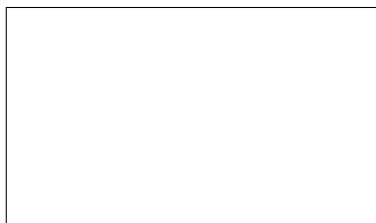


Graphical Abstract

Torddis: A Real-Time IoT System for Detecting Distractions in Children's Home-Based Academic Activities

Gleiston Guerrero-Ulloa, Carlos Almeida-Dueñas, John Plazarte-Suárez, Orlando Erazo-Moreta, Carlos Rodríguez-Domínguez, Miguel J. Hornos



Highlights

Torddis: A Real-Time IoT System for Detecting Distractions in Children's Home-Based Academic Activities

Gleiston Guerrero-Ulloa, Carlos Almeida-Dueñas, John Plazarte-Suárez, Orlando Erazo-Moreta, Carlos Rodríguez-Domínguez, Miguel J. Hornos

- **Integración de Inteligencia Artificial e IoT:** Torddis utiliza tecnologías de IA e IoT para monitorear en tiempo real las distracciones de los estudiantes en el hogar. El sistema identifica expresiones faciales indicativas de distracción, objetos no autorizados y signos de somnolencia, proporcionando una herramienta accesible y eficiente para la supervisión académica.
- **Metodología TDDM4IoTS:** Desarrollado siguiendo la metodología TDDM4IoTS, Torddis asegura la integración efectiva de una aplicación móvil y un dispositivo IoT, mejorando la supervisión académica y la concentración de los estudiantes. Esta metodología facilita el análisis del comportamiento de los niños mientras realizan tareas escolares de forma independiente en el hogar.
- **Evaluación de Usabilidad:** La usabilidad del sistema fue evaluada positivamente por los tutores, logrando una notable puntuación del 81.46% en la escala de usabilidad del sistema (SUS). Esto resalta los beneficios del sistema para mejorar la concentración de los estudiantes y brindar apoyo informativo a los padres.
- **Alertas Visuales y Auditivas:** Los tutores enfatizaron la importancia de las alertas visuales y auditivas para mantener la atención de los estudiantes. El sistema incluye funciones que permiten la personalización de mensajes de audio y visuales, ayudando a mantener el enfoque de los niños durante las actividades académicas.
- **Impacto en la Educación:** Torddis promete un impacto significativo en la educación, posicionándose como un fuerte aliado en el aprendizaje y ofreciendo oportunidades para un mayor desarrollo. La integración de tecnologías avanzadas para la detección y respuesta en tiempo real a las distracciones subraya la relevancia de la innovación tecnológica en el ámbito educativo.

Torddis: A Real-Time IoT System for Detecting Distractions in Children's Home-Based Academic Activities[★]

Gleiston Guerrero-Ulloa^a, Carlos Almeida-Dueñas^a, John Plazarte-Suárez^a,
Orlando Erazo-Moreta^a, Carlos Rodríguez-Domínguez^{b,*} and Miguel J. Hornos^b

^aFaculty of Engineering Sciences, State Technical University of Quevedo, Central Campus, Quito Avenue km. 1 1/2, on the way to Santo Domingo de los Tsáchilas, Quevedo, 120301, Los Ríos, Ecuador

^bSoftware Engineering Department, University of Granada, Calle Periodista Daniel Saucedo Aranda s/n, 18071 Granada, Spain

ARTICLE INFO

Keywords:

Internet of Things
Artificial Intelligence
Computer Vision
Distraction Monitoring
Student Concentration

ABSTRACT

Torddis es un sistema innovador diseñado para mitigar los efectos del ausentismo parental en el rendimiento académico mediante el uso de tecnologías de Inteligencia Artificial (IA) e Internet de las Cosas (IoT). El sistema monitorea en tiempo real las distracciones de los estudiantes en entornos domésticos, detectando expresiones faciales indicativas de distracción, objetos no autorizados y signos de somnolencia. Desarrollado utilizando la metodología TDDM4IoT, Torddis integra una aplicación móvil con un dispositivo IoT para ofrecer a los tutores una herramienta práctica y eficiente para supervisar las actividades académicas en el hogar. Las evaluaciones de usabilidad realizadas por los tutores arrojaron una alta puntuación en la escala de usabilidad del sistema (SUS) del 81.46%, lo que subraya la efectividad del sistema en mejorar la concentración de los estudiantes y proporcionar información valiosa para los padres. Aunque el sistema ha demostrado un potencial significativo, se han señalado recomendaciones para mejorar la calidad de la cámara. Torddis aspira a tener un impacto sustancial en la educación, sirviendo como un aliado robusto en el proceso de aprendizaje y ofreciendo prometedoras vías para futuros avances tecnológicos.


1. Introducción

Durante la última década, los estilos de vida acelerados y el aumento de la carga laboral han llevado a un incremento en el ausentismo parental durante las horas reservadas para las actividades de los estudiantes de primaria, lo cual ha resaltado la necesidad de soluciones tecnológicas que puedan suplir esta carencia de supervisión Seidu, Arthur-Holmes, Agbaglo and Ahinkorah (2022).

Esta ausencia y falta de apoyo han demostrado afectar directamente el rendimiento académico de los jóvenes estudiantes. Los docentes han observado una disminución en los indicadores de rendimiento y disciplina, lo cual podría impactar negativamente la autoestima de los estudiantes y otros aspectos psicosociales. Además, la literatura sugiere que el apoyo emocional en el hogar es un pilar esencial para que los niños se concentren en sus estudios (Seidu et al., 2022).

La interferencia emocional influye no solo en el éxito educativo, sino que también impacta de manera significativa en todos los aspectos de la vida de los estudiantes (Åke, Hartelius, Jakola and Antonsson, 2023). En este contexto, un entorno familiar que promueva la comunicación positiva y la interacción genuina puede mejorar el bienestar y las habilidades sociales de los estudiantes (Navarro, Larrañaga, Yubero and Vllora, 2024). Sin embargo, para abordar de manera efectiva los desafíos asociados con la atención y la regulación emocional, es fundamental incorporar herramientas tecnológicas que integren Inteligencia Artificial (IA) e Internet de las Cosas (IoT). Estas tecnologías

*Corresponding author

 gguerrero@uteq.edu.ec (G. Guerrero-Ulloa); carlos.almeida2017@uteq.edu.ec (C. Almeida-Dueñas); john.plazarte2017@uteq.edu.ec (J. Plazarte-Suárez); oeazo@uteq.edu.ec (O. Erazo-Moreta); carlosrodriguez@ugr.es (C. Rodríguez-Domínguez); mhornos@ugr.es (M.J. Hornos)

 <https://www.uteq.edu.ec> (G. Guerrero-Ulloa); <https://www.uteq.edu.ec> (C. Almeida-Dueñas); <https://www.uteq.edu.ec> (J. Plazarte-Suárez); <https://www.uteq.edu.ec> (O. Erazo-Moreta);

<https://lsi.ugr.es/informacion/directorio-personal/carlos-rodriguez-dominguez> (C. Rodríguez-Domínguez);

<https://lsi.ugr.es/informacion/directorio-personal/miguel-juan-hornos-barranco> (M.J. Hornos)

ORCID(s): 000-0001-5990-2357 (G. Guerrero-Ulloa); 0000-0002-0959-922X (C. Almeida-Dueñas); 0000-0001-5488-9982 (J. Plazarte-Suárez); 0000-0001-5642-9920 (O. Erazo-Moreta); 0000-0001-5626-3115 (C. Rodríguez-Domínguez); 0000-0001-5722-9816 (M.J. Hornos)

permiten monitorear y medir las distracciones de los niños, proporcionando datos cruciales para la toma de decisiones orientadas a mejorar la atención y el aprendizaje (Alvear-Puertas, Rosero-Montalvo, Peluffo-Ordóñez and Pijal-Rojas, 2017; Berrezueta-Guzman, Pau, Martín-Ruiz and Máximo-Bocanegra, 2021).

El uso de herramientas tecnológicas basadas en IA e IoT no solo contribuye al mejoramiento del rendimiento académico, sino que también fomenta habilidades de autorregulación en los estudiantes, esenciales para su desarrollo cognitivo y socioemocional (?). La retroalimentación que ofrecen estas tecnologías ayuda a los estudiantes a identificar sus distracciones y tomar acciones correctivas, lo que refuerza su capacidad para gestionar el tiempo y concentrarse en sus actividades. De esta manera, las herramientas tecnológicas se presentan como un recurso valioso para complementar la influencia positiva del entorno familiar y potenciar el aprendizaje autorregulado, creando un enfoque integral que abarca tanto el ámbito educativo como el personal Thinyane and Masikisiki (2016).

La concentración de los estudiantes es un factor crucial que determina su capacidad para aprender y aplicar los conocimientos impartidos por los docentes. En un estudio realizado por Terraza Arciniegas, Amaya, Piedrahita Carvajal, Rodríguez-Marin, Duque-Muñoz and Martínez-Vargas (2022), se propone un sistema para monitorear la atención de los estudiantes en un entorno de aprendizaje en línea utilizando algoritmos de visión por computadora. Los autores utilizan una Red Neuronal Recurrente (RNN) para identificar puntos de referencia faciales, que detectan si un estudiante mantiene una posición frontal hacia el dispositivo utilizado para asistir a una clase en línea. Su estudio resalta algunas limitaciones presentes en las propuestas actuales.

Por otro lado, el trabajo de Berrezueta-Guzman et al. (2021) presenta un sistema robótico diseñado para interactuar con niños diagnosticados con Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) para ayudarles a corregir hábitos poco saludables y comportamientos inapropiados asociados con el TDAH. Este sistema está orientado a niños diagnosticados con TDAH; sin embargo, a pesar de sus aspectos prometedores, cuando se aplica de manera general, puede perturbar a los niños sin tales condiciones. Además, este sistema carece de funciones de notificación, alerta o alarma para informar a sus tutores.

En un esfuerzo por incluir la participación del tutor para mejorar el bienestar emocional de los niños, se introduce Torddis¹, como una solución que utiliza los avances tecnológicos para monitorizar el comportamiento de los estudiantes mientras realizan tareas escolares de forma independiente en sus hogares e informa a los tutores sobre cualquier desarrollo, para que puedan asegurar a sus hijos que no están solos. Además, Torddis está habilitado para reproducir sonidos que pueden ser mensajes personalizados de acuerdo con las preferencias de los usuarios.

Para lograr sus objetivos, Torddis emplea algoritmos avanzados de visión por computadora y técnicas de aprendizaje profundo. El sistema incluye una aplicación móvil para tutores y un dispositivo IoT que facilita el análisis del comportamiento de los niños mientras realizan tareas escolares por su cuenta. Desarrollado utilizando la metodología TDDM4IoTS (Guerrero-Ulloa, Hornos and Rodríguez-Domínguez, 2020), Torddis se destaca por su enfoque holístico. Permite a los tutores monitorear y responder en tiempo real a signos de inatención. Las características clave incluyen la capacidad de detectar expresiones faciales que representan emociones fundamentales e identificar signos de somnolencia o el uso inadecuado de objetos durante las actividades educativas. Esta funcionalidad permite a los tutores alentar a sus hijos a mantener la concentración, utilizando tanto estímulos visuales como auditivos como motivadores (Al-Gburi, Al-Sammak, Marghescu and Oprea, 2023; Enadula, Enadula and Burri, 2021; Terraza Arciniegas et al., 2022).

El sistema Torddis está diseñado para reforzar habilidades metacognitivas, como la gestión del tiempo y la concentración, esenciales en el aprendizaje moderno y en el contexto del aprendizaje autónomo. Su enfoque en la supervisión proactiva responde a la necesidad de apoyar a los niños durante una etapa crítica de desarrollo, proporcionando a los tutores una herramienta valiosa que complementa la supervisión tradicional en el hogar y contribuye a mejorar los resultados educativos de esta población.

Este artículo está organizado en secciones que cubren diferentes aspectos de la implementación de la propuesta actual. La Sección 2 se plantea la dimensión pedagógica del sistema TORDDIS. En La Sección 3 revisa trabajos relacionados publicados en revistas internacionales de prestigio durante los últimos diez años. Estos trabajos están indexados en bases de datos como Web of Science (WoS), IEEE Xplore, ACM Digital Library y PubMed. La sección 4 describe los materiales y métodos utilizados a lo largo del desarrollo y los procesos de evaluación del sistema. La Sección 5 presenta los principales resultados y discusión, y la Sección 6 expone las conclusiones.

¹Del latín **Tor**queo **dis**cerno **discipulus**", que significa "detección de desviación o cambio en la atención del estudiante."

2. Dimensión Pedagógica del Sistema Torddis

El sistema Torddis, además de ofrecer soluciones tecnológicas para el monitoreo de la concentración de los estudiantes, aborda la importancia del aprendizaje autónomo y la autorregulación, aspectos fundamentales en el desarrollo académico y personal de los niños. La autorregulación, entendida como la capacidad de los estudiantes para gestionar y evaluar su propio proceso de aprendizaje, se convierte en una competencia esencial en el aprendizaje moderno. Diversas investigaciones, que abarcan desde la implementación de lenguajes de programación visual en la educación primaria (Sáez-López, Román-González and Vázquez-Cano, 2016) hasta la incorporación de metodologías activas en el aula (Mohamed and Lamia, 2018), resaltan que los entornos tecnológicos y las estrategias pedagógicas pueden promover significativamente la autorregulación en los estudiantes. Estos enfoques permiten a los niños interactuar de forma autónoma y reflexiva, generando hábitos que fortalecen su capacidad para mantener la concentración y gestionar su tiempo y sus recursos de manera efectiva. En este contexto, Torddis se presenta no solo como una herramienta de monitoreo, sino como un aliado pedagógico que contribuye al desarrollo de habilidades de autorregulación y refuerza el rol del tutor o profesor en el proceso de aprendizaje.

2.1. Importancia de la autorregulación en el aprendizaje

El desarrollo de la autorregulación en el aprendizaje resulta fundamental para la autonomía académica, ya que permite a los estudiantes tomar control sobre su propio proceso de aprendizaje, estableciendo metas, evaluando sus avances y ajustando sus estrategias. La investigación de Taber (2024) ejemplifica cómo la autorregulación es esencial en disciplinas que demandan habilidades de gestión autónoma, permitiendo a los estudiantes monitorear y mejorar continuamente su rendimiento.

Asimismo, los entornos educativos pueden fomentar esta competencia mediante metodologías activas y el uso de tecnologías. Por ejemplo, el uso de lenguajes de programación visual, como Scratch, en la educación básica ayuda a los estudiantes a experimentar y tomar decisiones, desarrollando así habilidades de autorregulación a través de la exploración y el control personal de sus actividades de aprendizaje. El aula invertida apoyada por sistemas de tutoría inteligente, descrito en el trabajo de Mohamed and Lamia (2018) permite a los estudiantes trabajar de forma independiente fuera del aula y recibir retroalimentación inmediata, promoviendo un proceso de aprendizaje autorregulado y adaptativo.

Finalmente, el uso de dinámicas de juego colaborativo, como exploran Echeverría, García-Campo, Nussbaum, Gil, Villalta, Améstica and Echeverría (2011) contribuye al desarrollo de competencias de autorregulación en un entorno lúdico. Estas experiencias, al involucrar al estudiante en la toma de decisiones y el manejo de objetivos, consolidan habilidades de autocontrol y manejo de tiempo esenciales en el aprendizaje autónomo.

Estas investigaciones destacan que el desarrollo de la autorregulación mediante enfoques tecnológicos y pedagógicos no solo optimiza el aprendizaje autónomo, sino que también prepara a los estudiantes para enfrentar de forma reflexiva y adaptativa los retos de su proceso educativo.

