

Diciembre 15, 2025. Volumen 6, No. 4
ISSN 2735-6302

Revista Electrónica
Transformar



**Centro
Transformar®**

ASESORÍA EN RECURSOS HUMANOS

Tabla de contenido

Editorial.....	3
Adaptive Flipped Learning: personalización y motivación en la Educación Superior	5
Automatización inteligente para PYMEs mediante chatbots con IA generativa	22
Pilotaje y evaluación del Cuestionario CuMP-IA para medir la integración de IA en la medicina de precisión	33
Pedagogical framework for caregiver education using assistive technologies in Colombia.....	50
Percepción de la calidad educativa, estudiantes de nuevo ingreso, carrera de IIS del ITSON, Guaymas...	59
Notas Finales.....	70



Editorial

Inteligencia Artificial y Educación 4.0: entre la urgencia, la oportunidad y la responsabilidad

El año 2025 nos encuentra en un punto de inflexión histórico. La integración de la Inteligencia Artificial (IA) en los sistemas educativos ya no es una posibilidad futura ni un debate teórico; es un hecho tangible que está remodelando las aulas, los currículos, las políticas institucionales y, sobre todo, las formas en que docentes y estudiantes aprenden, investigan y se relacionan con el conocimiento. En este escenario dinámico, *Revista Transformar* dedica su edición de diciembre a un tema que se ha vuelto central: la IA como eje articulador de la Educación 4.0.

Durante los últimos dos años hemos sido testigos de una aceleración sin precedentes. Herramientas de IA generativa y adaptativa han democratizado el acceso a capacidades antes impensadas: análisis de datos en tiempo real, tutores virtuales personalizados, asistencia a la investigación, creación de materiales interactivos, retroalimentación inmediata y entornos de simulación que expanden los límites de la experiencia educativa. Estas transformaciones no solo modifican procedimientos técnicos, sino que obligan a repensar la pedagogía desde su base: ¿qué significa aprender cuando las máquinas también “piensan”? ¿Qué significa enseñar cuando el conocimiento es ubicuo, dinámico y personalizado a escala? En este número, exploramos estas preguntas con una mirada crítica, propositiva y humanista. Los artículos incluidos examinan la IA como herramienta para potenciar la autonomía del estudiante, como motor de innovación curricular, como aliada en el análisis de datos educativos y como soporte para la evaluación continua. Abordan también las tensiones éticas que emergen en este proceso: la privacidad, la equidad en el acceso, los sesgos algorítmicos, la transparencia de los modelos y la necesidad de formar docentes capaces de tomar decisiones pedagógicas informadas en un ecosistema digital complejo.

Uno de los hallazgos que se repite en múltiples investigaciones de esta edición es que la IA no reemplaza al docente: lo expande. La educación 4.0 no consiste en delegar la enseñanza a las máquinas, sino en articular inteligencias —humanas y artificiales— para crear experiencias más ricas, inclusivas y personalizadas. Los docentes dejan de ser transmisores de información para convertirse en diseñadores de experiencias, mediadores culturales, analistas de datos y mentores de pensamiento crítico. Los estudiantes, por su parte, pasan de ser receptores a agentes activos capaces de gestionar su propio aprendizaje, interpretar sistemas inteligentes y tomar decisiones basadas en evidencia.

Esta edición también destaca un punto esencial: la IA no es solo una tecnología, sino un nuevo lenguaje cultural. Integrarla en la educación requiere no solo herramientas, sino alfabetizaciones emergentes: comprensión algorítmica, pensamiento computacional, ética digital, autonomía metacognitiva y competencias para colaborar con sistemas inteligentes. Se trata de habilidades que no pueden quedar al margen de los planes de estudio y que deben enseñarse con rigor, creatividad y propósito.

Sin embargo, este avance trae consigo un desafío mayor: la responsabilidad institucional. Las instituciones de educación superior se enfrentan a la necesidad de rediseñar marcos regulatorios, modelos de evaluación, políticas de datos, infraestructuras tecnológicas y planes de desarrollo docente. La Educación 4.0 no puede surgir únicamente desde el entusiasmo individual; requiere gobernanzas flexibles, inversiones sostenidas y una visión estratégica que reconozca el valor de la transformación digital como parte del proyecto educativo del siglo XXI.

En **Revista Transformar** creemos firmemente que el cambio transformacional sólo es posible si se sostiene en la colaboración, la investigación rigurosa y el diálogo crítico. Por ello, esta edición convoca voces diversas: investigadores, docentes, estudiantes, tecnólogos, diseñadores instruccionales y responsables institucionales que, desde diferentes disciplinas y geografías, coinciden en una idea fundamental: la IA no es un destino, sino un camino que exige reflexión, ética y compromiso colectivo.

Cerramos el 2025 con la convicción de que estamos ante una oportunidad histórica para reimaginar la educación. Una oportunidad que exige valentía para desaprender, humildad para reconocer nuestros límites, creatividad para diseñar nuevas rutas y responsabilidad para garantizar que la innovación no amplíe brechas, sino que las reduzca. La Educación 4.0 ya está aquí; nuestra tarea es darle un sentido humano, inclusivo y transformador.

Agradecemos a la comunidad académica internacional que hace posible cada edición, a quienes investigan, escriben, revisan y creen que la educación puede —y debe— reinventarse. Que esta edición sea un espacio para inspirar, cuestionar y seguir construyendo juntos la educación que nuestros estudiantes merecen.



Fernando Vera, PhD

Editor-in-Chief

Revista Transformar

ARTÍCULO ORIGINAL

Adaptive Flipped Learning: personalización y motivación en la Educación Superior

RICARDO SÁNCHEZ-GIL MACHÍN¹

 <https://orcid.org/0009-0002-0615-2884>

SALVADOR BAENA-MORALES²

 <https://orcid.org/0000-0002-6722-3714>

ALBERTO FERRIZ-VALERO³

 <https://orcid.org/0009-0007-4854-5893>

^{1,2,3}Universidad de Alicante, España

Autor de correspondencia: alberto.ferriz@ua.es

Historial del artículo:

Recibido: 10/10/2025

Revisado: 05/11/2025

Aceptado: 16/11/2025

Palabras clave:

Educación superior

Innovación Pedagógica

Tecnología educativa

Aprendizaje autónomo

Formación del

profesorado

Resumen

El modelo Adaptive Flipped Learning representa una evolución del aula invertida tradicional mediante la incorporación de principios de aprendizaje adaptativo apoyados por inteligencia artificial. Este estudio analiza su impacto en la formación inicial del profesorado de Educación Física, evaluando cómo favorece la satisfacción de las necesidades psicológicas básicas del alumnado según la Teoría de la Autodeterminación. Se empleó un diseño cuasiexperimental con metodología mixta para recoger percepciones de 92 estudiantes de grado, utilizando instrumentos validados y análisis temático de respuestas abiertas. Los resultados muestran una valoración muy positiva del modelo en cuanto a motivación, flexibilidad, utilidad percibida y autorregulación. Se destacan las implicaciones pedagógicas del uso de plataformas adaptativas basadas en mapas de competencias desbloqueables y retroalimentación personalizada. El estudio refuerza el potencial del Adaptive Flipped Learning como estrategia innovadora para rediseñar experiencias de aprendizaje más inclusivas, personalizadas y centradas en el estudiante en contexto universitario.

Adaptive Flipped Learning: personalization and motivation in higher education

Article history

Received: 10/11/2025

Revised: 11/05/2025

Accepted: 11/16/2025

Keywords:

Higher education

Educational innovation

Educational technology

Self-directed learning

Teacher training

Abstract

The Adaptive Flipped Learning model represents an evolution of the traditional flipped classroom through the integration of adaptive learning principles supported by artificial intelligence. This study analyzes its impact on initial teacher training in Physical Education, evaluating how it fosters the satisfaction of students' basic psychological needs according to Self-Determination Theory. A quasi-experimental design with a mixed-methods approach was employed to gather perceptions from 92 undergraduate students, using validated instruments and thematic analysis of open-ended responses. The results reveal a highly positive evaluation of the model in terms of motivation, flexibility, perceived usefulness, and self-regulation. The pedagogical implications of using adaptive platforms based on unlockable competence maps and personalized feedback are emphasized. This study reinforces the potential of Adaptive Flipped Learning as an innovative strategy to redesign learning experiences in higher education that are more inclusive, personalized, and student-centered.

Introducción

A lo largo de las últimas décadas, hemos sido testigos de transformaciones profundas en casi todos los sectores del conocimiento y la actividad humana. Paradójicamente, muchas aulas universitarias siguen respondiendo a esquemas de enseñanza que apenas han evolucionado desde el siglo XIX: instrucción directa, transmisión unidireccional del conocimiento y participación estudiantil limitada a la recepción pasiva.

Aunque la incorporación de las Tecnologías de la Información y la Comunicación ha contribuido a digitalizar el acceso a los contenidos, lo cierto es que dicha transformación no siempre ha estado acompañada de un rediseño metodológico profundo. En el contexto universitario, donde la autonomía del estudiante, el pensamiento crítico y la transferencia del conocimiento son fundamentales, repensar los modelos pedagógicos no es solo una opción, sino una necesidad urgente. Esta reflexión se vuelve aún más apremiante ante la creciente complejidad de los perfiles del alumnado, la diversidad de competencias requeridas en la sociedad actual y las altas tasas de abandono en algunos grados universitarios.

Tradicionalmente, la enseñanza presencial se centraba en la transmisión de conceptos (niveles bajos de la pirámide de Bloom, como recordar o comprender). El FL propone invertir este orden: la adquisición de conocimientos básicos (recordar y comprender) se traslada fuera del aula; mientras que las fases de análisis, aplicación, evaluación o creación (que requieren mayor complejidad cognitiva) se trabajan en clase, aprovechando la presencia del docente para guiar y ofrecer retroalimentación en tiempo real (Moreno-Guerrero et al., 2024). De esta forma, la sesión presencial no se ocupa de explicar un temario teórico de forma pasiva, sino que se transforma en un espacio de aprendizaje colaborativo y de orden superior.



El modelo de aula invertida es un tipo especial de aprendizaje combinado, en el que el alumnado recibe recursos didácticos (apuntes, vídeos web, clases grabadas, etc.) antes de las sesiones presenciales (Thai *et al.*, 2017). En 2018, Jon Bergmann y un grupo de expertos actualizaron la definición original (Santiago & Bergmann, 2021): El Flipped Learning es un modelo pedagógico que permite a los educadores llegar a cada estudiante, en cada aula, cada día.

