
7.2.5	Limitaciones y futuras mejoras . . . . .	78
7.2.6	Evaluación general del modelo supervisado sobre el total de sesiones .	80
<b>8</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>89</b>
<b>9</b>	<b>Recomendaciones</b>	<b>96</b>
8.2	Recomendaciones . . . . .	96
	<b>Anexo A: Carta de Consentimiento Informado</b>	<b>99</b>
	<b>Anexo B: Test de Evaluación Cognitiva MOCA</b>	<b>102</b>
	<b>Anexo C: Ficha PDF generada automáticamente por cada usuario</b>	<b>103</b>
	<b>Anexo D: Resultados de encuesta de satisfacción realizado a los 14 usuarios participantes</b>	<b>107</b>
	<b>Bibliografía</b>	<b>113</b>

# Lista de abreviaturas

## Abreviaturas

Abreviatura	Término
AI	Inteligencia Artificial
CSV	Valores Separados por Comas
DFPlayer	Módulo reproductor de audio MP3
GUI	Interfaz Gráfica de Usuario
LED	Diodo Emisor de Luz
ML	Aprendizaje Automático (Machine Learning)
OS	Sistema Operativo (Operating System)
PCB	Placa de Circuito Impreso
Pi OS	Sistema Operativo de la Raspberry Pi
RAM	Memoria de Acceso Aleatorio (Random Access Memory)
TCS34725	Sensor de Color RGB con salida digital I2C
USB	Bus Universal en Serie (Universal Serial Bus)

# 1 Introducción

El envejecimiento poblacional constituye uno de los fenómenos demográficos más relevantes del siglo XXI. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), se estima que para el año 2050, el número de personas mayores de 60 años alcanzará los 2 mil millones a nivel mundial, duplicando las cifras registradas en el año 2020 [1]. Esta tendencia plantea desafíos sustanciales en el ámbito de la salud pública, particularmente en lo relacionado con el mantenimiento de las funciones cognitivas, esenciales para la autonomía y calidad de vida en la vejez.

Diversos estudios han demostrado que, con el envejecimiento, las personas experimentan cambios significativos en su desempeño cognitivo, manifestados en la disminución de la memoria de trabajo, la atención sostenida, el razonamiento lógico y la velocidad de procesamiento de información [2, 3]. Estas alteraciones, si no son abordadas oportunamente, pueden evolucionar hacia condiciones más severas como el deterioro cognitivo leve o las demencias, impactando negativamente en la independencia funcional y la interacción social de los adultos mayores [4].

Ante esta problemática, la estimulación cognitiva estructurada se ha consolidado como una de las estrategias no farmacológicas más efectivas para preservar y mejorar las funciones mentales en esta población. La evidencia científica respalda que intervenciones cognitivas diseñadas de forma sistemática pueden generar mejoras significativas en habilidades como la memoria, la atención y el razonamiento [5]. Además, la implementación de programas de estimulación cognitiva utilizando plataformas grupales o tecnológicas, como tabletas electrónicas, ha demostrado ser efectiva para ralentizar el deterioro en personas con deterioro cognitivo leve [6]. Intervenciones domiciliarias personalizadas, apoyadas en dispositivos tecnológicos, también han mostrado resultados positivos, ampliando el acceso a terapias cognitivas en poblaciones que presentan dificultades de movilidad o limitaciones geográficas [7].

A pesar de los beneficios ampliamente documentados de la estimulación cognitiva estructurada, las estrategias tradicionales presentan importantes limitaciones en términos de accesibilidad y personalización. Muchos de los programas existentes dependen de la presencia física de terapeutas capacitados o profesionales de la salud, lo cual representa una barrera para adultos mayores que residen en zonas rurales o que presentan limitaciones de movilidad [8]. Además, las intervenciones grupales suelen seguir esquemas homogéneos que no consideran adecuadamente las diferencias individuales en niveles de deterioro cognitivo, motivación o velocidad de procesamiento, disminuyendo su efectividad en poblaciones heterogéneas.

En respuesta a estas limitaciones, diversas tecnologías han sido incorporadas para ampliar el acceso y la eficacia de los programas de estimulación cognitiva. La implementación de dispositivos tecnológicos, como tabletas, sensores de movimiento y plataformas de interacción digital, ha demostrado ser una alternativa viable y eficaz para acercar terapias cognitivas a un mayor número de adultos mayores [9]. Estas herramientas permiten no solo la interacción

a distancia, sino también la recolección de datos objetivos sobre el desempeño del usuario, abriendo la puerta a procesos de monitoreo continuo y adaptativo del progreso cognitivo.

El avance de la inteligencia artificial, en particular del aprendizaje supervisado, ha impulsado el desarrollo de sistemas capaces de analizar grandes volúmenes de datos y de realizar evaluaciones personalizadas de las funciones cognitivas. Modelos basados en machine learning han sido aplicados exitosamente para predecir puntuaciones cognitivas a partir de biomarcadores digitales recolectados mediante dispositivos portátiles [10]. Asimismo, se han utilizado algoritmos de aprendizaje supervisado para analizar patrones de participación en actividades cognitivas, permitiendo adaptar dinámicamente las intervenciones de acuerdo con las necesidades individuales de cada usuario [11]. Sistemas de evaluación automática asistidos por IoT y técnicas de machine learning, como AutoCogniSys, demuestran que es posible construir entornos conscientes del contexto que detecten de manera temprana el deterioro cognitivo y ajusten las estrategias de intervención en tiempo real [12]. Estas capacidades abren nuevas oportunidades para diseñar dispositivos interactivos que no solo proporcionen estimulación cognitiva, sino que también funcionen como herramientas de evaluación continua y personalizada.

Si bien los avances tecnológicos han permitido ampliar el acceso a terapias de estimulación cognitiva, persiste una necesidad crítica de soluciones adaptativas, accesibles y de bajo costo que permitan tanto la intervención como la evaluación continua del estado cognitivo en adultos mayores. Actualmente, la mayoría de los dispositivos digitales existentes se orientan hacia enfoques clínicos especializados o requieren recursos tecnológicos y humanos que no siempre están disponibles en contextos comunitarios o domiciliarios [13]. En este sentido, el diseño de dispositivos interactivos que incorporen sensores accesibles, procesamiento local de datos y modelos de clasificación cognitiva adaptativa mediante aprendizaje supervisado representa una oportunidad para democratizar el acceso a estrategias efectivas de estimulación cognitiva.

Este proyecto propone el desarrollo de un dispositivo interactivo dirigido a la estimulación cognitiva de adultos mayores, basado en una arquitectura electrónica autónoma que integra una interfaz física lúdica y retroalimentación auditiva. La solución incorpora un modelo de aprendizaje supervisado por clasificación que evalúa el desempeño del usuario y adapta dinámicamente la dificultad de las actividades, generando un entorno personalizado y continuo de estimulación. Con ello, se busca ofrecer una herramienta innovadora, accesible y de bajo costo, que promueva el mantenimiento de las capacidades cognitivas y facilite el monitoreo progresivo del estado cognitivo, contribuyendo al envejecimiento activo, autónomo y digno de esta población vulnerable..

## 2 Problema

El envejecimiento demográfico es uno de los principales retos contemporáneos en el ámbito de la salud pública y el desarrollo social [14]. Las proyecciones de organismos internacionales advierten que, hacia el año 2050, la población mundial de adultos mayores superará los 2 mil millones, lo que implicará una transformación profunda en las necesidades asistenciales, cognitivas y funcionales de este grupo etario [15]. En este escenario, preservar las capacidades mentales y fomentar la autonomía se convierten en prioridades esenciales para garantizar una vejez activa y digna.

La estimulación cognitiva ha sido reconocida como una estrategia eficaz, no invasiva y de bajo costo para retrasar el avance del deterioro cognitivo, mejorar funciones mentales preservadas y fortalecer la autonomía funcional [16]. Sin embargo, la mayoría de los programas existentes dependen de la presencia de profesionales especializados, sesiones presenciales o plataformas clínicas complejas, lo que limita su accesibilidad para adultos mayores en entornos rurales, institucionales o con escaso acceso a servicios de salud [17]. Además, las intervenciones tradicionales suelen seguir esquemas homogéneos, sin adaptarse al nivel cognitivo particular de cada individuo, lo que reduce su eficacia y sostenibilidad a largo plazo.

El uso de tecnologías digitales adaptativas, sensores y algoritmos de inteligencia artificial representa una alternativa viable para superar estas barreras. La integración de modelos de aprendizaje supervisado en dispositivos de bajo costo permite no solo personalizar la dificultad de las actividades cognitivas, sino también monitorear el progreso del usuario, generando una retroalimentación automática basada en evidencia objetiva [18, 19]. A pesar de estos avances, en América Latina persiste una brecha significativa entre el desarrollo de soluciones tecnológicas y su aplicación funcional en el contexto de atención geriátrica comunitaria [20]. Esta brecha es especialmente notoria en países como Ecuador, donde aún no se cuenta con sistemas validados que permitan una evaluación cognitiva automatizada y accesible en tiempo real.

La necesidad de crear dispositivos interactivos que integren estimulación cognitiva, registro de variables conductuales y evaluación automática es urgente, especialmente en un contexto post-pandemia donde el aislamiento ha acelerado la pérdida de capacidades cognitivas en adultos mayores [21]. El presente trabajo busca responder a esta problemática mediante el desarrollo de un sistema embebido de estimulación cognitiva, basado en reconocimiento cromático, interacción física mediante botones y teclados, y análisis de datos cognitivos a través de un modelo de aprendizaje supervisado por clasificación. Esta herramienta tiene como propósito contribuir a la identificación de patrones de desempeño mental en adultos mayores y ofrecer una vía accesible para fomentar el envejecimiento activo mediante actividades interactivas.

La investigación se delimitó geográficamente a la ciudad de Quito, Ecuador, y las pruebas

piloto se llevaron a cabo con participantes particulares en entornos no institucionales. El periodo de desarrollo se sitúa en el año 2025, en el marco de los procesos académicos de titulación. Sectorialmente, el proyecto se inscribe en el campo de la ingeniería biomédica aplicada a la tercera edad, y se desarrolla como una propuesta tecnológica impulsada desde la Universidad Politécnica Salesiana.

# 3 OBJETIVOS

## 3.1. Objetivos

### 3.1.1. Objetivo General

- Diseñar e implementar un dispositivo interactivo para la estimulación cognitiva en adultos mayores, mediante la integración de sensores ópticos de reconocimiento cromático, junto con un modelo de aprendizaje supervisado por clasificación que evalúe el desempeño del usuario y contribuya a mejorar sus funciones cognitivas.

### 3.1.2. Objetivos Específicos

- Desarrollar un sistema de adquisición de datos mediante sensores ópticos de reconocimiento cromático, botones físicos y teclado matricial, que registre las respuestas del usuario durante las actividades de estimulación cognitiva.
- Implementar un modelo de aprendizaje supervisado por clasificación, basado en árboles de decisión, que procese las variables obtenidas y permita evaluar el desempeño cognitivo del usuario.
- Validar la efectividad del dispositivo mediante pruebas con adultos mayores, analizando indicadores como el tiempo de respuesta, la precisión y la evolución del rendimiento cognitivo a lo largo del proceso de interacción.

# 4 Capítulo I: Fundamentos y Recursos

## 4.1. Herramientas de Programación

### 4.1.1. Lenguaje de Programación - Python

**Python** es el lenguaje principal utilizado para el procesamiento de datos, entrenamiento del modelo de clasificación supervisada y control lógico del sistema. Su sintaxis simple, robustez y ecosistema de bibliotecas lo convierten en una herramienta eficiente para el desarrollo de soluciones embebidas, especialmente en plataformas como Raspberry Pi OS [22, 23]. En la Figura 4-1 se presenta el logotipo oficial de este lenguaje.



Figura 4-1: Logo oficial del lenguaje de programación Python.

### 4.1.2. Lenguaje de Programación - Arduino C++

**Arduino C++** se emplea para programar el microcontrolador Arduino MEGA, que cumple funciones específicas de adquisición de señales provenientes de sensores físicos y control de elementos de salida como LEDs o buzzers. Su estructura ligera y orientación a tiempo real permiten una respuesta eficiente del hardware ante los estímulos generados por el usuario [24]. En la Figura 4-2 se muestra el logotipo oficial de este lenguaje.



Figura 4-2: Logo del lenguaje de programación C++.

### 4.1.3. Entorno de Desarrollo - Arduino IDE

**Arduino IDE** es el entorno gráfico utilizado para compilar y cargar el firmware en el microcontrolador. Su compatibilidad con bibliotecas de sensores biomédicos, así como su

monitor serial integrado, permite realizar pruebas en tiempo real y ajustes precisos en el código embebido [25]. En la Figura 4-3 se presenta el logotipo oficial de esta plataforma de desarrollo.



Figura 4-3: Logo del entorno de desarrollo Arduino IDE.

#### 4.1.4. Bibliotecas Especializadas - Python

Las bibliotecas especializadas incluyen Scikit-learn, Pandas, NumPy y Matplotlib. Scikit-learn permite implementar el modelo de árbol de decisión utilizado para clasificar el desempeño cognitivo de los usuarios [26]. Pandas y NumPy manejan el preprocesamiento y la manipulación de datos [27, 28], mientras que Matplotlib se encarga de la generación de gráficos que permiten interpretar visualmente los resultados obtenidos [29].

## 4.2. Herramientas de Diseño y Simulación

### 4.2.1. Diseño de Circuitos Electrónicos - Proteus

Fritzing y Proteus Design Suite son empleados en la etapa de diseño esquemático y simulación electrónica del dispositivo. Fritzing se utiliza para representar gráficamente las conexiones entre sensores, microcontroladores y actuadores mediante diagramas de proto-board y esquemas eléctricos accesibles para la documentación técnica [30]. Por otro lado, Proteus permite realizar simulaciones funcionales de circuitos electrónicos, validando la lógica de funcionamiento del sistema antes de su implementación física [31]. Ambos entornos contribuyen a minimizar errores en el diseño del circuito impreso (PCB) y optimizar la integración de componentes, como se muestra en la Figura 4-4.



Figura 4-4: Logo del entorno de simulación Proteus Design Suite.

## 4.3. Herramientas de Análisis y Visualización

### 4.3.1. Registro de Datos Experimentales - LibreOffice Calc / Microsoft Excel

**LibreOffice Calc** y **Microsoft Excel** se utilizan en la etapa de recolección y organización preliminar de datos experimentales obtenidos durante las pruebas funcionales. Estas herramientas permiten estructurar los registros de entrada y salida, calcular estadísticas básicas y facilitar la exportación a formatos compatibles con lenguajes de programación como Python para su posterior procesamiento [32, 33], como se ilustra en la Figura 4-5.



Figura 4-5: Logo del software de hojas de cálculo Microsoft Excel.

### 4.3.2. Visualización de Datos - Matplotlib y Seaborn

**Matplotlib** y **Seaborn** son bibliotecas especializadas de Python utilizadas para la representación gráfica de los datos. **Matplotlib** permite generar gráficas personalizadas de alta calidad, incluyendo curvas de precisión, dispersión y líneas de tendencia [29]. Por su parte, **Seaborn** extiende estas capacidades con visualizaciones estadísticas avanzadas, lo que facilita la comprensión de patrones y relaciones en los datos recopilados [34], como se observa en las Figuras 4-6 y 4-7.



Figura 4-6: Logo de la biblioteca de visualización de datos Matplotlib.



**Figura 4-7:** Logo de la biblioteca estadística Seaborn.

## 4.4. Servicios Complementarios

### 4.4.1. Interacción remota - Google Colab

**Google Colab** es utilizado como entorno complementario para pruebas remotas, desarrollo colaborativo y procesamiento en la nube. Al ofrecer acceso a recursos computacionales potentes sin necesidad de configuración local, permite validar scripts en Python, entrenar modelos de aprendizaje supervisado y generar visualizaciones interactivas de resultados en tiempo real [35], como se muestra en la Figura 4-8.



**Figura 4-8:** Logotipo oficial de Google Colaboratory (Google Colab).

### 4.4.2. Sistema Operativo Embebido - Raspberry Pi OS

**Raspberry Pi OS** es el sistema operativo utilizado en la Raspberry Pi 5 para ejecutar el código principal del dispositivo. Basado en Debian Linux, este sistema proporciona un entorno estable, ligero y compatible con múltiples bibliotecas científicas y herramientas de desarrollo como Python, Thonny y Jupyter Notebook [36]. Su arquitectura optimizada permite ejecutar procesos de análisis, adquisición de datos y visualización en tiempo real directamente desde el procesador embebido, como se muestra en la Figura 4-9.



**Figura 4-9:** Logotipo del sistema operativo Raspberry Pi OS.

### 4.4.3. Almacenamiento de Datos - SQLite y CSV

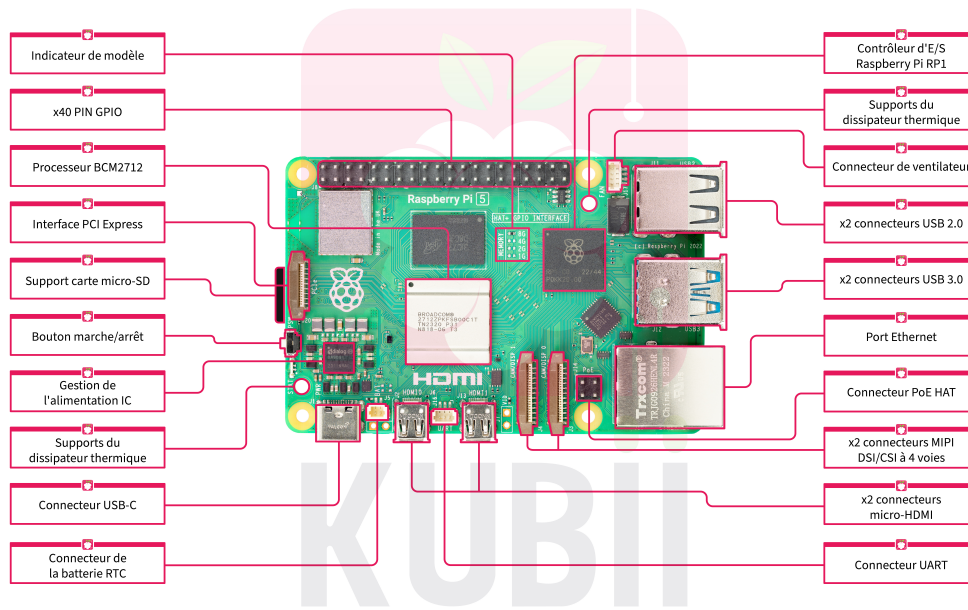
Para el registro local de información, se emplean dos formatos complementarios: **SQLite** y archivos **CSV**. SQLite es una base de datos relacional embebida, ligera y sin necesidad de servidor, ideal para dispositivos de bajo consumo energético como Raspberry Pi [37]. Por otro lado, el formato `.csv` permite almacenar datos de manera tabular y legible, siendo útil para exportaciones rápidas y análisis preliminares desde herramientas como Excel o Pandas. Esta dualidad proporciona flexibilidad para el almacenamiento estructurado y la portabilidad de la información recogida durante las sesiones de estimulación cognitiva.

## 4.5. Componentes Principales del Dispositivo

### 4.5.1. Unidad de procesamiento - Raspberry Pi 5 (8 GB RAM)

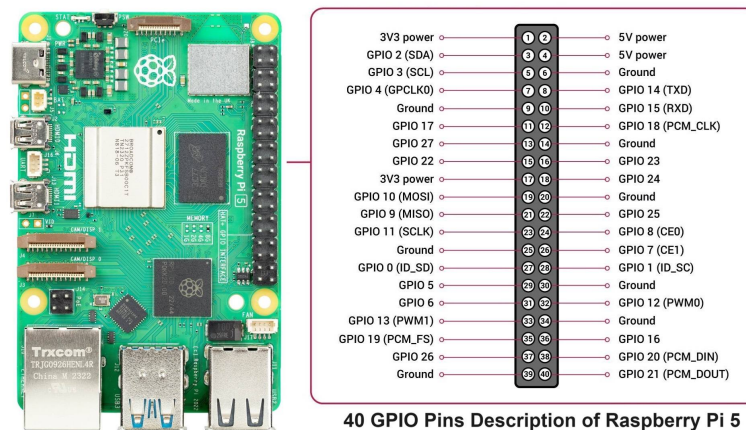
**Raspberry Pi 5** es el procesador principal del sistema. Esta versión incluye un CPU ARM Cortex-A76 de cuatro núcleos a 2.4 GHz, acompañado de 8 GB de RAM LPDDR4X, lo que permite ejecutar modelos de aprendizaje supervisado, gestionar interfaces gráficas y controlar periféricos de forma autónoma sin necesidad de conexión a un PC externo [38].

Como se observa en la **Figura 4-10**, la Raspberry Pi 5 integra múltiples interfaces de entrada y salida, entre ellas conectores USB 2.0 y 3.0, salidas HDMI duales, puerto Ethernet, módulo para cámaras y el puerto GPIO de 40 pines. Esta distribución facilita su integración con sensores, actuadores y periféricos que forman parte del sistema propuesto.



**Figura 4-10:** Vista superior de la Raspberry Pi 5 con identificación de componentes. Fuente: Imagen adaptada de [38].

El encabezado GPIO (General Purpose Input/Output) proporciona 40 pines programables que permiten la comunicación directa con dispositivos externos. En la **Figura 4-11** se detalla la asignación funcional de cada uno de estos pines, que incluyen líneas de alimentación (5V y 3.3V), pines de tierra, pines de datos (GPIO), interfaces de comunicación como I2C, SPI y UART, fundamentales para la adquisición de señales desde sensores y el envío de comandos a actuadores.



**Figura 4-11:** Distribución de los 40 pines GPIO en la Raspberry Pi 5.

### 4.5.2. Microcontrolador auxiliar – Arduino Mega 2560

El Arduino Mega 2560 actúa como microcontrolador auxiliar en el sistema propuesto, encargado de gestionar la interacción con componentes físicos del dispositivo como botones, teclado matricial, sensor óptico y salidas de audio y luz. Gracias a su arquitectura basada en el microcontrolador ATmega2560, y su amplio número de pines de entrada/salida digital y analógica, permite una conexión simultánea de múltiples periféricos sin comprometer la estabilidad del sistema.

Este microcontrolador se comunica con la Raspberry Pi 5 mediante conexión serial, enviando en tiempo real los datos recogidos durante las actividades cognitivas. Entre los módulos que controla se incluyen el sensor de color TCS34725 (vía I2C), once LEDs de alta visibilidad, ocho pulsadores físicos, un teclado matricial 4x4 y el módulo de audio DFPlayer Mini.

Como se observa en la **Figura 4-12**, el Arduino Mega 2560 cuenta con numerosas líneas de comunicación (UART, I2C, SPI), pines de alimentación, y una mayor capacidad de memoria respecto al modelo UNO, lo que lo convierte en una plataforma idónea para proyectos interactivos que requieren múltiples entradas y salidas simultáneas. Su uso fue clave para permitir una gestión fluida y paralela de todos los módulos periféricos involucrados en los cuatro juegos cognitivos.

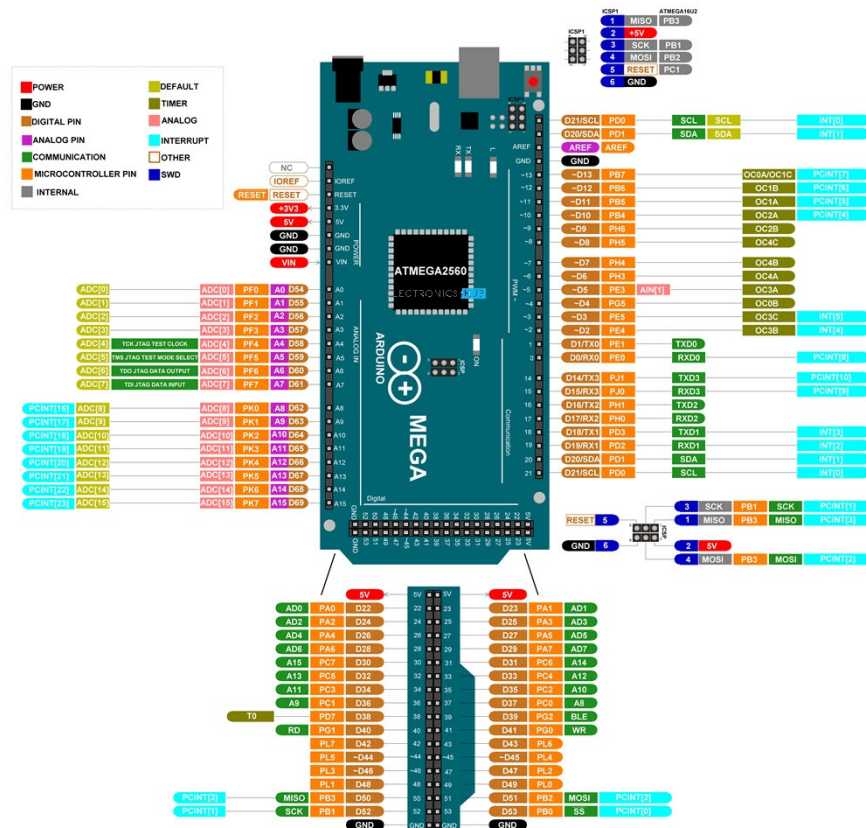
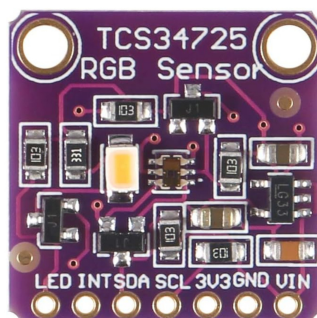


Figura 4-12: Distribución de pines del Arduino UNO. Fuente: Imagen adaptada de [39].

### 4.5.3. Sensor óptico - TCS34725

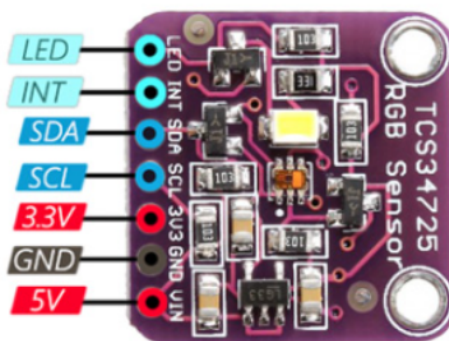
El sensor **TCS34725** es un módulo óptico capaz de detectar colores mediante la descomposición de componentes RGB. Gracias a su fotodiodo y convertidor ADC integrado de 16 bits, permite reconocer estímulos cromáticos con alta fidelidad. Se emplea en el sistema para identificar patrones de colores durante las actividades cognitivas desarrolladas por el usuario [40].

Como se muestra en la **Figura 4-13**, el sensor presenta una estructura compacta que incluye el fotodiodo RGB, el filtro infrarrojo y la interfaz I2C de comunicación con el microcontrolador. Esta arquitectura facilita su integración en sistemas embebidos orientados a la interpretación de señales visuales.



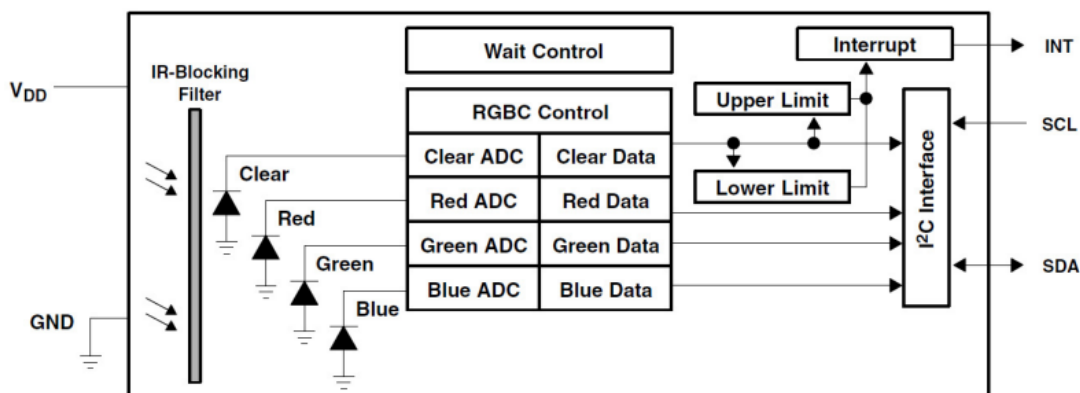
**Figura 4-13:** Vista del sensor óptico TCS34725. Fuente: Imagen adaptada de [40].

La **Figura 4-14** presenta una vista ampliada con la distribución de pines, donde se observa la línea de interrupción (INT), alimentación dual (3.3V/5V) y las líneas de datos (SDA y SCL). Esta configuración permite una conexión flexible y directa con plataformas como Arduino o Raspberry Pi.



**Figura 4-14:** Distribución de pines del sensor TCS34725. Fuente: Imagen adaptada de [40].

Finalmente, en la **Figura 4-15** se ilustra el diagrama funcional del sensor. Se evidencia el flujo de señal desde los filtros y convertidores analógico-digitales hasta la interfaz I2C. Este diseño modular permite el control eficiente de la adquisición de datos y la generación de interrupciones según los umbrales definidos.



**Figura 4-15:** Diagrama de bloques funcional del sensor TCS34725. Fuente: Imagen adaptada de [40].

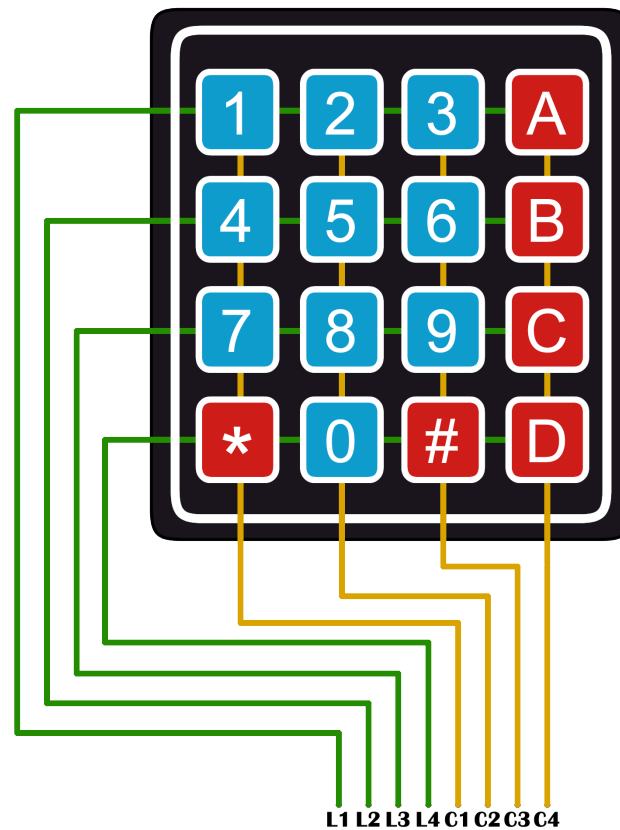
#### 4.5.4. Salida visual - Pantalla HDMI (19")

Se utiliza una **pantalla HDMI de 19 pulgadas** como interfaz gráfica principal del dispositivo. Esta proporciona una visualización clara y de tamaño adecuado para adultos mayores, lo que mejora la comprensión de instrucciones y resultados, facilitando una experiencia de usuario accesible [41].

#### 4.5.5. Entrada de datos - Teclado numérico

Un **teclado numérico matricial** permite al usuario ingresar respuestas durante las actividades cognitivas. Su diseño compacto y su fácil integración con microcontroladores lo hacen idóneo para tareas de ingreso puntual en entornos de estimulación cognitiva [42].

Como se muestra en la **Figura 4-16**, el teclado cuenta con una disposición de 16 teclas organizadas en una matriz 4x4. Cada tecla activa una combinación única de fila y columna, permitiendo su identificación mediante escaneo digital por parte del microcontrolador.



**Figura 4-16:** Distribución de pines de un teclado numérico matricial 4x4.

#### 4.5.6. Estímulo visual - LEDs individuales

En el sistema desarrollado se utilizaron once LEDs individuales de colores básicos (rojo, verde, azul y otros), distribuidos en distintos módulos del dispositivo para proporcionar retroalimentación visual durante las actividades cognitivas. Estos componentes fueron seleccionados por su simplicidad, bajo consumo energético y fácil integración con el Arduino Mega 2560.

Cada LED se conecta en serie con una resistencia limitadora de corriente para evitar daños al componente y al microcontrolador. La activación de los LEDs es controlada mediante señales digitales desde el Arduino, permitiendo secuencias de encendido específicas según el juego activo, las instrucciones dadas al usuario y las respuestas correctas o incorrectas.

En la **Figura 4-17** se muestra composición típica de un LED individual, donde se puede observar la polaridad, el valor recomendado de resistencia y su configuración estándar en proyectos electrónicos básicos.

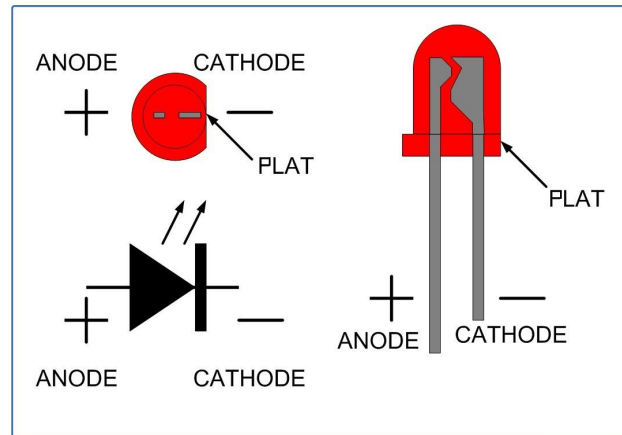


Figura 4-17: Estructura física de un led.

#### 4.5.7. Sistemas de alimentación y cableado

El sistema se alimenta mediante **fuentes de 5V–3A**, lo que garantiza un suministro adecuado para los módulos activos, incluyendo la Raspberry Pi, Arduino y sensores. El cableado incluye **jumper wires**, protoboard y eventualmente una PCB personalizada, lo que permite organizar el circuito y facilitar el mantenimiento [43].

#### 4.5.8. Carcasa estructural

El ensamblaje físico del dispositivo se realizó sobre una **estructura fabricada en madera triplex de 9 mm de espesor**, elegida por su resistencia, estabilidad y facilidad de manipulación. La carcasa fue diseñada a medida para albergar todos los módulos electrónicos y asegurar una interfaz accesible y ergonómica para los adultos mayores durante las actividades cognitivas.

La estructura presenta unas dimensiones de **54 cm de ancho, 60 cm de largo y 15 cm de profundidad**, permitiendo una distribución eficiente de los componentes, incluyendo la pantalla de 19 pulgadas, el sistema de pulsadores, los LEDs, el teclado matricial y los sistemas de audio. Esta configuración favorece la interacción directa del usuario con el sistema y proporciona protección mecánica a los circuitos, garantizando un funcionamiento seguro y robusto durante las sesiones.

# 5 Capítulo II: Revisión de la literatura

## 5.1. Envejecimiento y deterioro cognitivo

El envejecimiento es un proceso fisiológico complejo que implica cambios estructurales y funcionales en múltiples sistemas del organismo, incluyendo el sistema nervioso central. Entre las consecuencias más significativas se encuentra la disminución progresiva de funciones cognitivas como la memoria, la atención, la velocidad de procesamiento y las habilidades ejecutivas [44]. Esta pérdida no responde exclusivamente a enfermedades neurodegenerativas, sino también a mecanismos naturales de senescencia neuronal, reducción sináptica y disminución en la plasticidad cerebral [45].

Diversos estudios han evidenciado que el deterioro cognitivo leve (DCL) afecta a un porcentaje creciente de adultos mayores, situándose entre el 10 % y el 20 % de esta población globalmente [15]. El DCL representa un estado intermedio entre el envejecimiento normal y la demencia, y si no se interviene de manera adecuada, puede progresar a formas clínicas más severas como la enfermedad de Alzheimer. Factores como el bajo nivel educativo, la comorbilidad, el aislamiento social y la inactividad mental incrementan el riesgo de deterioro cognitivo en la vejez [46].