2.2. Torddis y su contribución a la supervisión del aprendizaje autónomo en el hogar

El sistema Torddis está diseñado para apoyar el aprendizaje autónomo en los estudiantes a través de herramientas tecnológicas que permiten la supervisión y la monitorización en tiempo real de la concentración durante sus actividades académicas en el hogar. Mediante el análisis de expresiones faciales, la detección de objetos y el reconocimiento de estados de somnolencia, el sistema ayuda a los estudiantes a mantener el enfoque en sus tareas escolares, permitiéndoles desarrollar habilidades esenciales de autorregulación como la atención sostenida, la gestión del tiempo y el autocontrol.

Una característica clave de Torddis es su capacidad para detectar distracciones y emitir alertas visuales y sonoras, brindando a los estudiantes una retroalimentación inmediata que los ayuda a redirigir su atención hacia las actividades académicas. Esta retroalimentación en tiempo real refuerza el proceso de autorreflexión y autoevaluación, aspectos cruciales en la autorregulación del aprendizaje. Además, al incorporar a los tutores en el proceso, Torddis establece un entorno de aprendizaje colaborativo donde los padres pueden observar y analizar los patrones de comportamiento de sus hijos, lo que permite una intervención oportuna en caso de que se identifiquen barreras para el aprendizaje.

La capacidad de Torddis para registrar y visualizar datos históricos de las distracciones de los estudiantes y otros parámetros relevantes también permite un seguimiento constante y la identificación de áreas específicas en las que el estudiante podría mejorar su autorregulación. Este enfoque integral no solo optimiza el tiempo y esfuerzo del estudiante, sino que también proporciona a los tutores una herramienta confiable para apoyar el proceso de aprendizaje en ausencia de supervisión constante, promoviendo una educación que fomente la autonomía y la autogestión en el estudiante.

2.3. Relación de Torddis con las competencias digitales

El sistema Torddis se presenta como una herramienta educativa que promueve activamente el desarrollo de competencias digitales entre los estudiantes. En la era de la digitalización, los estudiantes requieren habilidades que les permitan interactuar eficazmente con herramientas tecnológicas para maximizar sus oportunidades de aprendizaje y, al mismo tiempo, adquirir habilidades críticas para el futuro. El sistema apoya este desarrollo al facilitar un entorno en el cual los estudiantes pueden participar en actividades interactivas y autónomas, permitiéndoles mejorar sus competencias en la resolución de problemas y en el uso efectivo de la tecnología educativa.

Implementaciones como el aula invertida, donde los estudiantes acceden a contenido digital fuera del horario de clases y emplean las horas presenciales para actividades prácticas, han demostrado ser eficaces en el aumento de la motivación y del compromiso del estudiante al situarlos en el centro del proceso de aprendizaje, promoviendo un ambiente de colaboración y un aprendizaje autodirigido, que son componentes esenciales de las competencias digitales (Mohamed and Lamia, 2018). Además, estudios en entornos de aprendizaje colaborativo evidencian que el uso de juegos digitales y plataformas de aprendizaje programado contribuyen al desarrollo de habilidades digitales y colaborativas al proporcionar escenarios de aprendizaje basados en la interacción con herramientas digitales, algo que Torddis también facilita a través de su diseño orientado a la interacción y la supervisión en tiempo real (Echeverría et al., 2011).

En el ámbito de la educación en enfermería, la autorregulación ha sido una estrategia fundamental para fomentar la autodisciplina y el uso efectivo de tecnologías digitales en el aprendizaje, demostrando que los estudiantes mejoran su rendimiento académico y su adaptabilidad a entornos clínicos y digitales al incorporar estrategias de autorregulación que Torddis puede fomentar mediante su supervisión y retroalimentación constante (Coffman and Taber, 2024). Por lo tanto, el sistema Torddis se alinea con las mejores prácticas de pedagogía moderna, apoyando un aprendizaje autónomo y digitalmente competente, necesario para responder a las demandas del siglo XXI.

3. Related Works

La literatura sobre el uso de tecnologías para la detección y corrección de distracciones en estudiantes es limitada, especialmente en lo que respecta a la integración de tecnologías IoT con fines pedagógicos. Los estudios previos han abordado aplicaciones tecnológicas en el monitoreo de niños, pero pocos han explorado cómo estas tecnologías pueden ser utilizadas para proporcionar retroalimentación inmediata que fomente la autorregulación del aprendizaje y mejore los resultados educativos en contextos no formales. El proceso de revisión del estado del arte siguió la metodología descrita en el esquema de la Figura 1.

3.1. Research Questions

Este artículo explora el tema crítico de la detección de distracciones en los estudiantes mientras realizan tareas escolares de forma independiente. Con el aumento de las herramientas digitales de educación y la necesidad de estrategias de aprendizaje efectivas, comprender cómo las distracciones afectan el rendimiento estudiantil se ha vuelto fundamental. Las siguientes preguntas de investigación tienen como objetivo guiar una revisión exhaustiva de los trabajos relacionados e informar el desarrollo de soluciones tecnológicas que mejoren la concentración y los resultados educativos de los niños. Estas preguntas ayudarán a identificar los métodos y tecnologías más efectivos para monitorizar y mitigar las distracciones durante las actividades educativas.

- ¿Cuáles son los parámetros de distracción que deberían monitorearse en los niños durante la realización de sus tareas escolares?
- ¿Qué modelos computacionales son adecuados para detectar el comportamiento de los niños mientras realizan tareas escolares?
- ¿Qué algoritmos enfocados en la detección de distracciones podrían ser utilizados en el desarrollo de la propuesta?
- ¿Qué tecnologías de hardware y software podrían emplearse para desarrollar un dispositivo prototipo que apoye la concentración de los niños durante las actividades escolares?

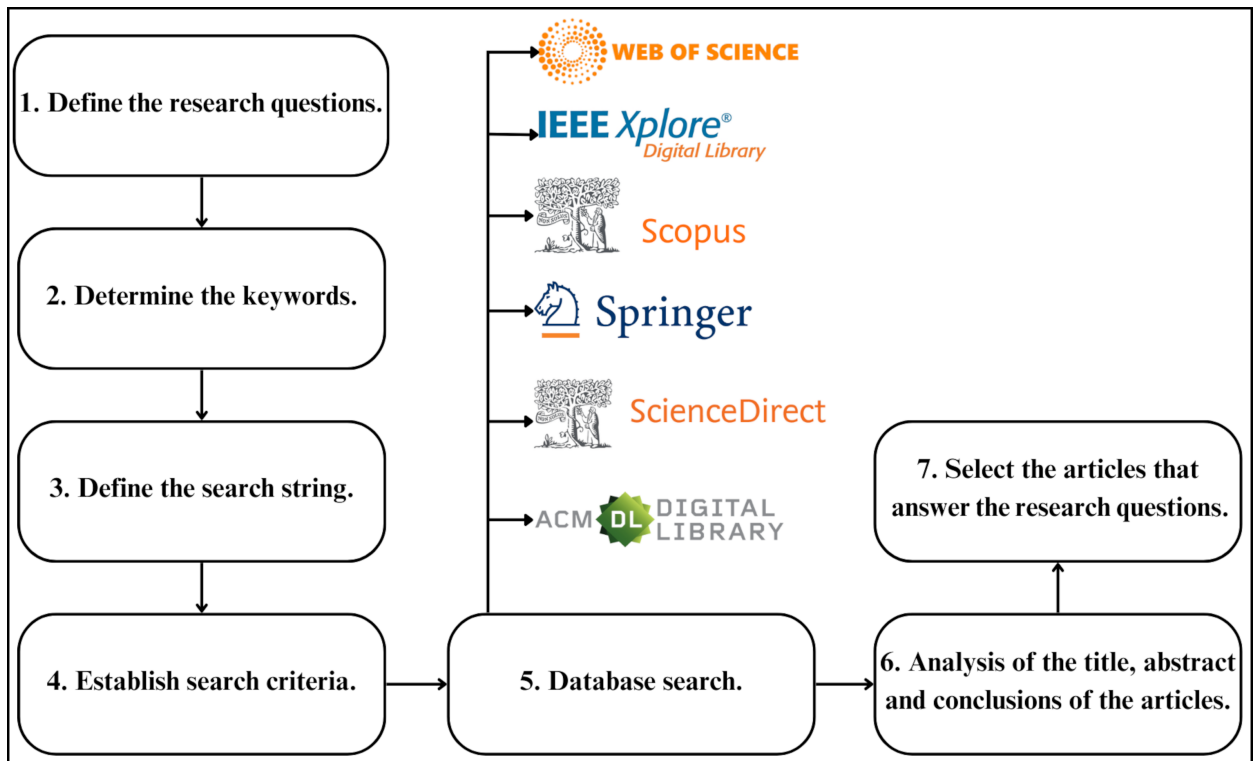


Figure 1: Literature Review Scheme.

3.2. Estrategias de Búsqueda

Una vez definidas las preguntas de investigación, se seleccionaron las palabras clave relevantes para recuperar trabajos publicados en las principales bases de datos científicas más pertinentes para este campo de investigación. Estas palabras clave se utilizaron para formar la cadena de búsqueda, la cual fue adaptada específicamente para cada base de datos científica seleccionada. La cadena de búsqueda utilizada fue: ("distracción") AND ("niño" OR "niños" OR "estudiante" OR "tarea escolar" OR "deberes") AND ("reconocimiento de objetos" OR "reconocimiento facial" OR "reconocimiento de gestos").

Las bases de datos utilizadas incluyeron ACM, IEEE Xplorer, PubMed, Scopus y Web of Science. Además, se empleó Google Scholar para ampliar los resultados y así minimizar la posibilidad de excluir documentos importantes como trabajos relacionados. La Tabla 1 muestra la búsqueda inicial en estas bases de datos y en Google Scholar. Tras un análisis individual de los documentos encontrados en las bases de datos, se consideró que el 82% de ellos eran relevantes. En contraste, de los resultados del motor de búsqueda académico, se revisaron los primeros 500 resultados en orden de relevancia, con 6 (y duplicados 16) de los primeros 300 considerados pertinentes. Los siguientes 200 resultados no estaban relacionados con las preguntas de investigación de este estudio, lo que llevó a asumir que no se encontrarían más documentos relevantes.

3.3. Análisis de la Literatura

En la literatura científica sobre tecnologías aplicadas a los sectores de la educación y el cuidado infantil, existen diversos enfoques centrados en el uso de IA, IoT y técnicas de visión por computadora para mejorar el aprendizaje y el monitoreo del comportamiento. Investigaciones de Pelc, Kornreich, Foisy and Dan (2006), Albrecht, Foster, Joosten, Falkmer, Tang, Leung, Ordqvist and Falkmer (2014), Warren, Zheng, Das, Young, Swanson, Weitlauf and Sarkar (2015), Washington, Voss, Haber, Tanaka, Daniels, Feinstein, Winograd and Wall (2016), Akter, Ali, Khan, Satu, Uddin, Alyami, Ali, Azad and Moni (2021), Berrezueta-Guzman et al. (2021), y de Villiers Rader, Zukow-Goldring and Alhanti (2021) exploran aplicaciones que van desde el diagnóstico temprano del trastorno del espectro autista hasta la mejora en el reconocimiento de emociones en niños con trastornos de déficit de atención. Todos estos estudios utilizan

Table 1

Resultados de la búsqueda de trabajos relacionados.

Base de Datos/Motor de Búsqueda	Resultados Preliminares	Duplicados	Análisis de Título y Resumen	Resultados Finales
ACM	1	0	1	1
IEEE Xplorer	3	0	2	2
PubMed	1	0	0	0
Scopus	22	3	19	15
Web of Science	8	6	2	2
Google Scholar	15,400 (primeros 500)	19	16	6

tecnologías avanzadas para analizar y responder a comportamientos específicos de los niños en entornos controlados o cotidianos, enfocándose en detectar y responder a las necesidades particulares de los niños mediante algoritmos de IA y dispositivos conectados.

Aunque estos esfuerzos de investigación comparten fundamentos tecnológicos, sus objetivos y metodologías específicas varían significativamente. Pelc et al. (2006) se enfoca en reconocer emociones en niños con TDAH utilizando fotografías validadas, mientras que Albrecht et al. (2014) investigan las estrategias de búsqueda visual en niños con TEA. Por otro lado, Akter et al. (2021) emplean el aprendizaje por transferencia para diagnosticar el trastorno del espectro autista (TEA) mediante el reconocimiento facial.

Berrezueta-Guzman et al. (2021) evalúan el uso de un asistente robótico para apoyar las actividades escolares de niños con TDAH, y de Villiers Rader et al. (2021) examinan cómo los gestos pueden dirigir la atención hacia las relaciones entre palabras y objetos en niños con TEA. Cada uno de estos estudios proporciona una perspectiva única sobre cómo las tecnologías pueden adaptarse para abordar diferentes aspectos del aprendizaje y la interacción social.

Estudios adicionales de James and Nettikadan (2019), Hachad, Sadiq and Ghanimi (2020), Enadula et al. (2021), Ozdamli, Aljarrah, Karagozlu and Ababneh (2022), Kulkarni, Anjali, Rohith, Nadagouda and Veeresh (2023), Narkhede, Menon, Mathane, Nikam and Dange (2023), Farsani, Breda and Sebastián (2020), Boumiza, Bekiarski, Souilem and Pleshkova (2017), Müller, Eska, Schäffer, Völkel, Braun, Wiegand and Alt (2018), Rocha, Souza, Cardoso, Vijaykumar, Araujo and Frances (2023), y Kumar and Kumar (2024) ilustran una clara tendencia hacia el uso del reconocimiento facial y la IA para resolver diversos problemas en entornos educativos y de seguridad. Cada uno de ellos contribuye a un panorama tecnológico más amplio que mejora la interacción y la seguridad de los estudiantes.

James and Nettikadan (2019) y Hachad et al. (2020) utilizan el reconocimiento facial en la educación en diferentes contextos. James y Nettikadan (2019) monitorean la seguridad de los estudiantes en autobuses escolares, mientras que Hachad et al. (2020) gestionan la asistencia de los estudiantes en las aulas. Ambos aprovechan tecnologías como OpenCV y algoritmos de reconocimiento facial para abordar la seguridad durante el transporte y la eficiencia en la toma de asistencia, demostrando la versatilidad del reconocimiento facial en diferentes entornos educativos.

Enadula et al. (2021) y Ozdamli et al. (2022) exploran el reconocimiento de emociones en estudiantes en la educación en línea y los exámenes a distancia, respectivamente. Ambos emplean tecnologías de visión por computadora para analizar expresiones faciales, y Ozdamli et al. (2022) también incorporan la detección de trampas, destacando el potencial del reconocimiento facial para mejorar la interacción de los estudiantes en entornos virtuales. Mientras que Müller et al. (2018) utilizan la inteligencia artificial para el reconocimiento de emociones para controlar Arch'n Smile, un juego de tipo "jump-and-run" diseñado para que los niños jueguen durante viajes en coche, enfocado en el entretenimiento infantil.

Kulkarni et al. (2023), Narkhede et al. (2023), Farsani et al. (2020), y Kumar and Kumar (2024) se centran en diferentes aplicaciones del reconocimiento facial para el seguimiento de la asistencia y la atención de los estudiantes. Mientras que Kulkarni et al. (2023) y Narkhede et al. (2023) registran la asistencia, Farsani et al. (2020) examina cómo los gestos de los docentes afectan la atención visual de los estudiantes, subrayando la utilidad de las tecnologías

avanzadas para mejorar tanto la administración como la experiencia educativa. El sistema propuesto por Kumar and Kumar (2024) utiliza tecnologías de detección de imágenes, seguimiento ocular y algoritmos de análisis de datos para mejorar la participación y la atención de los estudiantes.