Este enfoque invierte el modelo de aula tradicional al presentar la parte conceptual antes de la clase, lo que permite a los docentes utilizar el tiempo en el aula para guiar a cada estudiante a través de actividades, estrategias y prácticas activas sobre los conceptos básicos ya trabajados previamente. En consecuencia, una ventaja clave del modelo FL es que permite a los docentes proporcionar feedback al alumnado tras su trabajo individual en casa, otorgando un mayor protagonismo a la intervención docente en el marco de la evaluación formativa. Hattie & Timperley, 2007; afirman que el feedback es una de las intervenciones instruccionales más poderosas para impulsar el aprendizaje.

Este feedback es entendido como la retroalimentación que los docentes proporcionan para guiar y mejorar el aprendizaje de los estudiantes en el espacio grupal, ayudando a reducir la brecha entre el conocimiento actual del estudiante y los objetivos de aprendizaje deseados. Para lograr esto, el feedback juega un papel esencial en responder las tres preguntas clave propuestas por Hattie y Timperley, 2007: 1) ¿Dónde estoy en el proceso de aprendizaje? Permitiendo a los estudiantes conocer su situación actual en relación con los objetivos; 2) ¿Qué se espera de mí? Ayudando a comprender claramente las demandas de la tarea; y 3) ¿Cómo alcanzo esos objetivos? Proporcionando la guía necesaria sobre las acciones y estrategias para cerrar la brecha entre el desempeño actual y el deseado.

De este modo, no solo potencia la autorregulación y fomenta un aprendizaje más profundo y autónomo, sino que también fortalece su motivación intrínseca y promueve actitudes positivas hacia el aprendizaje (Wisniewski *et al.*, 2020). Según este autor, se hace una distinción importante entre distintos tipos de feedback que pueden aplicarse en el modelo FL, lo cual refuerza la efectividad de la intervención docente. Entre estos tipos, se encuentran el feedback de refuerzo o castigo, que aplica consecuencias agradables (o aversivas) para aumentar o disminuir la frecuencia de una respuesta deseada; el feedback correctivo, que proporciona información acerca de la tarea en términos de si la respuesta es correcta o incorrecta; y el feedback de alta información, que no solo incluye detalles sobre la tarea, sino también sobre la autorregulación, como el monitoreo de la atención o la motivación del estudiante durante el proceso de aprendizaje.

La eficacia diferencial de estos tipos de retroalimentación ha sido confirmada en investigaciones recientes. Sin ir más lejos, Ferriz-Valero *et al.*, 2025 demostraron que el uso planificado de feedback, especialmente cuando incluye componentes de alta información, tiene un impacto significativo en la motivación intrínseca y en el rendimiento académico del alumnado universitario, reduciendo además los niveles de desmotivación cuando se compara con un grupo sin retroalimentación. Además, (Finn *et al.*, 2018) demostraron que ese feedback proporcionado al alumnado, si se acompaña de ejemplos, mejora el rendimiento y la comprensión conceptual de la materia, reforzando su papel central en el modelo FL y su impacto positivo en el aprendizaje.

Su principio fundamental es reorganizar los tiempos de enseñanza: trasladar la exposición de contenidos al espacio individual mediante recursos digitales, para liberar el tiempo presencial y dedicarlo a la aplicación, el diálogo, la reflexión colectiva y la interacción personalizada (Bergmann & Sams, 2012; Santiago & Bergmann, 2021). Este enfoque ha sido ampliamente validado en entornos universitarios, donde ha mostrado efectos positivos sobre la motivación, el rendimiento académico, el desarrollo de competencias transversales y la implicación activa del alumnado (Bosch-Farré *et al.*, 2024; Gilboy *et al.*, 2015; Han & Røkenes, 2020; López-Urán *et al.*, 2022; Prieto *et al.*, 2020).

Asimismo, estas estrategias favorecen la adquisición de habilidades cognitivas de orden superior y contribuyen a mejorar el estado emocional del estudiantado, al ofrecer entornos de aprendizaje más autónomos, contextualizados y emocionalmente seguros (Zhou, 2023). No obstante, pese a su efectividad, el modelo FL tradicional presenta dos limitaciones:

- Escasa personalización del aprendizaje en el espacio individual, dado que todos los estudiantes reciben los mismos contenidos y tareas sin que se consideren sus niveles previos, ritmos, intereses o dificultades (Esmaili *et al.*, 2020).
- Dificultad de ofrecer feedback inmediato y adaptado durante el trabajo individual, lo que limita la capacidad del docente para guiar el progreso del alumnado de forma personalizada.

En el FL, el feedback adquiere un rol protagonista. Tras haber trabajado el contenido básico en el espacio individual, el docente aprovecha la sesión presencial para identificar y corregir errores, potenciar la reflexión y adecuar las estrategias de estudio. Y es que, estudios como los de Hattie & Timperley (2007) señalan la retroalimentación como uno de los factores con mayor impacto en el rendimiento académico. Estudios posteriores han confirmado que el feedback no solo mejora el rendimiento académico, sino que también profundiza la comprensión conceptual de los estudiantes (Finn *et al.*, 2018).

Algunos metaanálisis y revisiones sistemáticas demuestran que, en entornos FL bien estructurados, el rendimiento académico mejora notablemente cuando el feedback se integra de forma planificada y sistemática (Bosch-Farré *et al.*, 2024). El hecho de tener un primer acercamiento teórico fuera del aula garantizaría un mejor aprendizaje si estuviera acompañado del feedback adecuado. Desde un enfoque teórico, el modelo FL se sustenta en los principios del constructivismo, el cual concibe el aprendizaje como un proceso activo de construcción del conocimiento, mediado por la experiencia, la interacción y la reflexión. Bajo este paradigma, el estudiante deja de ser un receptor pasivo de información para convertirse en protagonista de su propio proceso formativo.

En el ámbito de la Educación Física, diversas revisiones recientes han evidenciado que los modelos invertidos basados en enfoques constructivistas potencian significativamente la motivación, la implicación activa y los resultados de aprendizaje del alumnado (Ferriz-Valero *et al.*, 2022; Østerlie *et al.*, 2023). Esta reorganización del tiempo y del espacio didáctico permite que el trabajo autónomo previo se complemente con actividades presenciales centradas en la aplicación del conocimiento, la resolución de problemas y el aprendizaje colaborativo. En este contexto, el rol docente se transforma en el de mediador o facilitador del aprendizaje, promoviendo entornos de indagación compartida y construcción conjunta del saber (Ryan & Deci, 2020).

En los últimos años, diversos estudios han profundizado en el análisis del momento en que se proporciona el feedback (inmediato o demorado) y su interacción con otras variables pedagógicas. Por ejemplo, el meta-análisis de (Brummer et al., 2024), basado en 116 estudios sobre retroalimentación digital, identificó un efecto positivo general ($d = 0.41$), aunque altamente condicionado por factores como el tipo de tarea, el nivel educativo y la estructura del contenido. Sus resultados sugieren que el feedback inmediato resulta más eficaz en tareas simples y cerradas, mientras que el feedback diferido favorece el procesamiento profundo en tareas complejas o reflexivas.

No obstante, los autores destacan que el momento del feedback, por sí solo, no es el factor más determinante, siendo más relevantes el foco del feedback (por ejemplo, centrado en el proceso) y la modalidad didáctica. Este patrón de resultados pone en evidencia la necesidad de diseñar experiencias formativas donde el *timing* del feedback se alinee con los objetivos cognitivos de cada actividad.

En la misma línea, Ryan *et al.*, 2024 concluyen que ni el feedback inmediato ni el diferido son universalmente superiores, sino que su eficacia depende del tipo de aprendizaje esperado. En su estudio con estudiantes de medicina, encontraron que ambos momentos pueden ser igualmente efectivos si el feedback es claro, específico y orientado a la mejora. Este hallazgo pone el foco en la calidad del contenido del feedback, más que en su inmediatez, como el factor clave para promover aprendizajes significativos. Por su parte, (Taxipulati & Lu, 2021) destacan la interacción entre contenido y momento, demostrando que el feedback explicativo (que incluye razonamiento y guía) supera al correctivo simple, y que su efecto es aún mayor cuando se entrega de forma diferida, especialmente en entornos de aprendizaje multimedia. En conjunto, estos estudios respaldan la idea de que la decisión sobre cuándo proporcionar retroalimentación debe ser pedagógicamente estratégica, ajustándose tanto a la naturaleza de la tarea como al tipo de feedback empleado y al perfil del alumnado.

No obstante, una de las limitaciones estructurales del modelo Flipped Learning tradicional es que el espacio individual, donde el alumnado interactúa por primera vez con los contenidos, suele estar desprovisto de retroalimentación terminal o formativa. Es decir, durante la fase inicial del aprendizaje, que ocurre fuera del aula, los estudiantes consumen materiales (generalmente vídeos o lecturas), pero no reciben orientación personalizada ni respuestas inmediatas a sus errores o dudas. Esta ausencia de feedback durante el momento en que el alumno construye su comprensión de base puede derivar en aprendizajes erróneos, frustración o desmotivación, especialmente en tareas complejas o autorreguladas. En este sentido, los hallazgos recientes que destacan la importancia de ofrecer retroalimentación diferenciada según la fase de la tarea y la carga cognitiva implicada (Brummer *et al.*, 2024; Taxipulati & Lu, 2021) refuerzan la necesidad de transformar el enfoque del aprendizaje invertido.

En los últimos años, el avance de las tecnologías digitales ha impulsado el desarrollo de entornos de aprendizaje cada vez más personalizados, donde el análisis del comportamiento del estudiante en tiempo real permite ajustar dinámicamente el contenido, el nivel de dificultad y la secuencia de actividades (Woolf *et al.*, 2013; Zawacki-Richter et al., 2019). Este enfoque, conocido como aprendizaje adaptativo, ha cobrado especial relevancia gracias a la incorporación de algoritmos de inteligencia artificial, capaces de generar recomendaciones individualizadas a partir del progreso del estudiante.