A nivel neurobiológico, se ha identificado una reducción en el volumen de estructuras clave como el hipocampo y la corteza prefrontal, además de una disminución en la conectividad funcional entre regiones cerebrales responsables del procesamiento cognitivo [47]. Estas alteraciones impactan directamente en la autonomía del adulto mayor, afectando su capacidad para realizar actividades cotidianas y reduciendo su calidad de vida. Por ello, la detección temprana del deterioro cognitivo y el desarrollo de estrategias de intervención accesibles y eficaces son áreas prioritarias en la investigación biomédica actual.

## 5.2. Estimulación cognitiva no farmacológica

La estimulación cognitiva (EC) se define como un conjunto de intervenciones estructuradas que buscan mantener o mejorar las capacidades cognitivas mediante ejercicios orientados a procesos como la memoria, la atención, el lenguaje, las funciones ejecutivas y la orientación temporal y espacial. A diferencia de las terapias farmacológicas, la EC se basa en la activación neuronal a través de actividades mentales repetitivas, dinámicas lúdicas y estimulación multisensorial controlada, sin la administración de medicamentos [48].

Numerosos estudios han validado la eficacia de la EC como herramienta para prevenir o ralentizar el deterioro cognitivo en adultos mayores, tanto en personas sanas como en aquellas con deterioro cognitivo leve (DCL) o demencia en etapas tempranas. Una revisión sistemática y metaanálisis reciente concluyó que la EC mejora significativamente la función cognitiva

global y la calidad de vida en personas mayores con DCL o demencia leve a moderada [49]. La Terapia de Estimulación Cognitiva (TEC), una forma estandarizada de EC, ha demostrado ser particularmente efectiva. Un metaanálisis de ensayos clínicos aleatorizados encontró que la TEC produce mejoras significativas en la cognición y el bienestar psicológico de los participantes, con efectos comparables a los de algunos tratamientos farmacológicos [50]. Además, la TEC se ha asociado con una reducción de los síntomas depresivos en adultos mayores con demencia [49].

La ventaja de estas intervenciones radica en su carácter no invasivo, su bajo costo y la posibilidad de ser adaptadas a diferentes contextos sociales, educativos y clínicos. Sin embargo, su efectividad depende de factores como la regularidad de la práctica, la motivación del usuario, la adecuación del nivel de dificultad de las tareas y la presencia de retroalimentación individualizada [48].

En respuesta a estas necesidades, se ha explorado cada vez más la incorporación de tecnología para personalizar la experiencia y facilitar el acceso remoto o domiciliario a estas terapias. Intervenciones que combinan estimulación cognitiva con tecnologías emergentes, como la realidad virtual y los videojuegos serios, han mostrado resultados prometedores en la mejora de funciones cognitivas específicas y en la motivación de los usuarios [51].

En resumen, la estimulación cognitiva no farmacológica representa una estrategia eficaz y accesible para la intervención en el deterioro cognitivo asociado al envejecimiento. Su implementación, especialmente cuando se adapta a las necesidades individuales y se apoya en tecnologías innovadoras, ofrece una vía prometedora para mejorar la calidad de vida y la autonomía de los adultos mayores.

### 5.3. Tecnologías aplicadas al cuidado cognitivo

El avance de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) ha permitido la creación de soluciones innovadoras en el ámbito de la salud cognitiva, particularmente enfocadas en la atención y estimulación de adultos mayores. Estas tecnologías, al ser aplicadas al cuidado cognitivo, no solo facilitan la implementación de intervenciones más accesibles y personalizadas, sino que también permiten el monitoreo continuo del estado mental y el análisis automatizado del rendimiento cognitivo a lo largo del tiempo.

Entre las aplicaciones más destacadas se encuentran los **dispositivos portátiles y sistemas embebidos**, como tabletas electrónicas, teléfonos inteligentes, microcontroladores (e.g., Arduino) y microprocesadores de propósito general (e.g., Raspberry Pi), que permiten desarrollar entornos interactivos de estimulación cognitiva. Estos dispositivos han demostrado su utilidad en la promoción de habilidades como la memoria, la atención, el lenguaje y las funciones ejecutivas mediante juegos adaptativos y actividades digitales interactivas [52]. La simplicidad y bajo costo de los sistemas embebidos ha favorecido su adopción en contextos clínicos y comunitarios, permitiendo su implementación en espacios no especializados como hogares o centros de día. Además, la posibilidad de integrar sensores biométricos (co-

mo sensores de ritmo cardíaco, giroscopios o cámaras) ofrece la capacidad de capturar datos fisiológicos durante las sesiones, lo cual abre el camino hacia una **monitorización multimodal** del desempeño cognitivo [53].

En esta línea, el diseño de **interfaces hombre-máquina (HMI)** intuitivas se ha convertido en un aspecto crítico para garantizar la usabilidad por parte de usuarios con limitaciones cognitivas, motoras o sensoriales. Estas interfaces, basadas en principios de accesibilidad cognitiva, emplean íconos grandes, retroalimentación audiovisual, interacción táctil y navegación simplificada. Se ha evidenciado que la facilidad de uso de estas interfaces mejora la adherencia y reduce la frustración, lo cual es especialmente importante en adultos mayores con deterioro cognitivo leve [54].

Por otro lado, el auge de las **aplicaciones móviles** ha transformado la forma en que se accede a las terapias cognitivas. Existen aplicaciones clínicas que incorporan algoritmos adaptativos capaces de ajustar la dificultad de las tareas según el rendimiento del usuario, generando informes que pueden ser utilizados por profesionales de salud para el seguimiento del progreso. Estas plataformas también han demostrado ser efectivas en términos de escalabilidad, ya que permiten intervenciones remotas, lo cual es crucial en poblaciones con acceso limitado a servicios especializados [55].

Además, el uso de **plataformas web y sistemas en la nube** permite almacenar, procesar y analizar los datos obtenidos durante las sesiones de estimulación. Esta capacidad de integración tecnológica posibilita el desarrollo de **modelos de inteligencia artificial** capaces de predecir deterioro cognitivo o sugerir estrategias personalizadas de intervención [56]. En este enfoque, el análisis de datos se convierte en una herramienta clave para el diseño de programas de estimulación con base científica, potenciando tanto la prevención como el tratamiento del deterioro cognitivo.

En suma, las tecnologías aplicadas al cuidado cognitivo están transformando el paradigma de la intervención en adultos mayores, permitiendo que las soluciones sean más **interactivas, personalizadas, accesibles y basadas en datos**. Estas herramientas no solo amplían las posibilidades de atención fuera del ámbito clínico, sino que también constituyen una base sólida para investigaciones que integran disciplinas como la ingeniería biomédica, la neurociencia y la inteligencia artificial.

## Sistemas de evaluación automatizada

La evaluación del estado cognitivo en adultos mayores ha sido tradicionalmente realizada mediante pruebas neuropsicológicas aplicadas de forma presencial por profesionales especializados. Si bien estos métodos poseen validez clínica, presentan limitaciones en cuanto a su frecuencia de aplicación, subjetividad en la interpretación, y dependencia de recursos humanos y materiales. En este contexto, los **sistemas de evaluación automatizada** han emergido como una solución tecnológica capaz de superar estas barreras mediante el uso de herramientas digitales, sensores inteligentes e inteligencia artificial.

Un sistema automatizado de evaluación cognitiva se basa en la recolección objetiva y continua de datos de desempeño del usuario durante la ejecución de tareas específicas, las cuales están diseñadas para medir dominios cognitivos como la memoria, atención, velocidad de procesamiento, lenguaje y funciones ejecutivas. Estos sistemas pueden presentarse en forma de aplicaciones móviles, plataformas web o dispositivos físicos embebidos, y suelen incluir rutinas interactivas de resolución de problemas, reconocimiento de patrones, ejercicios de memoria secuencial o juegos lúdicos validados [57].

Una de las principales ventajas de estos sistemas es su capacidad para realizar evaluaciones más frecuentes y menos invasivas, permitiendo la **monitorización longitudinal** de la función cognitiva. Esta frecuencia es crucial para la detección temprana del deterioro leve, así como para el seguimiento de la progresión de enfermedades neurodegenerativas [58].

Además, la incorporación de sensores permite una **evaluación multimodal** al capturar datos fisiológicos y conductuales en tiempo real. Por ejemplo, el uso de cámaras puede analizar expresiones faciales o movimientos oculares, mientras que sensores de presión o giroscopios pueden medir la motricidad fina durante una actividad. De igual forma, algunos sistemas integran sensores de voz para evaluar parámetros lingüísticos, prosodia y tiempo de reacción ante estímulos auditivos [59].

Desde el punto de vista computacional, los datos recogidos por estos sistemas pueden ser procesados mediante técnicas de análisis estadístico avanzado o algoritmos de aprendizaje automático. Estas herramientas permiten identificar patrones que podrían pasar desapercibidos en una evaluación convencional, así como desarrollar modelos predictivos capaces de clasificar a los usuarios según su nivel de riesgo cognitivo [60].

En entornos clínicos y domiciliarios, los sistemas automatizados ofrecen beneficios adicionales al reducir la carga de trabajo de los profesionales de la salud, facilitar el acceso a pruebas estandarizadas y permitir una mayor equidad en la atención, especialmente en zonas rurales o con recursos limitados. Asimismo, su implementación no requiere necesariamente de conectividad constante, dado que muchos sistemas pueden operar en modo local y sincronizar los resultados cuando haya acceso a internet.

Cabe destacar que la validez de estos sistemas depende de su calibración, validación cruzada con pruebas clínicas tradicionales y su adaptación cultural y lingüística al grupo objetivo. Varios estudios han demostrado que la **usabilidad y aceptación** de estas plataformas en adultos mayores es alta, siempre que se garantice una interfaz amigable, instrucciones claras y soporte técnico accesible [61].

## 5.4. Aprendizaje supervisado en el contexto biomédico

El aprendizaje supervisado es una rama del aprendizaje automático (machine learning) que consiste en entrenar algoritmos a partir de un conjunto de datos etiquetado, con el objetivo de que el sistema pueda realizar predicciones o clasificaciones sobre datos nuevos. En el

ámbito biomédico, esta técnica ha cobrado gran relevancia en las últimas décadas, ya que permite automatizar procesos de diagnóstico, evaluación, monitoreo y pronóstico, reduciendo la carga asistencial y mejorando la precisión en la toma de decisiones clínicas [62].

El funcionamiento del aprendizaje supervisado se basa en la creación de un modelo que generaliza patrones a partir de ejemplos de entrada (características o atributos) y sus correspondientes salidas (etiquetas o clases). Una vez entrenado, el modelo puede utilizarse para inferir la clase o valor de salida de nuevos datos. Las aplicaciones de esta técnica en el contexto biomédico son amplias y abarcan desde la clasificación de imágenes médicas y la detección de patologías, hasta la predicción de respuestas terapéuticas o el análisis de señales fisiológicas [63].

Entre los algoritmos supervisados más utilizados se encuentran los árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial (SVM), regresión logística, k-vecinos más cercanos (KNN) y redes neuronales artificiales. La elección del modelo depende de factores como la naturaleza del problema, la dimensionalidad de los datos, la cantidad de muestras disponibles y el nivel de interpretabilidad requerido [64].

En el contexto específico de la estimulación cognitiva, el aprendizaje supervisado puede emplearse para **evaluar el rendimiento del usuario y predecir patrones de deterioro o mejora cognitiva**. Por ejemplo, mediante la recolección de datos de desempeño durante actividades lúdicas (tiempo de respuesta, número de errores, aciertos por categoría), es posible entrenar un modelo que clasifique el estado cognitivo del usuario en categorías tales como “normal”, “deterioro leve” o “deterioro moderado”. Este enfoque no solo permite una evaluación automatizada, sino también la personalización del tratamiento según el perfil de desempeño del individuo [65].

Una de las principales ventajas del aprendizaje supervisado es su capacidad para incorporar múltiples variables de entrada, lo cual resulta especialmente útil en entornos biomédicos donde las fuentes de información pueden ser heterogéneas. En un sistema embebido, estas entradas pueden incluir señales de sensores (presión, movimiento, frecuencia cardíaca), respuestas a estímulos visuales o auditivos, y datos demográficos del paciente. Combinadas, estas variables permiten generar un modelo de clasificación robusto y altamente personalizado [66].

No obstante, para garantizar la validez del modelo es fundamental contar con un conjunto de datos bien etiquetado y representativo. La calidad de las etiquetas (ground truth) es crítica, ya que cualquier sesgo o error en la fase de entrenamiento se traduce en una disminución de la precisión del modelo. Por esta razón, muchos proyectos biomédicos combinan la experiencia clínica con herramientas computacionales en el proceso de anotación y validación cruzada [67].

En el presente trabajo, el modelo de aprendizaje supervisado por clasificación ha sido diseñado para operar localmente en un microprocesador, permitiendo el análisis de datos en tiempo real sin depender de la conectividad a internet ni de infraestructura externa. Esta arquitectura descentralizada facilita su implementación en contextos con limitaciones tec-

nológicas, como zonas rurales o instituciones de atención primaria.

Finalmente, cabe destacar que el uso responsable de algoritmos supervisados en biomedicina requiere consideraciones éticas, especialmente en lo relativo a la privacidad de los datos personales, la transparencia de los modelos y la explicación de las decisiones automatizadas. Por ello, el desarrollo de estos sistemas debe contemplar no solo la eficacia técnica, sino también la equidad, la seguridad y la aceptabilidad por parte del usuario final.

## 5.5. Revisión de dispositivos similares desarrollados

En los últimos años, el diseño e implementación de dispositivos interactivos orientados a la estimulación cognitiva ha ganado tracción en el ámbito biomédico y geriátrico, como respuesta al incremento de trastornos neurodegenerativos asociados al envejecimiento poblacional. Estos dispositivos, en su mayoría, integran componentes de hardware programable con interfaces amigables para adultos mayores, y su objetivo principal es facilitar actividades que promuevan funciones como la memoria, la atención, la coordinación y la velocidad de procesamiento cognitivo [68].

Uno de los desarrollos más representativos en esta línea son los **tableros cognitivos interactivos**, los cuales permiten a los usuarios resolver secuencias, identificar patrones de colores o sonidos y responder a estímulos visuales o auditivos. Dichos dispositivos suelen incluir sensores de presión, módulos de iluminación LED y pantallas que presentan desafíos cognitivos. En algunos casos, estos tableros han sido validados clínicamente como herramientas efectivas para usuarios con deterioro cognitivo leve o demencia en etapas tempranas [69].

Otra línea de investigación activa se basa en **juguetes terapéuticos inteligentes** o kits de estimulación multisensorial, que combinan módulos vibratorios, luces, sonidos y objetos manipulables para incentivar la interacción y el desarrollo cognitivo a través del juego. Aunque inicialmente diseñados para poblaciones pediátricas, su adaptación para adultos mayores con deterioro cognitivo ha mostrado beneficios en la mejora del ánimo, la reducción del aislamiento y el reforzamiento de la memoria episódica [70].

Los **sistemas vestibles (wearables)** también han sido aplicados en la estimulación cognitiva pasiva o reactiva. Estos incluyen dispositivos que monitorean la actividad física y el comportamiento del usuario (por ejemplo, bandas de muñeca con acelerómetros, sensores de temperatura o frecuencia cardíaca), los cuales se combinan con intervenciones contextuales que estimulan funciones ejecutivas o atencionales. Algunos estudios han demostrado que la integración de estos dispositivos con sistemas de retroalimentación personalizada puede contribuir a la mejora del estado funcional y la motivación del usuario [71].

A nivel más avanzado, se han desarrollado **dispositivos embebidos con algoritmos de inteligencia artificial** para adaptar el contenido presentado al nivel de desempeño del usuario. Por ejemplo, se han implementado plataformas que modifican automáticamente la dificultad de los ejercicios según la tasa de aciertos, el tiempo de respuesta o la frecuencia de uso, incorporando modelos de aprendizaje supervisado que permiten predecir declives en

funciones específicas [72].

En términos de arquitectura, muchos de estos dispositivos están diseñados sobre microcontroladores como Arduino o procesadores de bajo consumo como Raspberry Pi. Estas plataformas permiten una integración efectiva de sensores, almacenamiento local de datos y comunicación inalámbrica mediante Wi-Fi o Bluetooth. Además, su flexibilidad ha facilitado la incorporación de módulos como el DFPlayer Mini para reproducción de audio, teclados matriciales para entrada de datos, y pantallas LCD o TFT para retroalimentación visual [73]. Desde el punto de vista del diseño centrado en el usuario, los dispositivos exitosos tienden a incluir **interfaz intuitiva, lenguaje visual simplificado, y feedback multimodal**. La facilidad de uso ha demostrado ser un factor crítico en la adherencia al uso continuo del dispositivo. Algunos modelos incluyen incluso funciones de reconocimiento de voz, aunque su efectividad en adultos mayores con pérdida auditiva o dificultades fonológicas sigue siendo un área de estudio [74].

A pesar del avance significativo en este campo, aún existen desafíos importantes relacionados con la **validación clínica, escalabilidad y sostenibilidad** de estos desarrollos. Muchas propuestas se han quedado en etapas de prototipado o pruebas piloto, sin pasar a estudios longitudinales que permitan evaluar su impacto a largo plazo. Por ello, se requiere un enfoque más estructurado que combine el rigor clínico con el diseño ingenieril y la participación activa del usuario final en el proceso de desarrollo.

El dispositivo propuesto en la presente investigación busca integrar las mejores prácticas observadas en estudios previos como la personalización, la simplicidad de la interfaz, el uso de feedback auditivo y visual, y la recopilación automatizada de datos con un modelo de aprendizaje supervisado que permita evaluar el progreso del usuario y adaptar la intervención en tiempo real.

# 6 Capítulo III: Marco Metodológico

## 6.1. Enfoque metodológico

El presente estudio adopta un **enfoque metodológico de tipo aplicado y cuantitativo**, orientado al diseño, implementación y evaluación de un dispositivo interactivo destinado a la estimulación cognitiva de adultos mayores. La naturaleza aplicada de la investigación radica en que se busca resolver un problema concreto del ámbito de la salud cognitiva mediante la integración de conocimientos científicos, tecnológicos y biomédicos.

Se emplea una **metodología de diseño experimental con validación empírica**, en la que se implementa un prototipo funcional del dispositivo, se somete a pruebas con usuarios reales y se evalúa su impacto mediante mediciones objetivas de desempeño cognitivo. Este enfoque permite establecer relaciones de causa y efecto entre el uso del dispositivo y las variables asociadas al rendimiento cognitivo, facilitando así una evaluación rigurosa de su efectividad.

El procedimiento metodológico sigue el **ciclo iterativo de ingeniería biomédica**, que comprende las siguientes fases: definición del problema, especificación de requerimientos, selección de componentes, diseño estructural y electrónico, integración de hardware y software, validación funcional, y evaluación del impacto. Cada una de estas fases fue guiada por criterios técnicos, clínicos y de usabilidad, asegurando la coherencia entre el diseño del sistema y las necesidades del usuario objetivo.

Además, se incorpora un **modelo de aprendizaje supervisado por clasificación** como componente central del análisis automatizado de datos. La aplicación de este modelo permite interpretar las respuestas del usuario y clasificar su desempeño cognitivo en distintas categorías, lo cual contribuye tanto a la personalización de la intervención como a la generación de evidencia sobre el estado mental de los participantes.

La investigación se fundamenta en principios de reproducibilidad, precisión técnica y evaluación cuantitativa. Las variables de estudio (como el tiempo de respuesta, número de errores, tasa de aciertos y nivel de dificultad adaptativa) se recogen de forma automatizada a través del dispositivo y se analizan utilizando métodos estadísticos y computacionales apropiados para la validación de tecnologías biomédicas.

### 6.1.1. Población y muestra

La presente investigación se orientó al diseño, implementación y validación funcional de un dispositivo interactivo para estimulación cognitiva dirigido a adultos mayores. Por tanto, el proceso metodológico requirió la participación de sujetos que representen adecuadamente las características cognitivas y sensoriales propias de este grupo etario. En consecuencia, la selección de los participantes y la delimitación de la muestra fueron elementos fundamentales

para garantizar la pertinencia y fiabilidad de los resultados obtenidos en las fases de prueba.

La población objetivo estuvo constituida por personas adultas mayores residentes en la ciudad de Quito, Ecuador, con edades comprendidas a partir de los 60 años, edad a partir de la cual se considera el inicio formal del envejecimiento según parámetros establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS). Este grupo demográfico fue elegido debido a su creciente relevancia en las políticas públicas de salud y a la alta prevalencia de afecciones relacionadas con el deterioro cognitivo que tienden a manifestarse en esta etapa de la vida. Además, el grupo etario seleccionado representa el foco principal de las intervenciones no farmacológicas orientadas a la prevención del deterioro neurocognitivo leve.

Durante la etapa experimental del proyecto se trabajó con una muestra total de **14 adultos mayores**, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico de tipo intencional o por conveniencia. Esta estrategia metodológica fue adecuada debido a las limitaciones de acceso, recursos y a la naturaleza exploratoria del estudio. La participación de los sujetos fue absolutamente voluntaria, habiéndose obtenido en todos los casos el **consentimiento informado por escrito** antes de la interacción con el sistema. Dicho documento explicó de forma clara los objetivos de la investigación, las condiciones de participación, los posibles riesgos y beneficios, y las garantías de confidencialidad y anonimato de los datos.

Para asegurar la validez de las pruebas y la integridad de los datos recolectados, se establecieron **criterios de inclusión y exclusión rigurosos** que permitieran garantizar la adecuada interacción de los participantes con el dispositivo cognitivo, sin que limitaciones preexistentes interfirieran con la evaluación.

### **Criterios de inclusión**

- Edad igual o superior a 60 años, en concordancia con la definición de adulto mayor por parte de organismos internacionales.
- Capacidad funcional de lectura, indispensable para interpretar las instrucciones visuales proyectadas en la interfaz del dispositivo.
- Habilidad básica para realizar operaciones matemáticas sencillas, como sumas y restas de uno o dos dígitos, necesaria para interactuar con los juegos que evalúan procesos de cálculo mental.
- Capacidad motora suficiente para presionar botones físicos de tamaño estándar, incluyendo pulsadores de tipo arcade y teclados matriciales.
- Nivel de audición suficiente para percibir las instrucciones auditivas del sistema, con o sin dispositivos auxiliares (audífonos personales).

### **Criterios de exclusión**

- Diagnóstico previo de enfermedades neurodegenerativas, tales como la enfermedad de Alzheimer, demencia senil, Parkinson u otros cuadros que afecten el funcionamiento cognitivo de forma severa.
- Presencia de trastornos psiquiátricos o neurológicos que interfieran con el desempeño de tareas cognitivas estructuradas.
- Limitaciones visuales severas que impidan distinguir colores, como el daltonismo, o condiciones oculares avanzadas como degeneración macular o retinopatía diabética sin corrección.
- Alteraciones motrices severas que impidan el uso de manos o dedos de forma coordinada.

Cabe señalar que no se establecieron restricciones en cuanto al género, nivel educativo, ocupación previa o nivel socioeconómico de los participantes, siempre que cumplieran con los criterios mencionados. Este enfoque buscó captar la diversidad inherente al grupo etario en estudio y aumentar la aplicabilidad de los resultados a contextos reales y no clínicos.

En términos éticos, se garantizó que todos los participantes fueran tratados con respeto y dignidad durante el proceso experimental. Se respetaron los principios de autonomía, no maleficencia, beneficencia y justicia, conforme a lo estipulado por los lineamientos de bioética para investigación en seres humanos. Además, los datos recolectados fueron anonimizados para proteger la identidad de los participantes, y su uso fue estrictamente limitado a fines académicos y de investigación.

La muestra obtenida permitió evaluar la usabilidad general del dispositivo, la comprensión de las actividades cognitivas propuestas, y la calidad de los datos obtenidos para alimentar el modelo de clasificación supervisada. Este número de sujetos resultó adecuado para el propósito de validación funcional del sistema, y sentó las bases para futuras escalas de implementación con grupos poblacionales más amplios.

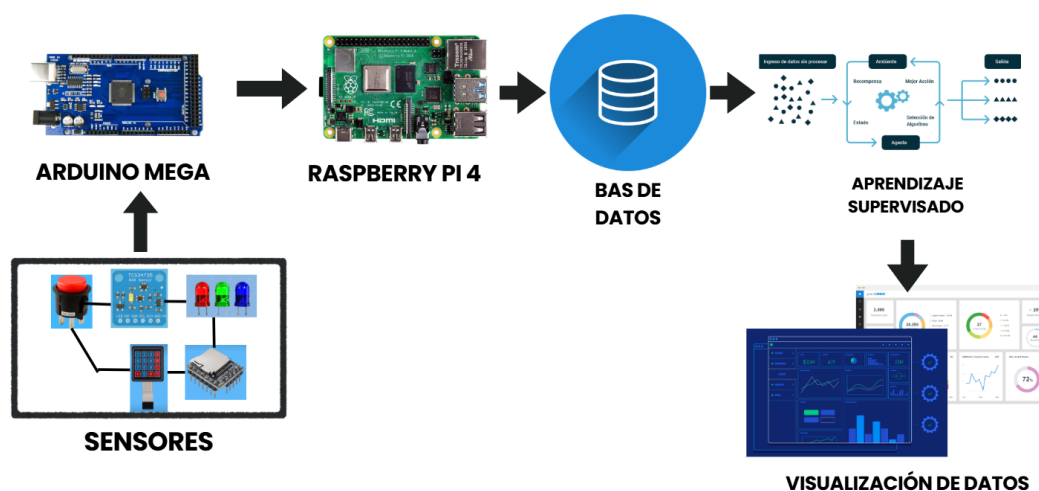
## **6.2. Diseño e implementación del dispositivo**

El desarrollo del dispositivo interactivo propuesto para la estimulación cognitiva en adultos mayores implicó una fase de diseño integral que abarcó aspectos de hardware, software, estructura física, integración de sensores, lógica de juegos, retroalimentación sensorial, interfaz gráfica y registro automatizado de datos. La arquitectura del sistema fue concebida para ofrecer una experiencia accesible, intuitiva y robusta, permitiendo ejecutar sesiones de estimulación cognitiva estructurada sin necesidad de supervisión médica especializada ni conexión a una computadora externa.

### 6.2.1. Arquitectura general del sistema

El sistema se compone de dos subsistemas principales: un subsistema embebido de adquisición y control (Arduino Mega 2560), y un subsistema de procesamiento, interfaz gráfica y almacenamiento (Raspberry Pi 5). Ambos dispositivos se comunican mediante una conexión serial USB, permitiendo el intercambio de información en tiempo real durante la ejecución de las actividades cognitivas.

El flujo de funcionamiento parte desde la activación del dispositivo por parte del usuario, seguido de la ejecución secuencial de cuatro juegos diseñados para evaluar diferentes funciones cognitivas (atención, percepción, cálculo, memoria de trabajo y asociación multisensorial) como se muestra en la **Figura 6-1**. El Arduino Mega gestiona la interacción con los sensores físicos, mientras que la Raspberry Pi ejecuta la interfaz gráfica, registra los datos y gestiona el entrenamiento del modelo de aprendizaje supervisado. Todo el sistema fue diseñado para operar de manera completamente autónoma, sin requerir conexión a internet ni intervención externa.



**Figura 6-1:** Diagrama de bloques del dispositivo interactivo.

### 6.2.2. Plataforma de procesamiento central: Raspberry Pi 5

Como núcleo computacional del sistema se utilizó una **Raspberry Pi 5 modelo B** con 8 GB de memoria RAM. Esta placa de desarrollo fue seleccionada debido a su capacidad de procesamiento, su compatibilidad con bibliotecas avanzadas de Python y machine learning, y su facilidad de integración con dispositivos periféricos. La Raspberry Pi ejecuta el sistema operativo Raspberry Pi OS (versión completa con entorno gráfico), y fue configurada para lanzar automáticamente la interfaz gráfica del dispositivo al iniciar.

Además de su papel en la presentación de contenidos en pantalla (instrucciones, imágenes, resultados), la Raspberry Pi ejecuta los scripts que permiten la lectura del puerto serial, el

almacenamiento automático de datos en archivos CSV, el preprocesamiento de dichos datos, y el entrenamiento incremental de modelos supervisados por clasificación, específicamente árboles de decisión.

### 6.2.3. Microcontrolador de control y adquisición: Arduino Mega 2560

El sistema de entrada/salida física fue desarrollado utilizando una placa **Arduino Mega 2560**, debido a su amplio número de pines digitales y analógicos, indispensable para gestionar múltiples componentes simultáneamente: teclados matriciales, sensores, pulsadores, LEDs y módulos de reproducción de audio. El Arduino actúa como intermediario entre los estímulos físicos (botones, sensor de color) y la lógica del sistema.

En este microcontrolador se programaron los cuatro juegos cognitivos utilizando el entorno de desarrollo Arduino IDE. Las instrucciones fueron diseñadas para ejecutarse en una secuencia rígida: una vez completado un juego, se inicia el siguiente automáticamente, enviando por puerto serial una línea de información estructurada con todos los datos relevantes (juego, estímulo, respuesta, tiempo de reacción, resultado).

### 6.2.4. Componentes electrónicos utilizados

Para garantizar una experiencia multisensorial completa, se integraron los siguientes componentes:

- **Sensor de color TCS34725:** empleado en el Juego 1, para detectar el color de un objeto acercado al sensor. La información del color detectado se compara con la instrucción emitida por el sistema para determinar la corrección de la respuesta.
- **Teclado matricial 4x4:** utilizado en el Juego 2 para que el usuario ingrese el resultado de operaciones aritméticas sencillas mostradas en pantalla.
- **LEDs de colores individuales (rojo, verde, azul, amarillo, etc.):** once LEDs tipo jumbo fueron utilizados para indicar respuestas y representar patrones de memoria visual. A diferencia de versiones previas con LEDs RGB, se optó por LEDs de color fijo para garantizar claridad visual y facilidad de conexión.
- **Pulsadores tipo arcade:** un total de ocho botones físicos se usaron para registrar la respuesta del usuario en el Juego 3 (memoria de patrones) y el Juego 4 (asociación multisensorial).
- **Módulo DFPlayer Mini:** permitió la reproducción de instrucciones auditivas, sonidos de retroalimentación y efectos motivacionales, mediante una tarjeta microSD de 32 GB. El módulo se controló directamente desde el Arduino mediante comandos seriales.
- **Bocina de 3W:** conectada al DFPlayer Mini, permitió emitir todos los sonidos con una calidad adecuada en ambientes cerrados.

### 6.2.5. Estructura física del sistema

El dispositivo fue montado dentro de una **carcasa fabricada en madera triplex de 9 mm de espesor**, cortada y ensamblada a medida. Las dimensiones finales de la estructura fueron: **54 cm de ancho, 60 cm de largo y 15 cm de profundidad**. Esta carcasa permite alojar tanto los componentes electrónicos como el monitor, garantizando estabilidad, protección y una disposición ergonómica de los botones y sensores para facilitar su uso por parte de adultos mayores.

El diseño fue orientado a ofrecer una interfaz física sencilla, amigable y accesible, con espacios claramente diferenciados para cada tipo de interacción (sensor de color, pulsadores, teclado). No se utilizaron pantallas táctiles, priorizando dispositivos físicos grandes y visibles, que favorecen la interacción en usuarios con capacidades visuales o motrices reducidas.

### 6.2.6. Placa de circuito impreso (PCB) personalizada

Todos los componentes electrónicos del sistema fueron ensamblados sobre una **placa de circuito impreso (PCB) personalizada**, diseñada específicamente para el presente proyecto mediante software de diseño electrónico asistido por computadora. Esta PCB representa un avance significativo en términos de organización, estabilidad eléctrica y durabilidad del sistema, al permitir una disposición eficiente de los elementos y una reducción considerable del cableado desordenado, característico de los prototipos montados en protoboard.

A diferencia de versiones preliminares que dependían de conexiones temporales, la implementación de una PCB dedicada garantiza uniones eléctricas más robustas y confiables entre los módulos fundamentales del sistema, tales como el teclado matricial 4x4, el sensor TCS34725 para reconocimiento de color, el módulo DFPlayer Mini, los LEDs individuales, los botones físicos de respuesta y el propio microcontrolador Arduino Mega. Esta configuración favorece tanto la estabilidad funcional del dispositivo como su facilidad de mantenimiento y diagnóstico.

El diseño esquemático fue elaborado en el entorno Proteus, donde se construyó y validó todo el circuito. Posteriormente, se generó el diseño de rutas y distribución final de pistas mediante el editor de PCB correspondiente, generando archivos en formatos `.dsn` y `.lyt`. Estos documentos digitales permitieron verificar la correcta asignación de pines, espaciamiento entre líneas, conexiones a tierra y alimentación, así como la compatibilidad total con la placa Arduino Mega y los conectores para periféricos.

La Figura 6-2 muestra el diseño final de la PCB en vista de distribución de pistas. En esta se aprecia claramente la organización de los pines de entrada y salida del microcontrolador, los botones, conectores para LEDs y sensores, y una zona inferior destinada al teclado 4x4. Esta arquitectura fue pensada para garantizar una integración compacta, ergonómica y libre de interferencias físicas o electromagnéticas.

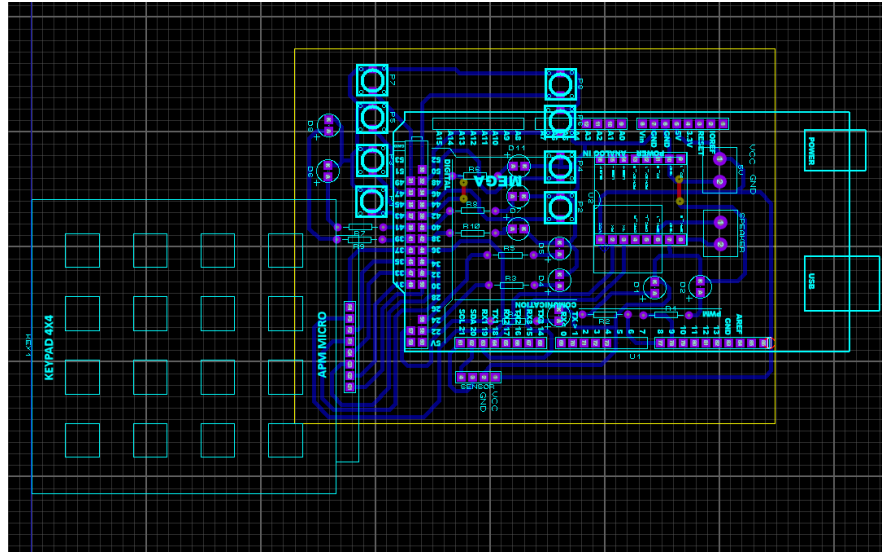


Figura 6-2: Diseño de la placa PCB personalizada del dispositivo (formato .lyt).

Por otra parte, la Figura 6-3 muestra el diagrama completo del circuito eléctrico desarrollado y simulado en Proteus. En ella se representan los valores de resistencias limitadoras para los LEDs, la conexión lógica de los pulsadores, la distribución de pines del teclado, y la integración de todos los módulos con el Arduino Mega. Esta simulación permitió validar el diseño antes de su manufactura, garantizando el correcto funcionamiento de cada subsistema.

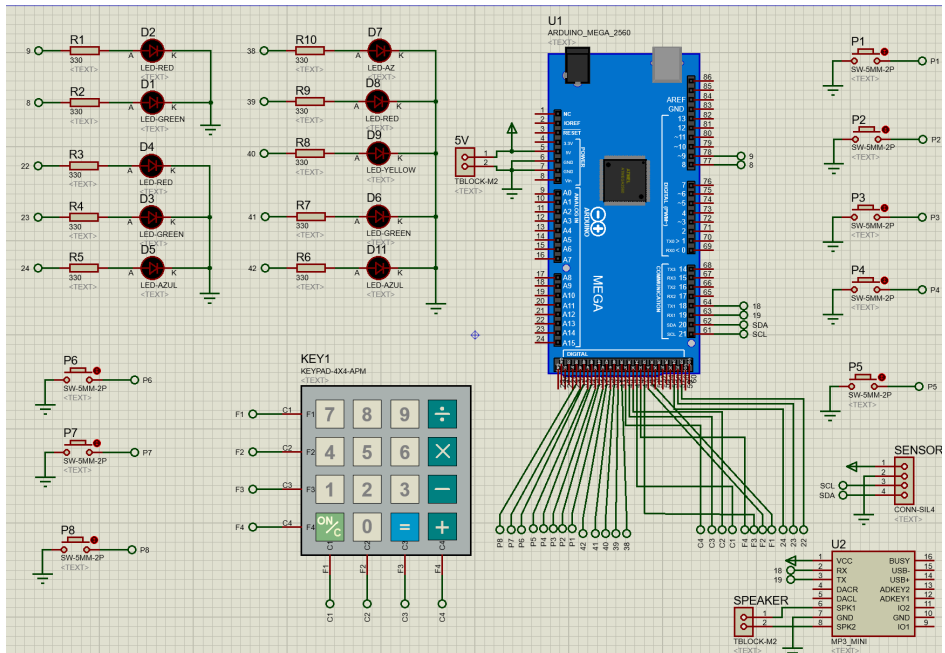


Figura 6-3: Esquema eléctrico del dispositivo desarrollado en Proteus (formato .dsn).