Boumiza et al. (2017) y Rocha et al. (2023) utilizan el reconocimiento facial para la tutoría automatizada y el monitoreo de los estudiantes en el transporte escolar en ciudades inteligentes, respectivamente. Ambos enfatizan el uso integrado de tecnologías avanzadas para mejorar la seguridad y personalizar el aprendizaje, demostrando cómo el reconocimiento facial puede extenderse más allá del aula hacia soluciones educativas y urbanas más amplias.

Otros estudios de Riquelme, Munita, Jara and Montero (2013), Nguyen, Tieu Binh, Bui and N.T. (2019), y Argel, Ragmac, Lindo and Tiglaio (2023) también emplean tecnologías avanzadas en el reconocimiento facial y de gestos para evaluar y mejorar el compromiso de los estudiantes en entornos educativos. Utilizando sistemas como YOLOv3, analizan visualmente las respuestas de los estudiantes durante las sesiones de clase, lo que permite el monitoreo en tiempo real y el ajuste dinámico de los métodos de enseñanza para satisfacer mejor las necesidades y los estados emocionales de los estudiantes.

A pesar de las similitudes tecnológicas, los enfoques y objetivos de Erazo, Baloian, Pino and Zurita (2016), Nguyen et al. (2019) y Riquelme et al. (2013) difieren significativamente. En su estudio, Erazo et al. (2016) proponen el uso de aplicaciones basadas en gestos sin contacto para facilitar la participación de los estudiantes en clase desde sus ubicaciones físicas. Este enfoque tiene el potencial de aumentar el compromiso, mejorar la presentación del material y crear clases más atractivas e interactivas. Nguyen et al. (2019) se centran en la detección de emociones y el desarrollo de la empatía a través de la lectura mediada de literatura infantil para comprender mejor los niveles de atención e interés de los estudiantes. De manera similar, Argel et al. (2023) presentan Intellitell, una plataforma web enfocada en la detección de emociones utilizando modelos de aprendizaje automático, desarrollada como una herramienta para analizar y comprender las emociones presentes en historias narrativas.

En contraste, Riquelme et al. (2013) reconocen posturas y gestos para mejorar la adaptabilidad del aprendizaje, evaluando las interacciones físicas de los estudiantes con el contenido presentado para una mayor personalización de la experiencia educativa. Nguyen et al. (2019) crean su propio conjunto de datos para el entrenamiento de modelos, mientras que Riquelme et al. (2013) usan el aprendizaje por transferencia con modelos preentrenados para optimizar su sistema.

Un trabajo notable es presentado por Campbell (2015), el cual consiste en un sistema para monitorear el comportamiento de los estudiantes en entornos educativos utilizando imágenes multiespectrales para detectar distracciones causadas por dispositivos móviles. No se especifica la edad ni el nivel educativo de los estudiantes. Sin embargo, dado que está diseñado para monitorear los efectos del uso de dispositivos móviles, no es aplicable para monitorear a estudiantes de primaria. Además, el sistema no detecta distracciones en momentos específicos, como cuando los estudiantes están haciendo sus tareas. Por otro lado, Uçar and Özdemir (2022) presentan un software desarrollado para monitorear el compromiso de los estudiantes en tiempo real mediante el procesamiento de imágenes, centrado en el reconocimiento facial y la estimación de la postura de la cabeza. Este sistema proporciona retroalimentación en tiempo real para adaptar el flujo del curso según los niveles de compromiso de los estudiantes, mejorando la experiencia de aprendizaje en línea.

Los trabajos presentados anteriormente tienen objetivos claramente definidos, como el reconocimiento de emociones durante tareas académicas, la identificación del desarrollo de la empatía, el reconocimiento de gestos durante clases presenciales o virtuales, o la detección del nivel de interés en la clase. Sin embargo, ninguno de estos estudios se centra en el monitoreo de los estudiantes mientras completan sus tareas y en alertar a los tutores en caso de distracciones que los desvíen de sus objetivos. Esta brecha destaca la necesidad de un sistema que pueda proporcionar monitoreo en tiempo real e intervención para apoyar a los estudiantes en mantener la concentración durante sus actividades académicas en el hogar.

El sistema Torddis se fundamenta en los principios del aprendizaje autorregulado Ng (2018), donde la supervisión externa y la retroalimentación en tiempo real son clave para el desarrollo de habilidades de gestión del tiempo y concentración en estudiantes. De acuerdo con la teoría de la autorregulación, el rendimiento mejora cuando los estudiantes reciben retroalimentación inmediata sobre su comportamiento, lo que les permite ajustar sus estrategias de aprendizaje de manera oportuna Taber (2024). En este contexto, Torddis actúa como un mediador que detecta distracciones y emite alertas auditivas y visuales para ayudar a mantener el enfoque, diferenciándose de otras tecnologías que se centran únicamente en el análisis pasivo de datos.

A diferencia de otros enfoques que se limitan a evaluar respuestas emocionales o comportamientos en entornos educativos controlados, Torddis aborda la distracción en el hogar, un ambiente menos estructurado y más impredecible.

Table 2

Roles desempeñados por los miembros del equipo.

Rol	Miembro
Cliente/Usuario final	Autor 5, Autor 6 y algunos padres
Facilitador del proyecto	Autor 1 y Autor 4
Equipo de desarrollo	Autor 2 y Autor 3
Consejero	Alternando entre Autor 2 y Autor 3

El sistema combina IoT y análisis de comportamiento impulsado por IA para un monitoreo integral que incluye el reconocimiento de expresiones faciales, la detección de objetos no autorizados y la evaluación del nivel de actividad. Este enfoque multidimensional permite que Torddis no solo identifique distracciones, sino que también actúe proactivamente en tiempo real para redirigir la atención del niño hacia las tareas escolares, incluso en ausencia de supervisión adulta constante, mejorando así la eficacia de las intervenciones y creando un entorno de aprendizaje más enfocado y menos interrumpido.

4. Materiales y Métodos

El desarrollo del sistema Torddis siguió una metodología estructurada para asegurar la integración efectiva de los componentes de hardware y software, con el objetivo de proporcionar una herramienta integral para monitorear y mejorar la concentración de los estudiantes en casa. Esta sección detalla los materiales y métodos utilizados en el diseño, desarrollo y evaluación del sistema Torddis.

Más específicamente, Torddis se desarrolló utilizando la metodología TDDM4IoTS (Guerrero-Ulloa et al., 2020). Esta metodología es la más completa respecto al ciclo de vida del sistema (Guerrero-Ulloa, Rodríguez-Domínguez and Hornos, 2023e) y ha sido ampliamente valorada (Guerrero-Ulloa, Andrango-Catota, Abad-Alay, Hornos and Rodríguez-Domínguez, 2023a,b; Guerrero-Ulloa, Méndez-García, Torres-Lindao, Zamora-Mecías, Rodríguez-Domínguez and Hornos, 2023d; Guerrero-Ulloa, Fernández-Lloor, Moreira, Novais, Rodríguez-Domínguez and Hornos, 2023c). Durante el desarrollo del proyecto tecnológico, se implementaron todas las etapas de la metodología, excepto la última, mantenimiento, debido al corto tiempo de vida del sistema al momento de la redacción de este artículo. Además, este marco metodológico ayuda en la detección temprana de errores, contribuyendo a reducir los costos y el tiempo de desarrollo, permitiendo un código más limpio (Beck, 2002).

El equipo de proyecto estuvo compuesto por los autores del trabajo, con los roles de los miembros del equipo detallados en la Tabla 2.

4.1. Análisis Preliminar

En esta etapa, se realizó un análisis de los requisitos preliminares, abarcando tanto los aspectos funcionales (especificaciones del cliente) como los no funcionales (atributos de calidad del sistema) a un nivel general de detalle. Para el análisis de los requisitos se utilizaron diagramas de casos de uso, empleando la herramienta web gratuita TDDT4IoTS disponible en <https://aplicaciones.uteq.edu.ec> o <http://www.tddt4iots.com>. Además, se determinaron las tecnologías a utilizar para el desarrollo de Torddis, incluyendo recursos de hardware, tecnologías y herramientas de software para el desarrollo de la aplicación móvil y la configuración del hardware. La elección de los recursos se basó en los criterios de selección de los autores, como el uso de herramientas y tecnologías de software de código abierto con documentación adecuada y suficiente que cumplan con las funcionalidades requeridas y que el equipo de desarrollo tenga la experiencia necesaria. Asimismo, se consideró importante que el hardware IoT esté disponible en el mercado local, sea económico, cumpla con las funcionalidades requeridas y cuente con la documentación necesaria para su implementación. Aunque no era obligatorio, también se valoró que el equipo de desarrollo tuviera experiencia en su configuración y uso.

4.1.1. Método para el Reconocimiento de Expresiones Faciales

El método utilizado para el reconocimiento de expresiones faciales se ilustra en la Figura 2. Este proceso requiere una fotografía como entrada, la cual debe mostrar claramente el rostro de una persona. Posteriormente, se realiza la extracción de características, y estas se comparan utilizando un modelo computacional. Este modelo fue entrenado con un conjunto de imágenes que representan las características de siete tipos de expresiones faciales. Las expresiones

consideradas corresponden a las emociones universales básicas: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa y neutral (Zhang and Yu, 2022).

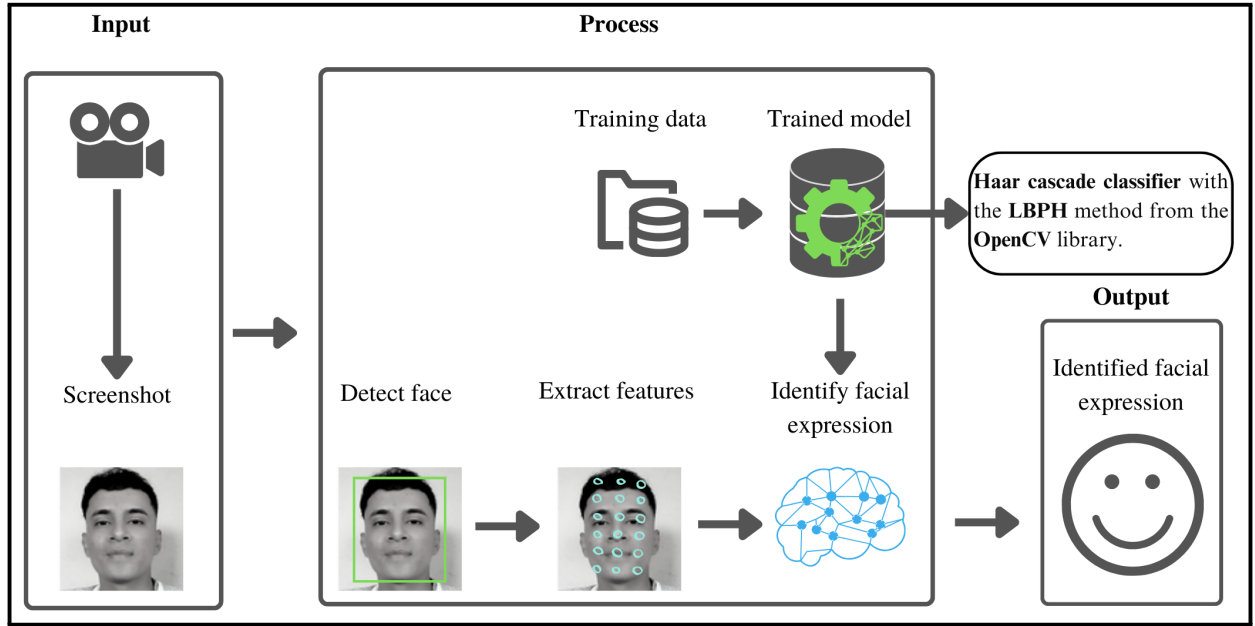


Figure 2: Método para el reconocimiento de expresiones faciales utilizado en el sistema Torddis.

4.1.2. Método para el Reconocimiento de Objetos

Este método consiste en los siguientes pasos:

1. Se toma una fotografía para capturar los objetos ubicados en el escritorio o el área donde el niño está trabajando.
2. Se realiza el preprocesamiento de la imagen, seguido de la segmentación en partes correspondientes a los posibles objetos.
3. Se lleva a cabo la extracción de características en la imagen segmentada.
4. Finalmente, las características extraídas se comparan con un modelo computacional, que fue entrenado con un conjunto de imágenes que contienen los objetos que se espera reconocer.

La visión por computadora permite la detección automática de la estructura y propiedades de un posible mundo dinámico en tres dimensiones, basándose en una o más imágenes bidimensionales del mundo (Cruz, Dimaala, Francisco, Franco, Bandala and Dadios, 2013). La Figura 3 ilustra el método de reconocimiento de objetos utilizado en la implementación del sistema Torddis.

4.1.3. Parámetros de Distracción

Para determinar los parámetros de distracción que afectan la concentración de los niños durante sus actividades escolares, se realizó una revisión bibliográfica. Además, se consideraron las opiniones de los usuarios y la aportación de un profesional de la educación. La Tabla 3 describe los parámetros de distracción acordados por consenso.

4.1.4. Diagrama de Casos de Uso a Nivel General

En el diagrama general de casos de uso (ver Figura 4), se muestran las funciones consideradas con base en las entrevistas iniciales con el usuario final y los educadores. El usuario tutor es la persona encargada de configurar los objetos permitidos, monitorear a sus estudiantes, emitir alertas a los padres y persuadir a los niños monitoreados. Además, el usuario tutor puede visualizar los informes y los eventos históricos.

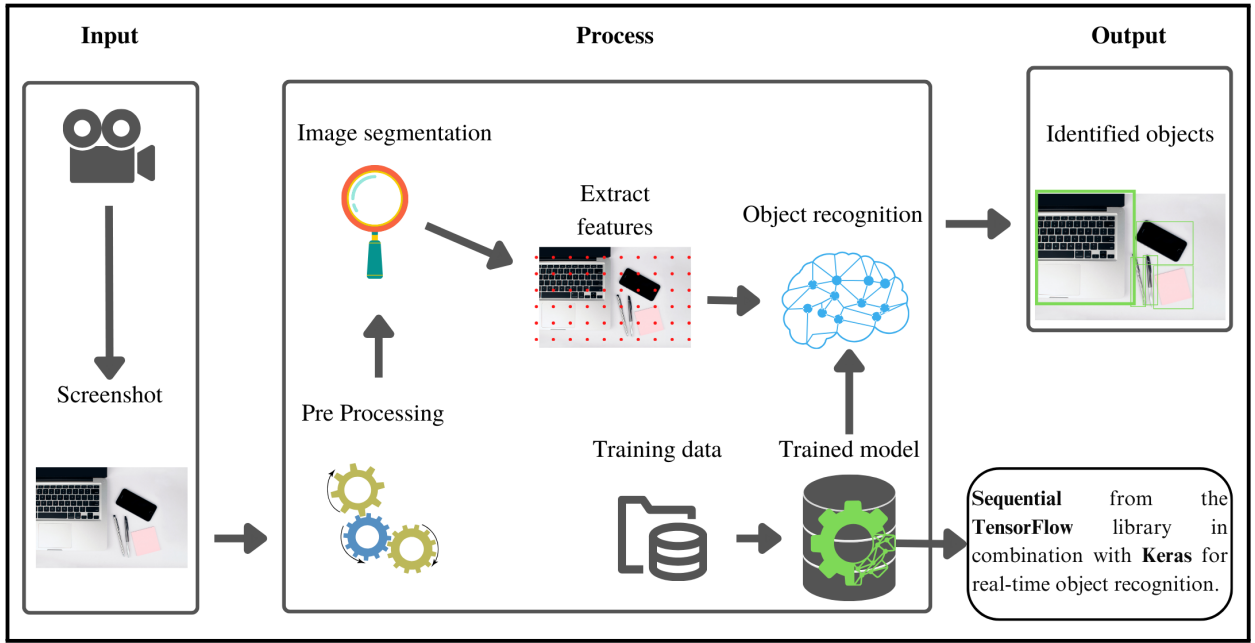


Figure 3: Método para el reconocimiento de objetos utilizado en el sistema Torddis.