Plataformas como Khipulearn, basadas en el modelo teórico CALM (Customized Adaptive Learning Model), organizan el aprendizaje en torno a mapas de competencias desbloqueables, que funcionan como itinerarios personalizados. La secuencia de actividades se adapta automáticamente en función de las decisiones del alumno y las sugerencias del sistema, sin renunciar al diseño pedagógico previo ni a la supervisión del docente, quien define los umbrales, rutas y estrategias instruccionales que guían el proceso (Real-Fernández, 2020).

En este contexto, la combinación del aprendizaje adaptativo con el modelo FL ha dado lugar a una evolución metodológica conocida como Adaptive Flipped Learning (AFL). Esta propuesta mantiene la lógica activa del FL tradicional, donde los contenidos se trabajan en el espacio individual y se profundizan en el espacio colectivo, pero incorpora mecanismos de personalización que permiten responder a las necesidades, ritmos y perfiles de cada estudiante. El AFL facilita el ajuste dinámico de las actividades, la creación de rutas de aprendizaje flexibles y la incorporación de retroalimentación formativa en tiempo real. Lejos de ser una simple adaptación tecnológica del modelo original, el AFL introduce una capa de inteligencia pedagógica que optimiza el proceso de enseñanza-aprendizaje desde una perspectiva centrada en el alumno. Estudios recientes han demostrado que la integración de sistemas de IA en contextos educativos no solo mejora el rendimiento académico y el compromiso del alumnado (Katona & Gyonyoru, 2025), sino que también potencia la experiencia de aprendizaje al adaptar de forma continua el contenido y las estrategias a las características individuales de cada estudiante (Gligorea *et al.*, 2023).

El potencial transformador del AFL se manifiesta con especial claridad en la fase individual del aprendizaje, donde tradicionalmente han residido algunas de las principales limitaciones del modelo FL. Gracias al uso de sistemas inteligentes, el estudiante puede recibir retroalimentación inmediata (terminal o diferida) ajustada a su nivel, ritmo y tipo de error, en el mismo momento en que interactúa con la tarea. Este elemento diferenciador permite dar respuesta a uno de los vacíos más relevantes del FL clásico: la falta de personalización y feedback contextualizado en el espacio individual. Además, el AFL articula de forma coherente los principios de personalización, autorregulación y motivación. No obstante, su implementación plantea también desafíos éticos y pedagógicos que deben ser abordados cuidadosamente, especialmente en lo que respecta a la privacidad de los datos, la transparencia algorítmica y el equilibrio entre automatización e intervención docente (Seo *et al.*, 2021). Así, el AFL no solo representa un avance técnico, sino una propuesta metodológica capaz de enriquecer la experiencia formativa desde una mirada inclusiva, motivadora y adaptada al contexto educativo contemporáneo.

Más allá de su potencial técnico y pedagógico, el modelo AFL se justifica teóricamente desde el marco de la Teoría de la Autodeterminación (TAD), ampliamente validada en contextos educativos (R. M. Ryan & Deci, 2017). Esta teoría plantea que el bienestar psicológico y la motivación de calidad en el aprendizaje emergen cuando se satisfacen cuatro necesidades psicológicas básicas:

- Autonomía, entendida como la posibilidad de actuar con voluntad propia.
- Competencia, como la percepción de ser eficaz en la ejecución de tareas.
- Relación, como el sentimiento de conexión y pertenencia con otros.
- Novedad, necesidad recientemente incorporada, que alude a la búsqueda de experiencias estimulantes, retadoras y con sentido (González-Cutre *et al.*, 2020).

La evidencia empírica confirma que cuando estas necesidades se ven satisfechas, el alumnado muestra mayores niveles de motivación intrínseca, persistencia, rendimiento académico y bienestar subjetivo (Sanchez-De Miguel *et al.*, 2023; Zhang *et al.*, 2023). En este sentido, metodologías como el AFL presentan condiciones óptimas para promover climas motivacionales positivos en el aula. Al ofrecer elección y control sobre el itinerario, se promueve la autonomía; la progresión clara y retroalimentación constante refuerzan la competencia; el espacio presencial para la discusión guiada fortalece la relación; y el carácter innovador del entorno adaptativo estimula la necesidad de novedad.

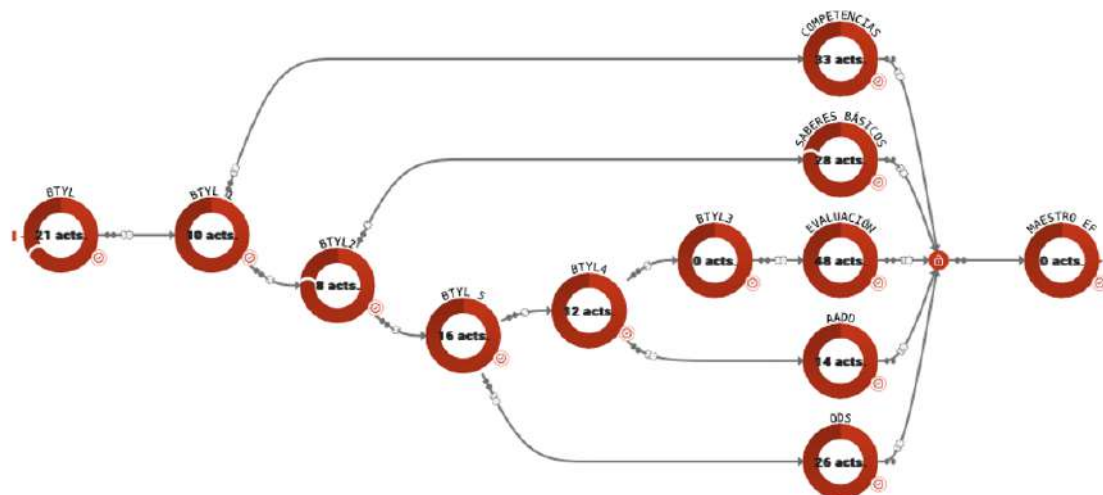
Además, estudios recientes han destacado la importancia del feedback docente como un elemento modulador de la motivación y el aprendizaje significativo en el contexto del FL. En particular, la investigación de (Sanchez-Gil-Machín *et al.*, 2025) ha demostrado que la incorporación sistemática de feedback de alta calidad potencia el desarrollo de competencias blandas como la resiliencia, la autorregulación y la competencia percibida, aspectos clave en la formación de futuros docentes. Esta línea de evidencia respalda la necesidad de explorar modelos metodológicos que integren la adaptabilidad tecnológica con el acompañamiento pedagógico experto

Método

El presente estudio se enmarca en un diseño cuasiexperimental con un único grupo de tratamiento y medidas posteriores a la intervención, realizado durante el curso académico 2023-2024 en el contexto de la educación superior pública española. Se optó por un muestreo intencional y por conveniencia, dado el acceso directo a la población objeto de estudio y la posibilidad de implementar la intervención en un entorno natural de enseñanza-aprendizaje. Participaron 92 estudiantes universitarios (50 hombres y 42 mujeres), con una edad media de 21,7 años (DT = 1,4), matriculados en la asignatura “Didáctica de la Educación Física y el Deporte” del Grado en Maestro/a en Educación Primaria. Todos los participantes pertenecían a uno de los tres grupos en los que se implementó el modelo AFL, y otorgaron su consentimiento informado para participar en el estudio.

Se aplicó una intervención basada en el modelo AFL, que combina los principios del Flipped Learning (Bergmann & Sams, 2012) con estrategias de aprendizaje adaptativo personalizado, mediadas por inteligencia artificial (Real-Fernández, 2020). La intervención se desarrolló a través de la plataforma Khipulearn, sustentada en el modelo teórico CALM, en la figura 1, se muestra una captura de pantalla del programa. En este caso, se muestra un ejemplo de los itinerarios formativos individualizados mediante un sistema de progresión basado en competencias.

Figura 1. Captura de los itinerarios formativos mediante el sistema de progresión basado en competencias



La plataforma presentaba un mapa de competencias interconectadas, que los estudiantes debían desbloquear progresivamente mediante la realización de actividades asociadas. Cada competencia inicial tenía un valor de puntuación asignado, que aumentaba conforme el estudiante completaba tareas. El sistema, dotado de un motor de inteligencia artificial, analizaba el progreso individual y asignaba nuevas actividades de manera adaptativa. Adicionalmente, el docente podía modular esta asignación mediante estrategias instruccionales predefinidas, ejerciendo un papel activo en la supervisión y acompañamiento del proceso.

Los estudiantes disponían de tres plazos progresivos para completar las actividades individuales antes de cada sesión presencial (Tabla 1). Durante el espacio colectivo, se realizaban debates guiados en pequeños grupos, orientados a profundizar en los conceptos clave y aplicar los saberes adquiridos a contextos reales de la enseñanza en Educación Física. Las cuestiones de discusión estaban alineadas con los contenidos del curso y abordaban aspectos como la relación entre competencias y actividades, la inclusión educativa, la evaluación por competencias y los Objetivos de Desarrollo Sostenible.

Tabla 1. Plan de intervención para Adaptive Flipped Learning

Plazo	Competencias	Semana	Cuestiones discusión
1	BTYL BTYL1 (Competencias) COMPETENCIAS BTYL 2 (Saberes básicos) SABERES BÁSICOS	1 y 2	"Cómo se pueden integrar las competencias clave de la asignatura en el diseño de actividades prácticas de Educación Física para Educación Primaria. Poned un ejemplo concreto de una actividad que desarrolle al menos tres competencias clave." "Elegid un saber básico concreto contemplado en el Decreto 106/2022, relacionado con nuestro área (Educación Física), y realizad una concreción para cada uno de los tres ciclos de Primaria. Aseguraos de que en vuestra propuesta se observe claramente la progresión en la dificultad de las

			<i>actividades y el nivel de aprendizaje esperado a medida que avanzan los ciclos."</i>
2	BTYL5 (ODS) BTYL4 (AADD) AADD ODS	3 y 4	<i>"Considerad cómo atenderíais las necesidades de alumnado con barreras para el aprendizaje y la participación (como necesidades específicas de apoyo educativo, diversidad cultural o diferentes niveles de habilidad). Proporcionad un ejemplo concreto de cómo haríais una actividad más inclusiva, explicando los ajustes realizados. ¿Cómo trabaríais 3 ODS en una misma actividad?</i>
3	BTYL3 (Evaluación) EVALUACIÓN	5 y 6	<i>¿qué herramientas de evaluación evaluarían mejor las competencias adquiridas por los estudiantes en Educación Física?</i>

Nota: BTYL = Bases Teóricas y Legislativas Generales; AADD = Atención a la Diversidad; ODS = Objetivos de Desarrollo Sostenibles; BTYL1 = Bases Teóricas y Legislativas sobre competencias; BTYL2 = Bases Teóricas y Legislativas sobre saberes básicos; BTYL3 = Bases Teóricas y Legislativas sobre evaluación; BTYL4 = Bases Teóricas y Legislativas sobre AADD; BTYL5 = Bases Teóricas y Legislativas sobre ODS;

Con la primera cuestión de debate y discusión, se pretende evaluar si han entendido la interrelación entre competencias y actividades educativas, y cómo aplicarlas en contextos reales. Con la segunda cuestión, se pretende analizar y aplicar la progresión pedagógica de un saber básico específico a lo largo de los tres ciclos de Primaria, asegurando coherencia y adecuación al desarrollo del alumnado. Con la tercera cuestión, se pretende evaluar la capacidad para identificar barreras en el aprendizaje y diseñar propuestas educativas inclusivas que respondan a las necesidades de todo el alumnado en el contexto de la Educación Física. Con la cuarta cuestión, se pretende comprobar la relación de las actividades con los ODS y sus metas. Finalmente, la quinta cuestión, pretende evaluar la capacidad para identificar las diferencias entre evaluación descontextualizada y evaluación basada en competencias, y diseñar herramientas que refuercen la evaluación por competencias en Educación Física.