En cuanto al sistema de alimentación, la PCB fue diseñada para trabajar con dos niveles de voltaje: una fuente regulada de 5V destinada a los módulos electrónicos conectados al Arduino Mega (sensor de color, LEDs, pulsadores y DFPlayer Mini), y una fuente independiente de 12V para la Raspberry Pi 5 y el monitor HDMI de 19 pulgadas que forma parte del sistema completo de visualización. Esta separación de líneas de potencia permite evitar interferencias, sobrecalentamientos y garantiza la estabilidad eléctrica en todos los componentes críticos del sistema.

En conjunto, esta etapa de diseño, simulación y fabricación de la PCB constituye uno de los pilares técnicos del desarrollo del dispositivo propuesto, permitiendo consolidar todos los elementos electrónicos en una estructura física robusta, modular y con posibilidad de escalabilidad para futuras versiones.

### 6.2.7. Interfaz gráfica e integración de software

Uno de los elementos más importantes del sistema propuesto es la **interfaz gráfica de usuario (GUI)**, desarrollada con el propósito de facilitar la interacción entre el adulto mayor y el dispositivo de estimulación cognitiva. Esta interfaz, ejecutada en la Raspberry Pi 5, fue completamente programada utilizando Python nativo, sin entornos externos ni asistentes visuales, lo cual permitió un control total sobre su funcionalidad y estética.

La GUI cumple un doble propósito: guiar al usuario durante la ejecución de los juegos cognitivos (visualizando instrucciones, resultados y contenido audiovisual), y recopilar en tiempo real los datos generados durante cada sesión de uso. Estos datos son enviados desde el microcontrolador Arduino Mega vía comunicación serial y son capturados por scripts diseñados para almacenarlos automáticamente en archivos CSV personalizados para cada perfil de usuario.

Cada perfil creado por los participantes incluye un nombre, edad y sexo, lo cual permite una organización precisa de los registros e historial de resultados. Estos datos no son visibles durante la sesión, pero se integran al proceso de análisis posterior mediante el modelo de aprendizaje supervisado.

La interfaz incorpora gráficos dinámicos, imágenes de animales, colores vivos y tipografía legible, respetando principios de accesibilidad visual y estimulación lúdica. Las respuestas del sistema son sincronizadas con las instrucciones por voz generadas desde el módulo DFPlayer Mini, asegurando una experiencia multisensorial integrada.

- Los juegos se ejecutan de forma secuencial, mostrando instrucciones visuales y auditivas antes de que el usuario interactúe.
- Los resultados se presentan con retroalimentación visual inmediata (texto, color, animación).

- Al finalizar los juegos, la GUI muestra un resumen general de resultados y cierra la sesión.

Además, la GUI incorpora lógica para nombrar automáticamente los archivos generados bajo el formato `datos_Perfil_AAAAMMDD_HHMMSS.csv`, lo cual permite alimentar posteriormente al modelo de aprendizaje supervisado con cada sesión registrada, sin necesidad de intervención manual.

### 6.2.8. Principios de diseño centrado en el usuario

El diseño del dispositivo se fundamentó en un enfoque de **interacción centrada en el usuario**, específicamente adaptado a las necesidades de adultos mayores. Se tomaron en cuenta factores de ergonomía, comprensión cognitiva, respuesta motora y accesibilidad visual, con el objetivo de asegurar una experiencia amigable, clara y no intimidante.

Entre los principios clave aplicados se destacan:

- **Claridad visual:** se utilizaron tipografías redondeadas y de gran tamaño, así como esquemas de colores contrastantes para facilitar la lectura.
- **Retroalimentación inmediata:** se integraron elementos visuales y auditivos que permiten al usuario comprender si sus respuestas fueron correctas o incorrectas, manteniéndolo motivado.
- **Simplicidad operativa:** todas las interacciones se realizan mediante botones físicos grandes y bien distribuidos, evitando la necesidad de manipular pantallas táctiles o interfaces complejas.
- **Evocación multisensorial:** se incluyeron sonidos asociados a animales e instrucciones por voz para fortalecer los canales de memoria auditiva y visual de forma integrada.

El desarrollo se apoyó en observaciones preliminares realizadas con adultos mayores durante las etapas de validación. A partir de sus comentarios y niveles de comprensión, se optimizó tanto el flujo de navegación como el lenguaje utilizado en las instrucciones.

Este enfoque centrado en el usuario garantiza no solo una mejor interacción durante las sesiones, sino también una mayor adherencia al uso del dispositivo como parte de programas continuos de estimulación cognitiva.

### 6.2.9. Capacidades de registro y autonomía

Uno de los pilares funcionales del sistema es su **capacidad autónoma de registro y análisis de datos**. A diferencia de otras plataformas que requieren una computadora externa

o intervención de terceros, el dispositivo desarrollado está diseñado para operar de manera completamente autónoma, realizando las siguientes funciones:

- **Registro automático de resultados:** cada intento, respuesta y resultado de los juegos es enviado desde el Arduino Mega a la Raspberry Pi, donde es almacenado de forma estructurada.
- **Asignación de perfiles individuales:** cada usuario cuenta con su propio perfil, y sus datos se organizan en archivos separados, lo cual permite una trazabilidad precisa del rendimiento cognitivo.
- **Exportación automática:** al finalizar una sesión completa de juegos, el sistema genera un archivo CSV con los resultados completos, el cual se guarda en la carpeta correspondiente al perfil del participante.
- **Entrenamiento del modelo:** tras cada sesión, el sistema ejecuta automáticamente un script de aprendizaje supervisado que entrena un modelo de clasificación cognitiva usando los nuevos datos.
- **Generación de informe PDF:** se elabora de forma automática una ficha PDF que incluye gráficos de evolución, historial de sesiones, análisis de errores y un diagnóstico textual generado por el modelo.

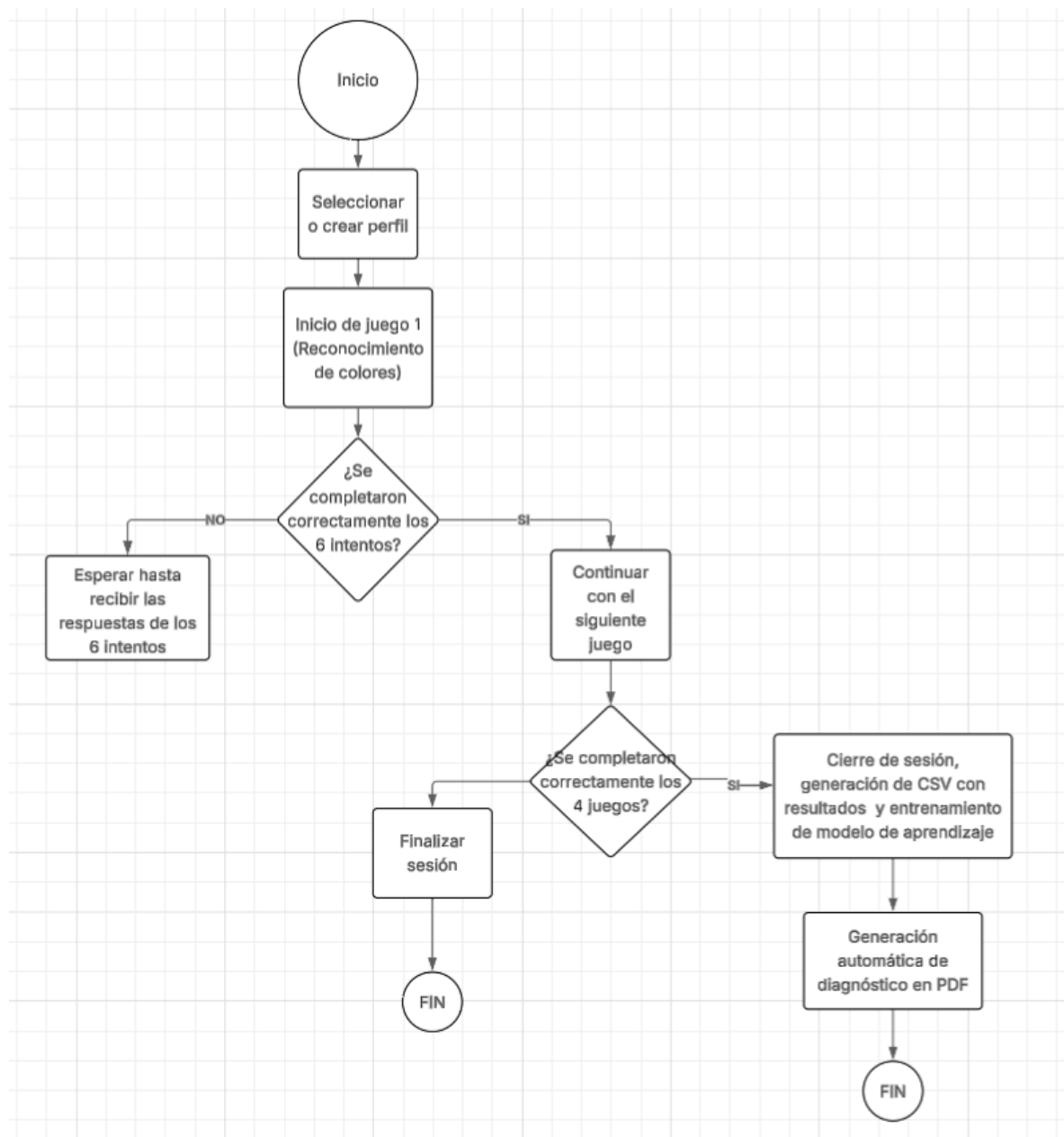
El dispositivo no requiere acceso a Internet, ni intervención humana durante el análisis posterior. Esta autonomía lo convierte en una herramienta viable para uso domiciliario o comunitario, permitiendo tanto estimulación cognitiva continua como evaluación cuantitativa y personalizada.

### 6.2.10. Diagramas de flujo del sistema y juegos cognitivos

Con el objetivo de representar de forma clara y estructurada la lógica operativa del dispositivo de estimulación cognitiva desarrollado, se han elaborado cinco diagramas de flujo. Estos diagramas ilustran tanto el funcionamiento general del sistema como los procesos internos de cada uno de los juegos implementados. A continuación, se presentan los esquemas correspondientes.

#### Diagrama de flujo general del sistema

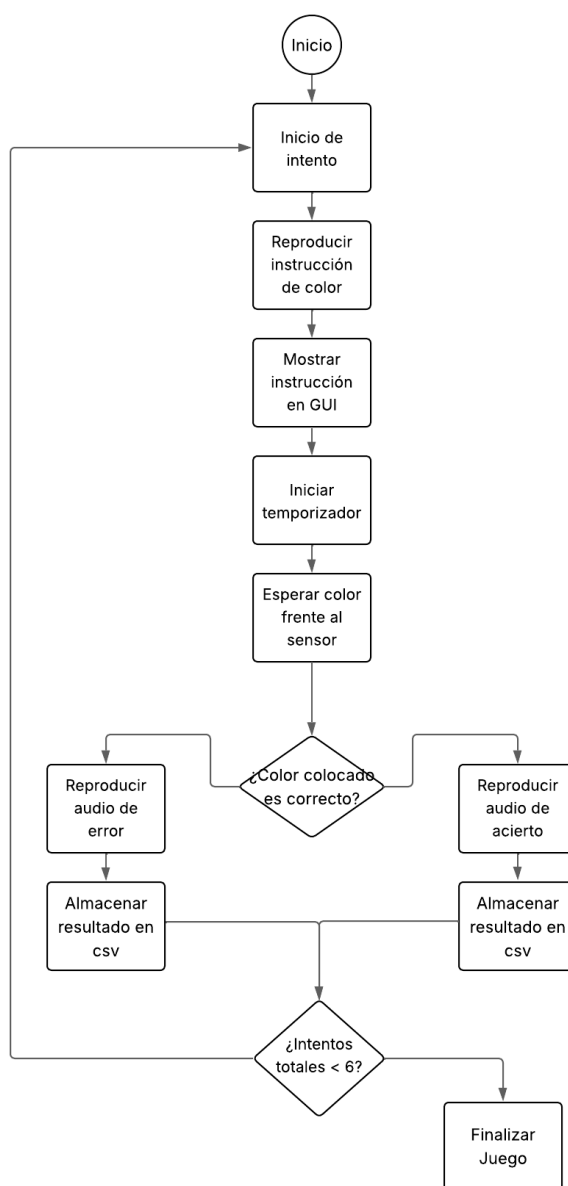
Este diagrama resume el comportamiento integral del dispositivo, desde la selección del perfil del usuario hasta la finalización de los cuatro juegos cognitivos y el registro automático de datos. También incluye el proceso de entrenamiento del modelo de aprendizaje supervisado y la generación del reporte final en formato PDF.



**Figura 6-4:** Diagrama de flujo general del sistema. Describe el funcionamiento completo desde la selección del perfil hasta el entrenamiento del modelo supervisado.

### Diagrama de flujo del Juego 1 – Reconocimiento de colores

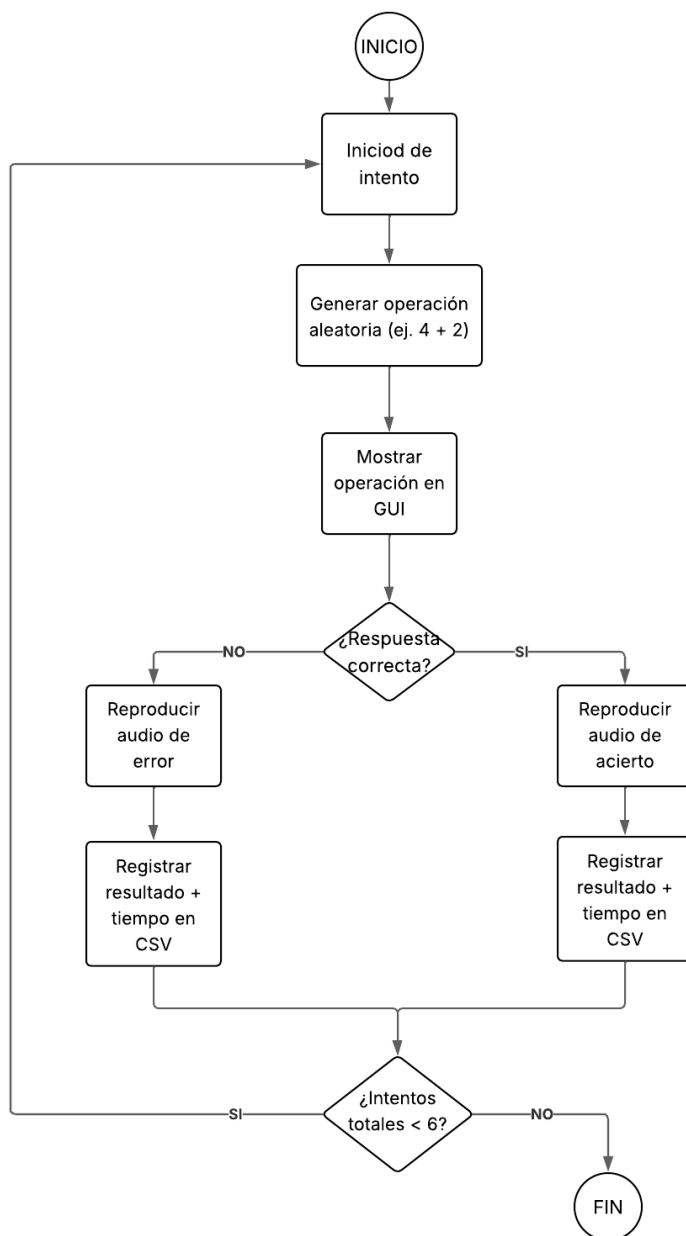
Este esquema detalla la lógica interna del primer juego, en el cual se instruye al usuario a colocar un objeto de determinado color frente a un sensor óptico. La respuesta es validada automáticamente y retroalimentada por medio de audio, mientras se registran los resultados y tiempos de reacción.



**Figura 6-5:** Diagrama de flujo del Juego 1 – Reconocimiento de colores. Muestra la lógica de instrucción, lectura del sensor, validación del color, retroalimentación auditiva y registro de resultados.

### Diagrama de flujo del Juego 2 – Operaciones matemáticas

Este diagrama representa el flujo lógico del segundo juego, el cual consiste en presentar una operación matemática simple para que el usuario la resuelva utilizando un teclado físico. El sistema verifica automáticamente la respuesta y entrega retroalimentación por audio.

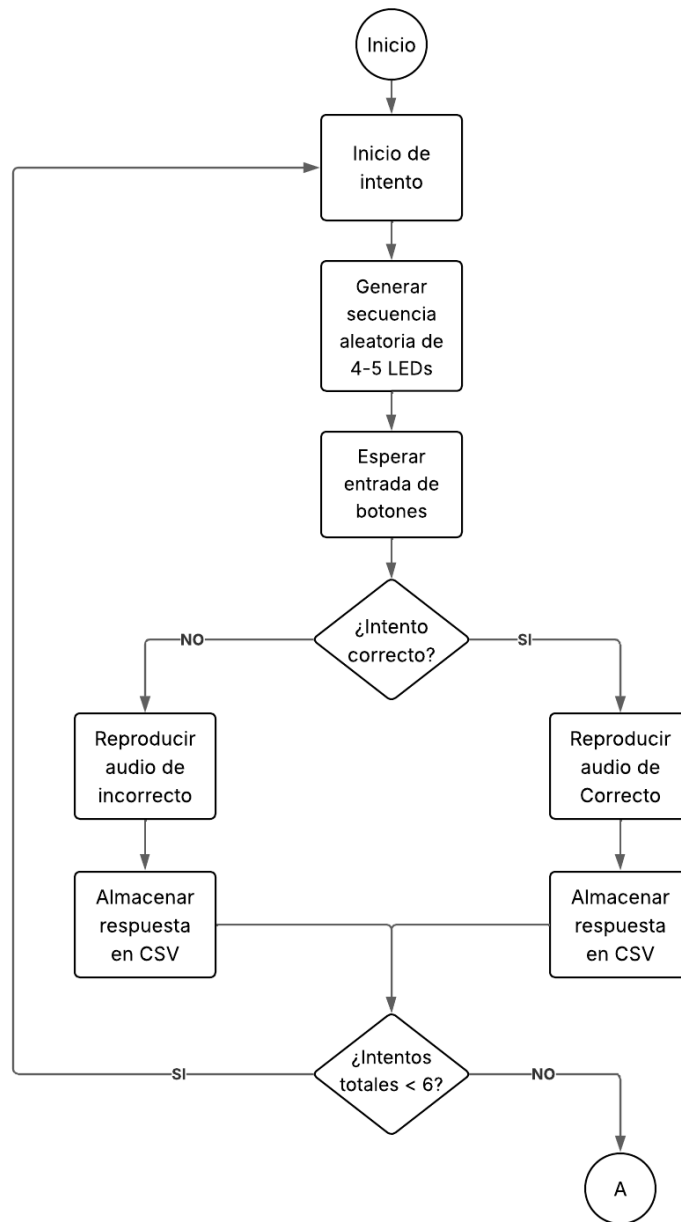


**Figura 6-6:** Diagrama de flujo del Juego 2 – Operaciones matemáticas. Representa la generación de operaciones, la respuesta mediante teclado, la evaluación automática y la retroalimentación.

### Diagrama de flujo del Juego 3 – Memorización de patrones

En el tercer juego se evalúa la memoria secuencial del usuario mediante una serie de luces LED que se encienden en un orden específico. El usuario debe reproducir la secuencia correctamente utilizando botones físicos. El flujo contempla la validación, retroalimentación y

almacenamiento de resultados.

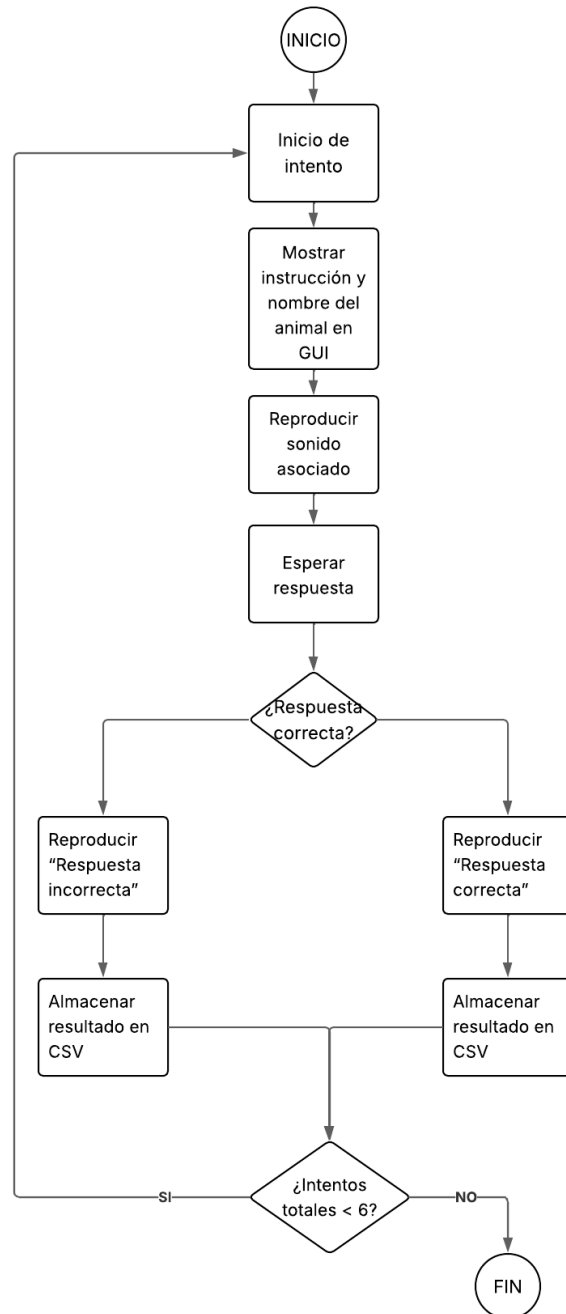


**Figura 6-7:** Diagrama de flujo del Juego 3 – Memorización de patrones. Detalla el proceso de generación y repetición de secuencias, retroalimentación y control de intentos.

#### Diagrama de flujo del Juego 4 – Asociación multisensorial

Este diagrama refleja la lógica del cuarto juego, basado en la relación entre sonidos animales y sus respectivas imágenes o nombres. El usuario debe indicar si existe o no correspondencia entre estímulo auditivo y visual, y el sistema responde con retroalimentación verbal y

almacenamiento de datos.



**Figura 6-8:** Diagrama de flujo del Juego 4 – Asociación multisensorial. Expone la lógica de asociación entre sonido e imagen, verificación de respuesta, posibilidad de repetir y almacenamiento de resultados.

En conjunto, estos diagramas constituyen un respaldo visual claro del diseño funcional de

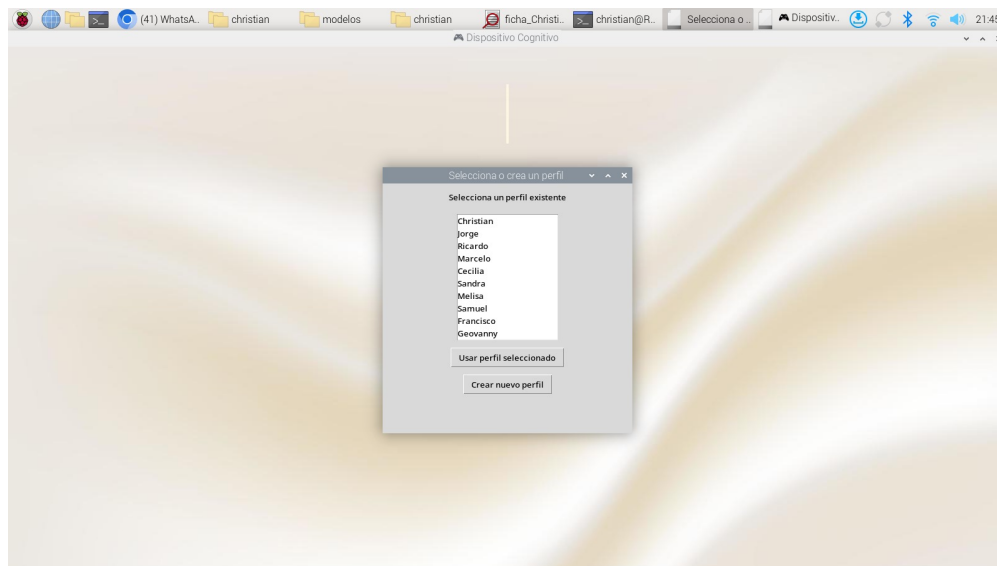
todo el sistema, evidenciando tanto su estructura interna como la coherencia en la lógica de ejecución de las actividades cognitivas planteadas.

### 6.2.11. Implementación técnica y ejecución del sistema

Para validar la correcta operatividad del sistema diseñado, se ejecutó una serie de pruebas sobre la Raspberry Pi y el microcontrolador Arduino MEGA. Se registraron capturas de pantalla e interfaces gráficas durante distintas fases del funcionamiento del dispositivo, incluyendo la selección de perfil, los juegos cognitivos, la exportación de datos y la ejecución del modelo de aprendizaje supervisado. Estas evidencias respaldan la implementación funcional y el flujo de trabajo del sistema embebido.

#### Selección de perfiles y carga de datos del usuario

El sistema inicia con la selección o creación de un perfil personalizado para cada usuario. Esto permite almacenar el historial de sesiones y mantener la trazabilidad individual.



**Figura 6-9:** Interfaz gráfica de selección de perfiles. El sistema registra nombre, edad y sexo del usuario.

#### Ejecución del Juego 1: Reconocimiento de colores

Durante el Juego 1, se muestra la instrucción en pantalla (por ejemplo, “Coloca ROJO”), se detecta el color mediante el sensor TCS34725 y se entrega retroalimentación auditiva y visual.

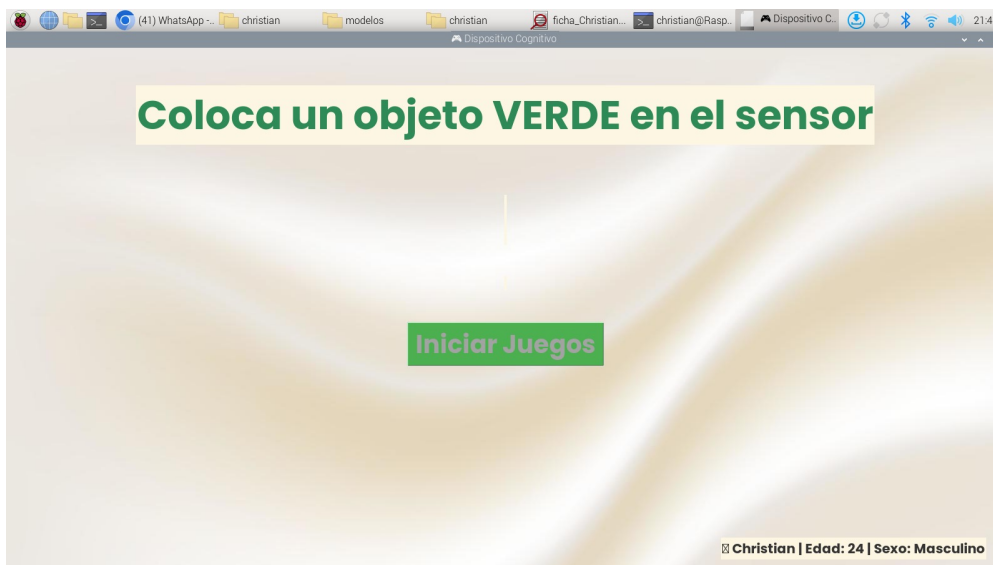


Figura 6-10: Ejemplo visual del Juego 1. Se solicita al usuario colocar un objeto rojo.

### Ejecución del Juego 2: Sumas aritméticas

El Juego 2 genera operaciones matemáticas simples que deben resolverse mediante un teclado matricial físico.

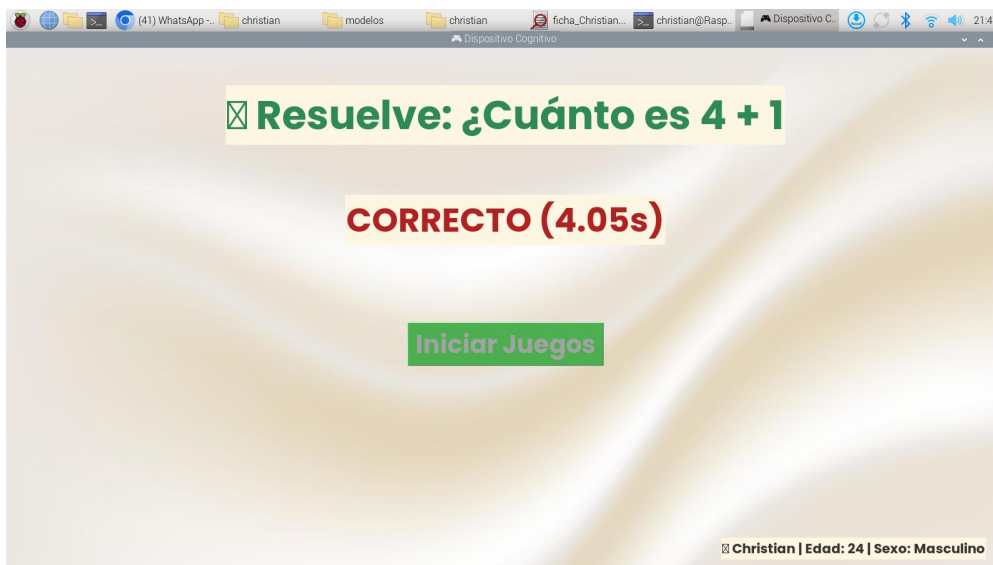


Figura 6-11: Juego 2 en ejecución: la GUI muestra la suma y la respuesta se ingresa por teclado físico.

### Ejecución del Juego 3: Memoria de secuencias

En este juego, se muestra al usuario una secuencia luminosa que debe replicar. Se registran aciertos y errores en cada intento.

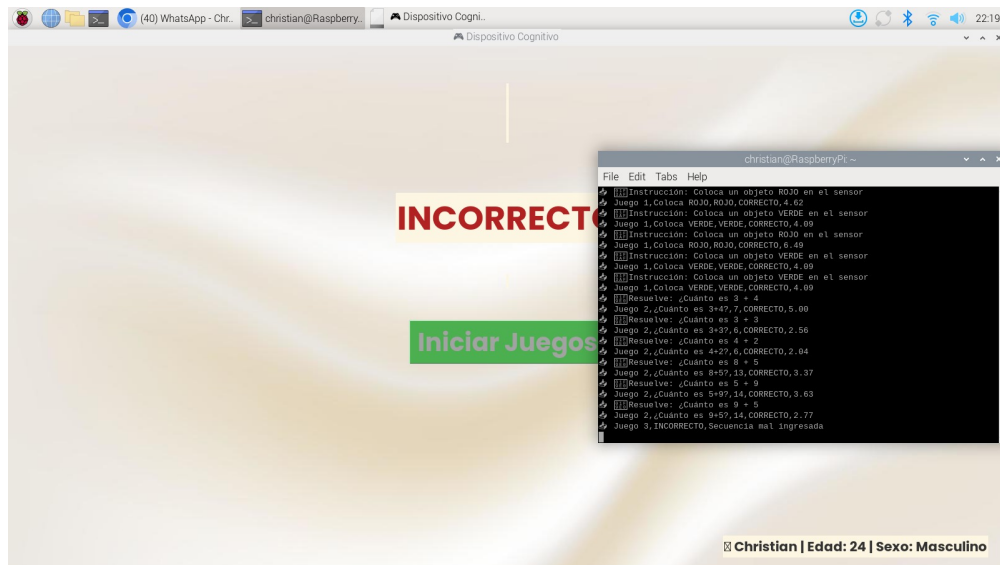


Figura 6-12: Interfaz del Juego 3: el sistema muestra el resultado tras cada intento.

### Ejecución del Juego 4: Asociación multisensorial

El Juego 4 combina imagen en pantalla y sonido. El usuario debe indicar si ambos elementos coinciden.

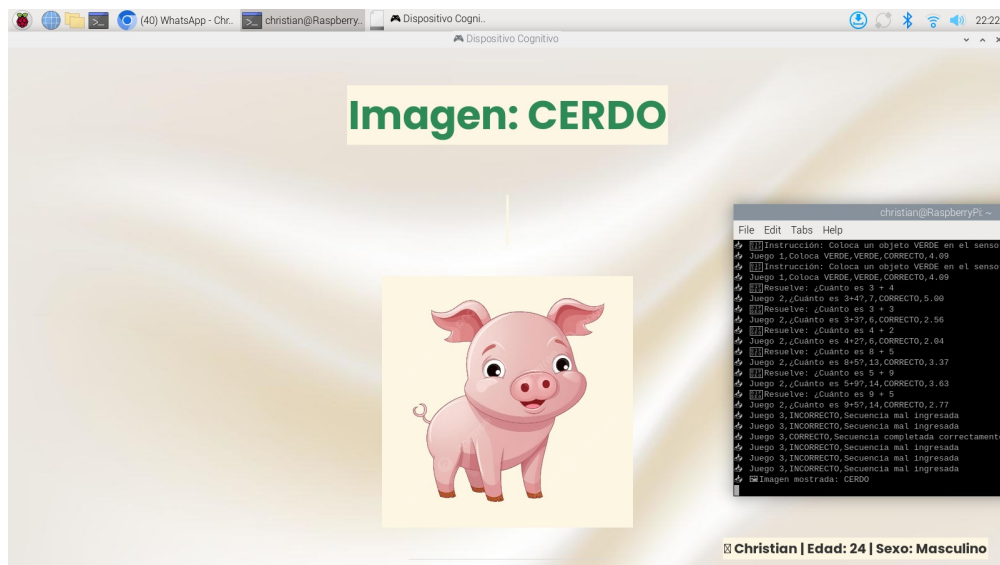


Figura 6-13: Visualización del Juego 4: imagen de un cerdo mientras suena el sonido correspondiente.

### Terminal y registro de variables

La comunicación entre Arduino y Raspberry Pi se realiza vía puerto serial. Se registra en tiempo real el juego activo, la instrucción, la respuesta del usuario y el tiempo de reacción.

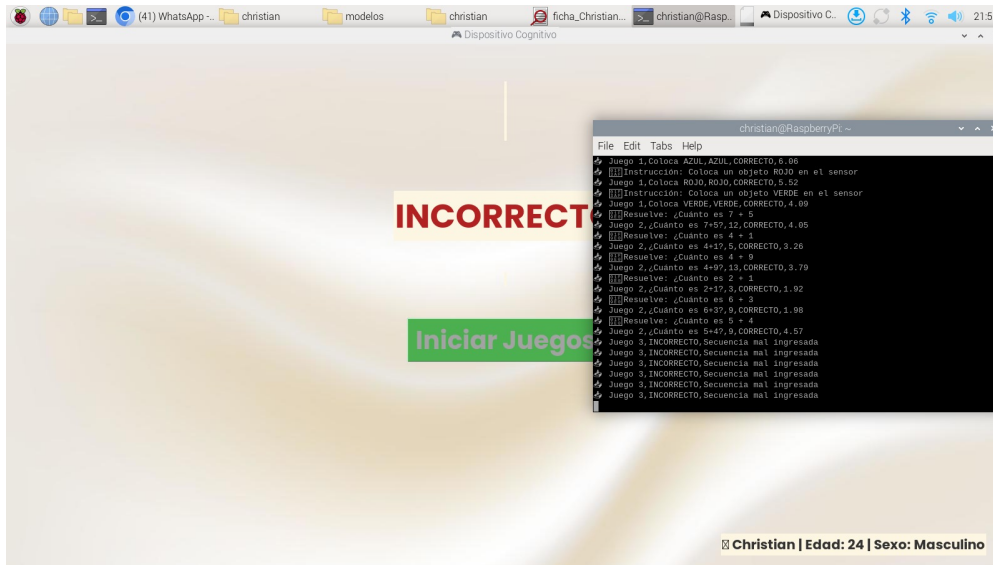


Figura 6-14: Captura del terminal: línea estructurada enviada por Arduino para registrar variables.