Table 3

Parámetros de distracción en el área de estudio.

Distracción Interna	Distracción Externa
Expresión de emociones como ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa y neutral (Asish, Kulshreshth and Borst, 2022; Vettivel, Jeyaratnam, Ravindran, Sumathipala and Amarakecrthi, 2018; Pabba and Kumar, 2022).	Intervención de una persona desconocida o abandono del área de estudio (Vettivel et al., 2018).
Estado de somnolencia para determinar si el niño está despierto o dormido (Pabba and Kumar, 2022).	Objetos en el área de estudio que desvían la atención de las actividades que se están realizando (Asish et al., 2022; Pabba and Kumar, 2022).

4.1.5. Análisis de Factibilidad

Este proyecto llevó a cabo un análisis de factibilidad en los tres aspectos considerados en la metodología TDDM4IoT: factibilidad técnica, económica y operativa. La disponibilidad de los recursos de hardware y software necesarios para el desarrollo de Torddis fue crucial para garantizar el éxito de este proyecto. Además, la presencia de un equipo de desarrollo con las habilidades y conocimientos adecuados permitió completar Torddis con un presupuesto muy limitado y a tiempo.

El equipo de proyecto logró reclutar a un usuario tutor con una necesidad inminente de un sistema como Torddis, permitiendo un análisis exhaustivo de necesidades. Además, se reclutó a un grupo de usuarios tutores para verificar los requisitos propuestos durante el desarrollo del proyecto y para evaluar la funcionalidad y usabilidad de Torddis. Se consideraron las capacidades de los usuarios tutores para garantizar que Torddis permaneciera operativo después de su implementación, sin la necesidad de personal adicional, excepto en casos de mantenimiento correctivo, donde personas con conocimientos sobre el desarrollo de Torddis tendrían que intervenir.

4.1.6. Análisis de Tecnologías

Se analizaron las tecnologías disponibles para el desarrollo de Torddis, incluyendo recursos de hardware, algoritmos y métodos de IA, y herramientas de software para monitorear las distracciones de los estudiantes durante sus actividades escolares, según lo detallado en las distintas subsecciones de esta sección. Una revisión de los recursos existentes y su aplicación en entornos educativos ayudó a seleccionar las tecnologías más apropiadas para este proyecto.

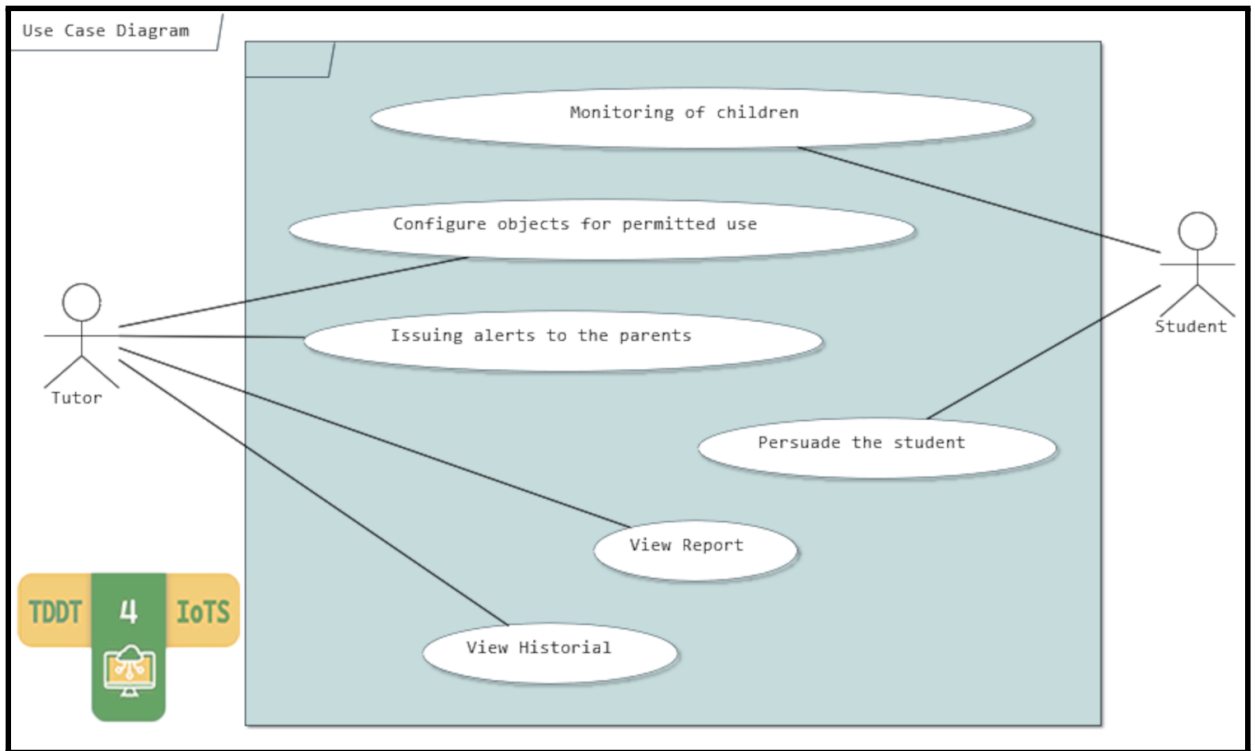


Figure 4: Modelado de los requisitos del usuario a un nivel alto.

Recursos de Hardware

La Tabla 4 describe los recursos de hardware IoT utilizados para construir Torddis. Se aplicaron los siguientes criterios para seleccionar los componentes de hardware:

1. **Precio:** El componente a adquirir debe ser económico.
2. **Tiempo de entrega:** Dado que no existe un mercado directo para adquirirlo, se buscaron tiendas en línea (por ejemplo, www.mercadolibre.com.ec). La tienda debía ser confiable y el tiempo de entrega no debía superar las 48 horas.
3. **Experiencia:** La experiencia del equipo de desarrollo en el uso del componente.
4. **Documentación:** La disponibilidad de documentación en línea para el uso adecuado del componente seleccionado.

Tecnologías de Software

El desarrollo del sistema propuesto requirió el uso de diversas tecnologías, que abarcan lenguajes de programación y algoritmos de IA, para apoyar eficazmente el logro de los objetivos planteados. La Tabla 5 presenta las tecnologías de software utilizadas en la construcción del sistema Torddis.

Métodos de IA para Monitorear las Distracciones de los Niños

En esta etapa, se seleccionaron los métodos de IA más adecuados para desarrollar la propuesta de Torddis. Estos incluyen métodos para:

- Reconocimiento facial,
- Reconocimiento de expresiones faciales,
- Detección de sueño, y
- Reconocimiento de objetos.

Table 4

Componentes de hardware.

Funcionalidad	Seleccionado	Alternativas	Observación
Conectividad con el servicio web y transmisión de video	Esp32cam	Cámara Ov7670 VGA	Este módulo tiene conectividad WiFi + Bluetooth y una cámara de video integrada (Casas Sánchez, Loayza Apeña, Palomino and Paiva-Peredo, 2022).
Transmisión de información	Esp8266 NodeMcu v3	Arduino UNO, Módulo GSM	El módulo NodeMCU es una pequeña placa que proporciona conexión WiFi para la transmisión de datos al servicio web (Barai, Rysul Kibria Badhon, Zhora and Rahman, 2019).
Sonido de alarma	Zumbador pasivo	Zumbador activo	Comúnmente utilizado para generar alarmas sonoras en placas electrónicas (Adebisi, Adejumobi, Durodola and Jim, 2023).
Emisor de luz para alerta	LED de 5mm (cualquier color)	LED RGB	Diodo LED transparente brillante utilizado para configurar una alarma (Upender, Reddy and Santoshini, 2020).

Table 5

Tecnologías de software utilizadas en la construcción del sistema Torddis.

Funcionalidad	Alternativas	Seleccionado	Observación
Aplicaciones móviles para Android	Kotlin	Java	Lenguaje utilizado en Android Studio con una gran comunidad en el campo del desarrollo de aplicaciones móviles (Sharma, Bux, Varshney and Tomar, 2021).
Aplicaciones de IA	Java, R	Python	Lenguaje de programación con bibliotecas de código abierto populares para el desarrollo de aplicaciones de IA (Cai, Langtanggen and Moe, 2005).
Aplicaciones y servicios web	Flask	Django	Marco popular con capacidades de desarrollo rápido y previene errores de seguridad en el desarrollo de aplicaciones o servicios web (Puneet, Venkatesh, Ravi Kiran, Surendra, Osman and Nanda, 2022).
Bases de datos	MySQL, Microsoft Server	PostgreSQL SQL	Base de datos robusta con mejor compatibilidad con el marco web Django (Puneet et al., 2022).

Métodos para el Reconocimiento Facial

Los métodos de reconocimiento facial se centran en la detección de rostros, identificando patrones como ojos, labios, boca y nariz, entre otras partes. La Tabla 6 enumera algunos métodos para detectar rostros y realizar reconocimiento facial.

La combinación de YOLO con MTCNN y FaceNet con SVC no es adecuada para el sistema propuesto debido a su complejidad y demanda computacional. Además, Amazon Rekognition fue descartado porque su procesamiento en la nube y personalización no son sencillos. Por lo tanto, el método seleccionado fue el clasificador Haar Cascade con el método LBPH de la biblioteca OpenCV, ya que su personalización es sencilla y el tiempo de resultado del reconocimiento es relativamente corto en comparación con otros.

Métodos para el Reconocimiento de Expresiones Faciales

El reconocimiento de expresiones faciales requiere una imagen de entrada para realizar la extracción de características, que luego se compara con un modelo computacional. La Tabla 7 enumera algunos métodos para la detección de expresiones faciales.

Table 6

Métodos para el reconocimiento facial.

Método	Tecnología e Implementación	Uso	Precisión
Clasificador Haar Cascade	(no especificado)	Clasificación de género (Goel and Agarwal, 2012).	98.75%
	OpenCV	Detección facial en entornos con poca luz (Le and Mohd, 2022).	81.00%
Amazon Rekognition	AWS	Autenticación mediante reconocimiento facial (Girmay, Samsom and Khattak, 2021).	100%
YOLO y MTCNN, FaceNet y SVC	Google Colab	Reconocimiento facial para control de asistencia (Darapaneni, Evoor, Vemuri, Arichandrapandian, Karthikeyan, Paduri, Babu and Madhavan, 2020).	99.00%
Histograma de Patrones Binarios Locales (LBPH)	(no especificado)	Detección facial a partir de imágenes capturadas (Garcia, Lacayanga and Cruz, 2021).	91.72%

Table 7

Métodos para el reconocimiento de expresiones faciales.

Método	Conjunto de Datos	Tecnología e Implementación	Uso	Precisión
Clasificador Haar Cascade	Personalizado	(no especificado)	Reconoce siete expresiones: feliz, triste, enojado, asustado, disgustado, sorprendido y neutral (Lalitha, Aishwarya, Shivakumar, Srilekha and Kartheek, 2021).	78.00%
CNN	FERC 2013	Python, Keras, Tensorflow y OpenCV	Reconocimiento de emociones humanas básicas (ira, miedo, neutral, feliz, triste, sorpresa, etc.). Implementado para la detección de emociones (Kedari, Kapile, Kadole and Jaikar, 2021).	60.00%
	(no especificado)	CNN con 80 épocas	Genera y categoriza automáticamente preguntas, evalúa respuestas y rastrea el desempeño proporcionando citas motivacionales al detectar emociones del estudiante (Silva, Sudasinghe, Hansika, Gamage and Gamage, 2021).	99.00%
MobileNetV2	(no especificado)	Python y TensorFlow	Evaluación en línea de la capacidad de los estudiantes para entrenar e implementar soluciones de aprendizaje profundo (Ilić, Batić, Mirković, Vukmirović, Čulibrk, Bosakov and Popović, 2021).	60.00%

Con base en la Tabla 7, se eligió un algoritmo CNN para el desarrollo de Torddis debido a su precisión. Sin embargo, es importante asegurar un entrenamiento óptimo del modelo. Al decidir el algoritmo más adecuado para la implementación en un sistema, es necesario considerar que la precisión de algunos algoritmos depende del conjunto de datos utilizado. En el caso de MobileNetV2, se descartó debido a su menor precisión en el reconocimiento de expresiones faciales.

Table 8

Algoritmos para el reconocimiento de objetos.

Algoritmo	Tecnología e Implementación	Uso	Precisión
YOLO	YOLOv4	Reconocimiento de objetos (Liu, Liao, Chou and Fan, 2021).	73.01%
Sequential TensorFlow	Keras	Clasificación y detección de imágenes aéreas (Sudharshan and Raj, 2018).	96.00%

Table 9

Métodos para la detección de sueño.

Algoritmo	Uso	Precisión
MediaPipe Face Mesh	Detección de puntos característicos faciales con 468 puntos 3D (Shanmugam, Badruddin and Asirvadam, 2022).	99.87%
SVM	Seguimiento de ojos (Altameem, Kumar, Poonia, Kumar and Saudagar, 2021).	83.25%
CNN	Entrenado con 4 gestos, como ojos abiertos, ojos cerrados, bostezando y no bostezando (Draw.io, 2021).	80.00%

Métodos para el Reconocimiento de Objetos

La visión por computadora permite la detección automática de la estructura y propiedades de un posible mundo dinámico tridimensional. Primero, se requiere una imagen de entrada que contenga uno o más objetos. Luego, se realiza el preprocesamiento de la imagen para extraer características de la imagen segmentada. La Tabla 8 describe una lista de algoritmos para el reconocimiento de objetos.

Basado en la Tabla 8, el algoritmo seleccionado fue Sequential de la biblioteca TensorFlow en combinación con Keras debido a su precisión, rendimiento óptimo, facilidad de entrenamiento y uso generalizado para el reconocimiento de objetos en tiempo real. MobileNetV2 combinado con SSD se descartó debido a su menor precisión en el reconocimiento de objetos en comparación con otros. Además, YOLO fue descartado debido al alto consumo de GPU (Unidad de Procesamiento Gráfico) requerido para su correcto funcionamiento.

Métodos para la Detección de Sueño

Los métodos para la detección de sueño requieren una imagen que contenga un rostro como entrada. Estos métodos realizan el preprocesamiento de la imagen para extraer los puntos característicos de los ojos y luego analizan si la persona tiene los ojos cerrados. La Tabla 9 enumera los métodos para la detección de sueño.

4.2. Generación del Software

En esta etapa, se escribió el código del software basado en los modelos y pruebas generados por TDDT4IoTS. Gran parte del software fue generado automáticamente y el resto fue completado por los desarrolladores. Se utilizó Python para implementar los servicios web, Java para desarrollar la aplicación móvil y C++ junto con el IDE de Arduino para configurar los componentes del dispositivo Torddis. Una vez que el software se generó automáticamente y de forma manual, se verificó con las pruebas correspondientes. En resumen, en esta etapa se obtuvieron componentes de software funcionales y probados para cada entregable.