Análisis de datos

Se empleó una estrategia mixta de recogida de datos. Por un lado, se aplicó un cuestionario ad hoc con ítems cerrados, basado en una escala tipo Likert de 5 puntos (1 = totalmente en desacuerdo; 5 = totalmente de acuerdo), que evaluaba dimensiones como la estructura del contenido, la flexibilidad del modelo, la percepción de utilidad, la motivación y la satisfacción con la experiencia.

Por otro lado, se recogieron respuestas abiertas mediante una pregunta final de tipo cualitativo: "Describe con tus palabras cómo ha sido tu experiencia con este modelo de aprendizaje y qué aspectos destacarías como más positivos o mejorables".

El estudio fue aprobado por el Comité de Ética de la Universidad de Alicante (código de aprobación: UA-2023-05-27_2) y siguió los principios éticos de la Declaración de Helsinki.

Los datos recogidos a partir de las respuestas abiertas del alumnado fueron analizados mediante un enfoque de análisis temático, un método cualitativo ampliamente utilizado en la investigación en Ciencias Sociales, cuyo propósito es identificar, analizar e interpretar patrones (temas) emergentes en los datos. El proceso de análisis comenzó con una fase de familiarización, en la que dos investigadores leyeron detenidamente todas las respuestas con el fin de comprender el contenido y las percepciones expresadas por los estudiantes. A continuación, se procedió a la codificación inicial, identificando y etiquetando segmentos de texto relevantes que permitieran agrupar datos similares bajo códigos significativos.

Posteriormente, se generaron de forma inductiva los primeros temas, reflejando áreas clave de la experiencia del alumnado, tales como la flexibilidad en el aprendizaje, la motivación, la estructura del contenido, entre otros. Estos temas fueron revisados y refinados para asegurar su coherencia interna y claridad conceptual, combinando o subdividiendo aquellos que presentaban solapamientos o ambigüedades. Los temas finales (Flexibilidad en el aprendizaje, Motivación e implicación, Estructura y organización del contenido, Retroalimentación y eficiencia del aprendizaje, Experiencia práctica de aprendizaje, y Retos y limitaciones) fueron definidos y nombrados con precisión para representar fielmente el contenido analizado.

El análisis concluyó con la interpretación de cada tema, identificando patrones recurrentes y tendencias en las respuestas, e ilustrando tanto los aspectos positivos como los desafíos percibidos mediante citas textuales representativas del alumnado. Además, para las preguntas de tipo cuantitativo, se llevó a cabo un análisis de frecuencias con el objetivo de identificar la distribución de las respuestas, como por ejemplo: "Considero adecuado que los contenidos del curso se dividan en competencias", donde la escala de respuesta iba de 1 (totalmente en desacuerdo) a 5 (totalmente de acuerdo). Esta aproximación sistemática, que combina el análisis temático con el análisis de frecuencias, permitió que los resultados estuvieran fundamentados en datos tanto cualitativos como cuantitativos, ofreciendo así una comprensión detallada de la interacción del alumnado con la plataforma y aportando información valiosa para futuras mejoras.

Resultados

Los resultados del cuestionario mostraron una valoración positiva generalizada del modelo AFL por parte del alumnado. En los ítems cuantitativos, la mayoría de los estudiantes se situó entre los valores 4 ("de acuerdo") y 5 ("totalmente de acuerdo") en relación con las principales dimensiones evaluadas.

En concreto, un 89,1 % del alumnado valoró como adecuada la organización del contenido a través de competencias desbloqueables, destacando que este formato facilitó la comprensión progresiva de los saberes y su conexión con la práctica docente. Asimismo, un 86,3 % coincidió en que el modelo AFL les permitió modular su ritmo de aprendizaje de forma flexible y personalizada.

La percepción de utilidad de la propuesta fue también elevada, con un 83,6 % de respuestas positivas al ítem: "Considero que este enfoque me ha ayudado a aprender mejor los contenidos". Igualmente, más del 80 % afirmó haber sentido mayor motivación e implicación con respecto a metodologías docentes más tradicionales. La media global en los ítems del cuestionario osciló entre 4,1 y 4,6 sobre 5.

Del análisis temático de las respuestas abiertas proporcionadas por los estudiantes, emergieron seis grandes temas que reflejan las percepciones clave del alumnado con respecto a su experiencia con el modelo AFL. A continuación, se describen dichos temas con una breve síntesis de su contenido y citas representativas:

Flexibilidad en el aprendizaje

Los estudiantes valoraron la posibilidad de gestionar su tiempo y ritmo de trabajo, ajustando el avance en función de su disponibilidad y comprensión:

“Pude organizarme mejor al saber qué competencias desbloquear y cuándo hacerlo. Sentí que tenía el control de mi aprendizaje.”

Motivación e implicación

El diseño adaptativo y el mapa de competencias fomentaron un mayor interés y compromiso:

“Ver cómo iba desbloqueando contenidos me motivaba a seguir. Fue como un juego, pero aprendiendo.”

Estructura del contenido y claridad

Muchos estudiantes destacaron la lógica interna del itinerario, con una secuencia clara y coherente:

“Me ayudó mucho saber qué venía después y qué debía haber entendido antes. La progresión estaba muy bien pensada.”

Feedback y eficiencia del aprendizaje

Aunque el sistema estaba automatizado, el papel del docente en las sesiones presenciales fue muy valorado:

“Las dudas que surgían con las actividades las resolvíamos con el profesor en clase. Fue muy útil y personalizado.”

Experiencia práctica y conexión con la realidad

Los temas tratados y las actividades diseñadas se percibieron como útiles y transferibles a la práctica docente:

“Las discusiones nos obligaban a aplicar lo aprendido a contextos reales. Eso marcó la diferencia.”

Desafíos y limitaciones

Algunas respuestas señalaron dificultades iniciales con el manejo de la plataforma y la necesidad de mayor orientación al principio:

“Al principio me costó entender el sistema del mapa. Pero una vez que lo entendí, todo fue más fluido.”

Los datos revelan una alta aceptación del modelo AFL por parte del alumnado, así como una percepción positiva de su utilidad, estructura y potencial para fomentar la autonomía, la competencia, la relación con el docente y la novedad metodológica. La convergencia entre los resultados cuantitativos y cualitativos refuerza la solidez de los hallazgos y sugiere que el modelo no solo fue comprensible y manejable, sino también motivador y eficaz para el aprendizaje en Educación Superior.

Discusión

Los resultados de este estudio confirman el potencial del modelo AFL para fomentar una experiencia de aprendizaje más personalizada, motivadora y pedagógicamente eficaz en el contexto universitario. La alta valoración del alumnado respecto a la flexibilidad, claridad del contenido, utilidad práctica y motivación percibida se alinea con investigaciones previas que destacan los beneficios del aula invertida en términos de compromiso y rendimiento (Gilboy *et al.*, 2015; Prieto *et al.*, 2020; Bosch-Farré *et al.*, 2024).

No obstante, el presente trabajo aporta una contribución original al integrar principios de aprendizaje adaptativo basado en IA con la estructura del Flipped Learning, lo que representa una evolución metodológica que responde a algunas de las limitaciones identificadas en implementaciones tradicionales del modelo (Esmaili *et al.*, 2020; Knoke *et al.*, 2024). En este sentido, la plataforma Khipulearn permitió articular una secuencia didáctica ajustada al ritmo y perfil de cada estudiante, promoviendo una mayor percepción de control y autonomía en el proceso.

Esta experiencia se tradujo en una satisfacción elevada de las necesidades psicológicas básicas, particularmente la autonomía y la competencia, dos de los pilares de la Teoría de la Autodeterminación (Ryan & Deci, 2017). Tal y como apuntan Østerlie (2023) y Zhang *et al.* (2023), la motivación de calidad en contextos de educación superior está directamente relacionada con la posibilidad de tomar decisiones, experimentar éxito progresivo y establecer vínculos significativos con el contenido y con los agentes del proceso educativo.

En línea con estos autores, los estudiantes del presente estudio destacaron que el modelo AFL les permitió “tener el control de su aprendizaje” y “avanzar a su propio ritmo”, lo que refuerza la idea de que la personalización digital del itinerario formativo puede generar contextos de alto valor motivacional. Además, la inclusión de sesiones presenciales centradas en la discusión y resolución de dudas contribuyó a reforzar la relación pedagógica con el docente, otro de los factores determinantes en la satisfacción global del alumnado.

Por otro lado, la dimensión de novedad, recientemente incorporada como cuarta necesidad psicológica básica (González-Cutre *et al.*, 2020), también se vio satisfecha a través del uso de metodologías innovadoras, el diseño gamificado del mapa de competencias y la incorporación de tecnologías emergentes en el proceso de aprendizaje. Esta percepción de innovación y estímulo constante fue destacada como uno de los factores motivadores más importantes por parte del alumnado. Cabe señalar que estos hallazgos complementan los resultados obtenidos en estudios previos realizados por Sánchez-Gil-Machín *et al.* (2025), donde se evidenció que la integración del feedback docente dentro del Flipped Learning contribuía significativamente al desarrollo de competencias blandas y a la regulación de la desmotivación en futuros docentes. En el presente estudio, aunque el protagonismo lo ocupa la adaptatividad del sistema, el papel del docente como facilitador de procesos reflexivos y supervisión personalizada se mantuvo como elemento clave del éxito percibido.