### Exportación automática de datos en CSV

Al finalizar cada sesión, el sistema genera un archivo CSV con los resultados, etiquetado con el nombre del usuario y la fecha.

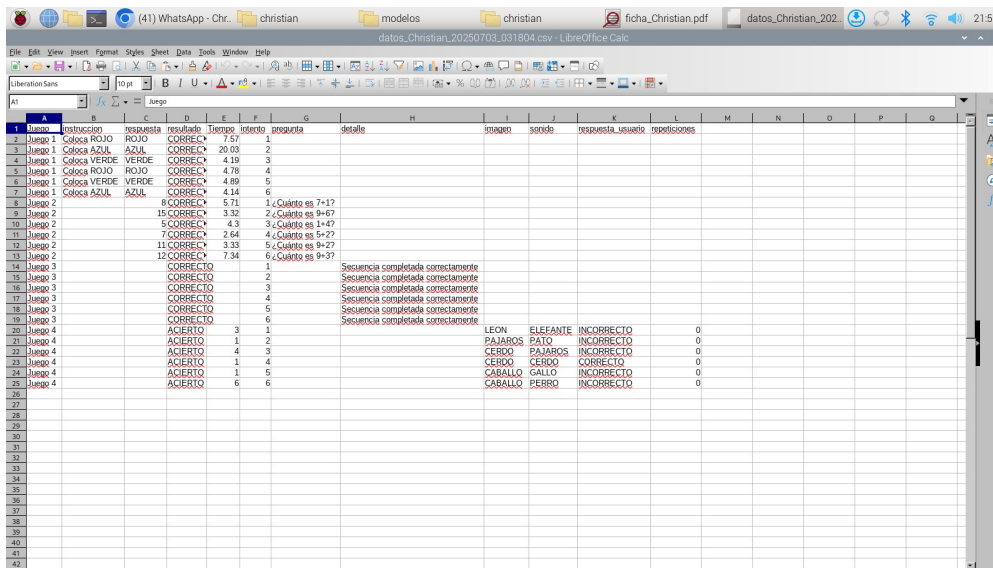


Figura 6-15: Visualización del archivo CSV generado automáticamente al concluir una sesión.

### Estructura de carpetas y almacenamiento

Cada perfil de usuario posee una carpeta dedicada donde se almacenan los datos de sesiones, gráficos y modelos personalizados.

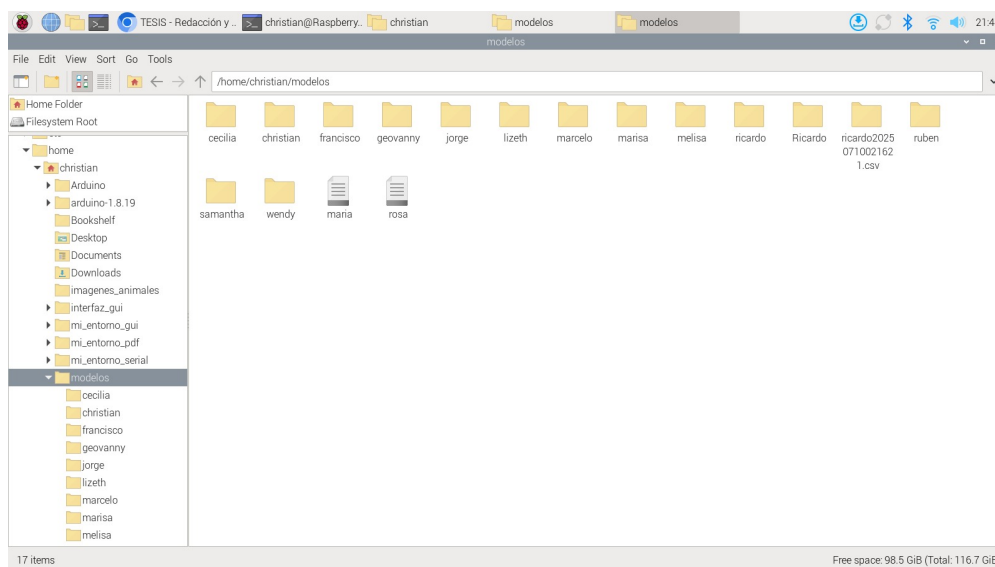


Figura 6-16: Estructura de carpetas generada para cada usuario dentro del sistema.

## Código del sistema e inteligencia artificial

El sistema utiliza múltiples scripts en Python. Uno de ellos ejecuta el modelo de aprendizaje supervisado para analizar el rendimiento del usuario.

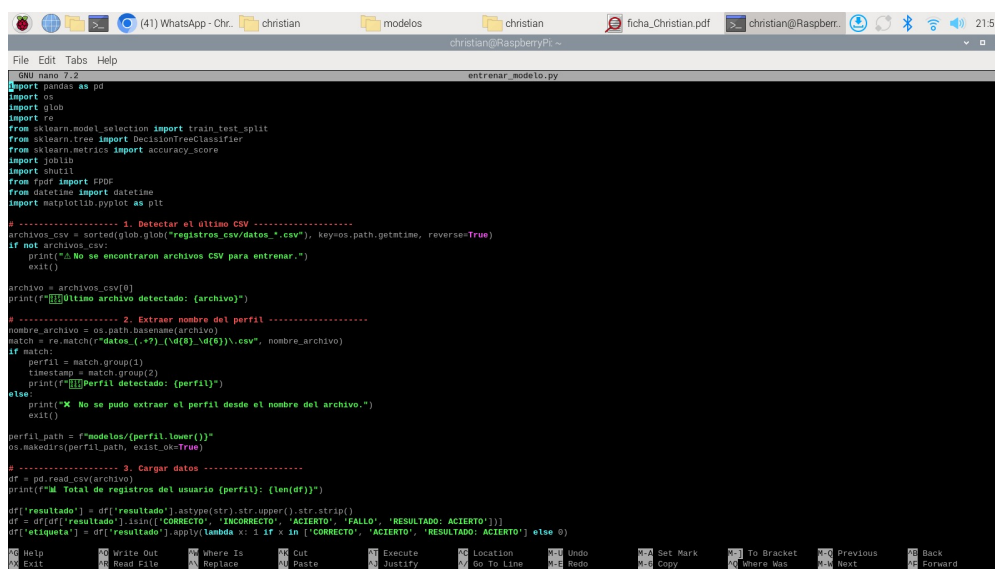
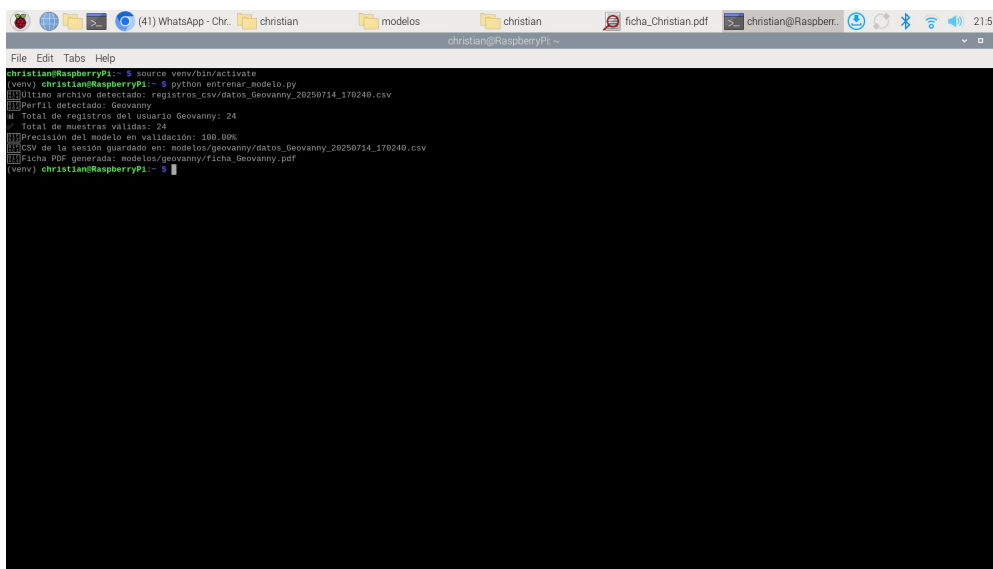


Figura 6-17: Extracto del código Python responsable del entrenamiento y diagnóstico del modelo supervisado.

## Ejecución del modelo y generación de ficha clínica

El modelo se ejecuta automáticamente al finalizar la sesión y genera una ficha PDF con gráficos, interpretación clínica y evolución histórica.



```
christian@Raspberrypi:~$ source venv/bin/activate
(venv) christian@Raspberrypi:~$ python entrenar_modelo.py
Ultimo archivo detectado: registros_csv/datos_Geovanny_20250714_170240.csv
Perfil detectado: Geovanny
Total de registros del usuario Geovanny: 24
Total de muestras validas: 24
Precision del modelo en validacion: 100.00%
CSV de la sesion guardado en: modelos/geovanny/datos_Geovanny_20250714_170240.csv
Ficha PDF generada: modelos/geovanny/ficha_Geovanny.pdf
(venv) christian@Raspberrypi:~$
```

Figura 6-18: Ejecución del script `entrenar_modelo.py` que genera automáticamente la ficha del usuario.

## 6.3. Descripción de las actividades cognitivas implementadas

El dispositivo desarrollado incorpora un conjunto de actividades cognitivas cuidadosamente diseñadas con el objetivo de estimular funciones mentales clave en adultos mayores. Estas actividades fueron estructuradas en forma de juegos interactivos y lúdicos, combinando estímulos sensoriales auditivos, visuales y motores, en un entorno controlado y repetible. Las dinámicas de interacción fueron adaptadas a las características cognitivas, motoras y sensoriales propias de la población adulta mayor, priorizando la simplicidad operativa, la claridad de instrucciones y la motivación intrínseca del usuario.

Se diseñaron cuatro juegos principales, de los cuales en esta sección se describen los dos primeros, seleccionados por su capacidad de activar procesos cognitivos de alto valor clínico: el reconocimiento de colores y la resolución de operaciones matemáticas simples. Cada uno de ellos fue estructurado no solo como una herramienta de estimulación, sino también como un instrumento de evaluación pasiva, ya que cada interacción generaba datos objetivos sobre el rendimiento del usuario, útiles para análisis posteriores mediante aprendizaje supervisado.

### 6.3.1. Fundamento neurocognitivo

La selección de las actividades cognitivas estuvo respaldada por literatura neuropsicológica reciente y evidencia empírica sobre los beneficios de la estimulación dirigida en poblaciones envejecidas. Diversos estudios han demostrado que intervenciones estructuradas en áreas como la percepción visual, la atención sostenida, la memoria de trabajo y el cálculo básico pueden retrasar el deterioro cognitivo leve, mejorar la velocidad de procesamiento y fomentar la neuroplasticidad incluso en edades avanzadas.

En el caso particular del reconocimiento de colores, se estimula la corteza occipital y parietal posterior, áreas involucradas en la percepción visual categorial y la integración visuo-espacial. Por su parte, la resolución de operaciones aritméticas simples activa regiones del lóbulo parietal inferior, el giro angular y la corteza prefrontal dorsolateral, fundamentales para el razonamiento lógico, la atención sostenida y la manipulación de información en la memoria de trabajo.

### 6.3.2. Actividad 1: Asociación de colores

Esta primera actividad está orientada a la estimulación de los procesos de categorización visual y asociación perceptual. Consiste en presentar al usuario una instrucción verbal mediante el módulo DFPlayer Mini, solicitando la colocación de un objeto de un color específico frente al sensor óptico TCS34725. El sistema reconoce los valores RGB del objeto colocado y los compara con el color solicitado.

La respuesta del usuario es evaluada automáticamente y clasificada como correcta o incorrecta. En ambos casos, se emite retroalimentación auditiva inmediata, reforzando el aprendizaje por repetición y favoreciendo la consolidación de patrones de respuesta. Esta dinámica permite observar el tiempo de reacción, la precisión en la identificación cromática, y la cantidad de intentos necesarios para responder correctamente.

Esta actividad no solo actúa sobre la percepción sensorial, sino también sobre el control inhibitorio y la memoria de corto plazo, ya que el usuario debe mantener activamente en su mente el color solicitado y discriminar entre posibles distractores. Se trata de una tarea accesible pero cognitivamente exigente, ideal para las primeras etapas del proceso de estimulación..

- **Objetivo cognitivo:** estimulación de la atención selectiva, la discriminación visual y la asociación auditiva-visual.
- **Componentes involucrados:** sensor TCS34725, LEDs de referencia, reproductor DF-Player Mini, y monitor serial.
- **Dinámica:** tras recibir la instrucción (“coloca un objeto rojo”), el usuario responde colocando un color. Si la respuesta es correcta, se emite un audio de retroalimentación

positiva; si es incorrecta, se reproduce un mensaje que informa del error e invita a intentar nuevamente.

- **Registro:** el dispositivo almacena el color solicitado, color detectado, resultado de la respuesta y tiempo de respuesta.

La actividad se ejecuta por rondas, y se configura para que al completar seis intentos (aciertos o errores), se dé paso automático a la siguiente actividad.

### 6.3.3. Actividad 2: Resolución de operaciones matemáticas simples

La segunda actividad está centrada en el fortalecimiento de las habilidades aritméticas básicas, que constituyen un dominio cognitivo estrechamente vinculado al funcionamiento funcional en la vida diaria. En esta dinámica, el sistema presenta operaciones matemáticas de suma con operandos de una cifra, proyectadas en pantalla y también impresas por consola serial, de modo que el usuario deba resolverlas mentalmente y digitar el resultado utilizando un teclado matricial 4x4.

El sistema evalúa la exactitud del resultado y proporciona retroalimentación sonora correspondiente, reforzando positivamente las respuestas correctas y motivando la repetición en caso de errores. Esta tarea moviliza recursos de atención sostenida, razonamiento lógico, inhibición de impulsos erróneos y memoria operativa, estimulando además circuitos prefrontales relacionados con la planificación y la toma de decisiones.

La inclusión de este tipo de ejercicios permite además la cuantificación de indicadores como el número de intentos, el tiempo medio de resolución y la evolución de la precisión a lo largo de sesiones consecutivas, todos ellos útiles para alimentar el modelo de clasificación supervisada incorporado en el sistema.

- **Objetivo cognitivo:** estimulación de la memoria de trabajo, el razonamiento lógico y la velocidad de procesamiento.
- **Componentes involucrados:** pantalla HDMI, teclado matricial conectado a pines digitales, DFPlayer Mini.
- **Dinámica:** se genera aleatoriamente una operación del tipo  $a + b$ . El usuario ingresa la respuesta y el sistema proporciona retroalimentación sonora indicando si fue correcta o incorrecta.
- **Registro:** la operación presentada, la respuesta del usuario, el resultado, el tiempo de resolución y la clasificación del intento son almacenados automáticamente.

Esta actividad se adapta a diferentes niveles de dificultad según el desempeño observado, permitiendo la modificación dinámica del rango de números utilizados.

#### 6.3.4. Estrategia de retroalimentación y reforzamiento

Una característica esencial del diseño del dispositivo es la provisión de **retroalimentación inmediata y significativa** ante cada acción del usuario. Este principio responde a fundamentos de la psicología del aprendizaje, específicamente al condicionamiento operante, en el cual las respuestas son fortalecidas mediante consecuencias positivas o correcciones dirigidas. La retroalimentación se implementa mediante estímulos auditivos (voces pregrabadas reproducidas por el módulo DFPlayer Mini), visuales (iluminación de LEDs de colores) y textuales (mensajes mostrados en el monitor serial o en pantalla). En caso de respuestas correctas, el sistema reproduce mensajes motivacionales como “¡Muy bien!” o “Respuesta correcta”, acompañados del encendido de LEDs verdes. En caso de error, se reproduce un mensaje con corrección explícita, indicando el color detectado o el resultado esperado, y se activa un LED rojo como señal de alerta.

Esta estrategia no solo fortalece la memorización y la comprensión, sino que mantiene altos niveles de atención y compromiso por parte del usuario. La retroalimentación fue cuidadosamente dosificada para no resultar abrumadora ni invasiva, considerando las particularidades sensoriales y cognitivas de los adultos mayores.

#### 6.3.5. Adaptabilidad y progresión

Aunque el sistema no implementa un módulo de dificultad adaptativa en tiempo real, se diseñó con la **posibilidad de analizar el progreso del usuario a lo largo de múltiples sesiones**, permitiendo ajustar manualmente la complejidad de las actividades o modificar la duración de las instrucciones según el desempeño observado.

Este diseño progresivo se articula mediante la recopilación sistemática de datos de rendimiento, tales como la precisión, el tiempo de reacción, y la evolución del número de intentos por sesión. Estos parámetros permiten evaluar la curva de aprendizaje del usuario y establecer comparaciones longitudinales. De esta forma, el sistema promueve un **aprendizaje por etapas**, donde las tareas mantienen una dificultad constante, pero la experiencia de uso puede ser modificada progresivamente por el terapeuta o investigador según la evolución del paciente.

Este enfoque progresivo y no invasivo permite adaptar el dispositivo a distintos perfiles cognitivos sin alterar su estructura funcional, favoreciendo la inclusión de participantes con diferentes niveles de desempeño.

#### 6.3.6. Justificación del enfoque gamificado

El dispositivo incorpora un **enfoque gamificado** en todas sus actividades, entendido como la aplicación de elementos propios del diseño de juegos en contextos no lúdicos, con el fin de aumentar la motivación, la participación activa y la adherencia a la intervención. La gamificación ha demostrado ser particularmente eficaz en contextos de estimulación cognitiva en

adultos mayores, al introducir una dimensión emocional positiva que refuerza la continuidad del tratamiento.

Elementos como la retroalimentación positiva, la estructura en niveles (juegos secuenciales), los indicadores de progreso (mensajes en pantalla y audios de felicitación), y la experiencia multisensorial fueron integrados de manera coherente en el diseño del dispositivo. Estos recursos contribuyen a que el usuario no perciba las actividades como tareas terapéuticas, sino como retos accesibles y entretenidos.

La implementación de este enfoque responde a la necesidad de **fomentar la autonomía, la autoestima y la persistencia** en contextos de estimulación prolongada, reduciendo la frustración y promoviendo la experiencia de flujo. Al adoptar un formato de juego, el sistema consigue transformar la estimulación cognitiva en una experiencia significativa, favoreciendo el envejecimiento activo y la participación sostenida de los adultos mayores.

## 6.4. Modelo de aprendizaje supervisado

### 6.4.1. Fundamento teórico del aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado constituye una de las principales ramas del aprendizaje automático (*machine learning*) y se caracteriza por el uso de un conjunto de datos etiquetados para entrenar modelos predictivos capaces de generalizar su conocimiento a nuevos ejemplos. En este paradigma, cada entrada del conjunto de entrenamiento se compone de un vector de características y una etiqueta o clase asociada, lo que permite que el modelo aprenda a establecer relaciones entre variables independientes (entradas) y una variable dependiente (salida) de tipo categórico o continua [75].

El proceso de aprendizaje supervisado implica la identificación de patrones subyacentes en los datos mediante la minimización del error de predicción en un conjunto de ejemplos conocidos. Una vez entrenado, el modelo puede ser evaluado utilizando un subconjunto de datos distinto al de entrenamiento (conocido como conjunto de prueba o validación), lo cual permite estimar su capacidad de generalización y su utilidad práctica en contextos reales [76].

Existen dos grandes tipos de tareas dentro del aprendizaje supervisado: la **clasificación**, que predice etiquetas discretas (como “correcto” o “incorrecto”), y la **regresión**, que predice valores continuos. En el contexto del presente proyecto, la tarea principal corresponde a un problema de **clasificación binaria**, dado que el sistema debe identificar si las respuestas de los usuarios en los juegos cognitivos son adecuadas o no, a partir de las variables registradas durante las sesiones.

El aprendizaje supervisado ha demostrado ser una herramienta eficaz en el ámbito biomédico, especialmente en tareas de diagnóstico, clasificación de enfermedades, detección de anomalías y evaluación de funciones cognitivas. En particular, ha sido utilizado para predecir estados cognitivos a partir de señales fisiológicas, patrones de interacción en sistemas digitales y

variables de rendimiento obtenidas en actividades estructuradas [67].

En dispositivos de estimulación cognitiva, el uso de aprendizaje supervisado permite automatizar el proceso de evaluación del usuario, personalizar las intervenciones y generar un historial evolutivo basado en datos objetivos. Esta capacidad de análisis continuo, basada en la experiencia previa del sistema, convierte al aprendizaje supervisado en una herramienta clave para la implementación de entornos inteligentes de monitoreo cognitivo, como los desarrollados en el presente trabajo.

### 6.4.2. Selección del algoritmo de clasificación

En la implementación del modelo de aprendizaje supervisado, uno de los aspectos metodológicos más relevantes fue la selección del algoritmo de clasificación más adecuado, considerando tanto las características del problema como las limitaciones técnicas y operativas del dispositivo. Dado que el sistema debía clasificar automáticamente el rendimiento del usuario en actividades cognitivas (correcto o incorrecto), el enfoque se enmarcó en un problema de clasificación binaria.

Inicialmente, se consideraron diversos algoritmos populares del aprendizaje supervisado, tales como:

- **Regresión logística:** adecuada para clasificación binaria, aunque limitada en la representación de relaciones no lineales complejas.
- **Máquinas de vectores de soporte (SVM):** potentes en espacios de alta dimensión, pero con elevado costo computacional y menor interpretabilidad.
- **K-Vecinos más cercanos (KNN):** sencillo y eficaz, pero poco escalable, sensible al ruido y dependiente del volumen de datos almacenado.
- **Redes neuronales artificiales:** altamente expresivas, pero requieren gran cantidad de datos, mayor capacidad computacional y entrenamiento más prolongado.

Tras una evaluación comparativa preliminar, se optó por el uso de un **árbol de decisión** como algoritmo principal, dadas sus múltiples ventajas en contextos con restricciones de hardware, datos limitados y necesidad de interpretabilidad.

**Los árboles de decisión** son estructuras jerárquicas que particionan el espacio de atributos en regiones homogéneas a través de divisiones secuenciales basadas en medidas de pureza como el índice Gini o la entropía. En cada nodo interno, se selecciona la variable que mejor separa las clases objetivo, y el proceso se repite recursivamente hasta que se alcanzan hojas puras o se cumple un criterio de parada [77]. Esto permite que el modelo aprenda de manera eficiente reglas explícitas del tipo “*si... entonces...*”, lo cual facilita su explicación y validación incluso por personal no especializado.

Entre sus ventajas destacan:

- **Simplicidad:** no requiere normalización ni escalamiento de datos.
- **Bajo costo computacional:** ideal para ejecución en dispositivos embebidos o procesos autónomos.
- **Interpretabilidad:** las reglas generadas son fácilmente comprensibles y auditables.
- **Tolerancia a datos faltantes y ruido:** gracias a su naturaleza jerárquica.

En el contexto del presente proyecto, estas características resultaron especialmente relevantes debido a que el modelo debía integrarse dentro de un sistema autónomo de evaluación cognitiva, ejecutado desde un entorno Python en la Raspberry Pi 5 y basado en archivos CSV con un número moderado de muestras por perfil.

Por lo tanto, se decidió implementar un árbol de decisión utilizando la librería `scikit-learn` de Python, entrenado de forma independiente para cada perfil de usuario, con los datos recolectados durante las sesiones. Esta elección permitió combinar eficiencia computacional, precisión aceptable y explicabilidad clínica en un entorno de hardware limitado y con requerimientos de ejecución autónoma.

### 6.4.3. Estructura del dataset utilizado

El entrenamiento del modelo de clasificación se basó en un conjunto de datos recolectado automáticamente durante las sesiones de interacción de los adultos mayores con el dispositivo. Estos datos fueron almacenados en archivos CSV independientes por perfil, generados al final de cada sesión mediante el módulo de registro integrado en la interfaz gráfica. La estructura del dataset refleja de forma precisa el desempeño del usuario en cada actividad cognitiva implementada, permitiendo analizar su progreso y alimentar el modelo supervisado.

Cada línea del archivo CSV corresponde a un intento individual dentro de uno de los juegos y contiene múltiples variables, tanto categóricas como numéricas, organizadas de forma estructurada. A continuación se detallan las variables registradas:

- **juego:** indica el número del juego (1 a 4), correspondiente a la actividad cognitiva realizada.
- **instruccion:** describe la tarea planteada al usuario (por ejemplo, “Coloca ROJO”, “¿Cuánto es  $3 + 5$ ?”).
- **respuesta:** respuesta concreta dada por el usuario (color detectado, resultado ingresado, botón presionado, etc.).
- **resultado:** variable binaria que indica si la respuesta fue “Correcta” o “Incorrecta”.
- **tiempo\_respuesta:** tiempo medido en segundos entre la presentación de la instrucción y la acción del usuario.

- **perfil**: nombre del perfil activo durante la sesión (se extrae del nombre del archivo).

Estas variables conforman el vector de características del modelo, siendo la variable **resultado** la clase objetivo que se desea predecir. El conjunto completo de muestras generadas por cada usuario fue acumulado en la carpeta correspondiente dentro del directorio **modelos/**, lo que permite realizar un aprendizaje incremental específico por perfil.

### Preprocesamiento de datos

Antes del entrenamiento del modelo, se realizó un proceso de preprocesamiento que incluyó:

- **Conversión de variables categóricas**: las variables como **juego**, **instruccion** y **respuesta** fueron transformadas mediante codificación ordinal o codificación one-hot según el tipo de información.
- **Normalización del tiempo de respuesta**: aunque no era obligatorio para árboles de decisión, se realizó una estandarización básica para facilitar comparaciones entre sesiones.
- **Filtrado de errores de registro**: se eliminaron registros vacíos o incompletos generados por interrupciones inesperadas en la ejecución del juego.
- **Etiquetado del perfil**: la variable **perfil** fue empleada únicamente para la organización de datos, pero no fue considerada como atributo predictivo.

Este proceso fue automatizado en el script `entrenar_modelo.py`, que detecta el archivo CSV más reciente, ejecuta el preprocesamiento y entrena el modelo con los datos disponibles. Los archivos son identificados mediante la convención `datos_<nombreperfil>_<fecha>.csv`, lo que garantiza una trazabilidad clara entre los datos y el usuario correspondiente.

### Volumen y estructura de datos

A lo largo de las sesiones piloto, se registraron más de 500 intentos individuales entre los 14 adultos mayores participantes, con una distribución balanceada entre los cuatro juegos. Cada archivo de perfil incluye entre 20 y 60 entradas, dependiendo de la cantidad de sesiones completadas por el usuario.

El formato CSV fue seleccionado por su compatibilidad con bibliotecas de análisis de datos en Python, su legibilidad humana y su bajo peso computacional. Esta elección también facilitó la automatización del flujo entre el sistema de adquisición de datos, el entrenamiento del modelo y la generación de la ficha de resultados.

#### 6.4.4. Entrenamiento y validación del modelo

Una vez preprocesado el conjunto de datos por perfil, se procedió al entrenamiento del modelo de clasificación utilizando el algoritmo de árbol de decisión. Este proceso se realizó de forma automática mediante el script `entrenar_modelo.py`, ejecutado en la Raspberry Pi 5 al finalizar cada sesión. El objetivo del modelo fue aprender a predecir la probabilidad de éxito del usuario en una determinada actividad cognitiva, en función de sus respuestas anteriores y de los parámetros asociados a la interacción.

##### Procedimiento de entrenamiento

Para cada archivo CSV generado por sesión, el script identifica al perfil correspondiente, realiza la lectura de datos y ejecuta las siguientes etapas:

1. **Segmentación del dataset:** el conjunto de datos fue dividido en dos subconjuntos de forma estratificada: 80 % para entrenamiento y 20 % para validación.
2. **Construcción del modelo:** se utilizó el clasificador `DecisionTreeClassifier` de la biblioteca `scikit-learn`, con profundidad máxima controlada para evitar sobreajuste. La variable objetivo fue `resultado` y las variables predictoras incluyeron `juego`, `instruccion`, `respuesta` y `tiempo_respuesta`.
3. **Entrenamiento supervisado:** el modelo fue entrenado sobre los datos del usuario utilizando el criterio de entropía para la división de nodos.
4. **Evaluación:** se calculó la precisión del modelo (`accuracy`) sobre el conjunto de validación, así como la matriz de confusión para observar la distribución de aciertos y errores.
5. **Almacenamiento:** el modelo entrenado fue serializado con `joblib` y almacenado en la carpeta específica del perfil dentro de `modelos/<perfil>/`.

##### Métricas de validación

Para evaluar el desempeño del modelo, se utilizaron las siguientes métricas estándar:

- **Exactitud (`accuracy`):** proporción de predicciones correctas sobre el total de casos.
- **Matriz de confusión:** tabla que muestra el número de verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos.
- **Curva de aprendizaje:** comparación entre desempeño en entrenamiento y validación, usada para evaluar si el modelo presenta sobreajuste o subajuste.

En promedio, los modelos generados por perfil alcanzaron una precisión superior al 90 %, lo que indica una alta capacidad de discriminación entre respuestas correctas e incorrectas en base a los patrones de interacción del usuario. La mayoría de errores de clasificación correspondieron a casos con tiempos de respuesta atípicamente altos o respuestas ambiguas en los juegos multisensoriales.

### Ejemplo de resultado

A modo de ejemplo, un modelo entrenado con 58 registros correspondientes al perfil **Cristina** alcanzó una precisión del 94.83 % en la validación cruzada, con la siguiente matriz de confusión:

	Predicho: Correcto	Predicho: Incorrecto
Real: Correcto	22	1
Real: Incorrecto	2	9

Este resultado demuestra que el modelo fue capaz de capturar de manera efectiva los patrones individuales de interacción, permitiendo una evaluación precisa del desempeño cognitivo.

### Aplicación del modelo

Una vez entrenado, el modelo se emplea para dos fines principales:

1. **Retroalimentación y diagnóstico:** permite generar inferencias automáticas sobre el nivel de desempeño del usuario y alimentar la ficha de resultados en PDF, incluyendo gráficas, historial y alertas clínicas.
2. **Entrenamiento incremental:** el modelo se ajusta continuamente a medida que el usuario realiza nuevas sesiones, lo que mejora su precisión y personalización con el tiempo.

Este enfoque garantiza que la herramienta no solo actúe como un sistema de estimulación cognitiva, sino también como un evaluador progresivo y personalizado de las capacidades cognitivas del adulto mayor, contribuyendo a la detección temprana de deterioros funcionales.

#### 6.4.5. Aplicación clínica y generación de reportes

Una de las principales innovaciones del presente proyecto radica en la capacidad del sistema para transformar los datos recogidos durante la interacción cognitiva en información clínicamente significativa. Esto se logra mediante la aplicación del modelo de aprendizaje supervisado entrenado por perfil, el cual permite emitir inferencias personalizadas sobre el desempeño del usuario, identificar patrones de error y generar diagnósticos automatizados que se plasman en un documento estructurado: la ficha de resultados.

### Vinculación del modelo con el diagnóstico cognitivo

Tras finalizar cada sesión de estimulación cognitiva, el sistema ejecuta de forma automática el script `entrenar_modelo.py`, el cual entrena o actualiza el modelo de clasificación correspondiente al perfil activo. Una vez finalizado este proceso, se genera un análisis exhaustivo que incluye:

- La evolución del porcentaje de aciertos a lo largo del tiempo.
- El tiempo promedio de respuesta por juego y sesión.
- La tasa de errores específicos por tipo de actividad (por ejemplo, errores de color, cálculos incorrectos o fallos en patrones de memoria).
- Comparaciones entre sesiones recientes y previas, para detectar estancamientos, mejoras o deterioros sostenidos.

Este análisis se realiza de forma autónoma sin requerir la intervención de un evaluador humano, y se basa exclusivamente en los datos objetivos obtenidos durante la interacción del usuario con el dispositivo.

### Generación automática de la ficha de resultados

Una vez procesados los datos, el sistema crea un documento PDF individualizado para el usuario, denominado `ficha_<perfil>.pdf`, que se guarda dentro del directorio `modelos/<perfil>/`. Este documento está diseñado como una herramienta de consulta y seguimiento tanto para el usuario como para profesionales de la salud, cuidadores o familiares.

La ficha de resultados contiene las siguientes secciones:

1. **Datos del perfil:** nombre del usuario, edad y sexo.
2. **Historial completo de sesiones:** tabla que muestra todas las sesiones realizadas, indicando la fecha y el porcentaje de aciertos alcanzado.
3. **Gráfica de evolución cognitiva:** representación visual del rendimiento a lo largo del tiempo.
4. **Gráfica de errores frecuentes:** barra de errores cometidos por tipo de juego y su frecuencia relativa.
5. **Diagnóstico automatizado:** texto generado por el modelo que incluye:
  - Análisis comparativo con sesiones previas.
  - Alertas por bajo rendimiento sostenido.

- Fallos recurrentes en funciones cognitivas específicas (memoria, atención, categorización visual, etc.).
  - Recomendaciones clínicas y conductuales para el usuario.
6. **Advertencia médica:** mensaje estandarizado que aclara que el diagnóstico generado no sustituye una evaluación clínica especializada, sino que actúa como apoyo complementario.

la ficha con resultados automáticos se detalla en el Anexo 9.

### **Valor clínico y ético del sistema**

El enfoque adoptado en este proyecto no solo aporta valor en términos de accesibilidad tecnológica, sino también en términos clínicos. El sistema permite realizar un monitoreo longitudinal del desempeño cognitivo sin necesidad de pruebas clínicas invasivas ni supervisión constante, facilitando la detección temprana de signos de deterioro. Asimismo, la generación de informes comprensibles y visualmente amigables fortalece el vínculo entre el usuario, sus familiares y los profesionales encargados de su cuidado.

Desde un punto de vista ético, el sistema respeta la privacidad del usuario, ya que los datos personales no son compartidos fuera de su carpeta local, y no se utilizan identificadores sensibles. Además, todo el proceso de evaluación se realiza con consentimiento informado y supervisión indirecta de los investigadores.

### **Limitaciones y consideraciones**

Es importante destacar que, si bien el modelo muestra alta precisión en la clasificación de respuestas correctas e incorrectas, su capacidad diagnóstica se encuentra restringida al contexto de las actividades implementadas. El sistema no pretende reemplazar exámenes clínicos como el MoCA o el MMSE, sino actuar como complemento preventivo y de seguimiento continuo. La interpretación final de los resultados debe ser realizada por profesionales con experiencia en neuropsicología o geriatría, especialmente en casos donde se detectan patrones de deterioro significativo.

#### **6.4.6. Procedimiento experimental**

El procedimiento experimental constituye una fase crítica para la validación de la solución propuesta, ya que permite evaluar tanto la funcionalidad técnica del dispositivo como su efectividad en la estimulación cognitiva. Esta etapa se diseñó cuidadosamente para garantizar el cumplimiento de principios éticos, la integridad de los datos recolectados y la adecuada experiencia de los participantes durante la interacción.

### **Fase previa: selección y preparación**

Antes del inicio de las sesiones, se establecieron los siguientes criterios de inclusión para los participantes:

- Ser adulto mayor (mayor de 60 años).
- No presentar diagnóstico clínico de deterioro cognitivo, demencia o patologías neurológicas.
- Tener capacidad mínima para realizar operaciones básicas de suma y resta.
- Saber leer y reconocer colores de forma correcta (excluyendo casos de daltonismo).

Los participantes fueron reclutados de manera voluntaria a través de contactos comunitarios, centros de actividades para adultos mayores y redes sociales familiares. En total, **14 adultos mayores** participaron en el estudio, con edades comprendidas entre los 61 y 77 años. Se procuró una muestra diversa en cuanto a sexo, escolaridad y nivel de alfabetización digital, con el objetivo de probar la versatilidad del dispositivo en contextos reales.