4.3. Refinamiento del Modelo

Esta etapa es importante cuando los requisitos no están claros al inicio del desarrollo y se vuelven más específicos a medida que avanza el ciclo de vida del proyecto. Durante esta fase de refinamiento, se obtuvieron versiones mejoradas de los modelos del sistema para cada entregable, proporcionando una solución más integral. En el caso particular de Torddis, los modelos UML iniciales se actualizaron mediante la especificación de los casos de uso correspondientes, permitiendo que TDDT4IoTS generara modelos mejorados. Además, los modelos computacionales de IA se refinaron para monitorear los parámetros de distracción de los niños, ajustando configuraciones como el número de capas ocultas y las épocas de entrenamiento del modelo.

4.4. Refinamiento del Software

Esta etapa de refinamiento resultó en un software mejorado, con código más limpio y de mayor calidad en comparación con el entregable de la etapa anterior. Las herramientas utilizadas para la tarea de refinamiento de software, con la excepción de TDDT4IoTS, fueron equivalentes a las utilizadas en la etapa de generación de software. Los cambios realizados en el software consistieron principalmente en mejoras relacionadas con el uso de la memoria (reducción de variables temporales o auxiliares), el nombrado de atributos, métodos y clases (archivos del proyecto), y en la inclusión de comentarios en las partes más importantes del código.

4.5. Despliegue de Hardware y Software

La aplicación móvil se desplegó en un smartphone con Android versión 13, Xiaomi Note 10 Pro, para realizar pruebas de evaluación llevadas a cabo por el interesado (uno de los padres de los niños en edad escolar). Esta aplicación consume servicios web alojados en un servidor web.

El dispositivo Torddis se desplegó en un entorno real-ideal, donde cualquier niño puede realizar tareas escolares.

La Figura 5 muestra capturas de pantalla tanto de la aplicación móvil como del dispositivo Torddis, destacando su diseño intuitivo y las funciones clave para el monitoreo en tiempo real de las distracciones de los estudiantes. Además, se muestra el dispositivo IoT, integrando tecnologías de reconocimiento facial y detección de objetos, proporcionando un apoyo integral para mejorar la concentración académica en el hogar. La Figura 5a muestra las diferentes opciones disponibles para el tutor, mientras que la Figura 5b muestra la lista de estudiantes bajo la supervisión de un tutor. Por otro lado, la Figura 5c muestra el dispositivo Torddis en sí.

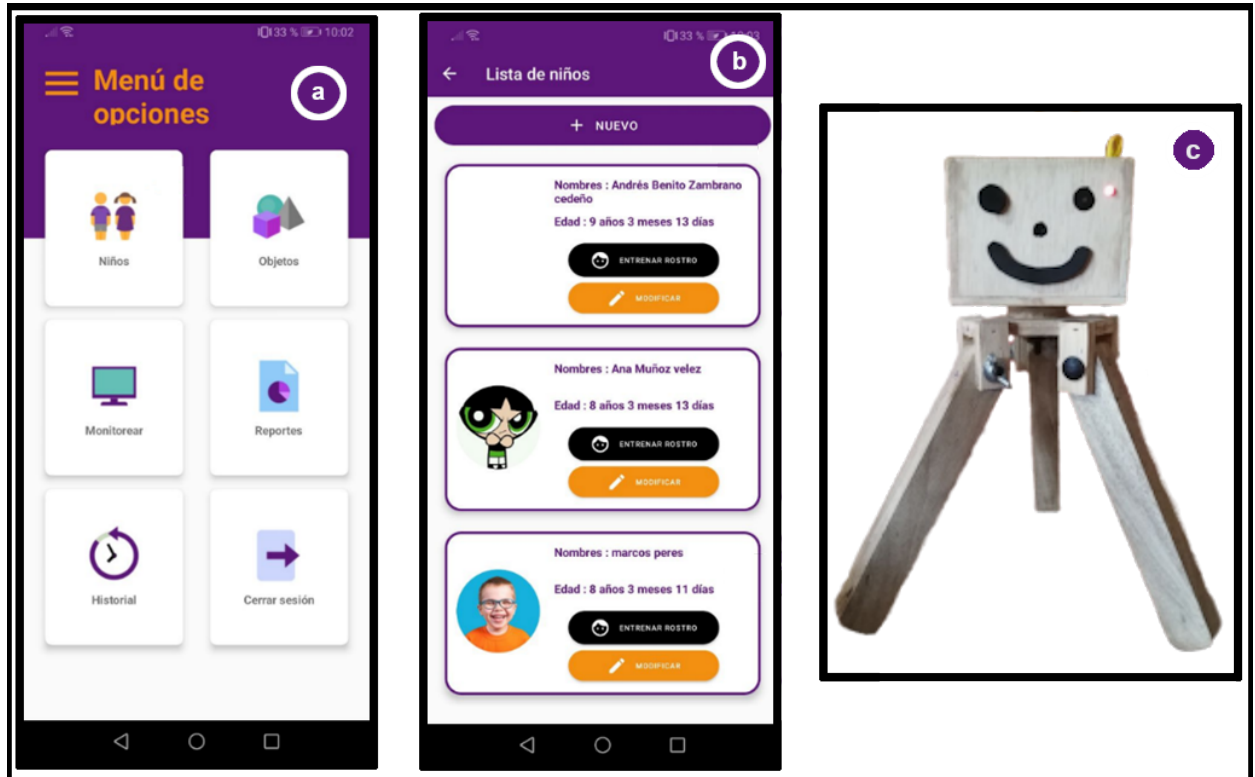


Figure 5: Capturas de pantalla de la aplicación móvil y dispositivo del sistema Torddis.

4.6. Evaluación del Entregable

La Figura 6 muestra la configuración del entorno utilizado para evaluar el sistema Torddis. En dicha figura, se puede observar que el niño está sentado en un escritorio realizando actividades académicas mientras el sistema Torddis monitorea su concentración y distracciones. El dispositivo Torddis se coloca a una distancia de entre 50 y 70 cm del

niño, lo cual es crucial para el correcto funcionamiento de las tecnologías de reconocimiento facial y de objetos. Cabe mencionar que, para el niño, este dispositivo está destinado a ser percibido como un adorno decorativo en su escritorio.

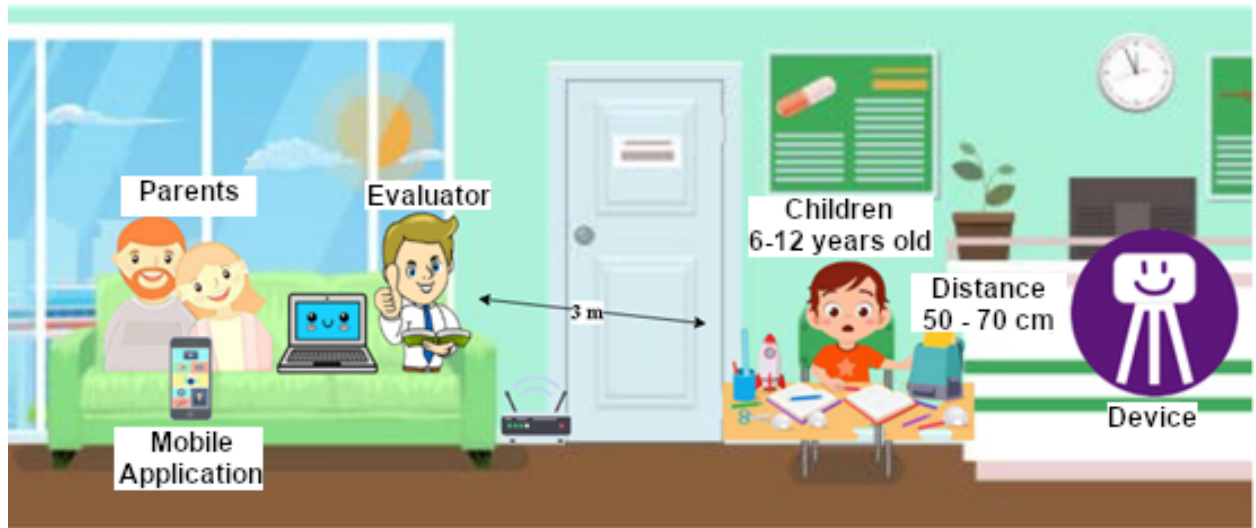


Figure 6: Configuración del entorno para la evaluación del sistema Torddis.

Un evaluador, uno de los autores de este trabajo, se encuentra posicionado a unos 3 metros del niño, supervisando el funcionamiento del sistema a través de una laptop. Uno o ambos padres están presentes, utilizando la aplicación móvil integrada con el dispositivo para monitorear la concentración del niño en tiempo real, así como consultar la información resultante del procesamiento de los datos recopilados y analizados.

Esta configuración permitió una evaluación integral del sistema Torddis, asegurando que todos los involucrados (niños, padres y evaluadores) pudieran interactuar con la tecnología y proporcionar información valiosa sobre su efectividad en el monitoreo y mejora de la concentración académica en un entorno controlado.

Las Tablas 10, 11, 12, 13, y 14 muestran algunos de los casos de prueba funcionales ejecutados por el usuario. Estos son los casos de prueba con los cuales los interesados verifican que Torddis cumple con los requisitos especificados.

4.7. Mantenimiento

Esta fase no fue ejecutada debido al corto tiempo de desarrollo para cada entregable, y por lo tanto, para el proyecto. Sin embargo, el sistema debe ser mantenido para funcionar correctamente. La Tabla 15 describe algunas tareas de mantenimiento tentativas que deben considerarse de manera trimestral y semestral, aunque su frecuencia puede variar dependiendo del contexto.

““latex

5. Resultados y Discusión

En esta sección se presentan los hallazgos obtenidos a través de diversas evaluaciones realizadas al prototipo del sistema Torddis. Estas evaluaciones incluyen pruebas funcionales, cuestionarios de usabilidad y análisis de datos demográficos y de monitoreo, con el objetivo de determinar la efectividad y aceptación del sistema desde una perspectiva tanto técnica como de experiencia del usuario. Los resultados de estas evaluaciones se detallan a continuación, proporcionando una visión integral del rendimiento y utilidad del sistema Torddis en su contexto de aplicación.

5.1. Análisis de Reconocimiento

Esta subsección presenta los resultados de 14 pruebas realizadas utilizando el sistema Torddis, en las cuales se evaluaron cuatro tareas diferentes de reconocimiento: personas, expresiones faciales, presencia de sueño y objetos distractores. Cada prueba midió el tiempo en segundos que tomó reconocer el elemento correspondiente y registró si el reconocimiento fue exitoso o no. La Tabla 16 muestra los datos recopilados para este análisis.

Table 10

Caso de prueba para la creación de la cuenta de tutor.

Código del Caso de Prueba:	PU-1
Nombre del Caso de Prueba:	Creación de Cuenta de Tutor
Resultado Esperado:	Crear con éxito una cuenta de tutor
Procedimiento del Caso de Prueba	
No.	Descripción del Paso
1	Abrir la aplicación móvil.
2	Seleccionar la opción "Registrarse".
3	Ingresar los datos de registro. <ul style="list-style-type: none"> • Nombre: Carlos Iván • Apellidos: Almeida Dueñas • Correo electrónico: carlos.almeida2017@utec.edu.ec • Fecha de nacimiento: 10/01/2000 • Nombre de usuario: calmeidad • Contraseña: XXXXXX
4	Seleccionar la opción "Crear Cuenta".

Table 11

Caso de prueba para iniciar sesión.

Código del Caso de Prueba:	PU-2
Nombre del Caso de Prueba:	Inicio de Sesión
Resultado Esperado:	Iniciar sesión exitosamente con una cuenta de tutor
Procedimiento del Caso de Prueba	
No.	Descripción del Paso
1	Ingresar las credenciales de inicio de sesión. <ul style="list-style-type: none"> • Nombre de usuario: calmeidad • Contraseña: XXXXXX
2	Seleccionar la opción "Iniciar Sesión".
3	La aplicación móvil muestra la pantalla del menú del usuario tutor.

5.1.1. Resultados

- **Tiempo total de reconocimiento en segundos para todas las pruebas:**

- Personas: 10.56 segundos
- Expresiones Faciales: 17.70 segundos
- Sueño: 41.20 segundos
- Objetos Distractores: 25.62 segundos

- **Número de reconocimientos exitosos:**

- Personas: 13
- Expresiones Faciales: 13
- Sueño: 12
- Objetos Distractores: 11

Table 12

Caso de prueba para el entrenamiento facial.

Código del Caso de Prueba:	PU-3
Nombre del Caso de Prueba:	Entrenamiento Facial
Resultado Esperado:	Realizar con éxito el entrenamiento facial para un estudiante
Procedimiento del Caso de Prueba	
No.	Descripción del Paso
1	Ingresar al módulo "Niño" de la aplicación.
2	Seleccionar la opción "Entrenar" para un niño.
3	Registrar un dispositivo (ver caso de prueba Tabla 13).
4	Seleccionar la opción "Entrenar".
5	Colocar el rostro del niño frente a la cámara del dispositivo y esperar a que se complete el proceso de entrenamiento facial.

Table 13

Caso de prueba para el registro del dispositivo.

Código del Caso de Prueba:	PU-4
Nombre del Caso de Prueba:	Registro del Dispositivo
Resultado Esperado:	Registrar con éxito el dispositivo en la aplicación móvil
Procedimiento del Caso de Prueba	
No.	Descripción del Paso
1	Seleccionar la opción "Registrar Dispositivo".
2	Ingresar la dirección IP del dispositivo.
3	Seleccionar la opción "Guardar".

Table 14

Caso de prueba para configurar el uso de objetos.

Código del Caso de Prueba:	PU-5
Nombre del Caso de Prueba:	Configuración del Uso de Objetos
Resultado Esperado:	Configurar con éxito el uso de objetos
Procedimiento del Caso de Prueba	
No.	Descripción del Paso
1	Ingresar al módulo "Objetos" de la aplicación.
2	Buscar el objeto que se desea activar/desactivar.
3	Seleccionar el control de interruptor de un objeto para activarlo/desactivarlo.

- **Número de fallos en el reconocimiento:**

- Personas: 1
- Expresiones Faciales: 1
- Sueño: 2
- Objetos Distractores: 3

5.1.2. Tiempo Promedio de Reconocimiento

El tiempo promedio para los reconocimientos exitosos se calculó para cada tarea de reconocimiento:

- **Personas:** $\frac{10.56 \text{ segundos}}{13} \approx 0.81 \text{ segundos}$

Table 15

Definición de tareas de mantenimiento.

No.	Tareas de Mantenimiento	Trimestral	Semestral
1	Limpieza interna del dispositivo.	*	
2	Verificar si los componentes del dispositivo tienen alguna imperfección o daño.		*
3	Comprobar conexiones de cables, estado de los cables, conectores, etc.		*
4	Probar el funcionamiento del zumbador y los LED.	*	
5	Probar el sistema informático (servidor de aplicaciones web, servicios web, aplicación móvil, dispositivo IoT).		*

Table 16

Resultados agregados de reconocimiento.