Con base a todo lo anterior, en relación con la H1, los datos recabados muestran que el modelo AFL contribuye significativamente a la satisfacción de las necesidades psicológicas básicas del alumnado universitario. Esta afirmación se sustenta tanto en los resultados del cuestionario como en el análisis temático de las respuestas abiertas, donde emergieron evidencias claras de satisfacción en las

dimensiones de autonomía (control del itinerario y ritmo), competencia (progresión clara y retroalimentación), relación (interacción docente durante las sesiones presenciales) y novedad (percepción de innovación metodológica y tecnológica). Aunque el diseño del estudio no incluye grupo control, lo que impide establecer relaciones causales firmes, los hallazgos respaldan la hipótesis desde un enfoque exploratorio y justifican futuras investigaciones comparativas con diseños experimentales.

En cuanto a la H2, los resultados permiten confirmar con claridad que el alumnado percibe el modelo AFL como más útil, motivador y flexible que metodologías docentes tradicionales. Esta percepción se refleja en los altos porcentajes de valoración positiva obtenidos en los ítems cuantitativos del cuestionario, así como en las categorías cualitativas emergentes como flexibilidad en el aprendizaje, motivación e implicación o estructura del contenido y claridad.

La personalización del itinerario, el feedback adaptativo y el diseño gamificado de los contenidos fueron identificados por el alumnado como elementos clave para generar una experiencia de aprendizaje activa, significativa y ajustada a sus necesidades. Estos hallazgos refuerzan el potencial del modelo AFL como alternativa metodológica eficaz para mejorar la calidad del aprendizaje en contextos universitarios.

Conclusiones

Los resultados del presente estudio evidencian que el modelo AFL representa una evolución significativa del FL tradicional, al integrar tecnologías de inteligencia artificial para adaptar el proceso de enseñanza-aprendizaje a las características individuales del alumnado. Esta propuesta ha demostrado ser eficaz no solo en términos de organización del contenido y eficiencia del aprendizaje, sino también en el fomento de la motivación y del compromiso académico en el contexto universitario.

De forma específica, se ha constatado que el modelo AFL contribuye a satisfacer las cuatro necesidades psicológicas básicas formuladas por la Teoría de la Autodeterminación:

- La autonomía, al permitir a los estudiantes decidir su itinerario formativo y avanzar a su ritmo;
- La competencia, mediante un sistema de progresión clara y retroalimentación continua;
- La relación, gracias a la interacción directa con el profesorado durante las sesiones presenciales;
- Y la novedad, al introducir dinámicas innovadoras, tecnologías emergentes y retos significativos.

Estas conclusiones refuerzan la idea de que el diseño instruccional adaptativo no es solo una cuestión tecnológica, sino también una oportunidad pedagógica para reconfigurar el aula universitaria como un entorno más inclusivo, autónomo y motivador.

Desde una perspectiva teórica, este estudio contribuye a ampliar la comprensión del potencial del Flipped Learning cuando se integra con herramientas adaptativas basadas en IA. Aporta evidencia empírica sobre el vínculo entre metodologías activas, tecnología educativa y satisfacción de necesidades psicológicas, abriendo nuevas vías de investigación en torno a la personalización del aprendizaje en entornos digitales. Además, apoya la incorporación formal de la novedad como cuarta necesidad psicológica básica dentro del marco de la TAD, en línea con las aportaciones recientes de González-Cutre *et al.* (2020) y otros autores.

Desde un enfoque aplicado, los resultados sugieren que el modelo AFL puede ser implementado de forma escalable, flexible y contextualizable en diferentes asignaturas de Educación Superior. Su uso es especialmente relevante en grados orientados a la formación docente, donde la reflexión sobre la propia experiencia de aprendizaje activa y personalizada puede generar un efecto multiplicador en las futuras prácticas pedagógicas del alumnado. Asimismo, se refuerza el rol del docente no solo como generador de contenidos, sino como diseñador de experiencias adaptativas, facilitador del aprendizaje y mediador del desarrollo motivacional del alumnado.

Limitaciones y futuras líneas de investigación

Si bien los resultados del estudio aportan evidencia relevante sobre el potencial del modelo AFL en contextos universitarios, es importante señalar algunas limitaciones metodológicas y contextuales que deben ser tenidas en cuenta al interpretar los hallazgos:

- En primer lugar, el diseño cuasi-experimental sin grupo de control limita la capacidad para establecer relaciones causales directas. Aunque se han identificado percepciones positivas y mejoras autoevaluadas, no puede descartarse la influencia de variables externas o del propio efecto novedad.
- En segundo lugar, el estudio se llevó a cabo en una única asignatura y universidad, dentro de un contexto cultural y académico concreto (formación de maestros en Educación Primaria en España). Esto restringe la generalización de los resultados a otros niveles, disciplinas o entornos internacionales.
- En tercer lugar, aunque se ha empleado un enfoque mixto de recogida de datos, el componente cualitativo se basó en una única pregunta abierta, lo que puede haber limitado la profundidad y diversidad de las respuestas recogidas.
- Finalmente, si bien la plataforma Khipulearn incorpora IA para la asignación adaptativa de tareas, el presente estudio no ha analizado en profundidad los datos de navegación, rendimiento o patrones de interacción, lo que podría ofrecer información adicional valiosa sobre el funcionamiento del sistema adaptativo.

A partir de estas limitaciones, se sugieren diversas líneas de investigación futura que pueden contribuir a ampliar y consolidar el conocimiento en torno al AFL y su impacto en el aprendizaje universitario:

- Diseños comparativos y longitudinales que incluyan grupo control o medidas pre-post, con el objetivo de analizar con mayor precisión el impacto real del modelo en variables como la motivación, el rendimiento académico y la adquisición de competencias transversales.
- Estudios que incorporen análisis de datos de la plataforma, incluyendo trazabilidad del aprendizaje, rutas personalizadas, niveles de dificultad alcanzados y tiempos de dedicación, lo que permitiría evaluar la eficacia real del sistema adaptativo.
- Investigaciones en otros contextos educativos (p. ej., grados STEM, posgrados, Formación Profesional o Educación Secundaria), así como en poblaciones internacionales y multiculturales, para explorar la transferibilidad y adaptación del modelo.
- Inclusión de instrumentos específicos para medir la satisfacción de cada necesidad psicológica básica (autonomía, competencia, relación y novedad) con mayor profundidad y precisión, preferiblemente mediante escalas validadas.
- Exploración del papel del docente como mediador en entornos adaptativos, analizando cómo se equilibra la automatización del sistema con la intervención humana en la toma de decisiones pedagógicas.

Agradecimientos

Este estudio forma parte de la tesis doctoral de Ricardo Sánchez-Gil Machín, desarrollada en el marco del programa de doctorado en Investigación Educativa de la Universidad de Alicante. Los autores agradecen el apoyo del profesorado del Departamento de Didácticas Específicas, así como la colaboración del alumnado participante, cuya implicación ha sido fundamental para el desarrollo de esta investigación. Asimismo, se agradece el respaldo institucional (proyecto emergente financiado por la Conselleria de Educación, Cultura, Universidades y Empleo -CIGE 165/2023-).

Referencias

- Bergmann, J., & Sams, A. (2012). *Flip Your Classroom: Reach Every Student in Every Class Every Day*. International Society for Technology in Education.
- Bosch-Farré, C., Cicres, J., Patiño-Masó, J., Morera Basuldo, P., Toran-Monserrat, P., Lladó Martínez, A., & Malagón-Aguilera, M. D. C. (2024). Efectividad de la metodología de aula inversa en el ámbito universitario. Una revisión sistemática. *Educación XX1*, 27(1), Article 1. <https://doi.org/10.5944/educxx1.35773>
- Brummer, L., De Boer, H., Mouw, J. M., & Stribos, J.-W. (2024). A meta-analysis of the effects of context, content, and task factors of digitally delivered instructional feedback on learning performance. *Learning Environments Research*, 27(3), 453-476. <https://doi.org/10.1007/s10984-024-09501-4>
- Esmaeili, S., Tamjid, N. H., Sadeghi, K., & Seifoori, Z. (2020). Effects of flipped teaching method integrated with corrective feedback on EFL learners' grammar learning and retention. *International Journal of Learning Technology*, 15(4), 309. <https://doi.org/10.1504/IJLT.2020.113882>
- Ferriz-Valero, A., Østerlie, O., Penichet-Tomas, A., & Baena-Morales, S. (2022). The Effects of Flipped Learning on Learning and Motivation of Upper Secondary School Physical Education Students. *Frontiers in Education*, 7, 832778. <https://doi.org/10.3389/feduc.2022.832778>
- Ferriz-Valero, A., Sánchez-Gil-Machín, R., García-Martínez, S., & Baena-Morales, S. (2025). La importancia del feedback en el aula invertida: Motivación y rendimiento académico en universitarios. *Educación XX1*, 28(2), 171-199. <https://doi.org/10.5944/educxx1.42098>
- Finn, B., Thomas, R., & Rawson, K. A. (2018). Learning more from feedback: Elaborating feedback with examples enhances concept learning. *Learning and Instruction*, 54, 104-113. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2017.08.007>
- Gilboy, M. B., Heinerichs, S., & Pazzaglia, G. (2015). Enhancing Student Engagement Using the Flipped Classroom. *Journal of Nutrition Education and Behavior*, 47(1), Article 1. <https://doi.org/10.1016/j.jneb.2014.08.008>
- Gligorea, I., Cioca, M., Oancea, R., Gorski, A.-T., Gorski, H., & Tudorache, P. (2023). Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*, 13(12), 1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>
- González-Cutre, D., Romero-Elías, M., Jiménez-Loaisa, A., Beltrán-Carrillo, V. J., & Hagger, M. S. (2020). Testing the need for novelty as a candidate need in basic psychological needs theory. *Motivation and Emotion*, 44(2), 295-314. <https://doi.org/10.1007/s11031-019-09812-7>