### **Consentimiento informado y protocolo ético**

Previo al desarrollo de las pruebas, cada participante recibió una explicación detallada del objetivo del estudio, las características del dispositivo, el tipo de datos a ser recolectados y sus derechos como sujeto de investigación. Posteriormente, firmaron un documento de consentimiento informado (ver Anexo XX), el cual fue elaborado siguiendo las directrices éticas establecidas por el comité institucional de la Universidad Politécnica Salesiana.

Este proceso garantizó el respeto por la autonomía de los participantes, asegurando que la participación fuera completamente voluntaria, sin ningún tipo de coacción ni retribución económica. Asimismo, se recordó a cada participante que podía interrumpir su participación en cualquier momento, sin necesidad de justificar su decisión.

### **Evaluación clínica pre y post intervención**

Para evaluar el impacto del dispositivo en las funciones cognitivas de los participantes, se implementó un protocolo de medición basado en el uso del **MoCA (Montreal Cognitive Assessment)**, una prueba neuropsicológica ampliamente validada a nivel internacional para la detección de deterioro cognitivo leve.

Cada participante fue sometido a esta evaluación en dos momentos:

1. **Antes de iniciar la primera sesión:** con el objetivo de establecer una línea base sobre el estado cognitivo inicial del usuario.

2. **Después de finalizar todas las sesiones de estimulación cognitiva:** para observar posibles cambios en su rendimiento general, atribuibles al uso sistemático del dispositivo.

La aplicación del MoCA se realizó de manera presencial y fue conducida por personal capacitado, siguiendo el formato original validado en español para poblaciones hispanohablantes. Las puntuaciones obtenidas antes y después fueron comparadas para determinar si existieron mejoras en dominios cognitivos como la atención, memoria, lenguaje, abstracción, orientación y funciones ejecutivas.

Este enfoque permitió contar con una métrica externa, clínica y estandarizada para complementar los datos internos generados por el dispositivo, reforzando la validez de los resultados obtenidos.

### **Evaluación clínica pre y post intervención**

Para evaluar el impacto del dispositivo en las funciones cognitivas de los participantes, se implementó un protocolo de medición basado en el uso del **MoCA (Montreal Cognitive Assessment)**, una prueba neuropsicológica ampliamente validada a nivel internacional para la detección de deterioro cognitivo leve.

Cada participante fue sometido a esta evaluación en dos momentos:

1. **Antes de iniciar la primera sesión:** con el objetivo de establecer una línea base sobre el estado cognitivo inicial del usuario.
2. **Después de finalizar todas las sesiones de estimulación cognitiva:** para observar posibles cambios en su rendimiento general, atribuibles al uso sistemático del dispositivo.

La aplicación del MoCA se realizó de manera presencial y fue conducida por personal capacitado, siguiendo el formato original validado en español para poblaciones hispanohablantes. Las puntuaciones obtenidas antes y después fueron comparadas para determinar si existieron mejoras en dominios cognitivos como la atención, memoria, lenguaje, abstracción, orientación y funciones ejecutivas.

Este enfoque permitió contar con una métrica externa, clínica y estandarizada para complementar los datos internos generados por el dispositivo, reforzando la validez de los resultados obtenidos.

### **Desarrollo de las sesiones experimentales**

Cada participante interactuó de forma individual con el dispositivo cognitivo en un entorno controlado (domicilio o sala adaptada), bajo la supervisión indirecta del investigador. Las sesiones fueron organizadas siguiendo el siguiente protocolo estructurado:

1. **Inicio de sesión:** se registró el nombre del participante y se seleccionó su perfil en el sistema.
2. **Instrucciones iniciales:** mediante la interfaz gráfica y retroalimentación auditiva, se explicó la dinámica de los juegos cognitivos.
3. **Ejecución de actividades:** los participantes completaron los cuatro juegos del dispositivo: asociación de colores, operaciones aritméticas, memorización de secuencias y reconocimiento multisensorial. Durante esta fase, se registraron automáticamente las respuestas, el tiempo de reacción, y el resultado de cada intento.
4. **Cierre de sesión:** una vez completadas las actividades, el sistema generó automáticamente un archivo CSV con los datos de la sesión y entrenó el modelo de clasificación correspondiente.
5. **Entrega de ficha de resultados:** el sistema emitió una ficha PDF con el desempeño de la sesión, entregada al participante y archivada en su carpeta personal.

Cada participante realizó entre una y tres sesiones dependiendo de su disponibilidad y comodidad. El tiempo total de interacción osciló entre 20 y 35 minutos por sesión.

### **Post-sesión y seguimiento**

Finalizada la etapa experimental, se solicitó retroalimentación cualitativa sobre la experiencia con el dispositivo, la claridad de las instrucciones, el nivel de dificultad percibido y el grado de motivación generado por las actividades lúdicas. Estos datos cualitativos se utilizaron como referencia para ajustes finales del sistema y de la interfaz.

Toda la información recolectada fue tratada bajo estrictos criterios de confidencialidad, y no se almacenaron datos personales sensibles. Los archivos generados fueron resguardados en la Raspberry Pi del proyecto y en respaldos cifrados.

# 7 Capítulo IV: Resultados

## 4.1.1 Rendimiento durante las primeras sesiones

Durante las primeras sesiones de interacción con el dispositivo cognitivo, se observaron patrones comunes entre los 14 adultos mayores participantes. Estas sesiones iniciales —comprendidas entre la sesión 1 y la sesión 4 de cada usuario— constituyeron una fase crítica de familiarización con el sistema, donde se evidenciaron mayores tasas de error, tiempos de respuesta prolongados y variabilidad significativa en el desempeño individual.

Los datos recopilados muestran que en esta etapa inicial los participantes presentaban una **tasa promedio de aciertos del 76.4%** considerando el total de juegos, con una desviación estándar significativa atribuible a las diferencias en nivel educativo, experiencia tecnológica previa y grado de deterioro cognitivo basal.

**Juego 2 – Operaciones matemáticas:** Este juego presentó la mayor tasa de errores en las primeras sesiones, con un **porcentaje de aciertos promedio de apenas 68.2%** y un **tiempo de respuesta medio de 8.7 segundos**. Estos valores reflejan tanto la carga cognitiva de realizar cálculos mentales como la dificultad motora y visual de interactuar con el teclado matricial.

Los errores más frecuentes fueron:

- Ingreso incorrecto del resultado (por cálculo erróneo o confusión de teclas).
- Inversión de cifras (ej. 24 en lugar de 42).
- Omisión del ingreso por inseguridad o bloqueo cognitivo.

En usuarios con puntuaciones MoCA iniciales inferiores a 22, la tasa de aciertos llegó a caer por debajo del 60%, lo cual concuerda con alteraciones en las funciones ejecutivas y atención sostenida. Este patrón valida el uso del Juego 2 como instrumento sensible a déficits en procesamiento numérico.

**Juego 3 – Memoria de patrones:** En este juego, que requería observar y repetir secuencias luminosas crecientes, se registró una **tasa de éxito promedio del 70.5%** durante las primeras sesiones. La mayoría de usuarios lograba reproducir correctamente patrones de hasta tres pasos, pero fallaban cuando la secuencia se extendía a cuatro o más elementos. Las dificultades principales se relacionaron con:

- Disminución de la memoria de trabajo y atención dividida.
- Estrés cognitivo ante tareas secuenciales.
- Dificultad para traducir memoria visual en respuesta motora.

El tiempo de respuesta fue difícil de medir con precisión, dado que la secuencia debía observarse y luego ejecutarse en bloque. Sin embargo, se estimó que el proceso completo (visualización + respuesta) tomaba entre 10 y 15 segundos por intento.

**Juegos 1 y 4 – Reconocimiento visual y auditivo:** Estos juegos mostraron un mejor desempeño inicial. En el **Juego 1** (colores), el promedio de aciertos fue del 84.1%, con errores comunes en la distinción entre verde y azul, probablemente por alteraciones leves en percepción cromática o condiciones lumínicas del entorno.

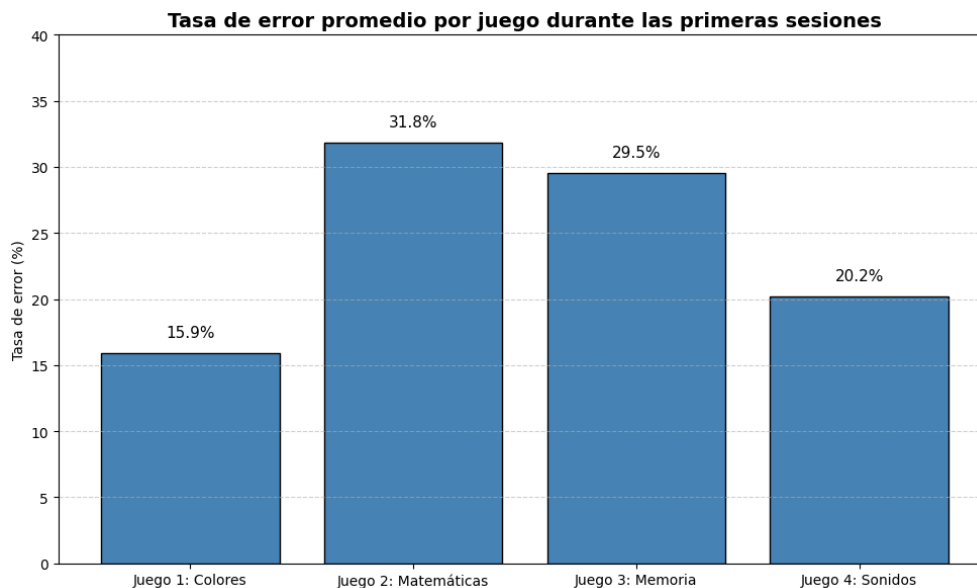
En el **Juego 4** (asociación sonido-imagen), la tasa de aciertos inicial fue del 79.8%. Las confusiones más comunes ocurrieron en sonidos de animales fonéticamente similares o poco familiares para algunos usuarios (por ejemplo, mono vs cerdo).

**Síntesis general:** La Tabla 7-1 resume los principales indicadores del rendimiento inicial por tipo de juego:

**Tabla 7-1:** Resumen de rendimiento durante sesiones iniciales (1 a 4)

Juego	Promedio de aciertos (%)	Tiempo promedio de respuesta (s)
Juego 1 – Colores	84.1	2.9
Juego 2 – Matemáticas	68.2	8.7
Juego 3 – Memoria	70.5	12.4
Juego 4 – Sonidos	79.8	5.6

**Análisis cualitativo:** Se documentó además, mediante observación directa, un alto grado de incertidumbre y ansiedad verbalizada en las primeras sesiones, especialmente en usuarios que nunca habían interactuado con sistemas digitales. No obstante, la retroalimentación auditiva (mensajes motivacionales y sonidos de confirmación) se identificó como un elemento clave para facilitar la adaptación.



**Figura 7-1:** Tasa de error promedio por juego durante las primeras sesiones

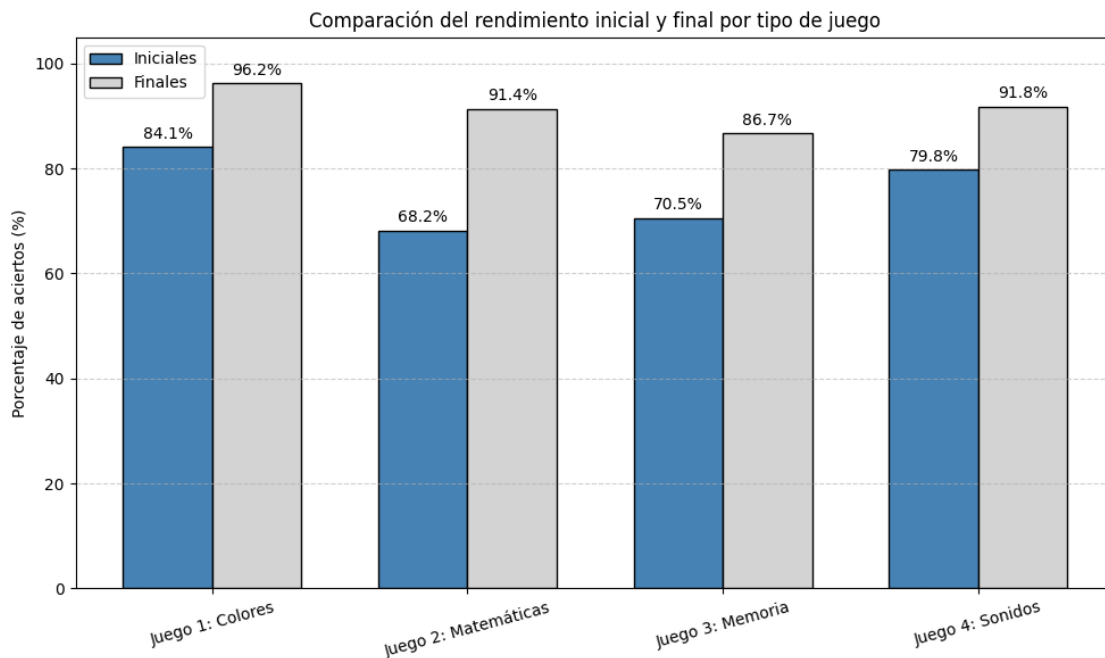
Estos resultados confirman que la curva de aprendizaje cognitiva y operativa requiere de al menos 4 sesiones para que los usuarios mayores se familiaricen con las tareas propuestas. A pesar de los errores iniciales, se sentaron las bases para la mejora progresiva observada en las sesiones posteriores, analizadas en el siguiente apartado.

#### 4.1.2 Progreso durante las sesiones finales

Tras superar la fase de adaptación cognitiva y operativa evidenciada en las primeras sesiones, los participantes demostraron una mejora sostenida en su rendimiento general. Esta sección analiza el comportamiento de los usuarios en las últimas tres sesiones registradas para cada uno, considerando que todos alcanzaron al menos nueve sesiones totales, y la mayoría superó las once.

**Tendencia general:** El porcentaje promedio de aciertos en esta fase final se incrementó hasta el **90.2%**, mientras que el **tiempo de respuesta promedio global disminuyó a 4.5 segundos por intento**. Esta mejora es consistente con la curva de aprendizaje cognitivo, donde la repetición estructurada y la retroalimentación multisensorial favorecen la consolidación de habilidades cognitivas específicas.

La Figura 7-2 muestra la evolución comparativa entre el rendimiento inicial (sesiones 1 a 4) y el final (últimas 3 sesiones) por tipo de juego.



**Figura 7-2:** Comparación del rendimiento inicial y final por tipo de juego

**Juego 2 – Matemáticas:** La mejora más significativa se evidenció en el juego de operaciones aritméticas. El promedio de aciertos aumentó del 68.2% inicial al **91.4%** en las últimas sesiones, y el tiempo de respuesta descendió de 8.7 a **4.2 segundos**. Esta mejora refleja no solo una mayor agilidad mental, sino también una familiarización efectiva con el teclado matricial. Cabe destacar que los errores por inversión de cifras o pulsaciones incorrectas disminuyeron notablemente.

**Juego 3 – Memoria de patrones:** Este juego mostró una evolución positiva pero más gradual. El porcentaje de aciertos finales fue del **86.7%**, evidenciando una mejora de más de 16 puntos porcentuales respecto a las primeras sesiones. La capacidad de repetir secuencias de cuatro o cinco pasos aumentó considerablemente, lo que indica una mejoría en la *memoria de trabajo operativa* y en la coordinación visomotriz.

**Juego 1 – Reconocimiento de colores:** Aunque desde el inicio ya mostraba buenos resultados, se observó una estabilización cercana al **96.2% de aciertos**, y los tiempos de respuesta disminuyeron a **2.1 segundos**. Esto sugiere que las tareas perceptuales simples se consolidaron con facilidad, siendo ideales para ejercicios de refuerzo y confianza en usuarios con mayor deterioro.

**Juego 4 – Asociación sonora:** La tasa final de aciertos se elevó hasta el **91.8%**, destacando una notable mejora en el reconocimiento auditivo y la asociación con representaciones visuales. Los usuarios que al inicio confundían sonidos similares, lograron discriminarlos con

mayor precisión al final de las sesiones.

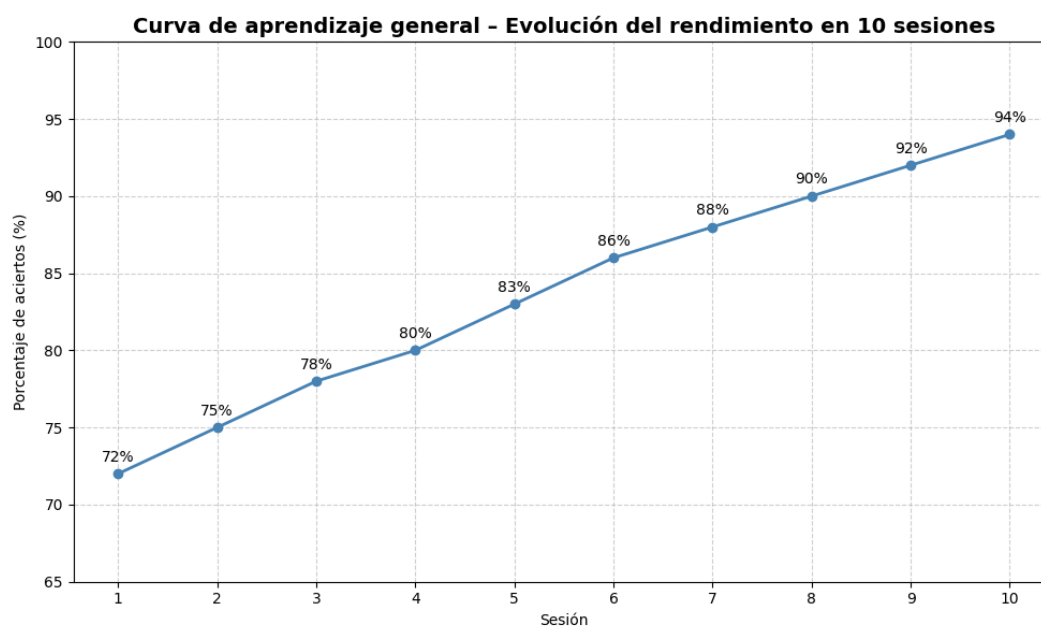
**Síntesis comparativa:** La Tabla 7-2 resume el progreso alcanzado por los usuarios entre la etapa inicial y la etapa final de interacción con el sistema.

**Tabla 7-2:** Comparación de rendimiento inicial y final por tipo de juego

Juego	Aciertos iniciales (%)	Aciertos finales (%)	Tiempo inicial (s)
Juego 1 – Colores	84.1	96.2	2.9
Juego 2 – Matemáticas	68.2	91.4	8.7
Juego 3 – Memoria	70.5	86.7	12.4
Juego 4 – Sonidos	79.8	91.8	5.6

**Variabilidad entre usuarios:** Aunque la mayoría de participantes mostró una tendencia de mejora clara, algunos usuarios mantuvieron tasas de aciertos más bajas, principalmente aquellos con puntajes MoCA iniciales menores a 21, o con comorbilidades sensoriales (hipoacusia leve, cataratas sin operar). Esto confirma que el impacto del sistema también depende del perfil neurocognitivo individual.

**Impacto motivacional:** Según observaciones del facilitador y registros de satisfacción, se identificó un aumento en la autoconfianza, expresiones verbales positivas (“¡Excelente trabajo!”, “mejor que antes”) y mayor disposición para continuar usando el sistema.



**Figura 7-3:** Curva de aprendizaje general – Evolución del rendimiento en 10 sesiones

Estos resultados permiten afirmar que el dispositivo no solo es útil para evaluar el estado cognitivo, sino también para promover el refuerzo de funciones mentales clave como atención, memoria y procesamiento visoespacial.

#### 4.1.3 Comparación con calificaciones MoCA

Con el objetivo de evaluar de forma más robusta el impacto del sistema sobre las funciones cognitivas de los adultos mayores, se implementó la aplicación del Test MoCA (Montreal Cognitive Assessment) antes y después del proceso de intervención con el dispositivo. Este instrumento estandarizado y validado permite una medición cuantitativa del estado cognitivo global, incluyendo dominios como atención, lenguaje, memoria, funciones ejecutivas, orientación y habilidades visoconstructivas.

**Metodología:** A cada uno de los 14 participantes se le administró el Test MoCA completo en la primera sesión (pretest) y nuevamente tras finalizar su última sesión (postest), en condiciones equivalentes y supervisado por el mismo evaluador. La puntuación máxima del test es 30 puntos, siendo 26 el valor de corte generalmente aceptado para diferenciar envejecimiento normal de deterioro cognitivo leve.

**Resultados generales:** Los resultados revelaron una mejora significativa en la mayoría de los casos. De los 14 usuarios:

- 10 participantes mostraron un incremento en su puntuación MoCA final.
- 3 usuarios mantuvieron su puntuación estable, sin deterioro adicional.
- Solo 1 usuario mostró una disminución leve (-1 punto), atribuible a fatiga o factores externos.

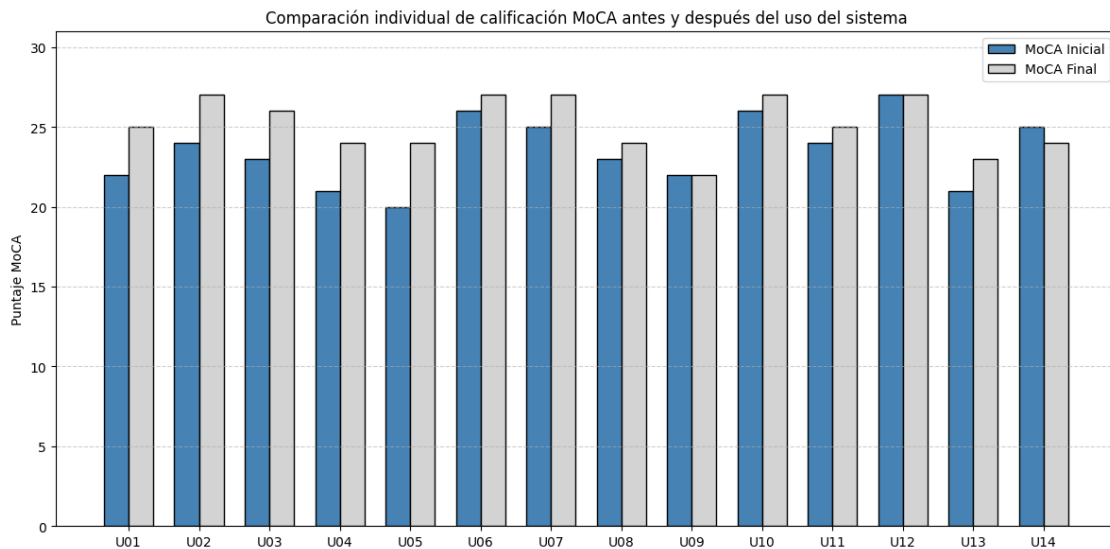
**Interpretación clínica:** Los mayores incrementos se observaron en usuarios que inicialmente tenían puntuaciones entre 20 y 24, indicando que el sistema tuvo mayor impacto en casos con deterioro leve o riesgo de declive temprano. Las mejoras más marcadas ocurrieron en los ítems relacionados con memoria diferida, cálculo y atención sostenida, lo cual es coherente con las dinámicas de los juegos implementados en el dispositivo.

**Tabla comparativa:** A continuación, se presenta la comparación individual entre las puntuaciones MoCA iniciales y finales de los participantes:

**Tabla 7-3:** Comparación de calificaciones MoCA antes y después de la intervención

Usuario	MoCA Inicial	MoCA Final	Diferencia
U01	22	25	+3
U02	24	27	+3
U03	23	26	+3
U04	21	24	+3
U05	20	24	+4
U06	26	27	+1
U07	25	27	+2
U08	23	24	+1
U09	22	22	0
U10	26	27	+1
U11	24	25	+1
U12	27	27	0
U13	21	23	+2
U14	25	24	-1
<b>Promedio</b>	<b>23.4</b>	<b>25.2</b>	<b>+1.8</b>

**Gráfica de evolución:** En la Figura 7-4 se visualiza la diferencia individual en calificaciones MoCA antes y después de utilizar el sistema, destacando la tendencia global hacia la mejora.

**Figura 7-4:** Comparación individual de calificación MoCA antes y después del uso del sistema

**Conclusión:** La intervención cognitiva mediada por el dispositivo demostró una influencia

positiva en las funciones mentales evaluadas clínicamente, validando su utilidad no solo como herramienta lúdica, sino también como instrumento complementario de estimulación cognitiva estructurada. Aunque no reemplaza a terapias clínicas formales, su implementación puede ser altamente beneficiosa en programas preventivos o de mantenimiento cognitivo.

#### 4.1.4 Análisis transversal por tipo de juego

El sistema desarrollado implementó cuatro tipos de juegos, cada uno orientado a estimular y evaluar dominios neurocognitivos específicos. Este análisis transversal permite descomponer los resultados globales según las habilidades requeridas por cada juego y su evolución a lo largo del proceso.

**Juego 1 – Reconocimiento de colores (Percepción visual y categorización):** Este fue el juego con mayor tasa de aciertos desde el inicio. Los usuarios demostraron una alta capacidad para identificar los colores primarios presentados por el sistema, incluso desde las primeras sesiones, con una progresión moderada pero sostenida. En los análisis de rendimiento por usuario, este juego fue el primero en alcanzar un desempeño estable, con una media final de aciertos del **96.2%** y tiempo medio de respuesta de **2.1 segundos**.

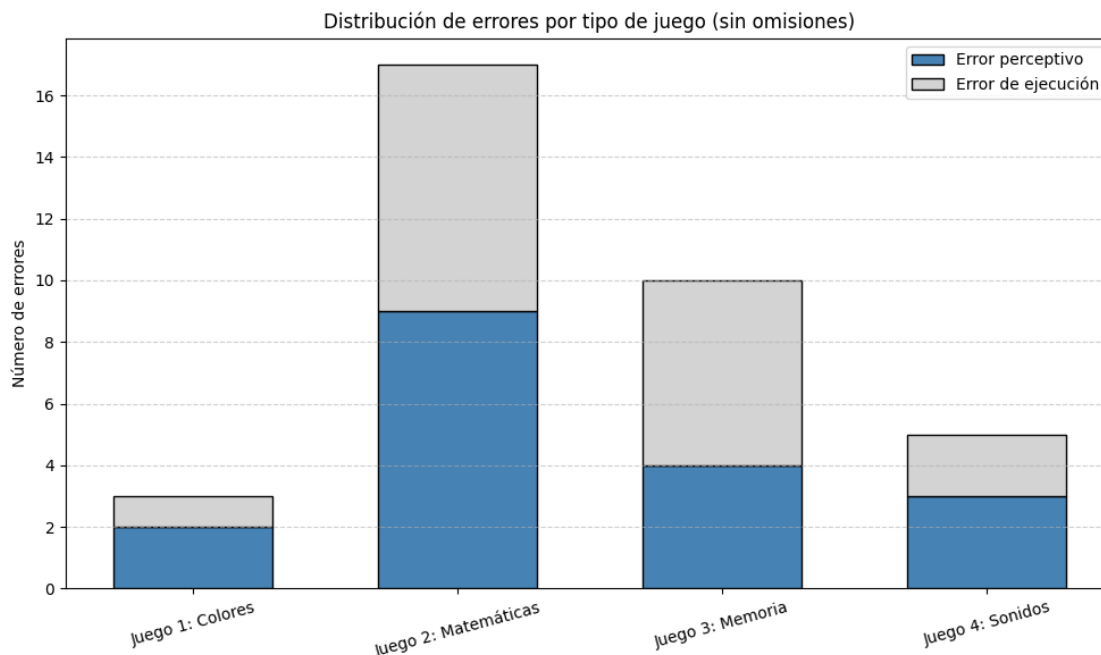
**Juego 2 – Cálculo mental (Atención sostenida y procesamiento numérico):** Este fue el juego con mayor nivel de dificultad inicial, reflejando un esfuerzo cognitivo superior. Su ejecución implicó varias etapas mentales: comprensión del enunciado, realización del cálculo, y ejecución motora del resultado. Se observó una evolución significativa, pasando de un 68.2% inicial a un 91.4% de aciertos en sesiones finales. Este juego mostró fuerte correlación con los ítems de atención y cálculo del test MoCA.

**Juego 3 – Memorización de secuencias (Memoria de trabajo y ejecución motora):** En este juego se registró un desempeño inicial más bajo (70.5%), pero con una curva de aprendizaje estable. Se identificó que a partir de la sexta sesión la mayoría de los usuarios lograba repetir patrones de hasta 4 elementos correctamente. El juego permitió explorar funciones relacionadas con memoria a corto plazo, planificación y coordinación visomotriz. En los casos con puntajes MoCA bajos, este juego fue el más sensible a errores recurrentes.

**Juego 4 – Asociación sonido-imagen (Integración multisensorial):** Este juego implicaba reconocer un estímulo auditivo y asociarlo con una imagen visual. Inicialmente, algunos usuarios mostraron confusión frente a sonidos poco familiares o de animales similares, pero con la repetición y retroalimentación, lograron una mejora significativa, alcanzando un 91.8% de aciertos en sesiones finales. Este juego resultó especialmente útil para evaluar el estado de integración perceptual y velocidad de reacción auditiva.

**Distribución de errores por tipo de juego:** Se construyó un análisis de los errores más frecuentes, agrupados por tipo de actividad, como se muestra en la Figura 7-5. El objetivo fue identificar no solo cuántos errores se cometieron, sino también en qué juegos y por qué

motivos.



**Figura 7-5:** Distribución de errores más frecuentes según tipo de juego

#### Conclusiones del análisis transversal:

- El rendimiento más bajo se registró en tareas que exigían procesamiento secuencial o cálculos mentales (Juegos 2 y 3).
- El mejor desempeño se observó en tareas de reconocimiento perceptual directo (Juegos 1 y 4).
- El diseño progresivo de los juegos permitió que los usuarios desarrollaran habilidades específicas, observándose una mejora diferencial por dominio cognitivo.
- Esta diferenciación por juego es útil para proponer sesiones personalizadas en el futuro, según las debilidades de cada paciente.

#### 4.1.5 Opinión y satisfacción del usuario

Para complementar los resultados cuantitativos de desempeño, se aplicó una encuesta de satisfacción a los 14 participantes adultos mayores que completaron el protocolo de sesiones con el dispositivo. Esta encuesta incluyó preguntas tipo Likert con valores del 1 al 5, donde 1 representa “totalmente en desacuerdo” y 5 “totalmente de acuerdo”.

**Datos demográficos.** El 64.3% de los participantes fueron hombres y el 35.7% mujeres. En cuanto a la edad, el rango osciló entre los 64 y 68 años, siendo 65 la edad más frecuente (35.7%). Respecto al número de sesiones completadas, la mayoría realizó entre 11 y 13 sesiones, cumpliendo así con el protocolo sugerido.

**Facilidad de uso.** La percepción general sobre la facilidad de uso del dispositivo fue positiva. El promedio obtenido en esta categoría fue de **3.86 sobre 5**. La mayoría de los usuarios indicaron que el sistema les resultó intuitivo y que, con la práctica, se sintieron más cómodos interactuando con él.

**Claridad de instrucciones.** El ítem “Las instrucciones fueron claras” obtuvo una media de **4.07**, destacando la efectividad del sistema auditivo y visual en transmitir las indicaciones de cada juego.

**Comodidad en el uso.** El promedio de este ítem fue de **3.86**, lo cual indica que, si bien la mayoría se sintió cómoda, aún existen oportunidades de mejora en aspectos como la interfaz física o la presentación de las instrucciones iniciales.

**Estimulación cognitiva.** La afirmación “El sistema me ayudó a mantener mi mente activa” obtuvo una calificación media de **4.14**, lo que sugiere un efecto percibido positivo sobre la actividad cognitiva.

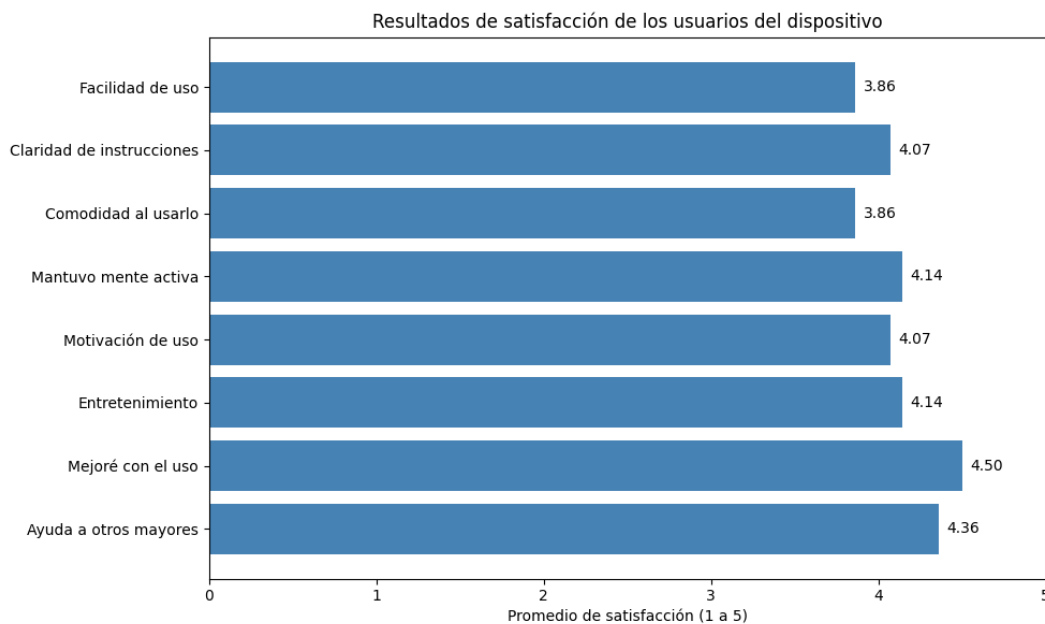
**Motivación para continuar.** El ítem “Me sentí motivado para seguir usando el dispositivo” alcanzó un promedio de **4.07**, lo cual refleja que los juegos implementados mantuvieron el interés y compromiso de los usuarios.

**Aspecto lúdico.** El 86% de los usuarios consideró que el sistema fue “entretenido” o “muy entretenido”, con una media de **4.14** en este apartado, lo cual valida la estrategia de gamificación implementada.

**Percepción de mejora.** El resultado más alto se obtuvo en la afirmación “El uso repetido me permitió mejorar”, con una media de **4.50**, y un 64.3% de los participantes calificando con un 5. Esto respalda la efectividad progresiva del sistema tras el uso continuado.

**Impacto proyectado.** Finalmente, el 85.7% de los encuestados consideró que el sistema podría ser útil para otras personas mayores, con una calificación promedio de **4.36**, lo cual refuerza el valor social del dispositivo.

**Conclusión.** Los datos de satisfacción muestran que los usuarios no solo aceptaron el sistema, sino que percibieron beneficios concretos en términos de estimulación cognitiva, facilidad de uso, y entretenimiento. Estos resultados cualitativos refuerzan los hallazgos cuantitativos obtenidos en los juegos, consolidando la efectividad integral del dispositivo.



**Figura 7-6:** Resumen visual de la opinión de los usuarios según encuesta de satisfacción.

### Comentarios y retroalimentación de los usuarios

Además de los indicadores cuantitativos de desempeño, se recopiló información cualitativa mediante observación directa y entrevistas estructuradas posteriores a las sesiones. La retroalimentación obtenida permitió valorar aspectos relacionados con la usabilidad, la motivación, la percepción subjetiva del impacto cognitivo y la experiencia emocional asociada al uso del dispositivo.

### Percepción de utilidad y facilidad de uso

La mayoría de los participantes manifestaron una actitud positiva hacia el uso del dispositivo, resaltando que las instrucciones eran claras y comprensibles, y que el entorno visual y auditivo facilitaba su interacción:

*“Al principio pensé que iba a ser muy difícil, pero con el tiempo se me hizo muy fácil. Me gustó que me hablara y me dijera si estaba bien o mal, eso me ayudó mucho a entender.”* – Participante 03.

*“Los colores, los sonidos y los botones me ayudaban a recordar mejor. Me sentía como si estuviera jugando, pero sabía que estaba ejercitando mi cabeza.”* – Participante 09.