No.	Personas		Expresiones Faciales		Presencia de Sueño		Objetos Distractores	
	Latencia	Logrado?	Latencia	Logrado?	Latencia	Logrado?	Latencia	Logrado?
1	0.57	Sí	1.50	Sí	5.10	Sí	0.00	No
2	0.60	Sí	1.20	Sí	3.50	Sí	1.68	Sí
3	0.00	No	0.70	Sí	0.00	No	0.00	No
4	0.78	Sí	1.30	Sí	3.68	Sí	1.79	Sí
5	1.02	Sí	0.78	Sí	2.24	Sí	0.00	No
6	0.88	Sí	1.01	No	2.63	Sí	1.98	Sí
7	0.53	Sí	1.23	Sí	0.00	No	1.73	Sí
8	1.20	Sí	0.97	Sí	2.03	Sí	2.05	Sí
9	0.76	Sí	1.05	Sí	4.09	Sí	1.77	Sí
10	1.20	Sí	0.70	Sí	3.36	Sí	1.91	Sí
11	0.69	Sí	1.99	Sí	4.69	Sí	4.27	Sí
12	0.82	Sí	1.83	Sí	3.29	Sí	2.69	Sí
13	0.93	Sí	1.68	Sí	3.14	Sí	2.81	Sí
14	0.58	Sí	1.76	Sí	3.45	Sí	2.94	Sí

- **Expresiones Faciales:** $\frac{17.70 \text{ segundos}}{13} \approx 1.36 \text{ segundos}$
- **Sueño:** $\frac{41.20 \text{ segundos}}{12} \approx 3.43 \text{ segundos}$
- **Objetos Distractores:** $\frac{25.62 \text{ segundos}}{11} \approx 2.33 \text{ segundos}$

5.1.3. Tasa de Reconocimiento

La tasa de reconocimiento se determinó para cada tarea como el porcentaje de reconocimientos exitosos sobre el total de pruebas:

- **Personas:** 92.86%
- **Expresiones Faciales:** 92.86%
- **Sueño:** 85.71%
- **Objetos Distractores:** 78.57%

5.1.4. Tiempos Mínimos y Máximos de Reconocimiento

Tiempos mínimos y máximos de reconocimiento observados en las pruebas para cada tarea:

- **Personas:**
 - Tiempo mínimo: 0.00 segundos (Prueba 3)

- Tiempo máximo: 1.20 segundos (Pruebas 8 y 10)

- **Expresiones Faciales:**

- Tiempo mínimo: 0.70 segundos (Pruebas 3 y 10)
- Tiempo máximo: 1.99 segundos (Prueba 11)

- **Sueño:**

- Tiempo mínimo: 0.00 segundos (Pruebas 3 y 7)
- Tiempo máximo: 5.10 segundos (Prueba 1)

- **Objetos Distractores:**

- Tiempo mínimo: 0.00 segundos (Pruebas 1, 3 y 5)
- Tiempo máximo: 4.27 segundos (Prueba 11)

5.1.5. Distribución de los Tiempos de Reconocimiento

Los tiempos de reconocimiento para cada tarea varían, lo que indica una variabilidad en la respuesta del sistema. La mayoría de los tiempos de reconocimiento están dentro de un rango razonable, lo que sugiere una respuesta rápida y efectiva del sistema en la mayoría de los casos.

5.2. Evaluación de Usabilidad del Sistema Prototipo Desarrollado

La evaluación de la usabilidad del sistema Torddis se llevó a cabo para recopilar información sobre la experiencia general del usuario, centrándose específicamente en la facilidad de uso, la interfaz del sistema y la efectividad de las funciones proporcionadas. Esta evaluación integral tuvo como objetivo identificar fortalezas y áreas de mejora, asegurando que el sistema cumpla eficazmente con las necesidades de los usuarios. Las siguientes subsecciones detallan los datos demográficos de los participantes, sus experiencias, las tareas específicas realizadas durante la evaluación y los resultados del cuestionario SUS y de las preguntas abiertas (ver Apéndice C).

5.2.1. Datos Demográficos

Al inicio de la evaluación de usabilidad, se proporcionó un cuestionario demográfico para recopilar información sobre los tutores que participaron en la evaluación de usabilidad del sistema Torddis (ver Apéndice B). El cuestionario demográfico arrojó los siguientes resultados:

- Se evaluaron un total de 12 familias: 8 madres y 4 padres, todos pertenecientes a la zona geográfica de Quevedo, Ecuador.
- La edad promedio de los participantes es de 39 años, con un rango de edad entre 18 y 65 años.
- El 58% de los tutores solo completaron la educación primaria, mientras que el 42% estudiaron hasta la educación secundaria.

5.2.2. Acerca del Monitoreo

Una de las preguntas preliminares en la evaluación de usabilidad fue sobre la facilidad con la que pueden monitorear a sus hijos de primaria mientras realizan sus tareas escolares (ver Figura 7). La mayoría de los tutores respondieron que el proceso de monitoreo de la distracción de los niños es una tarea compleja. La Figura 7a muestra los resultados detallados. Otra pregunta preliminar fue sobre la frecuencia con la que necesitaban monitorear a sus hijos mientras realizaban actividades escolares. La mayoría de los tutores indicaron que debían hacerlo constantemente. Para respuestas más detalladas, véase la Figura 7b. Finalmente, los tutores indicaron que, entre las estrategias que utilizan para mantener a sus estudiantes concentrados en sus actividades escolares, están las llamadas de atención (regaños), los consejos motivacionales y las recompensas, tales como dulces, juguetes, paseos al parque, comidas favoritas, y así sucesivamente (ver Figura 7c).

“““latex

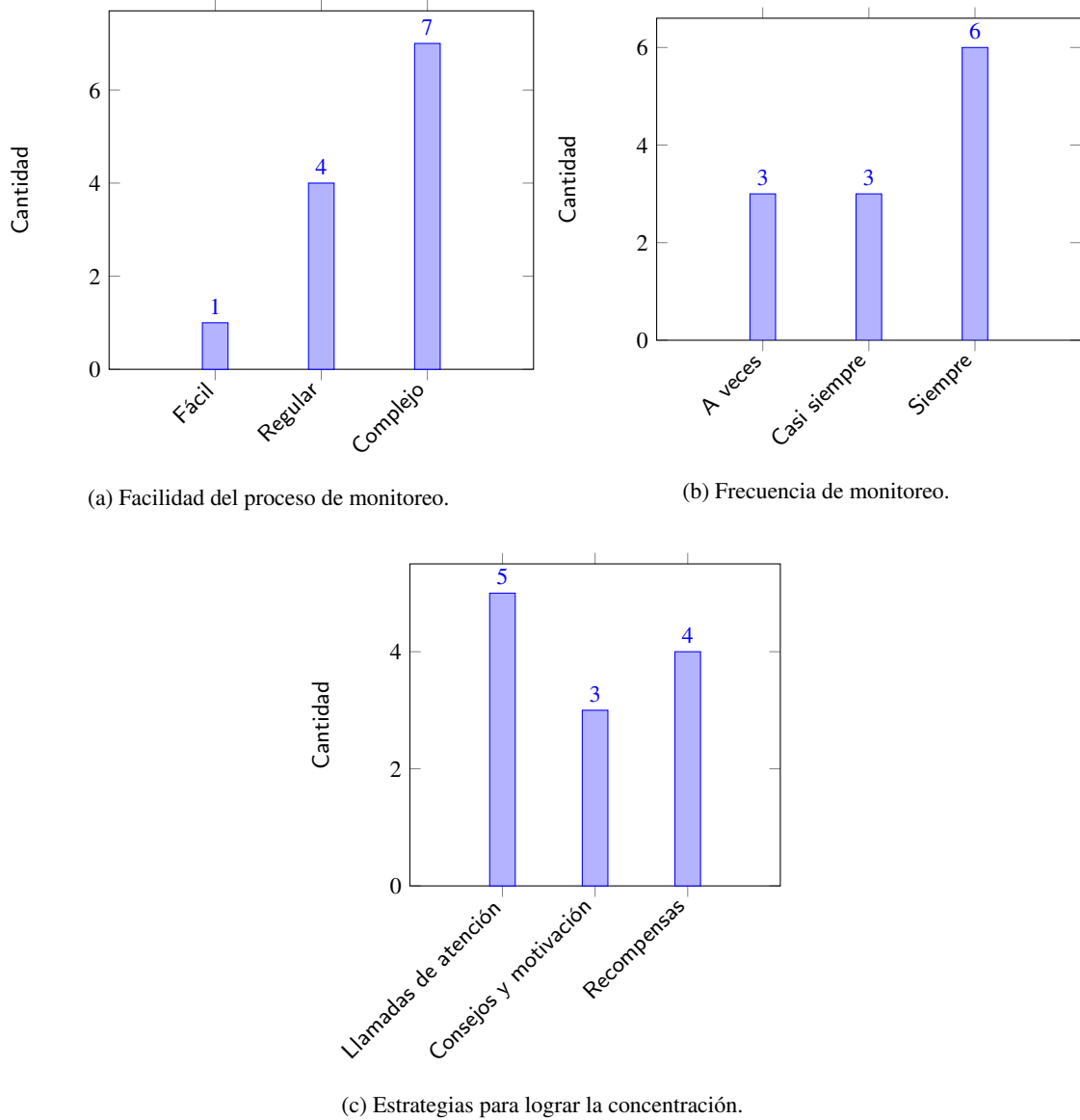


Figure 7: Resultados de preguntas realizadas a los padres sobre el proceso de monitoreo de sus hijos de primaria mientras hacen sus tareas.

5.2.3. Tareas para los Usuarios Participantes

Las tareas que los tutores realizaron durante la evaluación fueron las siguientes:

1. Conectar el dispositivo Torddis a la fuente de alimentación y colocarlo en el escritorio donde el niño se sentará para realizar una tarea.
2. Crear una cuenta de usuario tutor en la aplicación móvil.
3. Iniciar sesión en la aplicación móvil.
4. Registrar al niño que será monitoreado.
5. Registrar el dispositivo Torddis en la aplicación móvil utilizando la dirección IP proporcionada en una etiqueta adherida al dispositivo.
6. Realizar el entrenamiento facial para el niño registrado.
7. Activar y/o desactivar los objetos que se monitorearán en la sección correspondiente de la aplicación móvil.

8. Asignar una tarea al niño mientras es monitoreado por el dispositivo Torddis: colorear un mandala.
9. Activar el reconocimiento de cada parámetro de distracción en la sección de monitoreo de la aplicación móvil.
10. Dejar al niño solo, sin la presencia de un adulto, durante 6 minutos.
11. Activar y/o desactivar la transmisión de video desde el dispositivo Torddis.
12. Navegar por el historial de los parámetros de distracción monitoreados en el niño.
13. Visualizar un informe con gráficos que representan los parámetros de distracción detectados para el niño monitoreado.

5.2.4. Resultados del Cuestionario System Usability Scale

Los resultados analizados en esta sección corresponden a las respuestas del cuestionario SUS (ver Apéndice C.1) proporcionado a los 12 tutores. Después de tabular los datos obtenidos, la Figura 8 muestra que la media de los datos recopilados es 81.46% con una desviación estándar de 11.65. Según los adjetivos (Peor imaginable, Pobre, OK, Bueno, Excelente, Mejor imaginable) propuestos por Bangor et al. Bangor, Kortum and Miller (2008) para evaluar cualitativamente la usabilidad de un sistema basado en la media alcanzada, es evidente que Torddis tiene un nivel de usabilidad "Bueno" según los tutores evaluados.

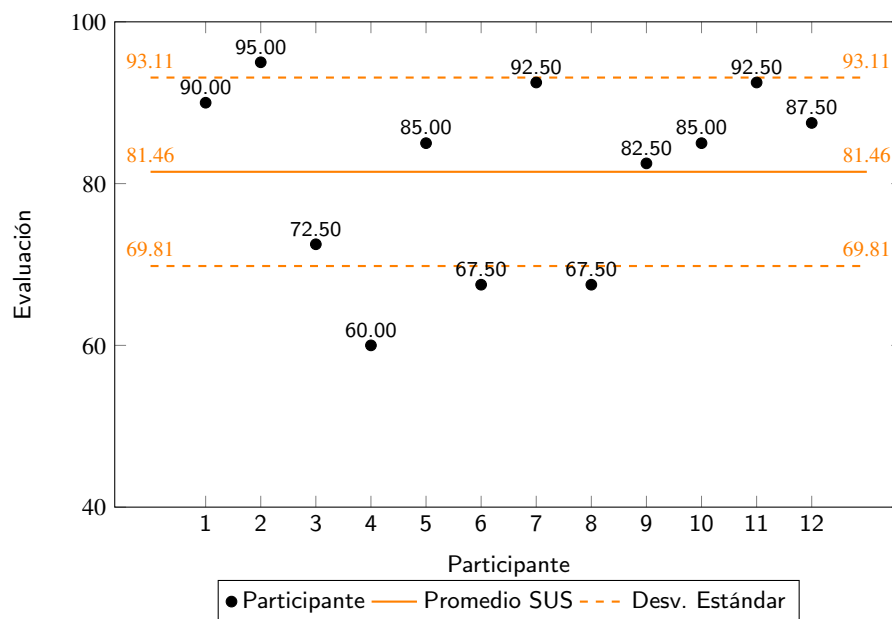


Figure 8: Datos del cuestionario SUS por tutor con evaluación promedio y desviación estándar.

5.2.5. Resultados del Cuestionario de Preguntas Abiertas

Al final del cuestionario SUS, los tutores respondieron 8 preguntas abiertas (ver Apéndice C.2) para proporcionar sus opiniones personales.

La primera pregunta fue "¿Cuál es su opinión general sobre el sistema?", a la que algunos tutores respondieron que apoya la concentración de los estudiantes, y otros dijeron que tiene un diseño agradable. Los resultados se muestran en la Figura 9a. La segunda pregunta abierta que respondieron los tutores fue "¿Le gustaron los sonidos y/o luces que utiliza Torddis?". La mayoría de los tutores presentaron una opinión favorable a esta pregunta, ya que creen que las alertas luminosas ayudan a mantener al estudiante despierto y están satisfechos con las alarmas sonoras (ver Figura 9b).