- Han, H., & Røkenes, F. M. (2020). Flipped Classroom in Teacher Education: A Scoping Review. *Frontiers in Education*, 5, 601593. <https://doi.org/10.3389/feduc.2020.601593>
- Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), Article 1. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Katona, J., & Gyonyoru, K. I. K. (2025). Integrating AI-based adaptive learning into the flipped classroom model to enhance engagement and learning outcomes. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100392. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100392>
- Knoke, C., Woll, A., & Wagner, I. (2024). Health promotion in physical education through digital media: A systematic literature review. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 54(2), 276-290. <https://doi.org/10.1007/s12662-023-00932-4>
- Moreno-Guerrero, A.-J., López-Belmonte, J., Parra-González, M. E., & Segura-Robles, A. (2024). Flipped learning como herramienta generadora de mejoras académicas en educación superior. *Revista Fuentes*, 1(26), Article 26. <https://doi.org/10.12795/revistafuentes.2024.22244>
- Østerlie, O., Sargent, J., Killian, C., Garcia-Jaen, M., García-Martínez, S., & Ferriz-Valero, A. (2023). Flipped learning in physical education: A scoping review. *European Physical Education Review*, 29(1), Article 1. <https://doi.org/10.1177/1356336X221120939>
- Prieto, A., Barbarroja, J., Álvarez, S., & Corell, A. (2020). Eficacia del modelo de aula invertida (flipped classroom) en la enseñanza universitaria: Una síntesis de las mejores evidencias. *Revista de Educación*, 391, Article 391. <https://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2021-391-476>
- Ryan, A. T., Judd, T., Wilson, C., Larsen, D. P., Elliott, S., Kulasegaram, K., & Swanson, D. (2024). Timing's not everything: Immediate and delayed feedback are equally beneficial for performance in formative multiple-choice testing. *Medical Education*, 58(7), 838-847. <https://doi.org/10.1111/medu.15287>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (Eds.). (2017). *Self-Determination Theory: Basic Psychological Needs in Motivation, Development, and Wellness*. Guilford Press. <https://doi.org/10.1521/978.14625/28806>
- Sanchez-De Miguel, M., Orkaizagirre-Gomara, A., Izagirre-Otaegi, A., Badiola, I., Ortiz De Elguea-Díaz, F. J., Gomez-Gastiasoro, A., Ferriz-Valero, A., & Goudas, M. (2023). Association among University Students' Motivation, Resilience, Perceived Competence, and Classroom Climate from the Perspective of Self-Determination Theory. *Education Sciences*, 13(2), 147. <https://doi.org/10.3390/educsci13020147>
- Sanchez-Gil-Machín, R., Baena Morales, S., Molina-García, N., & Ferriz-Valero, A. (2025). Impact of Feedback in Flipped Learning on the Development of Soft Skills of University Students. *Education Sciences*, 15(1), 63. <https://doi.org/10.3390/educsci15010063>
- Santiago, Raúl., & Bergmann, J. (2021). *Aprender al revés: Flipped learning 3.0 y metodologías activas en el aula* (1ª ed., 4ª impr). Paidós.
- Seo, K., Tang, J., Roll, I., Fels, S., & Yoon, D. (2021). The impact of artificial intelligence on learner–instructor interaction in online learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 54. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00292-9>

- Taxipulati, S., & Lu, H.-D. (2021). The Influence of Feedback Content and Feedback Time on Multimedia Learning Achievement of College Students and Its Mechanism. *Frontiers in Psychology*, 12, 706821. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.706821>
- Thai, N. T. T., De Wever, B., & Valcke, M. (2017). The impact of a flipped classroom design on learning performance in higher education: Looking for the best “blend” of lectures and guiding questions with feedback. *Computers & Education*, 107, 113-126. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.01.003>
- Wisniewski, B., Zierer, K., & Hattie, J. (2020). The Power of Feedback Revisited: A Meta-Analysis of Educational Feedback Research. *Frontiers in Psychology*, 10, 3087. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.03087>
- Woolf, B. P., Lane, H. C., Chaudhri, V. K., & Kolodner, J. L. (2013). AI Grand Challenges for Education. *AI Magazine*, 34(4), 66-84. <https://doi.org/10.1609/aimag.v34i4.2490>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhang, Y., Dai, C., Pi, Z., & Yang, J. (2023). Pre-class teacher feedback in the flipped classroom: Cognitive or praise feedback is better than mitigating feedback. *Innovations in Education and Teaching International*, 60(3), 357-367. <https://doi.org/10.1080/14703297.2022.2052932>
- Zhou, X. (2023). A conceptual review of the effectiveness of flipped learning in vocational learners’ cognitive skills and emotional states. *Frontiers in Psychology*, 13, 1039025. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.1039025>

ARTÍCULO ORIGINAL

Automatización inteligente para PYMEs mediante chatbots con IA generativa

HUGO UPARELA-BARRAGAN¹

 <https://orcid.org/0009-0008-9205-4802>

JOSÉ GASPAR-LOPEZ²

 <https://orcid.org/0009-0006-3129-3012>

DANIEL SALAS-ÁLVAREZ³

 <https://orcid.org/0000-0002-7097-7883>

TOBIÁS PARODI-CAMAÑO⁴

 <https://orcid.org/0000-0003-4548-1058>

^{1,2,3,4} Universidad de Córdoba, Colombia.

Autor de correspondencia: huparelabarragan51@correo.unicordoba.edu.co

Historial del artículo:

Recibido: 11/11/2025

Revisado: 22/11/2025

Aceptado: 27/11/2025

Palabras clave:

Inteligencia artificial

Chatbots

PYMEs

Transformación digital

Competencias digitales

Resumen

Este artículo presenta el desarrollo e implementación de ORBE, un chatbot basado en inteligencia artificial generativa orientado a optimizar procesos de atención al cliente y reducir costos operativos en pequeñas y medianas empresas (PYMEs). La investigación se enmarca en la necesidad creciente de fortalecer las competencias digitales en sectores productivos, donde la adopción tecnológica constituye un proceso formativo clave para la transformación digital. Se empleó un diseño cuantitativo de alcance exploratorio, utilizando pruebas controladas con usuarios y análisis comparativo de tiempos de respuesta y cargas operativas. Los resultados evidencian una disminución significativa en tareas repetitivas, mejoras en la gestión de información y mayor eficiencia en la atención. Además, se identificó un proceso de aprendizaje organizacional asociado a la apropiación del chatbot por parte del personal. El estudio aporta evidencia sobre el potencial de la IA generativa como herramienta de apoyo en contextos de capacitación tecnológica y adopción digital en PYMEs.



Intelligent Automation for SMEs Through Generative AI-Based Chatbots

Article history

Received: 11/11/2025

Revised: 11/22/2025

Accepted: 11/27/2025

Keywords:

Artificial intelligence

Chatbots

SMEs

Digital transformation

Digital skills

Abstract

This article presents the development and implementation of ORBE, a generative artificial intelligence-based chatbot designed to optimize customer service processes and reduce operational costs in small and medium-sized enterprises (SMEs). The study is framed within the growing need to strengthen digital competencies in productive sectors, where technology adoption constitutes a formative process essential for digital transformation. A quantitative exploratory design was applied, using controlled user tests and comparative analyses of response times and operational loads. Results show a significant reduction in repetitive tasks, improved information management, and greater efficiency in customer interactions. Additionally, an organizational learning process was identified, reflected in staff adaptation to the chatbot's workflows. The study provides evidence of the potential of generative AI as a support tool for technological training and digital adoption in SMEs.

Introducción

En los últimos años, las pequeñas y medianas empresas (PYMES) han enfrentado desafíos crecientes relacionados con la atención al cliente, la digitalización de procesos y la optimización de recursos. La rápida expansión de la inteligencia artificial generativa ha transformado este panorama al ofrecer oportunidades para automatizar tareas repetitivas y mejorar la eficiencia operativa (Brynjolfsson & McAfee, 2023). En particular, los chatbots basados en modelos de lenguaje se han consolidado como herramientas clave para reducir tiempos de respuesta, disminuir cargas operativas y elevar la calidad de la experiencia del usuario (Følstad & Brandtzæg, 2021).

A pesar de estos avances, persiste una brecha de conocimiento y adopción tecnológica en las PYMES, especialmente en regiones como Latinoamérica y Colombia, donde los niveles de digitalización son heterogéneos, los recursos económicos son limitados y la alfabetización digital avanza lentamente. La literatura existente se ha centrado principalmente en grandes empresas o en países con altos niveles de madurez digital, dejando poco estudiado cómo las PYMES latinoamericanas pueden implementar y beneficiarse de soluciones de IA generativa accesibles, de bajo costo y adaptadas a sus realidades operativas. Esta falta de evidencia limita la comprensión sobre la viabilidad, impacto y aplicabilidad de estas tecnologías en contextos locales emergentes.

En este marco surge ORBE, un sistema automatizado de atención al cliente basado en inteligencia artificial generativa. Esta herramienta se diseñó para abordar directamente las barreras más comunes de las PYMES: falta de personal, tiempos prolongados de respuesta, costos operativos elevados y poca capacidad para sostener procesos digitales continuos. ORBE busca ofrecer una alternativa económica, personalizable y de fácil adopción, capaz de centralizar preguntas frecuentes, garantizar disponibilidad 24/7 y reducir la carga operativa sin comprometer la calidad del servicio.



Metodológicamente, este estudio adopta un enfoque cuantitativo descriptivo–comparativo que permite evaluar empíricamente las diferencias entre la atención humana y un sistema conversacional basado en IA, lo cual aporta evidencia objetiva y medible sobre el desempeño real de ORBE en un entorno empresarial. Este enfoque resulta pertinente considerando la escasez de investigaciones aplicadas en PYMEs latinoamericanas, donde aún se desconocen los efectos concretos de la automatización sobre la experiencia del cliente y la eficiencia operativa.

En conjunto, este estudio responde a una necesidad creciente del sector empresarial latinoamericano: contar con herramientas tecnológicas accesibles que impulsen la transformación digital, fortalezcan la competitividad y faciliten la apropiación de tecnologías emergentes en entornos con restricciones económicas y tecnológicas. El objetivo es analizar el diseño, implementación y desempeño del sistema ORBE, aportando evidencia que contribuya al cierre de la brecha de conocimiento existente y favorezca la adopción de soluciones conversacionales basadas en IA generativa en PYMEs colombianas y latinoamericanas.