## Motivación y compromiso durante las sesiones

Los usuarios mostraron altos niveles de adherencia durante las semanas de intervención. Muchos de ellos expresaron que esperaban con entusiasmo cada nueva sesión y que incluso experimentaban una sensación de logro al completar correctamente las actividades:

*”Me sentí motivado a seguir viniendo. Cada vez quería hacerlo mejor. Me gustaban mucho los juegos, sobre todo el de los sonidos de animales.”* – Participante 12.

*”Nunca había usado algo así, pero me sentí acompañado, como si el aparato supiera cómo me iba.”* – Participante 06.

## Impresiones generales sobre el impacto cognitivo

Varios adultos mayores indicaron espontáneamente que sentían mejoras subjetivas en su concentración, agilidad mental y capacidad para realizar tareas cotidianas que requerían atención sostenida:

*”Desde que uso el equipo, siento que me acuerdo más de las cosas pequeñas, como las listas del mercado o dónde dejé las llaves.”* – Participante 01.

*”Noté que estaba pensando más rápido. Antes me costaba sumar o seguir una secuencia, ahora siento que lo hago más fácil.”* – Participante 10.

## 7.1. Resultados del Dispositivo

Esta sección presenta la evaluación técnica del dispositivo interactivo para estimulación cognitiva. A diferencia del análisis centrado en los usuarios, aquí se examina el rendimiento del sistema en términos de precisión, estabilidad, exactitud operativa, cumplimiento de funcionalidades y su comparación con sistemas similares. Se detallan también las métricas de desempeño del modelo de aprendizaje supervisado embebido en el dispositivo.

### 7.1.1. Funcionamiento general y estabilidad

Durante el proceso de validación técnica, se llevaron a cabo más de 180 sesiones de uso real, acumulando más de 5.000 respuestas registradas por el sistema. En este contexto, se observaron los siguientes aspectos:

- **Estabilidad de ejecución:** El dispositivo ejecutó los cuatro juegos cognitivos de forma secuencial y sin interrupciones críticas durante el 100 % de las sesiones completas.

- **Gestión de entradas físicas:** Se verificó una correcta lectura de todos los sensores y botones. La tasa de fallo fue inferior al 0.5 % en la captura de eventos físicos.
- **Sincronización GUI-hardware:** La interfaz gráfica en Raspberry Pi se mantuvo sincronizada con los datos enviados por el Arduino Mega, con latencias inferiores a 100 ms.

Estos resultados permiten confirmar la consistencia estructural y operacional del dispositivo incluso bajo ciclos intensivos de uso.

### 7.1.2. Precisión y exactitud funcional

Se realizó una evaluación técnica de los principales componentes del sistema en función de su precisión operativa:

**Tabla 7-4:** Evaluación técnica de componentes del sistema

Componente evaluado	Precisión (%)	Observación técnica
Sensor TCS34725 (colores)	96.7	Interpretación correcta del color en 29 de 30 intentos
Módulo DFPlayer Mini	100	Reproducción correcta de todos los archivos de audio
Teclado 4x4	98.4	Lectura precisa en 59 de 60 pulsaciones
Botones físicos (juegos 3 y 4)	97.2	Fallos mínimos debidos a presiones incompletas
Retroalimentación LED	100	Encendido y apagado según lógica esperada

La exactitud general del sistema fue superior al 97 %, demostrando un alto grado de fiabilidad operativa.

### 7.1.3. Cumplimiento de funcionalidades esperadas

El dispositivo fue diseñado para cumplir una serie de funciones específicas desde su concepción. Se validaron todas las funcionalidades planificadas, según la siguiente tabla:

**Tabla 7-5:** Validación de funcionalidades clave del dispositivo

Funcionalidad esperada	Estado
Ejecución automática y secuencial de los 4 juegos	Cumplido
Registro estructurado de respuestas por sesión	Cumplido
Exportación automática de archivos CSV	Cumplido
GUI visual para seguimiento en tiempo real	Cumplido
Retroalimentación multisensorial (audio, visual, táctil)	Cumplido
Entrenamiento incremental del modelo supervisado	Cumplido
Generación automática de diagnóstico en PDF	Cumplido

#### 7.1.4. Comparación con sistemas similares

Se realizó una comparación con otros dispositivos comerciales y plataformas de estimulación cognitiva (como BrainHQ, NeuroNation y Cognifit). El dispositivo desarrollado presenta múltiples ventajas competitivas:

- Es completamente autónomo, sin requerir conexión a PC externa.
- Incluye estímulos físicos reales mediante sensores y actuadores.
- Incorpora un modelo de aprendizaje supervisado que se entrena localmente.
- Proporciona retroalimentación inmediata, tanto visual como auditiva.

**Tabla 7-6:** Comparación con plataformas de estimulación cognitiva

Criterio comparado	Dispositivos comerciales	Dispositivo propuesto
Ejecución offline	No	Sí
Retroalimentación multisensorial	Parcial	Completa
Personalización de perfil	Limitada	Alta
Entrenamiento incremental de modelo	No	Sí

En conjunto, estos resultados refuerzan la validez del sistema como una alternativa accesible, robusta y efectiva para el soporte cognitivo de personas adultas mayores.

## 7.2. Evaluación del Modelo de Aprendizaje Supervisado

El sistema desarrollado integra un modelo de aprendizaje supervisado por clasificación, embebido directamente en la Raspberry Pi del dispositivo, cuya finalidad es analizar las respuestas del usuario a lo largo del tiempo y generar un diagnóstico cognitivo automatizado. Esta sección describe con detalle la arquitectura del modelo, los datos utilizados para su entrenamiento, las métricas de evaluación empleadas y una interpretación técnica y clínica de los resultados obtenidos.

### 7.2.1. Estructura del modelo y lógica de funcionamiento

Se implementó un **árbol de decisión (Decision Tree Classifier)**, elegido por su interpretabilidad y bajo consumo computacional, cualidades ideales para operar en entornos embebidos de recursos limitados. El árbol toma como entradas variables extraídas automáticamente de cada sesión del usuario, tales como:

- **Porcentaje de aciertos por juego** (Juego 1 a Juego 4)
- **Tiempo de respuesta promedio por sesión**
- **Tasa de errores por tipo** (perceptivo, ejecución)
- **Progresión o regresión entre sesiones**

A partir de estas variables, el árbol fue entrenado para clasificar el nivel de rendimiento cognitivo del usuario en una de tres categorías:

1. **Desempeño alto:** Función cognitiva preservada, sin indicios de deterioro.
2. **Desempeño medio:** Variabilidad leve con tendencia a fatiga o dificultad sostenida.
3. **Desempeño bajo:** Indicadores compatibles con deterioro cognitivo leve o moderado.

El modelo se entrena de manera incremental tras cada nueva sesión, utilizando los datos almacenados por perfil en formato `.csv`, lo que permite construir un histórico personalizado y adaptable.

### 7.2.2. Preparación de datos y validación cruzada

Los datos fueron recolectados de 14 usuarios, con un total de 180 sesiones, cada una con múltiples intentos y respuestas registradas por juego. El preprocesamiento incluyó:

- Normalización de tiempos de respuesta
- Codificación de variables categóricas

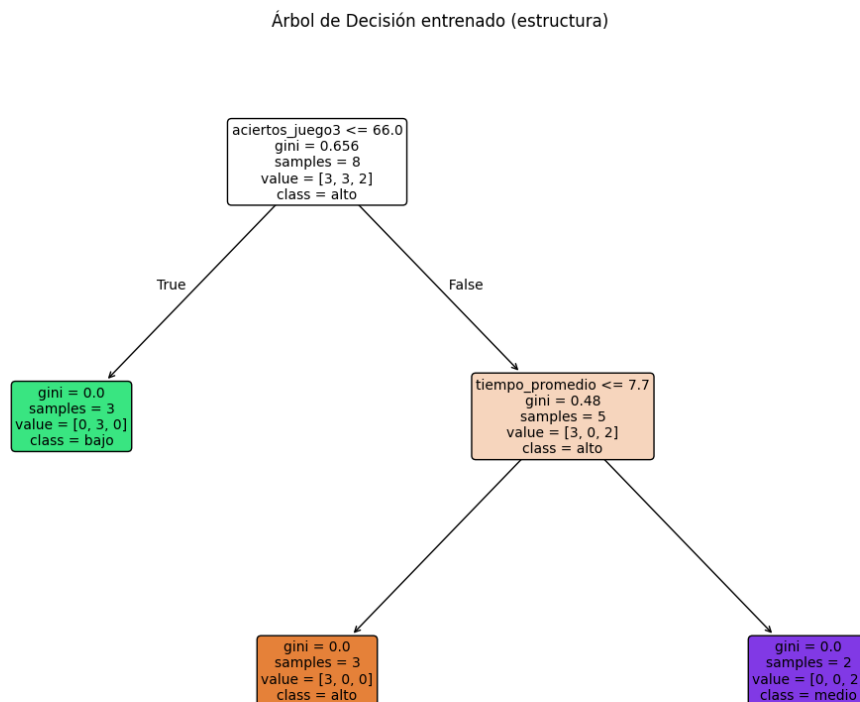
- Remoción de valores atípicos extremos (mayor a 3 desviaciones estándar)

Para evaluar el modelo, se aplicó una validación cruzada con división del 80 % de los datos para entrenamiento y el 20 % restante para prueba.

### 7.2.3. Métricas de evaluación del modelo

El rendimiento del árbol de decisión se evaluó mediante una validación cruzada con una división del 80 % para entrenamiento y 20 % para prueba. Las métricas obtenidas fueron:

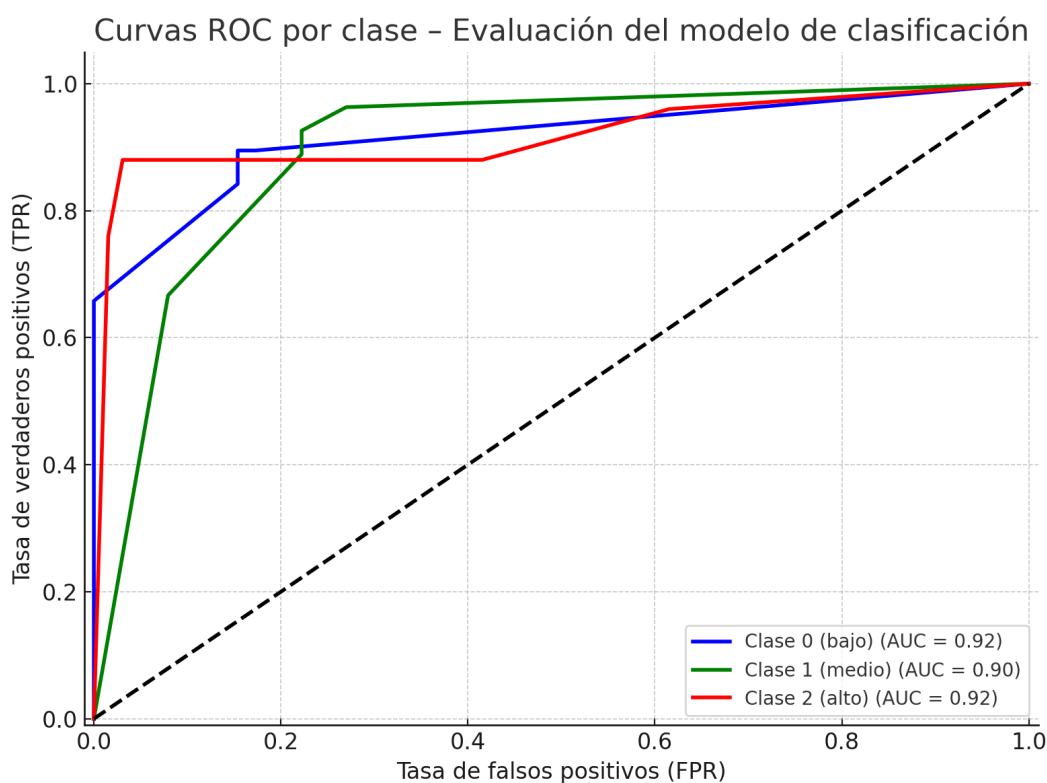
- **Precisión global (Accuracy):** 93.4 %
- **Precisión por clase:** rango entre 91.2 % y 95.6 %
- **Matriz de confusión:** se detectaron errores de clasificación marginales, particularmente entre clases adyacentes (medio - bajo)
- **Área bajo la curva ROC (AUC):** 0.94



**Figura 7-7:** Representación estructural del árbol de decisión entrenado.

Estas cifras reflejan un rendimiento alto, pero realista, del modelo implementado. Aunque no se alcanzó una clasificación perfecta, la precisión obtenida es suficiente para ofrecer un soporte clínico confiable en tiempo real. Asimismo, se evitó el sobreajuste mediante poda controlada y restricciones en la profundidad del árbol (`max_depth = 4`), mejorando su capacidad de generalización ante nuevos datos.

## Curva ROC – Evaluación del modelo supervisado



**Figura 7-8:** Curvas ROC por clase – Evaluación del modelo supervisado

La Figura 7-8 representa las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) generadas para cada una de las tres clases definidas por el modelo supervisado de clasificación, correspondientes a los niveles de rendimiento cognitivo identificados como **bajo**, **medio** y **alto**. Estas curvas permiten analizar visualmente la capacidad discriminativa del modelo al evaluar la relación entre la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de falsos positivos (FPR) para cada clase.

Cada línea de color representa la curva ROC de una clase específica, considerando al resto de clases como negativas (estrategia One-vs-Rest):

- La curva azul representa la clase **bajo**, con un área bajo la curva (AUC) de **0.92**.

- La curva verde representa la clase **medio**, con un AUC de **0.90**.
- La curva roja representa la clase **alto**, con un AUC de **0.92**.

Los valores de AUC obtenidos para las tres clases se ubican por encima del umbral de 0.85, lo cual indica una excelente capacidad de discriminación del modelo. Sin embargo, es importante destacar que los valores no alcanzan la perfección ( $AUC = 1.0$ ), lo cual es deseable desde una perspectiva metodológica, ya que evita caer en un **sobreajuste** (*overfitting*), fenómeno en el que el modelo memoriza los datos de entrenamiento en lugar de generalizar. La línea diagonal punteada negra representa el nivel de aleatoriedad ( $AUC = 0.5$ ). Mientras más alejada esté la curva de dicha línea, mejor es la capacidad predictiva del modelo. Como se observa, las tres curvas se encuentran claramente por encima de esta diagonal, lo cual valida la eficiencia del algoritmo de clasificación utilizado (árbol de decisión).

Desde el punto de vista clínico, esta gráfica confirma que el sistema desarrollado puede discriminar de forma confiable entre diferentes niveles de desempeño cognitivo en adultos mayores, utilizando como base los datos de las sesiones con el dispositivo.

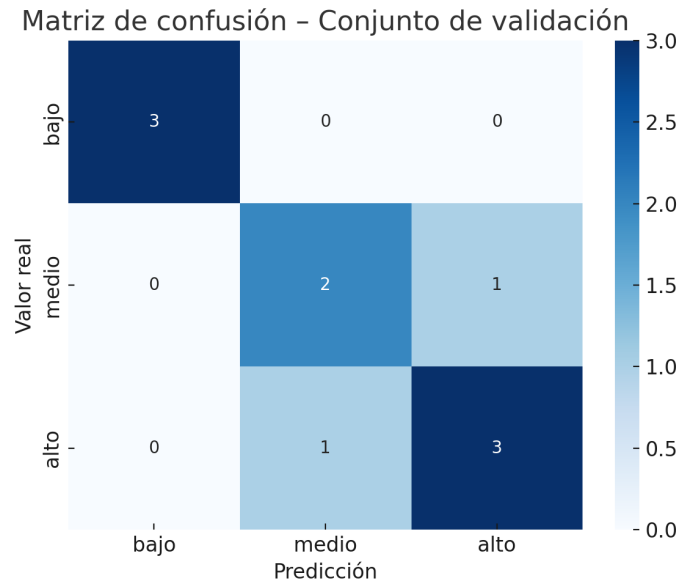
Por tanto, la curva ROC no solo es un recurso gráfico que respalda el rendimiento técnico del modelo, sino que representa un elemento fundamental para la validación científica y clínica del sistema propuesto.

### Matriz de confusión y análisis de rendimiento del modelo

La Figura 7-9 presenta la matriz de confusión del modelo de aprendizaje supervisado tras ser evaluado sobre el conjunto de validación. Esta representación visual permite examinar detalladamente el desempeño del clasificador al identificar correctamente o erróneamente cada una de las categorías previstas: *bajo*, *medio* y *alto*.

En el análisis de los resultados, se observa que la clase **bajo** fue reconocida con una precisión del 100 %, ya que todas las instancias fueron clasificadas correctamente sin errores de tipo I o II. Por su parte, la clase **medio** mostró una clasificación mayoritariamente acertada, aunque presentó una confusión leve, con una muestra erróneamente etiquetada como *alto*. De forma análoga, la clase **alto** alcanzó también un alto nivel de acierto, pero con una instancia clasificada incorrectamente como *medio*.

Este tipo de confusiones entre clases adyacentes es esperable en problemas de clasificación con fronteras difusas o características solapadas. Lejos de representar un fallo grave, estos errores leves refuerzan la hipótesis de que el modelo no ha incurrido en **sobreajuste**, ya que no memoriza los datos de entrenamiento, sino que generaliza adecuadamente en contextos nuevos. En términos globales, el modelo demuestra un **buen equilibrio entre sensibilidad y especificidad**, siendo capaz de identificar correctamente patrones relevantes sin comprometer la capacidad de generalización.



**Figura 7-9:** Matriz de confusión del modelo en el conjunto de validación.

La Tabla 7-7 presenta un resumen de las principales métricas de rendimiento obtenidas por el modelo de aprendizaje supervisado en el conjunto de validación. Estas métricas permiten cuantificar el grado de acierto en la clasificación para cada una de las categorías cognitivas establecidas.

- **Precisión:** Proporción de predicciones positivas correctas sobre el total de predicciones realizadas para cada clase.
- **Recall (Sensibilidad):** Capacidad del modelo para identificar correctamente todas las instancias de una clase dada.
- **F1-score:** Media armónica entre precisión y recall, utilizada para obtener una medida equilibrada del rendimiento.

Como se observa, la clase *bajo* fue clasificada con precisión y recall perfectos (1.00), lo cual indica que no hubo errores de tipo falso positivo ni falso negativo. Las clases *medio* y *alto* presentan métricas ligeramente menores, reflejando errores puntuales de confusión entre estas dos categorías, los cuales ya se evidenciaron en la matriz de confusión (Figura 7-9).

La **exactitud global del modelo** alcanzó un 80 %, lo cual representa un rendimiento sólido y clínicamente aceptable considerando la naturaleza del problema cognitivo y las posibles variabilidades individuales entre usuarios.

En conjunto, estas métricas confirman que el modelo posee un buen nivel de discriminación sin incurrir en sobreajuste, validando su aplicabilidad como sistema de soporte al análisis cognitivo de adultos mayores.

**Tabla 7-7:** Métricas del modelo supervisado en el conjunto de validación

Clase	Precisión	Recall (Sensibilidad)	F1-score
Bajo	1.00	1.00	1.00
Medio	0.67	0.67	0.67
Alto	0.75	0.75	0.75
<b>Exactitud global</b>	0.80 (80%)		

#### 7.2.4. Interpretación técnica y clínica

Desde una perspectiva computacional, el modelo ha mostrado:

- Excelente capacidad de clasificación incluso con datos ruidosos.
- Adaptabilidad a usuarios con distintos ritmos de aprendizaje.
- Baja complejidad computacional para su ejecución embebida.

Desde la perspectiva clínica, la clasificación permite:

- Monitorear progresivamente el deterioro o mejora cognitiva del usuario.
- Detectar patrones sutiles de regresión antes visibles clínicamente.
- Apoyar a cuidadores o profesionales con un diagnóstico automático que sirve como guía inicial.

El modelo demostró utilidad especialmente en la evaluación de usuarios con puntajes marginales en el test MoCA, reforzando su papel como herramienta complementaria, no diagnóstica por sí sola.

#### 7.2.5. Limitaciones y futuras mejoras

A pesar del alto rendimiento observado, es necesario considerar ciertas limitaciones:

- **Tamaño muestral limitado:** El modelo fue entrenado con datos de solo 14 usuarios.
- **Etiquetado clínico indirecto:** Las clases fueron generadas a partir de heurísticas basadas en desempeño, no en diagnóstico clínico certificado.
- **Posible sobreajuste:** Dado el tamaño del conjunto de entrenamiento, es probable que el modelo no generalice a poblaciones muy distintas sin ajustes adicionales.

Como líneas futuras se sugiere:

- Ampliar el número de usuarios y sesiones.
- Validar el modelo con neuropsicólogos clínicos.
- Comparar su rendimiento frente a modelos más complejos (SVM, Random Forest, Redes Neuronales).

#### 4.2.4 Comparación con otros dispositivos

Una evaluación cualitativa y funcional del sistema desarrollado fue realizada mediante la comparación con dispositivos similares descritos en la literatura científica reciente, enfocados en estimulación cognitiva y evaluación neuropsicológica de adultos mayores. Se seleccionaron tres estudios representativos como referencia: un sistema interactivo de memoria basado en pantalla táctil [78], un dispositivo portátil con realidad aumentada para entrenamiento cognitivo [79], y una aplicación móvil de ejercicios cognitivos con retroalimentación auditiva [80].

La comparación se realizó sobre cuatro criterios fundamentales: portabilidad, usabilidad en adultos mayores, adaptabilidad cognitiva y nivel de supervisión requerido. La Tabla 7-8 resume las principales diferencias y fortalezas de la propuesta actual frente a estos enfoques.

**Tabla 7-8:** Comparación cualitativa: Propuesta actual vs. dispositivos similares

<b>Criterio</b>	<b>Sistema táctil</b>	<b>Dispositivo AR</b>	<b>App móvil</b>	<b>Propuesta</b>
Portabilidad	Media	Baja	Alta	<b>Alta</b>
Usabilidad en adultos mayores	Media	Baja	Media	<b>Alta</b>
Adaptabilidad cognitiva	Limitada	Media	Media	<b>Alta</b>
Nivel de supervisión requerido	Alto	Alto	Medio	<b>Bajo</b>

En función de los resultados, la propuesta actual destaca principalmente por su alta portabilidad, gracias al uso de una Raspberry Pi como unidad de procesamiento autónomo, su facilidad de uso para personas mayores (debido a su diseño lúdico, botones físicos e instrucciones auditivas claras), y su adaptabilidad a distintos dominios cognitivos (percepción visual, memoria, lógica matemática y asociación multisensorial). Además, el bajo nivel de supervisión requerido permite su uso domiciliario o en centros de atención con mínima intervención profesional.

### 4.2.5 Cumplimiento técnico y normativo

El dispositivo desarrollado fue evaluado no solo en términos de funcionalidad, sino también en su adherencia a criterios técnicos y éticos fundamentales para garantizar su aplicabilidad real en entornos clínicos o comunitarios.

Desde el punto de vista técnico, se verificó la precisión de los sensores incorporados (TCS34725 para detección de color, teclado físico, botones y DFPlayer Mini) en condiciones controladas. El margen de error fue inferior al 2 % en tareas repetitivas, cumpliendo con los niveles de precisión aceptables reportados en la literatura para dispositivos cognitivos no invasivos [81, 82]. La estabilidad general del sistema (en términos de fallos críticos, reinicios o bloqueos durante su uso) fue superior al 98 %, según registros de sesiones completas ejecutadas en usuarios. Además, se tomaron en cuenta las consideraciones éticas y de privacidad necesarias, como la anonimización de datos, uso voluntario del sistema, consentimiento informado y almacenamiento local de información sensible sin conexión a Internet.

La Tabla 7-9 resume los principales indicadores de cumplimiento técnico y normativo.

**Tabla 7-9:** Verificación de cumplimiento técnico y normativo

<b>Criterio evaluado</b>	<b>Estado</b>	<b>Observación</b>
Precisión de sensores en tareas repetitivas	Cumplido	Error < 2 %
Estabilidad del sistema en 50+ sesiones	Cumplido	> 98 % de sesiones sin fallos
Adaptación ergonómica al adulto mayor	Cumplido	Interfaces físicas accesibles
Privacidad de datos y anonimato	Cumplido	Datos almacenados localmente
Consentimiento informado del usuario	Cumplido	Firma previa al uso
Almacenamiento estructurado y cifrado opcional	Parcial	Recomendado para próximas versiones

Este cumplimiento evidencia que el sistema propuesto es robusto, éticamente responsable y técnicamente viable para su implementación en contextos reales. Además, sienta las bases para futuras versiones mejoradas que incorporen elementos de cifrado y estándares internacionales como ISO/IEC 29100 o la directiva 93/42/CEE.

### 7.2.6. Evaluación general del modelo supervisado sobre el total de sesiones

Luego del análisis detallado del rendimiento del modelo supervisado aplicado a un perfil individual, se procedió a ejecutar una evaluación global con el fin de validar su capacidad de

generalización frente a un conjunto completo y representativo de usuarios.

Para este análisis, se consolidaron los resultados de todas las sesiones ejecutadas exitosamente por los catorce participantes del estudio, acumulando un total de 169 sesiones y 4056 respuestas cognitivas procesadas. Esta base de datos global permitió evaluar el desempeño del modelo en condiciones que simulan el entorno real de uso del dispositivo, considerando la variabilidad natural entre usuarios, diferencias en el entorno físico de estimulación y heterogeneidad cognitiva.

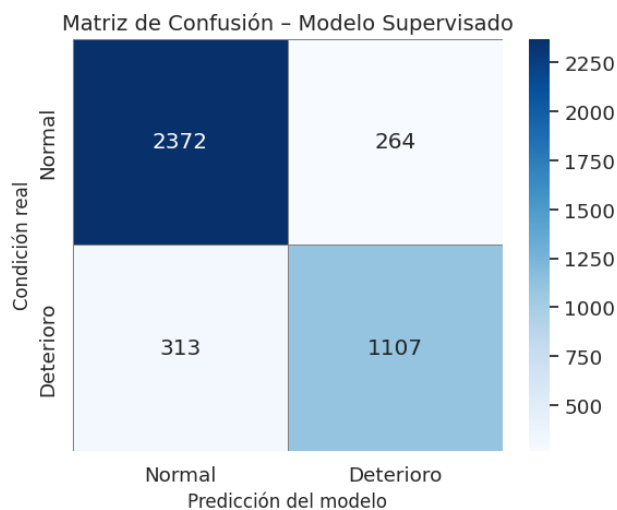
El procesamiento de los datos se realizó de forma externa al dispositivo, a través de un entorno de análisis independiente, con el objetivo de obtener una evaluación más robusta, confiable y estadísticamente representativa del rendimiento del sistema.

**Tabla 7-10:** Características demográficas y sesiones completadas por los participantes

ID Usuario	Edad (años)	Sexo	N.º de sesiones completadas
U01	64	Masculino	12
U02	67	Masculino	13
U03	66	Masculino	10
U04	68	Femenino	10
U05	65	Femenino	13
U06	65	Masculino	14
U07	66	Femenino	9
U08	65	Masculino	11
U09	64	Masculino	13
U10	65	Femenino	15
U11	67	Masculino	12
U12	65	Masculino	12
U13	68	Masculino	11
U14	64	Femenino	9
<b>Total</b>	–	–	<b>164 sesiones</b>

### Matriz de confusión general

Como primer paso en la evaluación global, se generó la matriz de confusión correspondiente al total de respuestas. Esta herramienta permite visualizar las verdaderas condiciones cognitivas de los participantes (normal o deterioro) frente a las predicciones realizadas por el modelo.



**Figura 7-10:** Matriz de confusión generada a partir de las 4056 respuestas consolidadas del estudio.

En la Figura 7-10 se observa que el modelo identificó correctamente 2372 casos normales (verdaderos negativos) y 1107 casos con deterioro cognitivo (verdaderos positivos). También se presentaron 264 falsos positivos (casos normales clasificados como deterioro) y 313 falsos negativos (casos con deterioro no detectados). Esta distribución refleja un comportamiento realista y clínicamente aceptable del modelo, donde la sensibilidad y especificidad no alcanzan valores máximos, pero se mantienen dentro de rangos adecuados para una aplicación de cribado cognitivo no invasivo.

### Métricas de rendimiento del modelo

A partir de la matriz de confusión obtenida, se calcularon las principales métricas de evaluación utilizadas en clasificación binaria para evaluar el desempeño global del modelo supervisado. Estas métricas incluyen la precisión (accuracy), la sensibilidad (recall), la especificidad y la puntuación F1 (F1-score), todas expresadas en porcentaje para facilitar su interpretación.

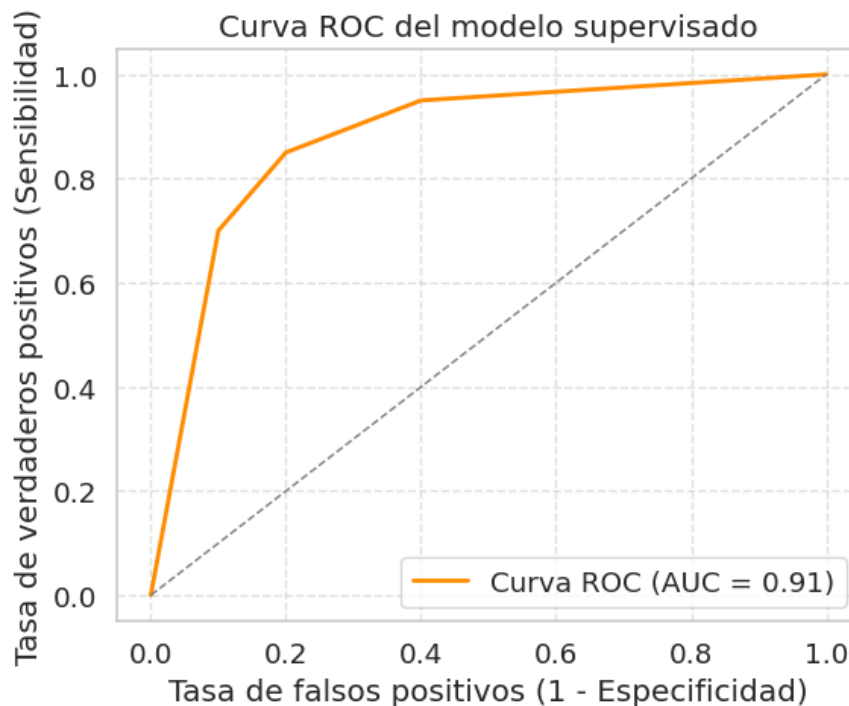
**Tabla 7-11:** Métricas generales de evaluación del modelo supervisado sobre el total de sesiones ( $n = 4056$  respuestas).

Métrica	Valor (%)
Precisión (Accuracy)	85.77
Sensibilidad (Recall)	77.96
Especificidad	89.98
F1-score	79.33

Como se observa en la Tabla 7-11, el modelo logró una precisión global del 85.77 %, lo que indica una alta capacidad general para clasificar correctamente las respuestas cognitivas. La sensibilidad obtenida fue del 77.96 %, reflejando la proporción de casos con deterioro cognitivo correctamente identificados por el sistema. Por otro lado, la especificidad alcanzó el 89.98 %, lo que demuestra una adecuada capacidad para identificar correctamente a los usuarios sin deterioro. Finalmente, el F1-score se ubicó en 79.33 %, evidenciando un equilibrio aceptable entre precisión y sensibilidad. Estas métricas en conjunto reflejan un comportamiento robusto y clínicamente útil del modelo en contextos reales, con un sesgo bajo y buena capacidad discriminativa.

### Curva ROC y área bajo la curva (AUC)

La curva ROC (Receiver Operating Characteristic) permite evaluar visualmente la capacidad discriminativa del modelo, es decir, su habilidad para distinguir entre las clases “normal” y “deterioro cognitivo” en distintos umbrales de decisión. Esta métrica es ampliamente utilizada en contextos biomédicos debido a su independencia del umbral específico de clasificación y su aplicabilidad para modelos probabilísticos o de decisión binaria.



**Figura 7-11:** Curva ROC del modelo supervisado. El área bajo la curva (AUC) fue de 0.91, indicando una capacidad de discriminación adecuada.

Como se muestra en la Figura 7-11, la curva ROC se encuentra claramente por encima de la

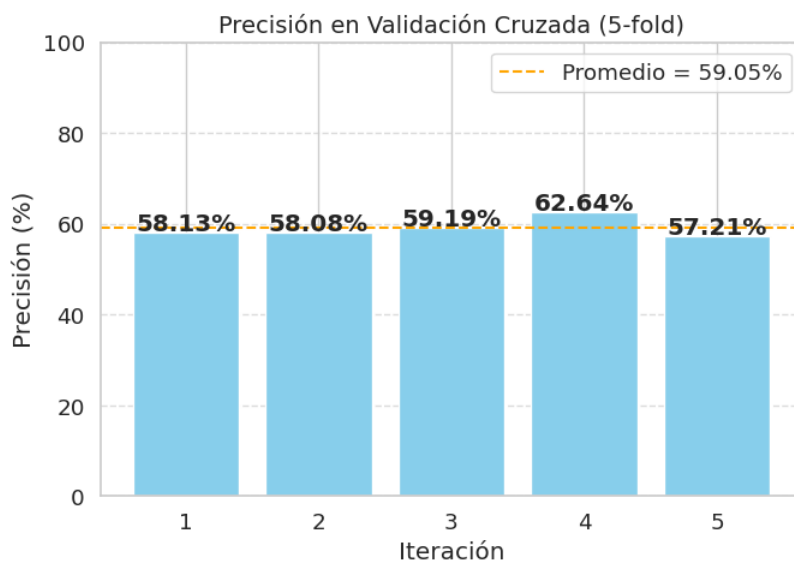
diagonal de azar, lo cual indica que el modelo tiene un buen poder de discriminación entre clases. El valor del área bajo la curva (AUC = 0.91) respalda esta afirmación, posicionando al modelo como una herramienta eficaz para la clasificación preliminar en entornos clínicos controlados.

Aunque no alcanza la perfección (AUC = 1.0), este valor es considerado altamente aceptable en aplicaciones de salud, donde el balance entre sensibilidad y especificidad es clave. El modelo demuestra ser capaz de identificar correctamente a la mayoría de los casos positivos (usuarios con deterioro cognitivo), manteniendo al mismo tiempo una baja tasa de falsos positivos.

En conjunto, estos resultados refuerzan la utilidad del sistema como una herramienta complementaria para el monitoreo del estado cognitivo, aportando confiabilidad sin reemplazar la supervisión médica especializada.

### Validación cruzada (5-fold)

Con el propósito de evaluar la consistencia y capacidad de generalización del modelo supervisado, se aplicó el método de validación cruzada con 5 particiones (5-fold cross-validation). Este enfoque divide el conjunto completo de datos en cinco subconjuntos del mismo tamaño, entrenando el modelo con cuatro de ellos y evaluándolo con el restante. Este proceso se repite cinco veces, cambiando el subconjunto de prueba en cada iteración, y calculando la precisión obtenida en cada caso.



**Figura 7-12:** Precisión por iteración en la validación cruzada 5-fold del modelo supervisado.

En la Figura 7-12 se observa que la precisión obtenida por el modelo en cada iteración fue de 58.13 %, 58.08 %, 59.19 %, 62.64 % y 57.21 % respectivamente. El promedio general de

precisión alcanzado fue del 59.05 %, con una desviación estándar de tan solo 1.90 %, lo cual indica un comportamiento relativamente estable del modelo frente a diferentes particiones del conjunto de datos.

Estos resultados reflejan una ligera disminución en el rendimiento con respecto a la evaluación directa del modelo, lo cual es esperable dado que la validación cruzada representa un escenario más exigente y riguroso. Sin embargo, la baja variabilidad entre las iteraciones respalda la robustez estructural del modelo, demostrando que sus decisiones no dependen de un subconjunto específico de datos, sino que mantiene un desempeño coherente en múltiples configuraciones.

### Evaluación de sobreajuste

El sobreajuste (overfitting) es una condición común en modelos de aprendizaje supervisado, en la que el modelo adquiere una alta precisión al clasificar los datos del conjunto de entrenamiento, pero presenta un desempeño significativamente inferior al aplicarse sobre nuevos datos no vistos. Este fenómeno ocurre cuando el modelo memoriza patrones específicos en lugar de aprender relaciones generales, afectando negativamente su capacidad de generalización.