En las preguntas 3 ("¿Le gusta el diseño de la aplicación móvil Torddis? ¿Por qué?"), 4 ("¿Es adecuada la forma en que se visualizan los datos de monitoreo de distracción de su hijo en la aplicación móvil Torddis? ¿Por qué?"), 5 ("¿Cree que este sistema ayudaría a mejorar la concentración de su hijo y mantenerlo informado mientras realiza sus tareas escolares? ¿Por qué?"), y 7 ("¿Estaría dispuesto a seguir usando el sistema Torddis?"), todos los tutores expresaron comentarios positivos. Manifestaron que les agrada el diseño de las vistas de la aplicación móvil,

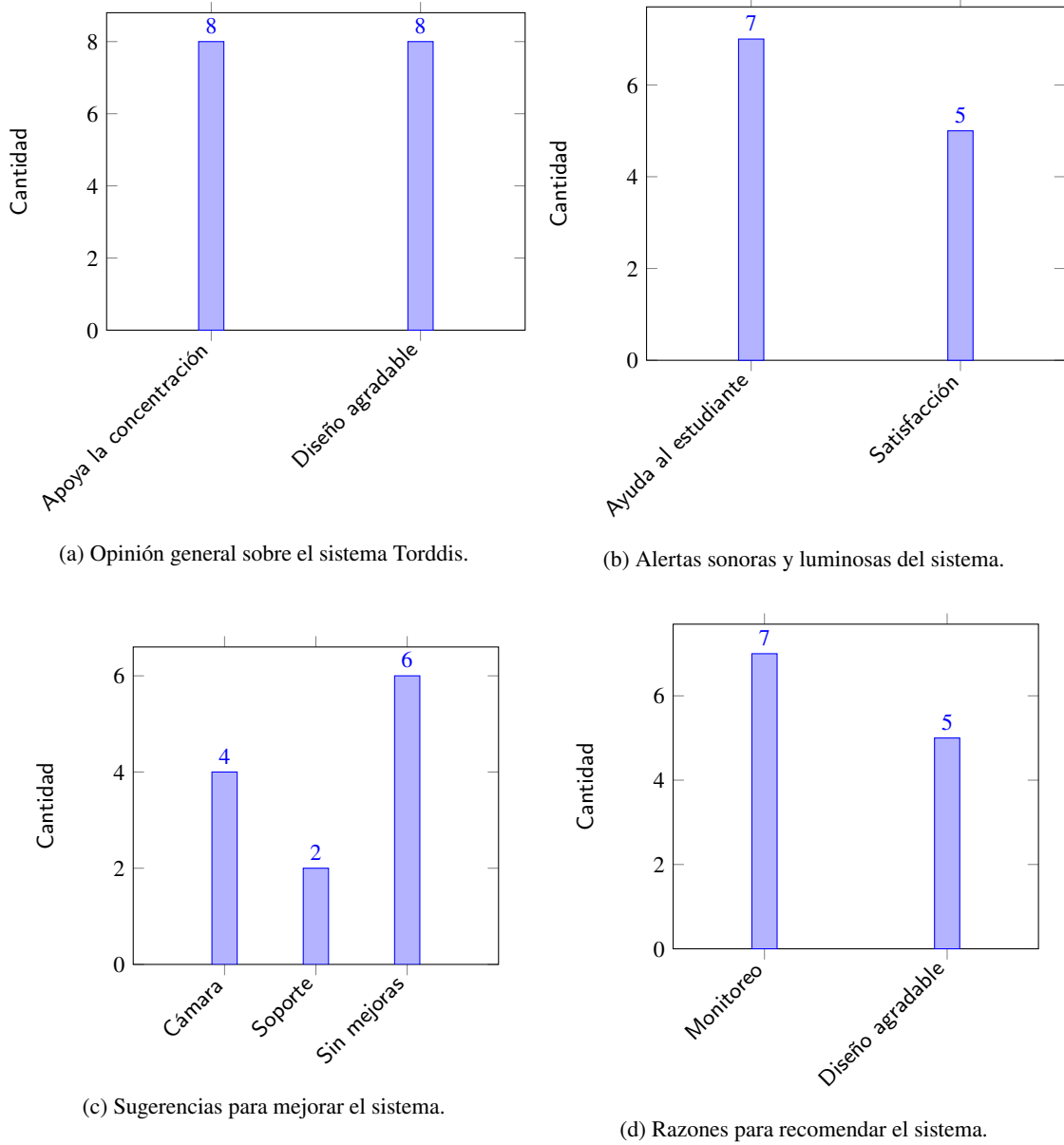


Figure 9: Resultados de preguntas realizadas a los padres sobre el proceso de monitoreo de sus hijos de primaria usando Torddis mientras hacen sus tareas.

destacaron la organización de los datos históricos y los gráficos de informes, confirmaron que el sistema prototipo apoya eficazmente la concentración de los niños manteniéndolos informados cuando el niño se distrae, e indicaron su disposición a continuar usando el sistema Torddis.

La pregunta 6 tenía como objetivo recopilar información sobre las mejoras que se podrían hacer a Torddis. Los comentarios obtenidos incluyen el uso de una cámara de mayor calidad y la mejora del soporte en el que se monta la cámara. Sin embargo, un alto porcentaje de usuarios mencionó que el dispositivo no necesita más mejoras. Estos resultados se muestran en la Figura 9c. Por su parte, la pregunta 8 recopiló las razones por las que los evaluadores de Torddis recomendarían el uso de este sistema para el monitoreo de estudiantes durante sus actividades escolares. La Figura 9d muestra las razones mencionadas por los tutores, incluyendo que les ayuda en el monitoreo de sus estudiantes y su diseño agradable.

6. Conclusiones

El sistema prototipo Torddis ha demostrado ser una herramienta efectiva y bien recibida para el monitoreo y mejora de la concentración de los estudiantes durante sus actividades escolares. Las evaluaciones, que incluyen pruebas funcionales y cuestionarios de usabilidad, revelaron que el sistema cumple con los requisitos técnicos esperados y es altamente valorado por los usuarios finales, es decir, los tutores.

El análisis de los datos demográficos y de monitoreo indica que Torddis tiene un impacto significativo en la gestión de la distracción de los niños, proporcionando a los tutores una herramienta valiosa para mantener a los estudiantes enfocados en sus tareas. La alta puntuación en el cuestionario de usabilidad SUS refuerza la percepción de que el sistema es fácil de usar y efectivo en su propósito.

El sistema de reconocimiento de personas de Torddis es eficiente, con una tasa de éxito del 92.86% y un tiempo promedio de reconocimiento de aproximadamente 0.81 segundos, demostrando un sólido desempeño en condiciones de prueba. Del mismo modo, el sistema de reconocimiento de expresiones faciales muestra una tasa de éxito del 92.86% con un tiempo promedio de reconocimiento de aproximadamente 1.36 segundos, destacando por sus tiempos de respuesta rápidos y su fiabilidad. El sistema de reconocimiento de la presencia de sueño es razonablemente eficiente, alcanzando una tasa de éxito del 85.71% y un tiempo promedio de reconocimiento de aproximadamente 3.43 segundos, lo que indica un rendimiento adecuado.

El sistema de reconocimiento de objetos distractores, con una tasa de éxito del 78.57% y un tiempo promedio de reconocimiento de aproximadamente 2.33 segundos, funciona adecuadamente en condiciones de prueba.

Además, los comentarios de las preguntas abiertas muestran un fuerte respaldo al diseño y funcionalidad del sistema, con valiosas sugerencias para futuros desarrollos. Los tutores destacaron la importancia de las alertas visuales y auditivas para mantener a los estudiantes alertas y la conveniencia de las opciones de configuración y monitorización del sistema.

En conclusión, Torddis ha superado las expectativas en términos de funcionalidad y usabilidad, demostrando ser una solución viable y efectiva para mantener la concentración de los estudiantes en entornos de aprendizaje. El éxito de este proyecto subraya la importancia de la innovación tecnológica en la educación y sienta las bases para futuras mejoras y expansiones del sistema.

Agradecimientos

Este trabajo de investigación ha sido financiado por la subvención PID2022-139297OB-I00, financiada por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por el FEDER/UE.

CRedit authorship contribution statement

Gleiston Guerrero-Ulloa: Data curation, Methodology, Resources, Supervision, Validation, Visualization, Writing – original draft, Writing – review and editing. **Carlos Almeida-Dueñas:** Conceptualization, Data curation, Formal analysis, Investigation, Software, Visualization. **John Plazarte-Suárez:** Conceptualization, Data curation, Formal analysis, Investigation, Software, Visualization. **Orlando Erazo-Moreta:** Conceptualization, Data curation, Supervision, Validation, Visualization, Writing – review and editing. **Carlos Rodríguez-Domínguez:** Data curation, Supervision, Validation, Visualization, Writing – review and editing. **Miguel J. Hornos:** Data curation, Supervision, Validation, Visualization, Writing – review and editing.

References

- Adebisi, O.I., Adejumbi, I.A., Durodola, F.O., Jim, H.A., 2023. Development of a microcontroller based automobile speed limiting device and alarm control system. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)* 13, 195–206. doi:10.11591/ijece.v13i1.
- Åke, S., Hartelius, L., Jakola, A.S., Antonsson, M., 2023. Experiences of language and communication after brain-tumour treatment: A long-term follow-up after glioma surgery. *Neuropsychological Rehabilitation* 33, 1225–1261. doi:10.1080/09602011.2022.2080720. PMID: 35653603.
- Akter, T., Ali, M.H., Khan, M.I., Satu, M.S., Uddin, M.J., Alyami, S.A., Ali, S., Azad, A.K., Moni, M.A., 2021. Improved transfer-learning-based facial recognition framework to detect autistic children at an early stage. *Brain Sciences* 11. doi:10.3390/brainsci11060734.
- Al-Gburi, S.H., Al-Sammak, K.A., Marghescu, I., Oprea, C.C., 2023. State of the art in drivers' attention monitoring - a systematic literature review. *Karabala International Journal of Modern Science* 9, 14–26. doi:10.33640/2405-609x.3278.
- Albrecht, M.A., Foster, J.K., Joosten, A., Falkmer, M., Tang, J., Leung, D., Ordqvist, A., Falkmer, T., 2014. Visual search strategies during facial recognition in children with asd. *Research in Autism Spectrum Disorders* 8, 559–569. doi:10.1016/j.rasd.2014.01.014.

- Altameem, A., Kumar, A., Poonia, R.C., Kumar, S., Saudagar, A.K.J., 2021. Early identification and detection of driver drowsiness by hybrid machine learning. *IEEE Access* 9, 162805–162819. doi:10.1109/access.2021.3131601.
- Alvear-Puertas, V., Rosero-Montalvo, P., Peluffo-Ordóñez, D., Pijal-Rojas, J., 2017. Internet de las cosas y visión artificial, funcionamiento y aplicaciones: Revisión de literatura (internet of things and artificial vision, performance and applications: Literature review). *Enfoque UTE* 8, 244–256. doi:10.29019/enfoqueute.v8n1.121.
- Argel, A.J.V., Ragmac, M.M., Lindo, M.E.T.E., Tiglaio, N.M.C., 2023. Intellitell: A web-based storytelling platform for emotion recognition with machine learning, in: *International Conference on Smart Applications, Communications and Networking, SmartNets 2023*, pp. 1–6. doi:10.1109/smartnets58706.2023.10216042.
- Asish, S.M., Kulshreshth, A.K., Borst, C.W., 2022. Detecting distracted students in educational vr environments using machine learning on eye gaze data. *Computers & Graphics* 109, 75–87. doi:10.1016/j.cag.2022.10.007.
- Bangor, A., Kortum, P.T., Miller, J.T., 2008. An empirical evaluation of the system usability scale. *International Journal of Human–Computer Interaction* 24, 574–594. doi:10.1080/10447310802205776.
- Barai, A.R., Rysul Kibria Badhon, M., Zhora, F., Rahman, M.R., 2019. Comparison between noninvasive heart rate monitoring systems using gsm module and esp8266 wi-fi module, in: *2019 3rd International Conference on Electrical, Computer & Telecommunication Engineering (ICECTE)*, IEEE. pp. 45–48. doi:10.1109/icecte48615.2019.9303572.
- Beck, K., 2002. *Test Driven Development: By Example*. Addison-Wesley Professional.
- Berrezueta-Guzman, J., Pau, I., Martín-Ruiz, M.L., Máximo-Bocanegra, N., 2021. Assessment of a robotic assistant for supporting homework activities of children with ADHD. *IEEE Access* 9, 93450–93465. doi:10.1109/access.2021.3093233.
- Boumiza, S., Bekiarski, A., Souilem, D., Pleshkova, S., 2017. Development of model for automatic tutor in e-learning environment based on student reactions extraction using facial recognition, in: *2017 15th International Conference on Electrical Machines, Drives and Power Systems (ELMA)*, IEEE. pp. 488–492. doi:10.1109/elma.2017.7955493.
- Cai, X., Langtangen, H.P., Moe, H., 2005. On the performance of the python programming language for serial and parallel scientific computations. *Scientific Programming* 13, 31–56. doi:10.1155/2005/619804.
- Campbell, J.W., 2015. *Using a Multi-Spectral Imaging Device to Monitor the Distractive Use of Mobile Devices by Students in a Classroom Setting*. Ph.D. thesis. North Carolina Agricultural and Technical State University. URL: <https://www.proquest.com/dissertations-theses/using-multi-spectral-imaging-device-monitor/docview/1732672880/se-2>. copyright - Database copyright ProQuest LLC; ProQuest does not claim copyright in the individual underlying works; Última actualización - 2023-03-04.
- Casas Sánchez, H., Loayza Apeña, J., Palomino, J., Paiva-Peredo, E., 2022. Design of a people access control system using the esp32 module and internet of things for a sanitory facility in a shopping mall, in: *2022 IEEE Engineering International Research Conference (EIRCON)*, IEEE. pp. 1–4. doi:10.1109/eircon56026.2022.9934094.
- Coffman, S., Taber, A., 2024. Developing self-regulated learners in nursing. *Journal of Nursing Education* 0, 1–4. doi:10.3928/01484834-20240521-02.
- Cruz, J.P.N., Dimaala, M.L., Francisco, L.G.L., Franco, E.J.S., Bandala, A.A., Dadios, E.P., 2013. Object recognition and detection by shape and color pattern recognition utilizing artificial neural networks, in: *International Conference of Information and Communication Technology, ICoICT 2013*, IEEE. pp. 140–144. doi:10.1109/icoict.2013.6574562.
- Darapaneni, N., Evoor, A.K., Vemuri, V.B., Arichandrapandian, T., Karthikeyan, G., Paduri, A.R., Babu, D., Madhavan, J., 2020. Automatic face detection and recognition for attendance maintenance, in: *2020 IEEE 15th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS)*, IEEE. pp. 236–241. doi:10.1109/iciis51140.2020.9342670.
- Draw.io, 2021. Diagram software and flowchart maker. URL: <https://www.drawio.com/>.
- Echeverría, A., García-Campo, C., Nussbaum, M., Gil, F., Villalta, M., Améstica, M., Echeverría, S., 2011. A framework for the design and integration of collaborative classroom games. *Computers & Education* 57, 1127–1136. doi:10.1016/j.compedu.2010.12.010.
- Enadula, S.M., Enadula, A.S., Burri, R.D., 2021. Recognition of student emotions in an online education system, in: *Fourth International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies, ICECCT 2021*, pp. 1–4. doi:10.1109/icecct52121.2021.9616788.
- Erazo, O., Baloian, N., Pino, J.A., Zurita, G., 2016. Easing students' participation in class with hand gesture interfaces, in: García, C.R., Caballero-Gil, P., Burmester, M., Quesada-Arencibia, A. (Eds.), *Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence*, Springer International Publishing, Cham. pp. 393–399. doi:10.1007/978-3-319-48746-5_40.
- Farsani, D., Breda, A., Sebastiá, G.S., 2020. ¿cómo los gestos de los maestros afectan a la atención visual de las estudiantes durante el discurso matemático? *Journal of Research in Mathematics Education* 9, 220. doi:10.17583/redimat.2020.5185.
- García, R.A.C., Lacayanga, R.P., Cruz, F.R.G., 2021. Application of artificial intelligence in adaptive face recognition system, in: *2021 IEEE 11th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET)*, IEEE. pp. 263–268. doi:10.1109/icset53708.2021.9612439.
- Girmay, S., Samsom, F., Khattak, A.M., 2021. Ai based login system using facial recognition, in: *2021 5th Cyber Security in Networking Conference (CSNet)*, IEEE. pp. 107–109. doi:10.1109/csnet52717.2021.9614281.
- Goel, P., Agarwal, S., 2012. Hybrid approach of haar cascade classifiers and geometrical properties of facial features applied to illumination invariant gender classification system, in: *2012 International Conference on Computing Sciences, IEEE*. pp. 132–136. doi:10.1109/iccs.2012.40.
- Guerrero-Ulloa, G., Andrango-Catota, A., Abad-Alay, M., Hornos, M.J., Rodríguez-Domínguez, C., 2023a. Development and assessment of an indoor air quality control iot-based system. *Electronics* 12, 608–628. doi:10.3390/electronics12030608.
- Guerrero-Ulloa, G., Andrango-Catota, A., Abad-Alay, M., Hornos, M.J., Rodríguez-Domínguez, C., 2023b. Ideair: Iot-based system for indoor air quality control. *13th International Symposium on Ambient Intelligence - ISAmI 2022* 603, 197–206. doi:10.1007/978-3-031-22356-3_19.
- Guerrero-Ulloa, G., Fernández-Loor, A., Moreira, F., Novais, P., Rodríguez-Domínguez, C., Hornos, M.J., 2023c. Validation of a development methodology and tool for iot-based systems through a case study for visually impaired people. *Internet of Things* 23, 100900. doi:10.1016/j.iot.2023.100900.
- Guerrero-Ulloa, G., Hornos, M.J., Rodríguez-Domínguez, C., 2020. Tddm4iots: A test-driven development methodology for internet of things (iot)-based systems. *Communications in Computer and Information Science* 1193 CCIS, 41–55. doi:10.1007/978-3-030-42517-3_4.