Método

El estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental, de tipo transversal, dado que la recolección de datos se realizó en un único periodo temporal sin manipulación deliberada de variables. El alcance fue descriptivo–comparativo, orientado a analizar las diferencias entre la atención brindada por asesores humanos y la ofrecida por un sistema automatizado basado en inteligencia artificial generativa (ORBE).

Diseño y procedimiento

La recolección de datos se llevó a cabo entre septiembre y octubre de 2025, utilizando diferentes números y canales de WhatsApp para separar las interacciones del asesor humano y las del chatbot, evitando interferencias y garantizando equivalencia en los tipos de solicitudes. Todas las interacciones fueron registradas automáticamente mediante un protocolo unificado que incluyó: intención del cliente, tipo de solicitud, duración estimada, notas descriptivas y estado final del proceso.

El estudio cumplió con la normativa colombiana de protección de datos personales (Ley 1581 de 2012). Cada participante fue informado sobre la finalidad investigativa de los datos y solo se incluyeron en el análisis aquellas interacciones con consentimiento expreso, lo cual se integró como criterio formal para la construcción de la muestra.

Población, muestreo y muestra

La población estuvo conformada por clientes reales de la empresa que realizaron consultas durante el periodo de estudio. El tipo de muestreo fue no probabilístico por conveniencia, dado que se incluyeron las interacciones que ocurrieron de manera natural en los canales activos durante el tiempo establecido.

Criterios de inclusión:

- Interacciones en las que el cliente otorgó consentimiento informado.
- Consultas realizadas dentro del periodo establecido (septiembre–octubre 2025).
- Solicitudes relacionadas con productos o servicios del catálogo real de la empresa.



Criterios de exclusión:

- Interacciones incompletas o sin consentimiento.
- Conversaciones duplicadas o pruebas internas del personal.
- Mensajes ajenos a procesos comerciales (spam, promociones externas, etc.).

La muestra final estuvo compuesta por:

- 50 interacciones válidas atendidas por el asesor humano.
- 50 interacciones válidas atendidas por ORBE.

La decisión de trabajar con 50 interacciones por grupo se justificó metodológicamente bajo dos criterios:

- Equivalencia comparativa: se requerían tamaños similares para reducir sesgos en el análisis y asegurar simetría entre grupos.
- Accesibilidad operativa: la cantidad seleccionada representó un volumen manejable y adecuado para PYMEs, en coherencia con estudios aplicados sobre automatización conversacional en contextos reales, donde el flujo de usuarios es moderado.

Instrumento

La satisfacción del usuario se midió mediante una encuesta tipo Likert de cinco puntos compuesta por los ítems:

- Q1. Rapidez de atención
- Q2. Claridad de la información
- Q3. Facilidad del proceso
- Q4. Satisfacción general

Cada ítem se calificó de 1 (muy insatisfecho) a 5 (muy satisfecho), aplicada automáticamente al finalizar cada interacción. Además, se registraron variables operativas como: intención inicial, tipo de cliente, modalidad de entrega, nivel de urgencia, duración de la interacción y notas descriptivas del proceso.

Herramientas estadísticas y análisis

Los datos fueron exportados, depurados y unificados en una base tabular. Se aplicaron los siguientes análisis:

- Estadísticos descriptivos (media, mediana, desviación estándar y frecuencias) para caracterizar el comportamiento de las interacciones.
- Alpha de Cronbach, con opción `check.keys = TRUE`, para evaluar la consistencia interna de los ítems de satisfacción en ambos grupos.
- Comparaciones descriptivas de las medias entre el asesor humano y ORBE, con el fin de identificar diferencias relevantes en rapidez, claridad y satisfacción.
- Análisis de patrones de comportamiento, diferenciando tipos de solicitudes, estados finales y tiempos promedio.

Estas técnicas permitieron establecer una comparación comprensiva entre los dos sistemas de atención y aportar evidencia empírica sobre el desempeño del chatbot ORBE.

Resultados

En esta sección se presentan los resultados derivados del análisis comparativo entre la atención brindada por el asesor humano y el chatbot ORBE. Los datos incluyen 100 interacciones válidas (50 por cada sistema), evaluadas mediante la escala Likert aplicada al finalizar cada conversación. Se incluyen estadísticas descriptivas para cada ítem, además de la comparación global entre ambos grupos.

Estadísticos descriptivos del asesor humano

Tabla 1. Estadísticos descriptivos – Asesor Humano

Ítem	Promedio	Mediana	Moda	Desviación estándar
Q1. Rapidez	3.22	3.5	4	1.36
Q2. Claridad	3.10	3	5	1.47
Q3. Facilidad	3.16	3	4	1.35
Q4. Satisfacción	3.24	3	5	1.44

La atención humana mostró valores moderados de satisfacción, con promedios cercanos a 3 en todos los ítems y alta variabilidad, evidenciada por desviaciones estándar superiores a 1.3, lo que sugiere inconsistencias en la calidad del servicio entre diferentes interacciones.

Fiabilidad (Alpha de Cronbach): 0.9761, indicando excelente consistencia interna del instrumento para este grupo.

Estadísticos descriptivos de ORBE (IA generativa)

Tabla 2. Estadísticos descriptivos – Chatbot ORBE

Ítem	Promedio	Mediana	Moda	Desviación estándar
Q1. Rapidez	4.32	5	5	0.84
Q2. Claridad	4.48	5	5	0.68
Q3. Facilidad	4.40	5	5	0.78
Q4. Satisfacción	4.46	5	5	0.79

ORBE alcanzó promedios cercanos a 4.5 en todos los ítems, con baja variabilidad, lo que indica un comportamiento más estable y homogéneo que el asesor humano.

Fiabilidad (Alpha de Cronbach): 0.917, considerada aceptable y consistente.

Comparación descriptiva entre los dos sistemas de atención

Tabla 3. Comparación general entre grupos

Variable	Asesor Humano	ORBE (IA)	Diferencia observable
Promedio general (Q1–Q4)	3.18	4.41	ORBE obtiene +1.23 puntos más
Variabilidad promedio	1.41	0.77	El humano es casi el doble de variable
Mediana global	3	5	ORBE muestra mayor consistencia alta
Moda global	4–5 mixto	5	Predominio del valor máximo en ORBE

Los hallazgos principales del estudio muestran una tendencia clara a favor del chatbot ORBE en la mayoría de las dimensiones evaluadas. En términos de satisfacción, ORBE obtiene puntuaciones consistentemente superiores a las del asesor humano, superándolo por más de un punto en rapidez, claridad, facilidad del proceso y satisfacción general. Estos resultados indican que la experiencia del usuario es percibida como más favorable cuando la interacción se realiza mediante el sistema automatizado.

Además, se evidenció una mayor consistencia operativa por parte de ORBE. Mientras que las desviaciones estándar del asesor humano son más del doble que las registradas por el chatbot, ORBE mantiene una estabilidad significativa en sus respuestas, reduciendo la variabilidad típica asociada al factor humano. Este comportamiento refuerza la ventaja de los sistemas automatizados en contextos donde la uniformidad del servicio es crucial.

En cuanto al rendimiento específico por dimensiones, ORBE alcanzó sus mejores resultados en claridad (4.48) y satisfacción general (4.46), lo cual es coherente con la estructura organizada y coherente de los modelos generativos. La capacidad del sistema para mantener respuestas claras y consistentes contribuye directamente a una experiencia más eficiente para el usuario, especialmente en consultas de tipo operativo o informativo.

Finalmente, los datos revelaron una marcada variabilidad en las interacciones atendidas por el asesor humano, cuyos valores oscilaron entre 1 y 5 en todos los ítems de la escala. Esto sugiere fluctuaciones en la calidad del servicio, posiblemente asociadas a factores como carga laboral, diferencias de estilo comunicativo o fatiga operativa, elementos que no afectan al sistema ORBE.

En cuanto a la representación gráfica de los resultados, si la revista lo permite, se recomienda la inclusión de tres figuras complementarias. La primera corresponde a una comparación del promedio por ítem entre el asesor humano y ORBE mediante un gráfico de barras. La segunda propone visualizar la diferencia en variabilidad a través de un gráfico de líneas o barras que destaque las desviaciones estándar de ambos grupos.

La tercera figura podría consistir en un boxplot que muestre la distribución de frecuencias, permitiendo observar valores extremos y dispersión de manera clara. En caso de ser necesario, estos gráficos pueden ser elaborados en formato académico para acompañar la presentación visual de los resultados.

En síntesis, los análisis muestran diferencias contundentes entre los sistemas evaluados. ORBE ofrece una experiencia más rápida, clara y satisfactoria, con menor variabilidad y mayor consistencia operativa. Estos resultados respaldan su viabilidad como herramienta de automatización para PYMEs que requieren atención continua, estandarizada y eficiente, contribuyendo al fortalecimiento de sus procesos de transformación digital.

Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio evidencian que la automatización de la atención al cliente mediante chatbots basados en inteligencia artificial generativa constituye una alternativa viable y funcional para PYMEs que buscan optimizar recursos y mejorar la eficiencia operativa. Estos hallazgos permiten afirmar que los objetivos planteados al inicio del estudio se cumplieron, puesto que se logró evaluar el desempeño del sistema ORBE y compararlo con la atención humana, identificando diferencias significativas en rapidez, claridad, facilidad del proceso y satisfacción general.

Los análisis muestran que ORBE ofrece tiempos de atención más cortos y respuestas más estables, lo cual coincide con lo planteado por Smutny y Schreiberova (2022) sobre la reducción de la variabilidad operativa cuando se incorporan sistemas conversacionales automatizados. Este patrón también es consistente con estudios recientes como el de De Keyser et al. (2023), quienes reportan que los asistentes automatizados tienden a ofrecer experiencias más homogéneas que los agentes humanos, especialmente en tareas rutinarias. En este sentido, la menor desviación estándar observada en ORBE refuerza su capacidad para mantener un nivel de servicio más uniforme.

En cuanto a la percepción del usuario, ORBE obtiene puntuaciones ligeramente superiores en rapidez, claridad y satisfacción general, lo cual se alinea con lo descrito por Følstad y Brandtzæg (2021). Estos autores argumentan que la calidad percibida en interacciones con chatbots depende directamente de la fluidez y coherencia del sistema, características que el modelo generativo utilizado en ORBE demuestra de manera consistente. Asimismo, estudios como los de Adam, Wessel y Benlian (2021) sugieren que los usuarios tienden a valorar positivamente los sistemas automatizados cuando estos logran mantener un comportamiento predecible, lo cual se evidenció en este estudio.