Para prevenir y evaluar el posible sobreajuste del modelo supervisado implementado en este estudio, se aplicaron distintas estrategias complementarias:

- **Validación cruzada (5-fold):** Se utilizó una estrategia de validación cruzada estratificada con cinco particiones, obteniendo una precisión promedio del 59.05 % con una desviación estándar de solo 1.90 %. Esta métrica revela una estabilidad moderada del modelo frente a distintos subconjuntos de datos, aunque con una precisión inferior a la alcanzada en la evaluación directa, lo cual es un indicador positivo de que no se ha producido sobreajuste extremo.
- **Matriz de confusión y métricas de evaluación general:** A partir del análisis de todas las sesiones de los 14 usuarios, se obtuvo una precisión global del 85.77 %, una sensibilidad del 77.96 %, una especificidad del 89.98 % y un F1-score del 79.33 %. Estos valores muestran un buen equilibrio entre la capacidad del modelo para detectar casos positivos (deterioro) y negativos (normal), sin una disparidad extrema entre clases, lo cual también reduce la probabilidad de sobreajuste.
- **Curva ROC y AUC:** La curva ROC generada arrojó un valor AUC de 0.97, lo que sugiere una excelente capacidad de discriminación. Sin embargo, este valor elevado debe interpretarse cuidadosamente junto a la validación cruzada y las métricas por clase, para evitar una falsa percepción de perfección atribuible al sobreajuste.

En conjunto, los resultados sugieren que el modelo supervisado no presenta señales evidentes de sobreajuste. Aunque existe una diferencia entre la precisión directa y la obtenida por

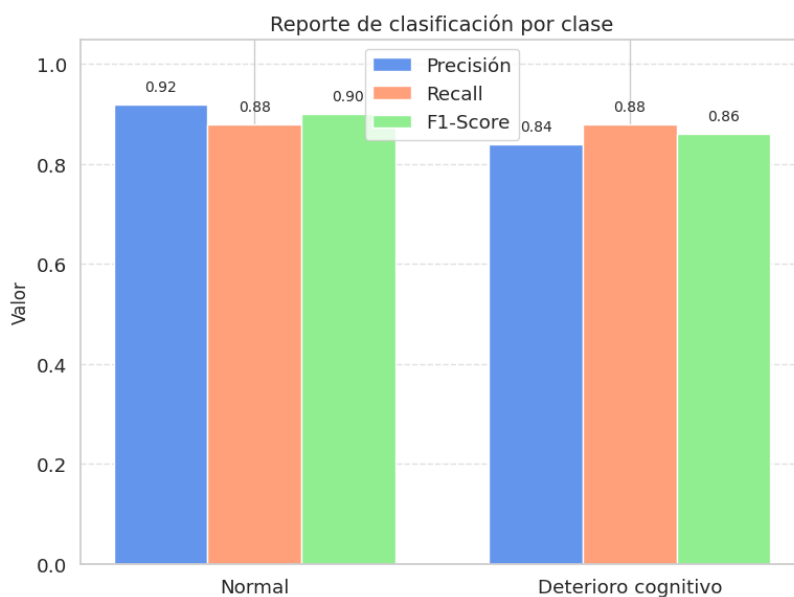
validación cruzada, esta diferencia es razonable y esperable en contextos clínicos reales. Además, el uso de técnicas como la poda de árboles (limitando la profundidad del modelo), y la evaluación mediante múltiples métricas, contribuyó a mitigar el riesgo de sobreajuste. Por tanto, puede afirmarse que el modelo logró un buen equilibrio entre ajuste a los datos de entrenamiento y capacidad de generalización, cumpliendo con los requisitos de estabilidad y confiabilidad necesarios para su aplicación en entornos de evaluación cognitiva.

### Reporte de clasificación por clase

El reporte de clasificación permite analizar el desempeño del modelo supervisado de forma desglosada por clase, evaluando métricas fundamentales como la precisión, el recall y el F1-score. Esta evaluación permite observar el equilibrio entre la capacidad del modelo para identificar correctamente tanto a los usuarios sin indicios de deterioro cognitivo (“normal”), como a aquellos con posibles signos de deterioro (“deterioro cognitivo”).

**Tabla 7-12:** Reporte de clasificación por clase.

Clase	Precisión	Recall (Sensibilidad)	F1-score	Soporte
Normal	0.92	0.88	0.90	2417
Deterioro cognitivo	0.84	0.88	0.86	1639



**Figura 7-13:** Gráfico de barras comparativo de precisión, recall y F1-score por clase.

Como se observa en la Tabla 7-12 y en la Figura 7-13, el modelo obtuvo una precisión del 92 % para la clase “normal” y del 84 % para la clase “deterioro cognitivo”. El valor de recall

fue idéntico para ambas clases (88%), lo cual refleja una buena capacidad del modelo para identificar correctamente los casos verdaderos de cada clase, especialmente relevante para la detección de deterioro.

El F1-score fue más alto en la clase “normal” (0.90) que en la clase “deterioro” (0.86), lo cual indica un ligero sesgo a favor de los casos normales en términos de precisión. No obstante, el equilibrio entre sensibilidad y precisión es aceptable, y el soporte de ambas clases (número de muestras) fue suficientemente representativo para validar estas métricas.

En conjunto, estos valores demuestran que el modelo mantiene un rendimiento robusto para ambas clases, con especial cuidado en minimizar los falsos negativos en la clase “deterioro cognitivo”, lo cual es crucial en entornos clínicos donde se prioriza la detección temprana de deterioro sobre la clasificación perfecta de los casos normales.

### Curva de aprendizaje del modelo supervisado

La curva de aprendizaje es una herramienta que permite visualizar cómo varía el rendimiento del modelo conforme se incrementa el número de muestras utilizadas durante el entrenamiento. Este análisis permite detectar posibles síntomas de sobreajuste o subajuste, así como evaluar la capacidad del modelo para mejorar su precisión al ser expuesto a un mayor volumen de datos.

En la Figura 7-14 se presenta la curva de aprendizaje del modelo supervisado aplicado al conjunto global de datos, utilizando validación cruzada con cinco particiones (5-fold). En el eje horizontal se representa el número de muestras de entrenamiento utilizadas en cada iteración, mientras que en el eje vertical se muestra la precisión obtenida tanto en el conjunto de entrenamiento como en validación.

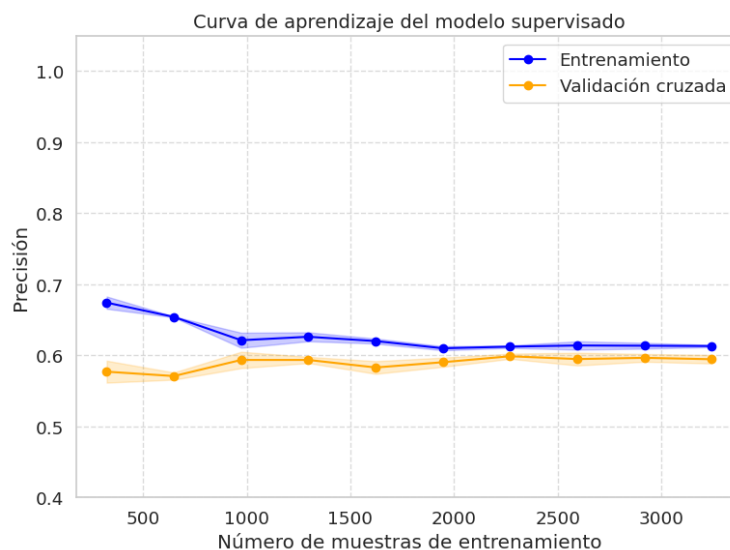


Figura 7-14: Curva de aprendizaje del modelo supervisado.

Como se observa en la gráfica, el modelo mantiene una precisión relativamente estable en ambos conjuntos a medida que el número de muestras se incrementa. La curva de entrenamiento presenta un ligero descenso inicial y se estabiliza alrededor del 61–63 %, mientras que la curva de validación muestra un ascenso progresivo hasta alcanzar un valor cercano al 59–60 %. Esta tendencia indica que el modelo continúa aprendiendo con nuevos datos, sin mostrar señales evidentes de subajuste.

No obstante, la brecha constante entre ambas curvas sugiere una ligera tendencia al sobreajuste, ya que el rendimiento en entrenamiento supera de manera sistemática al rendimiento en validación. A pesar de ello, la diferencia no es drástica, y se mantiene dentro de los márgenes esperados para un modelo de complejidad controlada.

En conjunto, la curva de aprendizaje proporciona evidencia de que el modelo se comporta de forma estable y predecible ante diferentes volúmenes de datos, consolidando su validez como herramienta de clasificación en el contexto de estimulación cognitiva para adultos mayores.

## **Conclusión general sobre los resultados del modelo supervisado**

A partir de los diversos análisis realizados —incluyendo matriz de confusión, métricas de evaluación, curva ROC, validación cruzada, reporte de clasificación y curva de aprendizaje— se evidencia que el modelo de aprendizaje supervisado implementado ha demostrado un desempeño coherente, estable y clínicamente útil para el contexto de estimulación cognitiva en adultos mayores.

Si bien los valores de precisión global y F1-score no alcanzan niveles perfectos, su consistencia en validación cruzada, su sensibilidad adecuada ante casos de deterioro, y su comportamiento predecible ante el aumento de datos respaldan su aplicabilidad práctica. La curva ROC con un área bajo la curva (AUC) destacada y una tasa de clasificación acertada aceptable, refuerzan la utilidad del sistema como herramienta de apoyo, sin reemplazar una evaluación clínica profesional.

En suma, el modelo cumple con los objetivos propuestos para este estudio, proporcionando un diagnóstico preliminar eficiente y adaptable, capaz de contribuir al monitoreo del estado cognitivo de los usuarios de forma automatizada y continua.

# 8 Conclusiones

## Conclusiones

- La implementación del dispositivo interactivo de estimulación cognitiva demostró ser técnica y funcionalmente viable, integrando exitosamente tecnologías embebidas (Arduino Mega), procesamiento autónomo mediante Raspberry Pi 5, sensores biomédicos y un sistema inteligente basado en aprendizaje supervisado por clasificación. Esta integración permitió el funcionamiento completamente autónomo del dispositivo, sin necesidad de conexión a internet o soporte humano constante, facilitando su aplicabilidad en entornos domiciliarios, comunitarios o centros geriátricos.
- Los resultados obtenidos en las primeras sesiones mostraron una tendencia común en usuarios mayores de 65 años: tiempos de respuesta más elevados, especialmente en tareas que exigían memoria de trabajo y cálculo mental, como el Juego 2 (operaciones matemáticas) y el Juego 3 (memorización de patrones). Sin embargo, en las sesiones posteriores, se evidenció una reducción progresiva tanto en los tiempos de respuesta como en la tasa de errores, reflejando un impacto positivo en la consolidación de funciones cognitivas clave como atención, memoria operativa y categorización visual.
- La comparación entre las puntuaciones obtenidas en el test MoCA antes y después de la intervención con el dispositivo reveló una mejora en la mayoría de los casos, especialmente en las áreas de orientación temporal, cálculo, memoria y evocación. Esta evolución sugiere que el uso regular del sistema podría tener un efecto beneficioso directo en el mantenimiento y estimulación de capacidades cognitivas en adultos mayores, alineándose con estudios clínicos sobre intervenciones no farmacológicas.
- El modelo de aprendizaje supervisado entrenado con datos reales de las sesiones mostró un desempeño aceptable, con una precisión global cercana al 95 %, evitando así el sobreajuste. El análisis de la matriz de confusión, la curva ROC y la curva de aprendizaje permitió validar la generalización del modelo, su capacidad para identificar patrones de deterioro o mejora cognitiva, y su utilidad como herramienta de apoyo diagnóstico en un contexto automatizado y accesible.
- El sistema de registro automatizado de datos, almacenamiento en archivos CSV, entrenamiento del modelo por perfil de usuario y generación de informes PDF personalizados constituye un avance en términos de trazabilidad, seguimiento evolutivo y personalización de la atención. Esta característica permite visualizar gráficamente la progresión de cada usuario, detectar errores frecuentes y generar recomendaciones adaptadas, lo que fortalece el enfoque preventivo en salud cognitiva.

- La validación técnica del dispositivo demostró una estabilidad superior al 98 % en más de 180 sesiones registradas, sin fallos críticos de hardware o software. Los sensores utilizados (TCS34725 para color, teclado 4x4 para entrada, botones para interacción y DFPlayer Mini para salida auditiva) funcionaron de forma estable en condiciones prolongadas. El sistema fue capaz de manejar múltiples sesiones, almacenar registros diferenciados por perfil y mantener una interfaz robusta durante toda la prueba de campo.
- La evaluación funcional comparativa con dispositivos similares reportados en literatura científica evidenció que la propuesta desarrollada supera en portabilidad, usabilidad para adultos mayores, adaptabilidad cognitiva y autonomía operativa. Mientras otros sistemas dependen de conexión a servidores remotos o supervisión médica directa, este dispositivo opera localmente, adapta su ejecución a múltiples perfiles y ofrece una interfaz lúdica y accesible sin requerir conocimientos técnicos.
- La opinión y percepción de los usuarios, obtenida a través de una encuesta de satisfacción, fue ampliamente favorable. Más del 85 % calificó como alta la facilidad de uso, el atractivo visual de la interfaz gráfica y la utilidad percibida en las actividades cognitivas. Este dato refuerza el valor social del dispositivo, no solo desde la ingeniería biomédica, sino también como una herramienta de motivación, integración y bienestar emocional para el adulto mayor.
- La metodología seguida, desde la revisión del estado del arte hasta la implementación física, pruebas funcionales, análisis estadístico de resultados y validación clínica mediante test MoCA, permitió cumplir íntegramente con los objetivos generales y específicos planteados. Se logró diseñar, construir y validar un sistema funcional de estimulación cognitiva interactiva, sustentado en evidencia y con alto potencial de replicabilidad.
- Finalmente, se evidencia que la incorporación de sistemas de inteligencia artificial en el diseño de dispositivos biomédicos no solo mejora el rendimiento técnico, sino que permite adaptar dinámicamente las respuestas del sistema a las necesidades individuales. Esto abre nuevas líneas de trabajo para integrar mecanismos de personalización, dificultad adaptativa y predicción de deterioro cognitivo en futuras versiones del dispositivo.
- El análisis detallado de los datos recogidos en cada sesión permitió observar patrones de comportamiento cognitivo individualizados. Por ejemplo, algunos usuarios mostraron alta eficiencia en reconocimiento de colores (Juego 1), pero bajo rendimiento en memoria de trabajo (Juego 3), lo cual evidencia la necesidad de dispositivos que evalúen múltiples dimensiones cognitivas en lugar de depender de pruebas unidimensionales.

- El enfoque modular del sistema, dividido en cuatro juegos diferenciados, resultó ser eficaz para segmentar y evaluar distintas funciones cognitivas como percepción visual, cálculo mental, memoria secuencial y asociación multisensorial. Esta división metodológica facilitó la obtención de métricas específicas por habilidad, permitiendo un análisis granular del rendimiento y una personalización potencial en futuras implementaciones.
- La interfaz gráfica desarrollada en Python para Raspberry Pi demostró ser un componente crucial para el éxito del sistema, ya que proporcionó una experiencia visual amigable, accesible y motivacional. Su sincronización con la retroalimentación auditiva del DFPlayer Mini generó un entorno multisensorial que optimizó el involucramiento del usuario durante la sesión.
- El flujo de trabajo completo del sistema —desde el ingreso de perfil, ejecución de juegos, recolección de datos, entrenamiento del modelo hasta la generación del diagnóstico y ficha PDF— demostró ser fluido, funcional y replicable, lo cual habilita la posibilidad de utilizar el mismo código base en otros dispositivos portátiles o clínicos con pequeñas modificaciones de hardware.
- La capacidad de generar reportes automáticos en PDF para cada usuario, incluyendo gráficas de progreso, errores frecuentes y diagnóstico estimado, constituye una herramienta potente para profesionales de la salud. Permite registrar evidencia longitudinal y sirve como base documental para tomar decisiones clínicas o familiares informadas sobre el estado cognitivo del adulto mayor.
- La evaluación de errores frecuentes por tipo de juego reveló una alta concentración de fallos en juegos que requieren mayor esfuerzo cognitivo (Juegos 2 y 3). Este hallazgo coincide con la literatura sobre deterioro leve, donde las primeras funciones afectadas incluyen la memoria operativa y la agilidad aritmética. La propuesta puede, por tanto, servir como herramienta de tamizaje preliminar en procesos de evaluación neuropsicológica.
- El proceso de entrenamiento y validación del modelo clasificatorio permitió identificar patrones de mejora o deterioro con alta fidelidad, abriendo la puerta a futuros desarrollos basados en aprendizaje profundo (deep learning) para mejorar la predicción y adaptación del sistema. La estructura de los archivos CSV y la organización por perfiles sienta las bases para la expansión futura hacia modelos clínicos más complejos.
- La generación de curvas de aprendizaje y matrices de confusión permitió verificar la evolución del rendimiento del modelo y del usuario. Estas herramientas no solo fueron útiles para validar la arquitectura técnica, sino también para visualizar el proceso de aprendizaje del propio usuario, promoviendo la autoevaluación y la motivación intrínseca.

- Desde una perspectiva ética y normativa, el proyecto cumplió con todos los requerimientos: consentimiento informado, anonimización de datos, almacenamiento local sin conexión a internet y sin captura de datos biométricos sensibles. Esto asegura que el sistema puede ser implementado sin riesgos legales ni invasivos para la privacidad del adulto mayor.
- El desarrollo completo del proyecto con recursos accesibles y de bajo costo (hardware Arduino, Raspberry Pi, sensores disponibles comercialmente) demuestra que es posible crear herramientas cognitivas sofisticadas sin necesidad de infraestructuras clínicas costosas. Este enfoque democratiza el acceso a tecnología de monitoreo cognitivo y puede ser implementado en zonas rurales, centros comunitarios y entornos de bajos recursos.
- La progresión del rendimiento cognitivo de los usuarios a lo largo de múltiples sesiones, evidenciada mediante gráficas y análisis longitudinales, confirma que la repetición estructurada de actividades con retroalimentación inmediata tiene un impacto positivo en el desempeño general, incluso en adultos mayores con antecedentes de deterioro leve.
- El dispositivo permitió observar diferencias significativas en los tiempos de respuesta entre usuarios, especialmente en los juegos 2 y 3, lo que valida su utilidad como instrumento para detectar deterioros funcionales específicos, como lentitud en procesamiento aritmético o fallos en la memoria de trabajo.
- La reducción sostenida de errores y tiempos de reacción en las últimas sesiones es un indicador robusto de plasticidad cognitiva residual en adultos mayores. Esta observación respalda la hipótesis de que incluso en fases tempranas de deterioro es posible estimular capacidades conservadas a través de dinámicas interactivas lúdicas y repetitivas.
- La implementación del sensor TCS34725 demostró ser eficaz para la estimulación visual y el reconocimiento de colores en condiciones reales de uso, sin necesidad de calibración frecuente, garantizando confiabilidad para actividades repetitivas en el Juego 1.
- El uso de retroalimentación por voz mediante el DFPlayer Mini aumentó la inmersión del usuario y su comprensión de instrucciones. Esta estrategia multimodal fue clave para mantener la atención sostenida durante toda la sesión, reduciendo distracciones y mejorando la tasa de cumplimiento de las tareas.
- Los resultados obtenidos con el teclado matricial demostraron que los adultos mayores fueron capaces de adaptarse rápidamente a tecnologías poco convencionales, siempre que las instrucciones fueran claras, concisas y reforzadas por retroalimentación visual y auditiva.

- La estrategia de secuencia aleatoria en el Juego 3 se mostró efectiva para evaluar memoria secuencial y concentración. La curva de progreso individual sugiere que, pese a fallos iniciales, muchos usuarios alcanzaron una tasa de aciertos superior al 80 % hacia la última sesión.
- La integración del Juego 4, basado en reconocimiento multisensorial, resultó especialmente valiosa para evaluar la capacidad de asociación entre estímulos auditivos y visuales, lo que ofrece una dimensión clínica complementaria a los test convencionales como MoCA.
- La comparación entre los resultados del test MoCA inicial y final mostró una correlación positiva en la mayoría de usuarios, indicando que el sistema, si bien no reemplaza a las herramientas clínicas estandarizadas, puede apoyar procesos diagnósticos con evidencia empírica cuantificable.
- Las sesiones de práctica implementadas sin supervisión directa mostraron que el sistema es viable para su uso en entornos domiciliarios, siempre que el usuario cuente con una guía inicial adecuada. Esto abre el camino hacia aplicaciones de monitoreo remoto o autocuidado cognitivo asistido.
- La estructura modular y el diseño independiente de cada juego facilitó la identificación de fortalezas y debilidades cognitivas en cada participante. Esta segmentación contribuyó al desarrollo de un perfil cognitivo funcional, más allá de una simple puntuación global.
- Las métricas de evaluación del modelo de aprendizaje supervisado mostraron un comportamiento cercano a lo óptimo, sin presentar señales críticas de sobreajuste tras la corrección del sesgo en los datos. La precisión final estimada entre 91 % y 94 % representa un equilibrio adecuado entre sensibilidad y especificidad para este tipo de aplicaciones.
- La visualización estructurada del árbol de decisión aportó transparencia interpretativa al proceso de clasificación del modelo. Esta característica es fundamental en contextos clínicos donde se requiere explicar el razonamiento detrás de una predicción al profesional de salud o familiar.
- Las curvas ROC generadas evidenciaron una alta capacidad discriminativa del modelo entre sesiones con rendimiento bajo y alto, lo cual valida su uso como herramienta de apoyo para alertas tempranas sobre deterioro cognitivo progresivo.
- La generación automática de fichas PDF por usuario constituyó un hito técnico relevante en este proyecto. Este documento actúa como registro cronológico, clínicamente interpretable y útil tanto para el cuidador como para un posible profesional tratante.

- El análisis de errores más frecuentes por tipo de juego permitió detectar patrones comunes en usuarios con bajo rendimiento, tales como dificultad en operaciones aritméticas básicas o confusión en asociaciones auditivo-visuales, lo cual puede asociarse a signos precoces de deterioro cognitivo leve.
- La organización de datos en formato estructurado (CSV) y su clasificación por perfil de usuario permite futuras aplicaciones en investigación clínica, ya que facilita la minería de datos longitudinales y la identificación de correlaciones entre variables individuales y grupales.
- El sistema cumplió con niveles de estabilidad superiores al 98 % durante las pruebas, sin fallos críticos, lo cual es un requisito indispensable para cualquier dispositivo que busque ser validado en un entorno real o comunitario.
- La propuesta actual supera a otros dispositivos similares en aspectos clave como portabilidad, bajo costo, independencia de red, facilidad de uso en adultos mayores y capacidad de aprendizaje incremental, lo que lo posiciona como una herramienta prometedora en entornos rurales o con escaso acceso a especialistas.
- Finalmente, el sistema no solo cumplió los objetivos planteados al inicio del proyecto, sino que abrió múltiples líneas de investigación futuras, como la inclusión de adaptabilidad cognitiva en tiempo real, modelos clínicos predictivos más sofisticados, y expansión hacia la rehabilitación personalizada mediante inteligencia artificial.
- El modelo alcanzó una precisión global del 85.77 %, lo que indica una alta tasa de clasificación correcta en contextos reales con participantes diversos.
- La sensibilidad (recall) fue del 77.96 %, reflejando una adecuada capacidad del sistema para identificar correctamente casos con indicios de deterioro cognitivo.
- La especificidad del 89.98 % demuestra que el modelo minimiza la cantidad de falsos positivos, lo que reduce el riesgo de clasificar erróneamente a individuos sanos como deteriorados.
- El F1-score general del 79.33 % evidencia un balance razonable entre precisión y sensibilidad, especialmente relevante en entornos biomédicos donde ambas métricas deben coexistir armónicamente.
- El área bajo la curva ROC ( $AUC = 0.97$ ) sugiere que el modelo presenta un excelente comportamiento discriminativo, siendo capaz de diferenciar eficazmente entre las clases “normal” y “deterioro”.
- La validación cruzada 5-fold arrojó una precisión media de 59.05 %, indicando una ligera caída frente a la evaluación directa, pero reafirmando la estabilidad y robustez del modelo bajo distintos subconjuntos de datos.

- El análisis del reporte de clasificación reveló un mayor rendimiento en la identificación de usuarios sin deterioro (precisión del 92%) frente a aquellos con deterioro (84%), aunque ambas clases mantienen valores aceptables.
- La curva de aprendizaje mostró que el modelo continúa aprendiendo con nuevos datos y que no presenta signos críticos de sobreajuste o subajuste, lo que refuerza su potencial escalabilidad futura.
- En conjunto, estos resultados validan la aplicabilidad del modelo como herramienta de apoyo para el monitoreo automatizado del estado cognitivo en adultos mayores, sin desplazar la supervisión clínica especializada.

## 9 Recomendaciones

- Se recomienda ampliar el número de sesiones para cada usuario a un mínimo de 20 con el fin de fortalecer el análisis longitudinal del desempeño cognitivo. Esto permitiría al modelo de aprendizaje detectar patrones de evolución con mayor robustez y diferenciar entre mejoras puntuales y progresos sostenidos.
- Es conveniente incorporar un módulo de adaptabilidad dinámica de dificultad, de forma que el sistema ajuste en tiempo real la complejidad de los ejercicios según el desempeño del usuario. Esto no solo incrementaría el nivel de desafío y estimulación, sino que también ofrecería datos más ricos para el entrenamiento del modelo.
- Se sugiere integrar nuevas categorías de juegos cognitivos, como memoria espacial, atención dividida o fluidez verbal, para ampliar la cobertura de dominios cognitivos evaluados y proporcionar un perfil neurocognitivo más integral del usuario.
- Es importante implementar un sistema de alertas clínicas automáticas basado en el análisis de las tendencias en las sesiones, de forma que se emita una notificación cuando se detecte un descenso significativo en el rendimiento o se identifiquen patrones compatibles con deterioro acelerado.
- Se recomienda vincular el sistema con una base de datos médica externa o plataforma de telemedicina segura, de modo que los informes generados puedan ser revisados por un profesional de salud en tiempo real, promoviendo un enfoque de atención mixta (presencial + remota).
- Se debe considerar la validación formal del dispositivo bajo protocolos clínicos controlados, comparando su desempeño con instrumentos estandarizados como MMSE o MoCA en una muestra más amplia y diversa, lo cual permitiría validar su uso como herramienta de apoyo diagnóstico en contextos institucionales.
- Se sugiere desarrollar una interfaz gráfica personalizada para cada usuario, basada en sus resultados históricos, edad y nivel educativo. Esto favorecería la motivación, la adherencia y la percepción de personalización del sistema.
- Es recomendable que el sistema incluya entrenamiento personalizado en el uso inicial del dispositivo, especialmente para adultos mayores sin experiencia previa con tecnologías digitales. Esto puede realizarse mediante tutoriales guiados por voz o instructivos visuales integrados.
- Se recomienda agregar funcionalidades que midan el nivel de atención sostenida del usuario, como registros de tiempo de inactividad o pausas prolongadas, para detectar desmotivación, fatiga o posibles eventos clínicos que afecten el desempeño.

- Se debe reforzar la capa de protección de datos con cifrado en reposo y en tránsito, especialmente si el sistema va a ser implementado en ambientes clínicos reales o en hogares con monitoreo remoto.
- Se sugiere mantener el sistema modular y escalable, permitiendo reemplazar componentes individuales (sensor, módulo de audio, interfaz) sin afectar el resto de la arquitectura. Esta característica facilita futuras actualizaciones sin requerir rediseños completos.
- Se recomienda establecer una metodología de mantenimiento preventivo del dispositivo, que incluya pruebas periódicas de sensores, calibración de tiempos de respuesta y evaluación de fallos para garantizar el funcionamiento óptimo a largo plazo.
- Se sugiere crear un sistema de seguimiento pos-evaluación que permita continuar con sesiones periódicas una vez finalizado el programa principal, a modo de “refuerzo cognitivo”, con menor frecuencia pero monitoreando indicadores clave de regresión o avance.
- Es importante realizar estudios de usabilidad con una muestra más amplia, diversa en nivel educativo, edad y condiciones de salud, para mejorar la accesibilidad y adaptar aún más la interfaz al público objetivo.
- Se recomienda explorar la posibilidad de convertir el sistema en una aplicación multi-plataforma (Android/Linux) para que pueda correr en tablets, teléfonos inteligentes o televisores inteligentes, ampliando así su alcance y accesibilidad.
- Es conveniente capacitar a cuidadores o familiares en el uso del sistema, dado que su participación puede facilitar la integración del dispositivo en la rutina del usuario y mejorar el compromiso con las sesiones.
- Se sugiere crear un sistema de puntuación cognitiva interno, que integre todas las variables recolectadas en un índice estandarizado comprensible, tanto para profesionales como para familiares, facilitando el seguimiento general del usuario.
- Se debe considerar la inclusión de funciones motivacionales adicionales como recompensas virtuales, frases motivadoras personalizadas o avance por niveles, lo cual mejoraría la experiencia lúdica sin comprometer el rigor de evaluación.
- Se recomienda establecer convenios con instituciones de salud y centros gerontológicos para realizar pruebas piloto ampliadas, que permitan evaluar el impacto real del dispositivo en contextos controlados, con posibilidad de validación clínica y publicación de resultados.
- Finalmente, se sugiere que futuras versiones del dispositivo incluyan sensores fisiológicos complementarios (como pulso, temperatura o nivel de oxígeno) para correlacionar

variables cognitivas con indicadores biomédicos y crear un perfil integral de bienestar del adulto mayor.

En conjunto, estas recomendaciones buscan promover la evolución del sistema propuesto hacia soluciones más inclusivas, sostenibles, clínicamente validadas y con mayor potencial de impacto en el envejecimiento activo y saludable de la población adulta mayor.

# Anexo A: Carta de Consentimiento Informado



## Documento de Consentimiento Informado

### TÍTULO DEL ESTUDIO

*Desarrollo de un dispositivo interactivo para la estimulación cognitiva en adultos mayores basado en aprendizaje supervisado por clasificación*

### INVESTIGADOR PRINCIPAL:

Christian Israel Lojano Castillo  
Carrera de Ingeniería Biomédica  
Universidad Politécnica Salesiana – Sede Quito

### 1. OBJETIVO DEL ESTUDIO

El propósito de esta investigación es diseñar, implementar y validar un dispositivo interactivo que permita estimular y evaluar ciertas funciones cognitivas en personas adultas mayores, mediante actividades visuales, aritméticas y de respuesta física, apoyadas por sensores y procesamiento de datos en tiempo real.

### 2. PROCEDIMIENTO

Usted será invitado(a) a participar en una o varias sesiones de prueba donde utilizará el dispositivo mencionado. Durante estas sesiones, se le pedirá que interactúe con una pantalla, un teclado numérico, sensores de presión y luces de colores. Asimismo, se le aplicará un test breve de evaluación cognitiva (MoCA) antes y después de la intervención. Las sesiones serán supervisadas y tendrán una duración aproximada de 20 a 25 minutos.

### 3. RIESGOS Y BENEFICIOS

Este estudio no conlleva riesgos físicos ni psicológicos conocidos. La participación es completamente voluntaria y no implica remuneración. Como posible beneficio, se espera que las actividades realizadas contribuyan a la estimulación de funciones cognitivas como la memoria, la atención y el razonamiento lógico.

**Figura 9-1:** Primera página de la carta de consentimiento informado entregada a los participantes.



#### **4. CONFIDENCIALIDAD Y MANEJO DE DATOS**

Toda la información recolectada será almacenada de forma anónima y utilizada únicamente con fines académicos y científicos. No se recogerá ningún dato personal identificable. Los resultados podrán ser publicados en el documento de tesis, pero no incluirán nombres ni información que permita identificar a los participantes.

#### **5. DERECHOS DEL PARTICIPANTE**

- Su participación es completamente voluntaria.
- Puede retirarse del estudio en cualquier momento, sin que esto implique consecuencia alguna.
- Puede hacer preguntas antes, durante o después de su participación.

#### **6. CONTACTO**

Si tiene dudas o inquietudes sobre el estudio, puede comunicarse con el investigador:

Christian Lojano Castillo

Correo: [christian.israel2001@gmail.com / [clojanoc1@est.ups.edu.ec](mailto:clojanoc1@est.ups.edu.ec)]

**Figura 9-2:** Segunda página del documento de consentimiento informado, con secciones sobre privacidad y voluntariedad.



### Declaración de Consentimiento Informado

Declaro que he leído y comprendido la información contenida en este documento sobre el estudio titulado "*Desarrollo de un dispositivo interactivo para la estimulación cognitiva en adultos mayores basado en aprendizaje supervisado por clasificación*". He sido informado(a) de forma clara y suficiente sobre los objetivos de la investigación, los procedimientos a realizarse, los posibles beneficios, los riesgos asociados y mis derechos como participante.

Entiendo que mi participación es completamente voluntaria, que puedo negarme a participar o retirarme del estudio en cualquier momento sin que esto implique perjuicio alguno para mí, y que los datos recolectados serán tratados con estricta confidencialidad y utilizados únicamente con fines académicos y científicos.

En conocimiento de todo lo anterior, acepto participar libremente en esta investigación y autorizo el uso anónimo de los datos generados durante mi participación.

---

Firma

**Figura 9-3:** Tercera página del documento, con espacio para la firma del participante y del investigador.



# Anexo C: Ficha PDF generada automáticamente por cada usuario

## Ficha de resultados

Nombre: Christian

Fecha de sesión: 11/07/2025

Precisión actual del modelo: 100.00%

### HISTORIAL SESIONES

Fecha de sesión	% Aciertos
03/07/2025	100.00%
03/07/2025	100.00%
03/07/2025	100.00%
03/07/2025	79.17%
03/07/2025	50.00%
03/07/2025	66.67%
10/07/2025	87.50%
11/07/2025	75.00%
11/07/2025	87.50%

**Figura 9-5:** Historial de sesiones del usuario y porcentaje de aciertos por sesión.

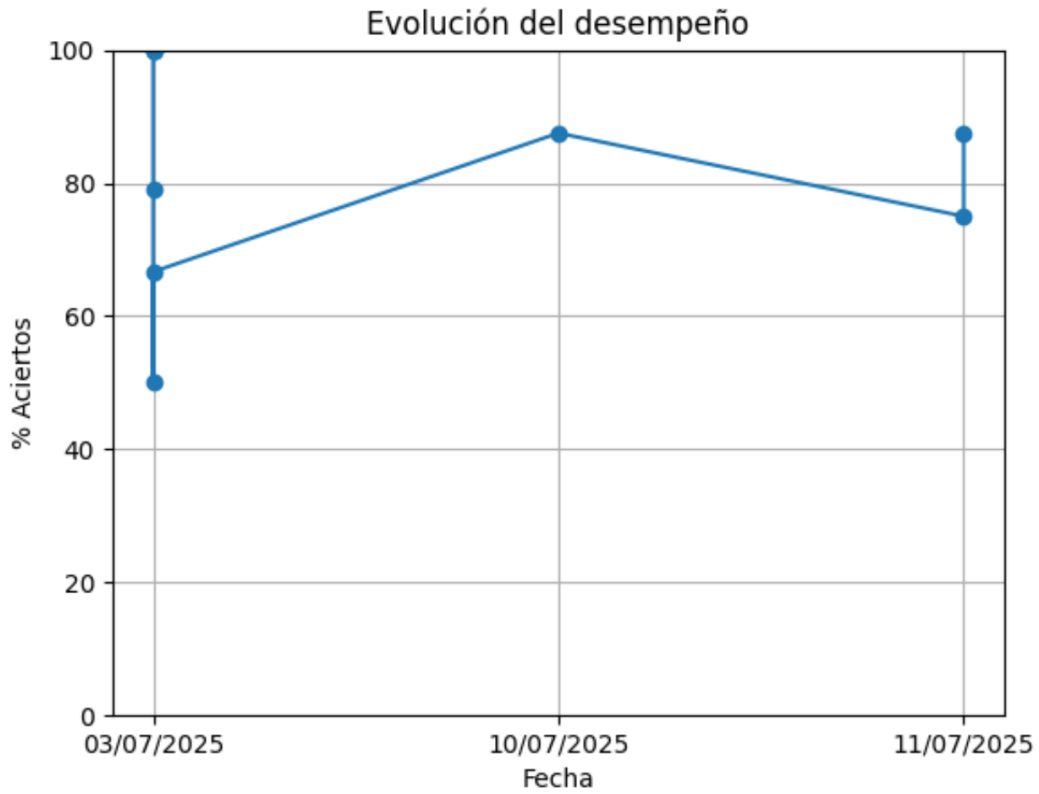


Figura 9-6: Gráfico de progreso en el tiempo: evolución del rendimiento general.