- Guerrero-Ulloa, G., Méndez-García, A., Torres-Lindao, V., Zamora-Mecías, V., Rodríguez-Domínguez, C., Hornos, M.J., 2023d. Internet of things (iot)-based indoor plant care system. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments* 15, 47–62. doi:10.3233/ais-220483.
- Guerrero-Ulloa, G., Rodríguez-Domínguez, C., Hornos, M.J., 2023e. Agile methodologies applied to the development of internet of things (iot)-based systems: A review. *Sensors* 23, 790. doi:10.3390/s23020790.
- Hachad, T., Sadiq, A., Ghanimi, F., 2020. Student's attendance management using deep facial recognition, in: *IEEE 2nd International Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science, ICECOCS 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.. pp. 1–6. doi:10.1109/icecocs50124.2020.9314403.
- Ilić, V., Batić, D., Mirković, M., Vukmirović, S., Čulibrk, D., Bosakov, G., Popović, I., 2021. Automatic emotion detection as a teaching aid in online knowledge assessment, in: *2021 20th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH)*, IEEE. pp. 1–5. doi:10.1109/infoteh51037.2021.9400699.
- James, C., Nettikadan, D., 2019. Student monitoring system for school bus using facial recognition, in: *2019 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*, IEEE. pp. 659–663. doi:10.1109/icoei.2019.8862534.
- Kedari, P., Kapile, M., Kadole, D., Jaikar, S., 2021. Face emotion detection using deep learning, in: *2021 2nd International Conference on Advances in Computing, Communication, Embedded and Secure Systems (ACCESS)*, IEEE. pp. 118–123. doi:10.1109/access51619.2021.9563343.
- Kulkarni, R.N., Anjali, T.S., Rohith, B., Nadagouda, R., Veeresh, S., 2023. Novel approach to record the attendance of students using facial recognition, in: *2nd IEEE International Conference on Distributed Computing and Electrical Circuits and Electronics, ICDCECE 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.. pp. 1–6. doi:10.1109/icdcece57866.2023.10150539.
- Kumar, A.P., Kumar, N.S., 2024. Zoom classroom engagement and attention detection system, in: *International Conference on Intelligent Systems for Cybersecurity, ISCS 2024*, pp. 1–6. doi:10.1109/iscs61804.2024.10581101.
- Lalitha, S.K., Aishwarya, J., Shivakumar, N., Srilekha, T., Kartheek, G.C.R., 2021. A deep learning model for face expression detection, in: *2021 International Conference on Recent Trends in Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT)*, IEEE. pp. 647–650. doi:10.1109/rteict52294.2021.9573626.
- Le, C., Mohd, T.K., 2022. Facial detection in low light environments using opencv, in: *2022 IEEE World AI IoT Congress (AIoT)*, IEEE. pp. 624–628. doi:10.1109/aiiot54504.2022.9817372.
- Liu, F.Y., Liao, C.L., Chou, P.W., Fan, Y.C., 2021. Objects detection deep learning system based on 2-d winograd convolutional neural network, in: *2021 IEEE 10th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, IEEE. pp. 454–455. doi:10.1109/gcce53005.2021.9750962.
- Mohamed, H., Lamia, M., 2018. Implementing flipped classroom that used an intelligent tutoring system into learning process. *Computers & Education* 124, 62–76. doi:10.1016/j.compedu.2018.05.011.
- Müller, N., Eska, B., Schäffer, R., Völkel, S.T., Braun, M., Wiegand, G., Alt, F., 2018. Arch'n'smile: A jump'n'run game using facial expression recognition control for entertaining children during car journeys, in: *Proceedings of the 17th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA*. p. 335–339. doi:10.1145/3282894.3282918.
- Narkhede, N., Menon, A., Mathane, I., Nikam, S., Dange, S., 2023. Facial recognition and machine learning-based student attendance monitoring system, in: *2023 3rd International Conference on Intelligent Technologies, CONIT 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.. pp. 1–7. doi:10.1109/conit59222.2023.10205631.
- Navarro, R., Larrañaga, E., Yubero, S., Vllora, B., 2024. Preschool aggression and victimization: A short-term longitudinal analysis of the immediate social environment. *Psychology Research and Behavior Management* 17, 827–851. doi:10.2147/prbm.S453572.
- Ng, E.M., 2018. Integrating self-regulation principles with flipped classroom pedagogy for first year university students. *Computers & Education* 126, 65–74. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360131518301775>, doi:doi.org/10.1016/j.compedu.2018.07.002.
- Nguyen, Q.T., Tieu Binh, H., Bui, T.D., N.T., P.D., 2019. Student postures and gestures recognition system for adaptive learning improvement, in: *6th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science, NICS 2019*, IEEE. pp. 494–499. doi:10.1109/nics48868.2019.9023896.
- Ozdamli, F., Aljarrah, A., Karagozlu, D., Ababneh, M., 2022. Facial recognition system to detect student emotions and cheating in distance learning. *Sustainability (Switzerland)* 14. doi:10.3390/su142013230.
- Pabba, C., Kumar, P., 2022. An intelligent system for monitoring students' engagement in large classroom teaching through facial expression recognition. *Expert Systems* 39, 12839. doi:10.1111/exsy.12839.
- Pelc, K., Kornreich, C., Foisy, M.L., Dan, B., 2006. Recognition of emotional facial expressions in attention-deficit hyperactivity disorder. *Pediatric Neurology* 35, 93–97. doi:10.1016/j.pediatrneurol.2006.01.014.
- Puneet, V., Venkatesh, P., Ravi Kiran, K., Surendra, P., Osman, K., Nanda, K.C., 2022. A Django web application to promote local service providers, in: *2022 6th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*, IEEE. pp. 1517–1521. doi:10.1109/iccmc53470.2022.9754099.
- Riquelme, E., Munita, F., Jara, E., Montero, I., 2013. Reconocimiento facial de emociones y desarrollo de la empatía mediante la lectura mediada de literatura infantil. *Cultura y Educación* 25, 375–388. doi:10.1174/113564013807749704.
- Rocha, J.D.C., Souza, M.A.D., Cardoso, E.H.S., Vijaykumar, N., Araujo, J.P.L.D., Frances, R.L., 2023. A platform for monitoring student commuting in the use of school transport in smart cities - a facial recognition based approach, in: *2023 International Conference on Smart Applications, Communications and Networking, SmartNets 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.. pp. 1–6. doi:10.1109/smartnets58706.2023.10216190.
- Seidu, A.A., Arthur-Holmes, F., Agbaglo, E., Ahinkorah, B.O., 2022. Truancy: How food insecurity, parental supervision, and other factors influence school attendance of adolescents in seychelles. *Children and Youth Services Review* 135, 106377. doi:10.1016/j.childyouth.2022.106377.
- Shanmugam, K.S., Badruddin, N., Asirvadam, V.S., 2022. Comparative study of state-of-the-art face landmark detectors for eye state classification in subjects with face occlusion, in: *2022 IEEE 4th Eurasia Conference on Biomedical Engineering, Healthcare and Sustainability (ECBIOS)*, IEEE. pp. 24–27. doi:10.1109/ecbios54627.2022.9945018.
- Sharma, R., Bux, T.U., Varshney, B., Tomar, K., 2021. Real-time student management application using google firebase and android studio, in: *2021 International Conference on Intelligent Technologies (CONIT)*, IEEE. pp. 1–6. doi:10.1109/conit51480.2021.9498494.

- Silva, P., Sudasinghe, S.A.V.D., Hansika, P.D.U., Gamage, M.P., Gamage, M.P.A.W., 2021. Ai base e-learning solution to motivate and assist primary school students, in: 2021 3rd International Conference on Advancements in Computing (ICAC), IEEE. pp. 294–299. doi:10.1109/icac54203.2021.9671209.
- Sudharshan, D.P., Raj, S., 2018. Object recognition in images using convolutional neural network, in: 2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC), IEEE. pp. 718–722. doi:10.1109/icisc.2018.8398893.
- Sáez-López, J.M., Román-González, M., Vázquez-Cano, E., 2016. Visual programming languages integrated across the curriculum in elementary school: A two year case study using "scratch" in five schools. Computers & Education 97, 129–141. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360131516300549>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.03.003>.
- Taber, A., 2024. Developing self-regulated learners in nursing. Journal of Nursing Education 63, 1–4.
- Terraza Arciniegas, D.F., Amaya, M., Piedrahita Carvajal, A., Rodriguez-Marin, P.A., Duque-Muñoz, L., Martinez-Vargas, J.D., 2022. Students' attention monitoring system in learning environments based on artificial intelligence. IEEE Latin America Transactions 20, 126–132. doi:10.1109/tla.2022.9662181.
- Thinyane, M., Masikisiki, B., 2016. Augmenting self-regulated learning with temporally-framed expertise assessment (tea), in: EDULEARN16 Proceedings, IATED. pp. 4922–4928. URL: <https://doi.org/10.21125/edulearn.2016.2170>, doi:10.21125/edulearn.2016.2170.
- Uppender, P., Reddy, G.N., Santoshini, G., 2020. Arduino based accident prevention system with eye twitch and alcohol sensor, in: 2020 12th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN), IEEE. pp. 130–134. doi:10.1109/cicn49253.2020.9242577.
- Uçar, M.U., Özdemir, E., 2022. Recognizing students and detecting student engagement with real-time image processing. Electronics 11. doi:10.3390/electronics11091500.
- Vettivel, N., Jeyaratnam, N., Ravindran, V., Sumathipala, S., Amarakecrthi, S., 2018. System for detecting student attention pertaining and alerting, in: 2018 3rd International Conference on Information Technology Research (ICITR), IEEE. pp. 1–6. doi:10.1109/icitr.2018.8736145.
- de Villiers Rader, N., Zukow-Goldring, P., Alhanti, T., 2021. Show gestures direct attention to word–object relations in typically developing and autistic spectrum disorder children. Language Sciences 87. doi:10.1016/j.langsci.2021.101414.
- Warren, Z., Zheng, Z., Das, S., Young, E.M., Swanson, A., Weitlauf, A., Sarkar, N., 2015. Brief report: development of a robotic intervention platform for young children with asd. Journal of autism and developmental disorders 45, 3870–3876. doi:10.1007/s10803-014-2334-0.
- Washington, P., Voss, C., Haber, N., Tanaka, S., Daniels, J., Feinstein, C., Winograd, T., Wall, D., 2016. A wearable social interaction aid for children with autism, in: Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings, Association for Computing Machinery. pp. 2348 – 2354. doi:10.1145/2851581.2892282.
- Zhang, J., Yu, H., 2022. Improving the facial expression recognition and its interpretability via generating expression pattern-map. Pattern Recognition 129, 108737. doi:10.1016/j.patcog.2022.108737.

A. Consentimiento Informado

Estimado Participante,

El propósito de este documento es proporcionarle la información necesaria para decidir si desea o no participar en el proyecto titulado "Sistema basado en Internet de las Cosas para monitorizar la distracción de niños durante sus actividades académicas en casa", realizado bajo la dirección del Profesor Gleiston Cicerón Guerrero Ulloa MDS.

La participación implica el uso del sistema proporcionado, siguiendo las instrucciones de los investigadores. Se le pedirá que se sienta en un lugar específico para utilizar una aplicación móvil. Mientras tanto, su hijo será monitoreado por un dispositivo inteligente llamado "Torddis" mientras realiza una tarea específica dirigida por los investigadores. El tiempo de participación es de aproximadamente 30 minutos, dependiendo de cada participante. Estas actividades se realizarán en una de las casas de los investigadores.

La información obtenida a través de este estudio se mantendrá estrictamente confidencial y sus nombres no serán utilizados. Usted tiene el derecho de retirar el consentimiento para participar en cualquier momento. El estudio no implica ningún riesgo para usted, ni recibirá compensación alguna. Si tiene alguna pregunta sobre este proyecto, puede contactarnos en gguerrero@uteq.edu.ec.

Carlos Almeida-Dueñas

John Plazarte-Suárez

Gleiston Guerrero-Ulloa

Después de leer el procedimiento descrito anteriormente, de que los investigadores le expliquen el procedimiento y de responder a cualquier pregunta, el participante (firmante) da voluntariamente su consentimiento para participar en este estudio.

Participante: _____ Firma: _____ Fecha: _____

B. Encuesta Demográfica

1. Nombre Completo: _____

2. Edad: _____

3. Nivel de Educación:

- Sin educación ()
- Primaria ()
- Secundaria ()
- Superior ()

4. Género:

- Masculino ()
- Femenino ()
- Otro ()

5. ¿Cómo ha sido su experiencia como padre en monitorizar las distracciones de su hijo mientras realiza sus tareas escolares?

- Fácil ()
- Regular ()
- Compleja ()
- Muy compleja ()

6. ¿Con qué frecuencia monitoriza las actividades escolares de su hijo?

- Nunca ()
- A veces ()
- Casi siempre ()
- Siempre ()

7. ¿Qué estrategias ha implementado para mejorar la concentración de su hijo durante sus tareas escolares?

Table 17
Cuestionario SUS

Preguntas	1	2	3	4	5
1. Me gustaría utilizar el sistema Torddis frecuentemente.					
2. Encontré el sistema innecesariamente complejo.					
3. Pensé que el sistema era fácil de usar.					
4. Necesitaría el apoyo de un técnico/profesor para usar el sistema.					
5. Encontré que las diversas funciones del sistema estaban bien integradas (constituían un todo).					
6. Pensé que había demasiadas inconsistencias en el sistema.					
7. Me imagino que la mayoría de las personas aprenderían a usar el sistema rápidamente.					
8. Encontré el sistema muy difícil de usar.					
9. Me sentí muy seguro/cómodo usando el sistema.					
10. Necesito aprender muchas cosas antes de poder usar el sistema.					

Table 18
Preguntas Abiertas del Cuestionario SUS

No.	Pregunta
1	En general, ¿cuál es su opinión sobre el sistema?
2	¿Le gustaron los sonidos y/o luces que contiene el dispositivo Torddis? Por favor responda sí o no, y proporcione la razón.
3	¿Le gustó el diseño de la pantalla de la aplicación móvil de Torddis? Por favor responda sí o no, y proporcione la razón.
4	¿Le parece adecuada la forma en que se visualizan los datos de monitoreo de distracción de su hijo en la aplicación móvil Torddis? Por favor responda sí o no, y proporcione sugerencias.
5	¿Cree que este sistema ayudaría a mejorar la concentración de su hijo y a mantenerle informado cuando esté distraído? Por favor responda sí o no, y proporcione la razón.
6	¿Cree que hay algo que debería mejorarse en el sistema Torddis (Dispositivo y Aplicación Móvil)? En caso afirmativo, ¿qué?
7	¿Estaría dispuesto a continuar usando el sistema Torddis? Por favor responda sí o no, y proporcione la razón.
8	¿Recomendaría este sistema a otras personas interesadas en monitorear la distracción de niños mientras realizan tareas escolares? Por favor responda sí o no, y proporcione la razón.

C. Cuestionario SUS

C.1. Cuestionario en Escala Likert

Las preguntas del cuestionario SUS usando la escala Likert se muestran en la Tabla 17.

C.2. Preguntas Abiertas del Cuestionario SUS

Las preguntas abiertas del cuestionario SUS se muestran en la Tabla 18.