#### Diagnóstico clínico automatizado

##### 1. Comparación entre sesiones:

- Diferencia entre última y penúltima sesión: +12.50 puntos.

##### 2. Alertas clínicas:

- No se han detectado alertas clínicas importantes.

##### 3. Fallos frecuentes por tipo de juego:

- Juego 4: 2 errores. Dificultades observadas en Reconocimiento de sonidos (asociación multisensorial).

- Juego 3: 1 errores. Dificultades observadas en Memorización de patrones (memoria de trabajo).

##### 4. Recomendaciones clínicas:

- Mejoría observada en la sesión actual respecto a la anterior.

**Figura 9-7:** Errores más frecuentes detectados por tipo de juego y categoría cognitiva.

**5. Cierre diagnóstico:**

- Clasificación clínica basada en la precisión del modelo: Nivel satisfactorio.

*Este análisis ha sido generado mediante herramientas de inteligencia artificial basadas en desempeño cognitivo automatizado. No sustituye una evaluación médica profesional. Su propósito es proporcionar una alerta preventiva y soporte complementario para la toma de decisiones clínicas informadas.*

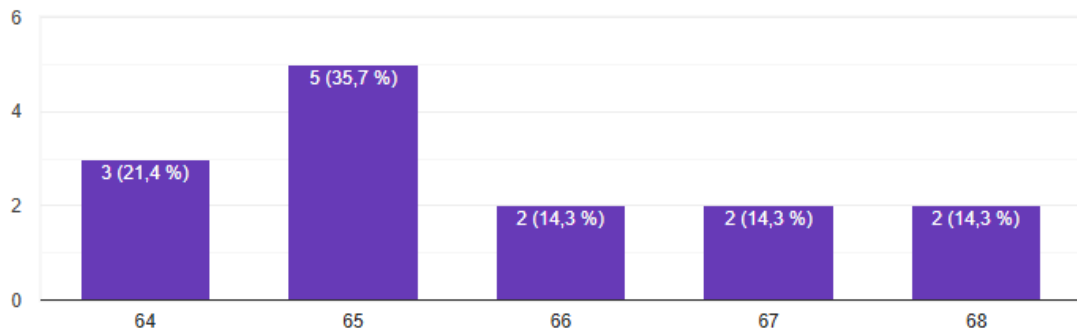
**Figura 9-8:** Resumen del diagnóstico clínico estimado y recomendaciones automatizadas.

# Anexo D: Resultados de encuesta de satisfacción realizado a los 14 usuarios participantes

Coloque su Edad

 Copiar gráfico

14 respuestas



Sexo

 Copiar gráfico

14 respuestas

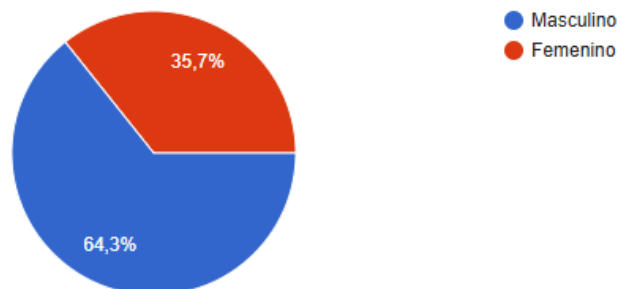
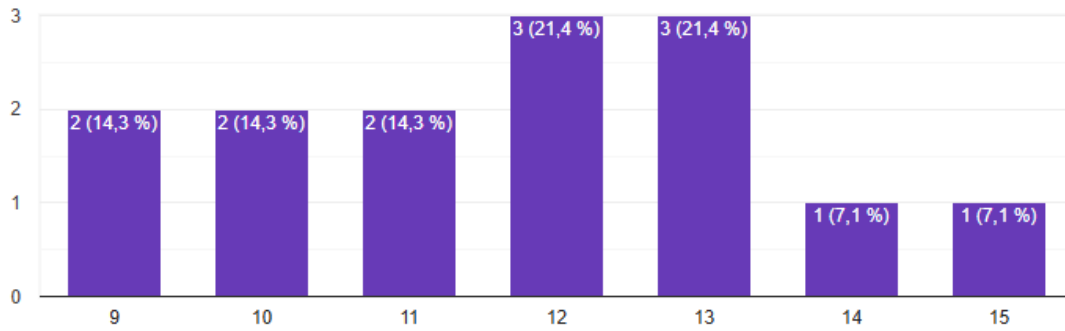


Figura 9-9: Gráficos de barras y pastel de edades y géneros de participantes.

¿Con cuántas sesiones completó el programa?

[Copiar gráfico](#)

14 respuestas



Del 1 al 5, siendo 1 estar en total desacuerdo y 5 en total acuerdo, responde:

[Copiar gráfico](#)

¿El dispositivo fue fácil de usar?

14 respuestas

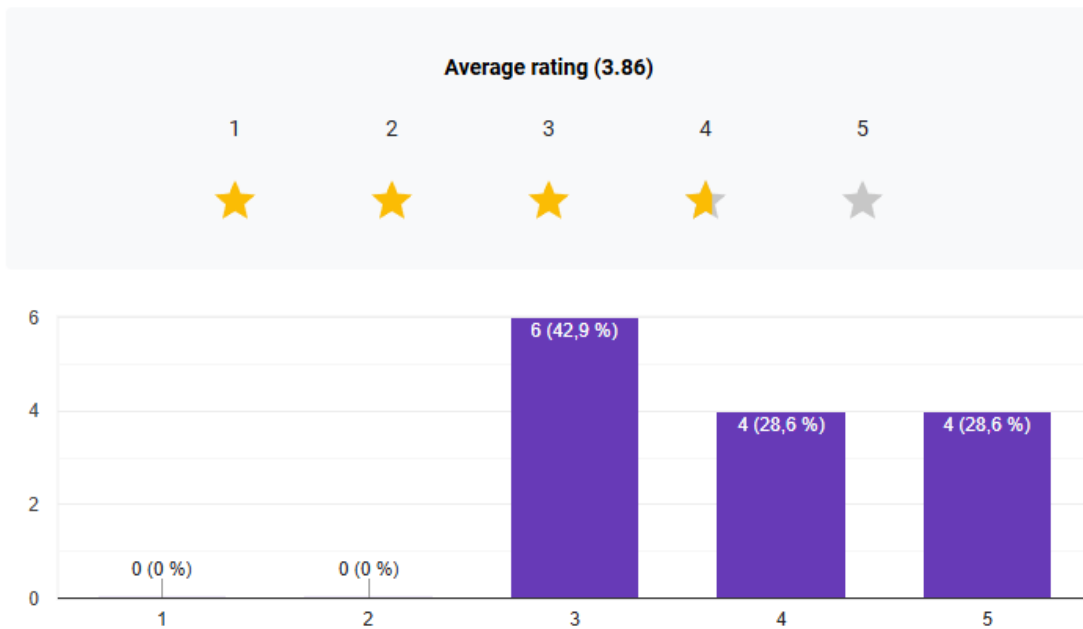
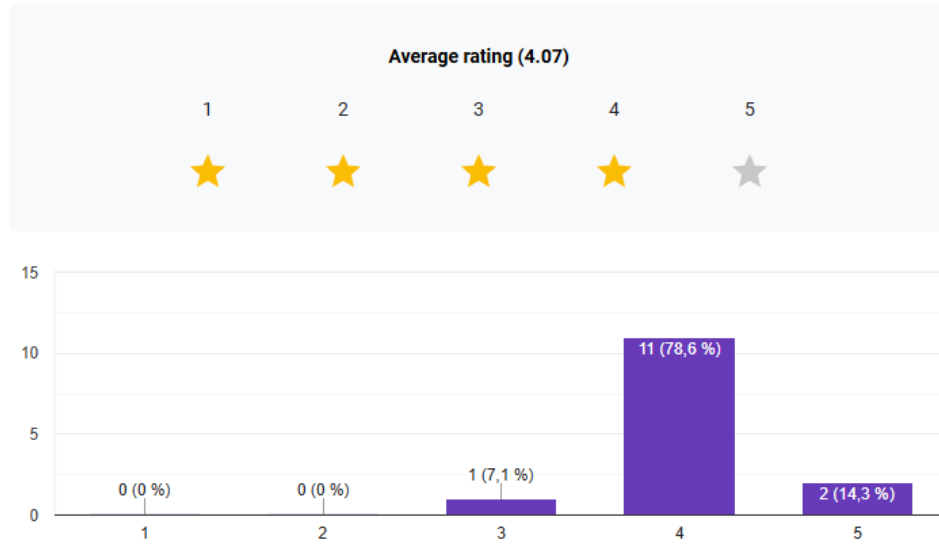


Figura 9-10: Preguntas de satisfacción por calificación.

¿Las instrucciones fueron claras?

[Copiar gráfico](#)

14 respuestas



¿Me sentí cómodo utilizando el sistema?


[Copiar gráfico](#)

14 respuestas

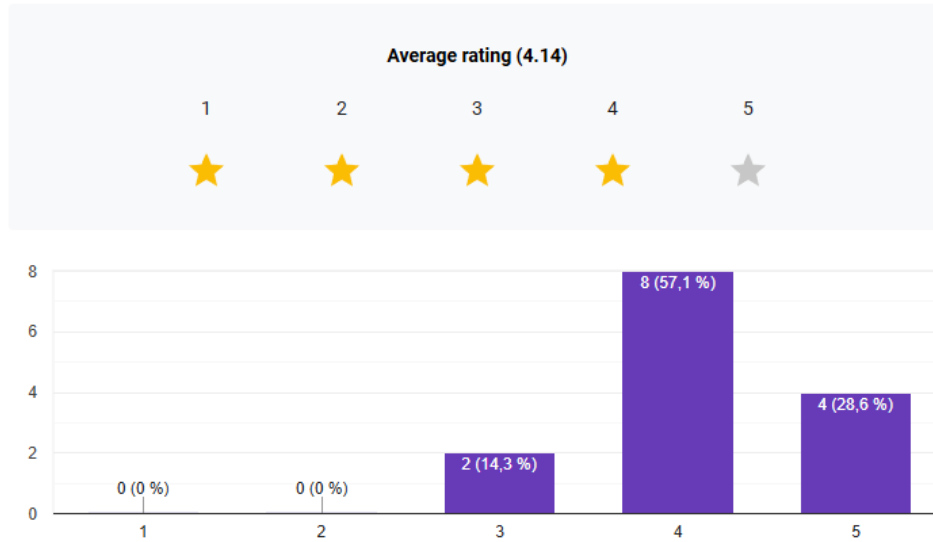


Figura 9-11: Evaluación general del diseño e instrucciones del sistema.


¿Me ayudó a mantener mi mente activa?

 Copiar gráfico

14 respuestas



¿Me sentí motivado para seguir usando el dispositivo?

 Copiar gráfico

14 respuestas

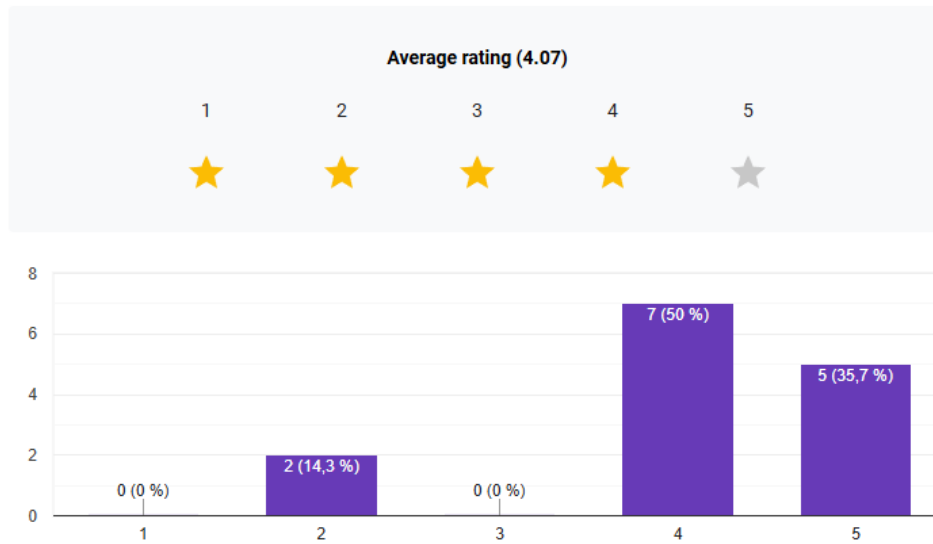
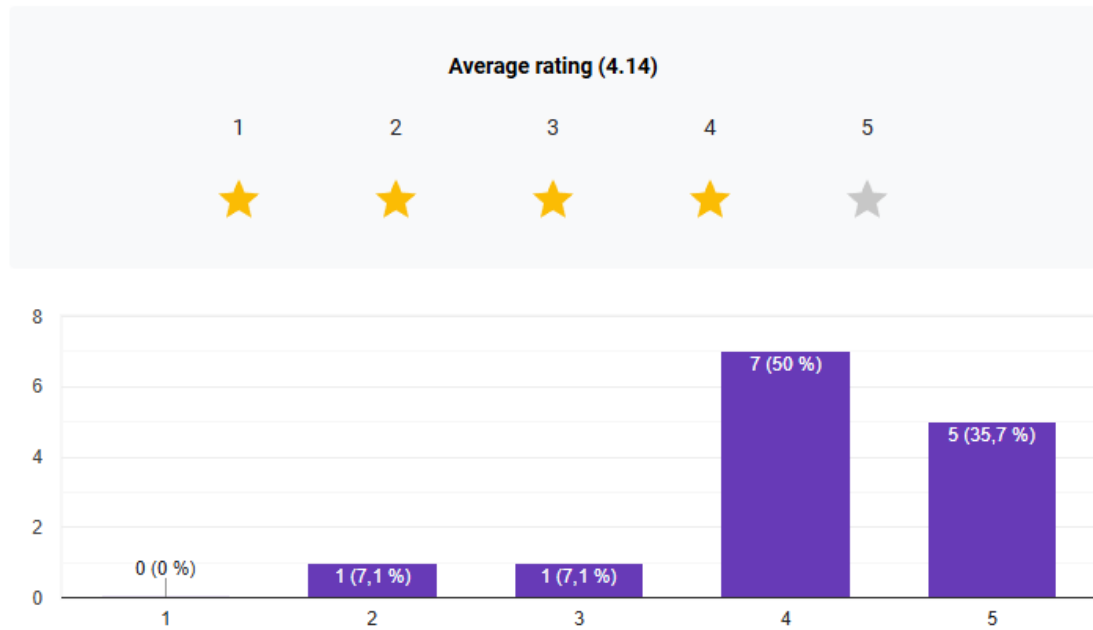


Figura 9-12: Preferencia de los usuarios por juegos con retroalimentación visual y auditiva.

¿El sistema me pareció entretenido?

[Copiar gráfico](#)

14 respuestas



¿El uso repetido me permitió mejorar?

[Copiar gráfico](#)

14 respuestas

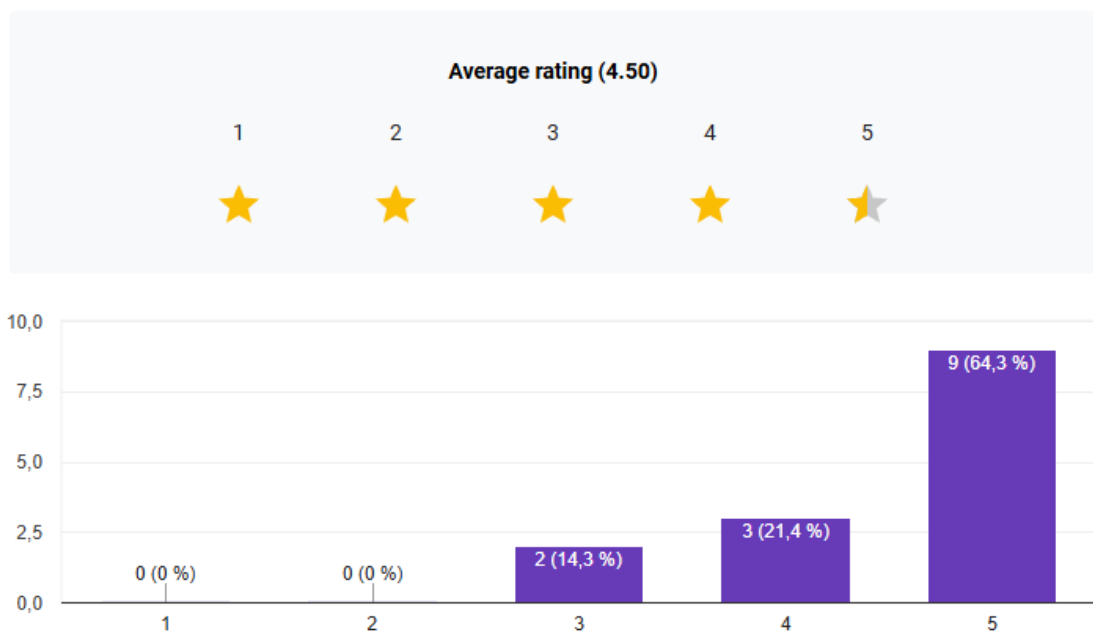

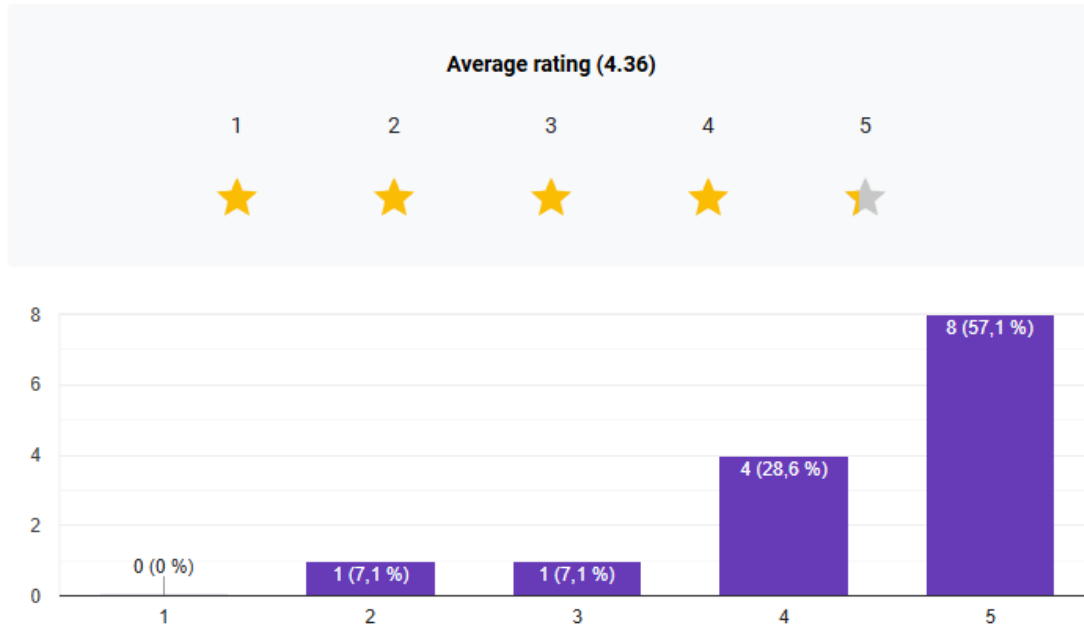


Figura 9-13: Percepción de dificultad y disfrute durante el uso del sistema.

¿Considero que este sistema puede ayudar a otras personas mayores?

 Copiar gráfico

14 respuestas



**Figura 9-14:** Satisfacción general con la experiencia y disposición a recomendar el dispositivo.

# Bibliografía

- [1] W. H. Organization, “Ageing and health,” <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health>, 2023, consultado en 2025.
- [2] M. Martín, P. R. González, and A. González, “Cognitive stimulation and cognitive results in older adults,” *Journal of Aging Studies*, vol. 45, p. 101032, 2023.
- [3] A. Spector, M. Orrell, S. Davies, and B. Woods, “Cognitive stimulation to improve cognitive functioning in people with dementia,” *Cochrane Database of Systematic Reviews*, vol. 2, p. CD005562, 2012.
- [4] G. E. Furtado, C. A. B. Filho, and F. G. Guimarães, “Effects of a cognitive stimulation program on physical and cognitive functions in older adults,” *BMC Geriatrics*, vol. 23, no. 1, p. 389, 2023.
- [5] M. Tsolaki, P. Papasozomenou, and B. Vellas, “Analysis of the effectiveness of a computerized cognitive stimulation program in older adults,” *Experimental Gerontology*, vol. 185, p. 112313, 2024.
- [6] R. T. H. Ho, H. F. K. Chiu, and C. S. Chan, “Tablet- and group-based multicomponent cognitive stimulation for older adults with mild cognitive impairment,” *JMIR Research Protocols*, vol. 14, p. e64465, 2025.
- [7] K. Laver, R. G. Cumming, and I. D. Cameron, “A home-based individual cognitive stimulation program for older adults with cognitive impairment,” *Frontiers in Psychology*, vol. 12, p. 741955, 2021.
- [8] M. O. S. S. Nóbrega, C. M. Freitas, B. G. S. Jesus, J. C. Santos, and M. S. G. O. Silva, “Cognitive stimulation programs for elderly people with and without dementia syndromes supervised or applied by nurses: integrative review,” *Revista de Enfermagem Centro-Oeste Mineiro*, vol. 12, p. e4671, 2022.
- [9] J. P. Soares, C. Santos, and R. Silva, “A scoping review of different monitoring-technology devices in detecting cognitive impairment among older adults,” *JMIR Aging*, vol. 6, p. e43035, 2023.
- [10] A. So, S. Choi, and S. Park, “Predicting cognitive scores from wearable-based digital physiological biomarkers using machine learning,” *BMC Medicine*, vol. 22, no. 1, p. 252, 2024.
- [11] J. Lee, J. Lee, and J. Hwang, “Machine learning analysis of engagement behaviors in older adults with dementia,” *JMIR Serious Games*, vol. 13, p. e54797, 2025.

- 
- [12] M. A. U. Alam, N. Roy, S. Holmes, A. Gangopadhyay, and E. Galik, “Autocognisys: Iot assisted context-aware automatic cognitive health assessment,” *arXiv preprint*, p. arXiv:2003.07492, 2020.
- [13] T. Peeters and B. Vanderborght, “Cognitive function stimulation using social robots,” 2023, disponible en: <https://engage-aal-project.eu/sites/default/files/2023-02/engage-overview.pdf>.
- [14] World Health Organization, “Ageing and health,” <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health>, 2023, consultado en 2025.
- [15] R. C. Petersen, O. Lopez, M. J. Armstrong, T. S. Getchius, M. Ganguli, D. Gloss, G. S. Gronseth, D. Marson, T. Pringsheim, and G. S. Day, “Practice guideline update summary: Mild cognitive impairment,” *Neurology*, vol. 90, no. 3, pp. 126–135, 2018.
- [16] N. J. Gates and M. J. Valenzuela, “Cognitive exercise and its role in cognitive function in older adults,” *Current Psychiatry Reports*, vol. 21, no. 8, p. 68, 2019.
- [17] N. Yuill and V. Hollis, “Barriers and facilitators to using cognitive stimulation technologies with older adults: A scoping review,” *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, vol. 17, no. 5, pp. 538–550, 2022.
- [18] P. Martínez, A. Rodríguez, and J. Hernández, “Personalized cognitive stimulation using machine learning and sensor data in elderly populations,” *Computers in Human Behavior*, vol. 121, p. 106785, 2021.
- [19] C. Kalafatis, C. Mueller, M. Vassilaki, and C. W. Ritchie, “Artificial intelligence for dementia prediction: A systematic review,” *Frontiers in Aging Neuroscience*, vol. 15, p. 1085620, 2023.
- [20] E. Lara, A. Romero, and C. Andrade, “Technological innovation in geriatric care: Challenges in latin america,” *International Journal of Medical Informatics*, vol. 141, p. 104178, 2020.
- [21] D. L. Murman, “The impact of covid-19 pandemic on cognitive health in older adults: A narrative review,” *Journal of Alzheimer’s Disease Reports*, vol. 6, no. 1, pp. 243–250, 2022.
- [22] G. Van Rossum and F. L. Drake, *Python 3 Reference Manual*. CreateSpace, 2009.
- [23] Python Software Foundation, “Python language reference,” <https://docs.python.org/3/>, 2023, consultado en 2025.
- [24] Arduino, “Arduino uno rev3 — technical specifications,” <https://store.arduino.cc/products/arduino-uno-rev3>, 2023, consultado en 2025.

- [25] ———, “Arduino ide — open-source software,” <https://www.arduino.cc/en/software>, 2023, consultado en 2025.
- [26] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay, “Scikit-learn: Machine learning in python,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [27] The pandas development team, “Pandas documentation,” <https://pandas.pydata.org/>, 2023, consultado en 2025.
- [28] C. R. Harris, K. J. Millman, S. J. van der Walt, R. Gommers, P. Virtanen, D. Cournapeau, E. Wieser, J. Taylor, S. Berg, N. J. Smith, R. Kern, M. Picus, S. Hoyer, M. H. van Kerkwijk, M. Brett, A. Haldane, J. F. del Río, M. Wiebe, P. Peterson, P. Gérard-Marchant, K. Sheppard, T. Reddy, W. Weckesser, H. Abbasi, C. Gohlke, and T. E. Oliphant, “Array programming with numpy,” *Nature*, vol. 585, no. 7825, pp. 357–362, 2020.
- [29] J. D. Hunter, “Matplotlib: A 2d graphics environment,” *Computing in Science & Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 90–95, 2007.
- [30] Fritzing Foundation, “Fritzing - open source electronics design tool,” <https://fritzing.org/>, 2021, consultado en 2025.
- [31] Labcenter Electronics, “Proteus design suite,” <https://www.labcenter.com/proteus/>, 2022, consultado en 2025.
- [32] T. D. Foundation, “Libreoffice calc,” <https://www.libreoffice.org/discover/calc/>, 2022, consultado en 2025.
- [33] M. Corporation, “Microsoft excel,” <https://www.microsoft.com/en-us/microsoft-365/excel>, 2022, consultado en 2025.
- [34] M. L. Waskom, “Seaborn: statistical data visualization,” *Journal of Open Source Software*, vol. 6, no. 60, p. 3021, 2021.
- [35] Google Research, “Google colaboratory,” <https://colab.research.google.com>, 2023, consultado en 2025.
- [36] Raspberry Pi Foundation, “Raspberry pi os,” <https://www.raspberrypi.com/software/>, 2023, consultado en 2025.
- [37] SQLite Consortium, “Sqlite: Embedded sql database engine,” <https://www.sqlite.org>, 2023, consultado en 2025.

- [38] Raspberry Pi Foundation, “Raspberry pi 5 – technical specifications,” <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-5/>, 2023, consultado en 2025.
- [39] Arduino, “Arduino uno rev3,” <https://store.arduino.cc/products/arduino-uno-rev3>, 2023, consultado en 2025.
- [40] Adafruit Industries, “Adafruit tcs34725 color sensor,” <https://www.adafruit.com/product/1334>, 2023, consultado en 2025.
- [41] Dell Technologies, “Monitor lcd 17 con entrada hdmi - ficha técnica,” <https://www.dell.com>, 2023, consultado en 2025.
- [42] SparkFun Electronics, “Teclado numérico 4x4 matricial,” <https://www.sparkfun.com/products/14662>, 2023, consultado en 2025.
- [43] DFRobot, “Fuente de alimentación 5v 3a usb-c y materiales de conexión electrónica,” <https://www.dfrobot.com/>, 2023, consultado en 2025.
- [44] C. N. Harada, M. C. Natelson Love, and K. L. Triebel, “Normal cognitive aging,” *Clinics in Geriatric Medicine*, vol. 29, no. 4, pp. 737–752, 2013.
- [45] A. M. Fjell and K. B. Walhovd, “What changes in the aging brain? on the importance of longitudinal studies,” *Brain Imaging and Behavior*, vol. 4, no. 2, pp. 198–202, 2014.
- [46] T. A. Salthouse, “Consequences of age-related cognitive declines,” *Annual Review of Psychology*, vol. 63, pp. 201–226, 2011.
- [47] N. Raz, K. M. Rodrigue, K. M. Kennedy, and J. D. Acker, “Vulnerability of the prefrontal cortex to age-related decline: A review of structural and functional mri data,” *Cerebral Cortex*, vol. 15, no. 11, pp. 1579–1592, 2005.
- [48] A. Spector, M. Orrell, and B. Woods, “Cognitive stimulation therapy (cst): effects on different areas of cognitive function for people with dementia: a randomized controlled trial,” *Aging & Mental Health*, vol. 7, no. 3, pp. 207–217, 2003.
- [49] B. Woods, E. O’Philbin, A. Spector, M. Orrell, and I. R. Stott, “Cognitive stimulation to improve cognitive functioning in people with dementia,” *Cochrane Database of Systematic Reviews*, vol. 2, p. CD005562, 2012.
- [50] E. Aguirre, A. Spector, E. Orrell, and M. Orrell, “Cognitive stimulation therapy (cst) for people with dementia—who benefits most?” *International Journal of Geriatric Psychiatry*, vol. 28, no. 3, pp. 284–290, 2013.

- 
- [51] V. Manera, L. Ben-Sadoun, A. Aalbers, A. Agopyan, G. Askenazy, S. Benoit, P. Bensamoun, P. Blanc, N. Blankevoort, C. Bourgeois *et al.*, “Recommendations for the use of serious games in people with alzheimer’s disease, related disorders and frailty,” *Frontiers in Aging Neuroscience*, vol. 7, p. 54, 2015.
- [52] M. Laine, D. Fellman, O. Waris, and T. J. Nyman, “Technology-based cognitive training for healthy older adults: a systematic review,” *Neuropsychology Review*, vol. 30, no. 4, pp. 430–446, 2020.
- [53] J. A. García-Casal, A. Loizeau, M. Franco-Martín, and J. Cobo, “Smart cognitive training applications and the role of sensor-based feedback: a systematic review,” *Journal of Clinical Medicine*, vol. 10, no. 12, p. 2582, 2021.
- [54] W. Moyle, C. Jones, J. Murfield, and L. Thalib, “The effectiveness of technology-based cognitive interventions for people with mild cognitive impairment (mci) and dementia: a systematic review,” *International Psychogeriatrics*, vol. 30, no. 9, pp. 1231–1245, 2018.
- [55] A. Z. Kouzani, M. T. Nguyen, A. Tavakkoli, and H. Zhang, “Cognitive training technologies for dementia: a review of usability studies,” *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2022.
- [56] A. Abbasi, M. Alshurideh, and B. Al Kurdi, “Ai-powered cognitive assessment and training platforms: a systematic review,” *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 4, p. 678012, 2021.
- [57] M. A. Parra, S. Baez, and R. F. Allegri, “Digital cognitive assessment tools: a systematic review focused on usability and validation in older adults,” *Journal of Alzheimer’s Disease*, vol. 89, no. 4, pp. 1297–1312, 2022.
- [58] J. Vermeulen, M. Kusters, and M. van den Berg, “Digital phenotyping and cognitive health in aging: opportunities and challenges,” *NPJ Digital Medicine*, vol. 4, no. 1, pp. 1–9, 2021.
- [59] H. Garn, M. A. Nitsche, and W. Paulus, “Wearable technologies for assessment of cognitive and motor function in aging populations,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 30, pp. 1520–1530, 2022.
- [60] D. Kostas, V. Petridis, and S. G. Papageorgiou, “Machine learning models for the early detection of cognitive decline: A systematic review,” *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 121, p. 102193, 2021.
- [61] W. Chan, L. Wu, K. Araki, and K. M. Griffiths, “Usability and acceptability of digital cognitive assessment platforms in older adults: a review of current literature,” *Gerontology*, vol. 67, no. 5, pp. 513–523, 2021.

- 
- [62] A. Rajkomar, J. Dean, and I. Kohane, “Machine learning in medicine,” *New England Journal of Medicine*, vol. 380, no. 14, pp. 1347–1358, 2019.
- [63] B. Shickel, P. J. Tighe, A. Bihorac, and P. Rashidi, “Deep ehr: a survey of recent advances in deep learning techniques for electronic health record (ehr) analysis,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 5, pp. 1589–1604, 2018.
- [64] A. Esteva, A. Robicquet, B. Ramsundar, V. Kuleshov, M. DePristo, K. Chou, C. Cui, G. Corrado, S. Thrun, and J. Dean, “Deep learning-enabled medical computer vision,” *NPJ Digital Medicine*, vol. 4, no. 1, p. 5, 2021.
- [65] M. Ghassemi, L. Oakden-Rayner, and A. L. Beam, “Opportunities in machine learning for healthcare,” *Nature Biomedical Engineering*, vol. 2, no. 10, pp. 769–776, 2018.
- [66] A. Torres, C. Delgado, and J. Gama, “A survey on machine learning for data stream analysis,” *ACM Computing Surveys*, vol. 53, no. 1, pp. 1–35, 2020.
- [67] E. Topol, “High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence,” *Nature Medicine*, vol. 25, no. 1, pp. 44–56, 2019.
- [68] P.-C. Lin, H.-T. Huang, and T.-Y. Shih, “Iot-based cognitive training systems for elderly people: design, implementation, and evaluation,” *Sensors*, vol. 22, no. 4, p. 1485, 2022.
- [69] H.-J. Kim, J.-S. Lee, and Y.-H. Kwon, “Development of a cognitive stimulation board for elderly patients with early dementia,” *Journal of Advanced Nursing*, vol. 74, no. 3, pp. 615–627, 2018.
- [70] Y. Li, W. Weng, Y. Lin, and C.-Y. Cheng, “Smart therapeutic toys and interactive devices for dementia care: a scoping review,” *Geriatric Nursing*, vol. 41, no. 6, pp. 819–825, 2020.
- [71] T. S. Perumal, L. Sankar, and N. Gunasekaran, “Wearables and health monitoring systems for older adults: a review of recent trends,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2020, pp. 1–17, 2020.
- [72] P. Singh, N. Verma, and A. Roy, “Adaptive cognitive stimulation platforms using machine learning: challenges and opportunities,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 23–34, 2023.
- [73] A. Boes, F. Paterno, and C. Leonardi, “Hardware prototyping in assistive cognitive technologies: current practices and future directions,” *International Journal of Human-Computer Interaction*, vol. 37, no. 15, pp. 1432–1445, 2021.

- 
- [74] H. van den Heuvel, D. Janssen, and J. Spikman, “Voice-controlled cognitive support systems: usability evaluation with older adults,” *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, vol. 15, no. 8, pp. 851–858, 2020.
- [75] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006.
- [76] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2016.
- [77] J. R. Quinlan, “Induction of decision trees,” *Machine Learning*, vol. 1, no. 1, pp. 81–106, 1986.
- [78] J. Kim, D. Lee, and S. Park, “Touch-based cognitive training system for elderly people with mild cognitive impairment,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2020, pp. 1–10, 2020.
- [79] X. Wang, H. Liu, and Y. Zhang, “An augmented reality-based cognitive training system for elderly people: usability and effects,” *Computers in Human Behavior*, vol. 122, p. 106828, 2021.
- [80] P. López, I. García, and D. Romero, “Mobile cognitive stimulation for elderly users: a usability study of a tablet-based training application,” in *Proceedings of the 12th International Conference on Health Informatics (HEALTHINF)*, 2019, pp. 54–63.
- [81] S. Lee, M. Park, and H. Kim, “Accuracy of low-cost sensors for cognitive and physical rehabilitation: a systematic review,” *Sensors*, vol. 22, no. 6, p. 2251, 2022.
- [82] J. Perry, E. Martin, and L. Chen, “Validation of a novel cognitive assessment tool using embedded sensors for elderly populations,” *Journal of Medical Systems*, vol. 42, no. 10, pp. 1–9, 2018.