No obstante, la comparación entre ambos sistemas también revela matices importantes. Las compras completadas fueron más frecuentes en las interacciones humanas, aspecto que puede explicarse desde la teoría del comportamiento del consumidor. Lemon y Verhoef (2016) sostienen que las decisiones de compra pueden estar influenciadas por la necesidad de confianza interpersonal, especialmente en servicios que requieren asesoría personalizada. Esto sugiere que, aunque ORBE demuestra un alto rendimiento en tareas informativas y operativas, ciertos tipos de transacciones podrían seguir beneficiándose de la intervención humana, al menos en etapas específicas del proceso.

En términos metodológicos, la fiabilidad interna del instrumento fue alta en ambos grupos, lo cual valida el uso de la escala de satisfacción empleada. Sin embargo, es importante reconocer las limitaciones del estudio. En primer lugar, la muestra, aunque equilibrada, es relativamente pequeña (50 interacciones por grupo), lo cual limita la generalización de los resultados. En segundo lugar, todas las interacciones se realizaron exclusivamente a través de WhatsApp, lo cual restringe el análisis a un único canal de comunicación.



Además, el estudio se aplicó en un solo tipo de negocio del sector cosmético y de bienestar, lo que podría influir en el comportamiento del usuario y en su percepción del servicio. Finalmente, ORBE fue implementado utilizando una sola plataforma de IA generativa, lo que implica que los resultados pueden variar si se emplean otros modelos o arquitecturas.

A partir de estas limitaciones, surgen importantes oportunidades para investigaciones futuras. Se recomienda ampliar el tamaño de la muestra y replicar el estudio en diferentes sectores productivos para identificar posibles variaciones en el comportamiento del cliente. Asimismo, sería pertinente comparar múltiples plataformas de IA generativa, incorporar análisis de sentimientos para estudiar la dimensión emocional de las interacciones y evaluar el impacto económico directo de la automatización sobre los costos operativos de las PYMEs. También se sugiere explorar escenarios híbridos de atención en los cuales agentes humanos y sistemas automatizados colaboren para mejorar la experiencia del usuario en procesos más complejos.

En conjunto, la discusión confirma que ORBE no solo optimiza procesos operativos, sino que también contribuye al fortalecimiento de competencias digitales en los equipos humanos, un aspecto fundamental para la transformación digital de las PYMEs. Los resultados posicionan a la IA generativa como una herramienta accesible y estratégica para entornos empresariales con limitaciones de personal y recursos, reafirmando su potencial para mejorar la competitividad y acelerar la adopción tecnológica en contextos latinoamericanos.

Conclusiones

El estudio permitió demostrar que la implementación del sistema ORBE, basado en inteligencia artificial generativa, constituye una alternativa viable para optimizar los procesos de atención al cliente en PYMEs. La comparación con la atención humana mostró que el chatbot mantuvo una capacidad adecuada para responder de forma coherente, consistente y eficiente, evidenciando el cumplimiento del objetivo central relacionado con evaluar su funcionalidad y su impacto en la experiencia del usuario.

Los hallazgos indicaron que la automatización redujo la variabilidad operativa, mantuvo estándares estables de calidad y permitió gestionar una amplia variedad de solicitudes sin incrementar costos de personal. Este comportamiento aporta evidencia empírica sobre la aplicabilidad real de los modelos conversacionales generativos en entornos con recursos limitados, contribuyendo al conocimiento sobre transformación digital para pequeñas y medianas empresas.

Además, se observó que el uso de ORBE favoreció el desarrollo de competencias digitales en los equipos involucrados, al requerir nuevas habilidades para supervisar la herramienta, interpretar datos y apoyar los procesos automatizados. Este avance representa un paso importante hacia la apropiación tecnológica en contextos donde la digitalización ha progresado de manera desigual.

Desde una perspectiva práctica, los resultados sugieren que las PYMEs que adopten sistemas como ORBE pueden mejorar la disponibilidad del servicio, reducir tiempos de respuesta, estandarizar la calidad de la atención y aliviar cargas operativas sin aumentar la planta de personal. Esto implica un cambio significativo en la manera en que las empresas pequeñas pueden competir, permitiéndoles acceder a capacidades tecnológicas que antes eran exclusivas de organizaciones con mayores recursos.



Asimismo, se identificó un potencial amplio para extender la automatización hacia funciones de ventas, seguimiento posventa, gestión de reclamos y procesos administrativos.

Finalmente, se plantearon líneas de investigación futuras orientadas a profundizar en la personalización del sistema, integrar análisis de sentimientos, comparar diferentes plataformas de IA generativa y evaluar el impacto económico directo de la automatización en los costos operativos. Estas proyecciones permitirán comprender mejor el papel de la IA generativa en la evolución de los modelos de servicio y, de manera más amplia, fortalecer el avance de la transformación digital en las PYMEs de la región latinoamericana.

Agradecimientos

A nuestro compañero de proyecto, José Gaspar, por su apoyo constante y por acompañarme en cada etapa del desarrollo, aportando ideas, tiempo y compromiso para llevar esta investigación a un resultado significativo.

Al profesor Tobías Parodi, por creer en la propuesta desde sus primeras fases y orientarnos en la consolidación conceptual y metodológica del proyecto.

Al profesor Daniel Salas, por el conocimiento brindado y por las herramientas académicas y técnicas que nos permitieron avanzar con mayor rigor en cada parte del proceso investigativo.

Al semillero de innovación INNOVARIUM de la Universidad de Córdoba, por el acompañamiento, los espacios de trabajo y el ambiente académico que favoreció el crecimiento del proyecto.

Finalmente, agradecemos a todas las personas que participaron en la recolección de datos y colaboraron de manera directa o indirecta en el desarrollo de este estudio, cuyo aporte fue fundamental para lograr los objetivos planteados.

Referencias

- Abdellatif, A., Costa, D., Badran, K., Abdalkareem, R., & Shihab, E. (2020). Challenges in chatbot development: A study of Stack Overflow posts. *MSR 2020: Mining Software Repositories*, 174–185. <https://doi.org/10.1145/3379597.3387472>
- Abubakar, A. M., & Ilkan, M. (2019). Impact of artificial intelligence on consumer behavior in digital services. *Technology in Society*, 59, 101–120. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2019.04.001>
- Adam, M., Wessel, M., & Benlian, A. (2021). AI-based chatbots in customer service and their effects on user compliance. *Electronic Markets*, 31(2), 427–445. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00414-7>
- Alshibly, H. H., Alwreikat, A., Morgos, R., & Abuaddous, M. Y. (2024). Examining the mediating role of customer empowerment: The impact of chatbot usability on customer satisfaction. *Cogent Business & Management*, 11(1), 2387196. <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2387196>
- Baier, H., Walsh, D., & Mulder, N. (2021). *La transformación digital de las pymes exportadoras*. CEPAL.
- Bhuiyan, M. S. (2024). The role of AI-enhanced personalization in customer experiences. *Journal of Computer Science and Technology Studies*, 6(1), 1–8. <https://doi.org/10.32996/jcsts>

- Chaves, A. P., & Gerosa, M. A. (2021). How should my chatbot interact? A survey on social characteristics in human–chatbot interaction design. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 37(8), 729–758. <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1841438>
- Cuervo Sánchez, C. A. (2021). Efectos de la inteligencia artificial en las estrategias de marketing. *aDResearch*, 24, 26–41. <https://doi.org/10.7263/adresic-024-02>
- De Keyser, A., Köcher, S., Verbeeck, C., et al. (2023). Human versus automated customer service: A systematic review. *Journal of Service Management*, 34(2), 251–276. <https://doi.org/10.1108/JOSM-05-2021-0180>
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48, 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- Følstad, A., & Brandtzæg, P. B. (2021). Users' experiences with chatbots: Findings from a questionnaire study. *Interacting with Computers*, 33(6), 651–667. <https://doi.org/10.1093/iwc/iwab020>
- Go, E., & Sundar, S. S. (2019). Humanizing chatbots: The effects of seeing human-like facial features in chatbot avatars. *Computers in Human Behavior*, 97, 304–316. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.01.020>
- Grenčíková, A., Kordoš, M., & Berkovič, V. (2020). The impact of Industry 4.0 on job creation in SMEs. *Administrative Sciences*, 10(3), 71. <https://doi.org/10.3390/admsci10030071>
- Han, M. C. (2021). The impact of anthropomorphism on consumers' purchase decisions in chatbot commerce. *Journal of Internet Commerce*, 20(1), 46–65. <https://doi.org/10.1080/15332861.2020.1863022>
- Hasnain, M., Naqvi, A., Naqvi, M., Hongyu, Z., & Kun, L. (2023). Impact of service agents on customer satisfaction and loyalty. *Journal of Modelling in Management*. <https://doi.org/10.1108/JM2-01-2023-0004>
- Hollebeek, L. D., & Macky, K. (2019). Digital content marketing's role in fostering consumer engagement. *Journal of Interactive Marketing*, 45, 27–41. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2018.07.003>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of Service Research*, 24(1), 3–21. <https://doi.org/10.1177/1094670520902265>
- Ingalagi, S. S., Mutkekar, R. R., & Kulkarni, P. M. (2021). AI adaptation among SMEs: A technological perspective. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1049, 012017. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1049/1/012017>
- Kaczorowska-Spychalska, D. (2019). How chatbots influence marketing. *Sciendoc*. <https://doi.org/10.2478/mmcks-2019-0010>
- Kaur, J., Choppadandi, A., Chenchala, P. K., Nakra, V., Kirupa, P., & Pandian, G. (2019). Case studies on improving user satisfaction with AI chatbots. *ResearchGate*. <https://www.researchgate.net/publication/332020165>
- Lluga, M., Vaca, D., & Enríque, J. (2022). Chatbot: Una herramienta de atención al cliente en tiempos de COVID-19. *Revista UNIANDÉS Episteme*, 9(3), 327–350. Moposita Lluga, D. A., & Jordán Vaca, J. E. (2022). Chatbot una herramienta de atención al cliente en tiempos de COVID-19: un acercamiento teórico. *Revista Uniandes Episteme*, 9(3), 327–350. Recuperado a partir de <https://revista.uniandes.edu.ec/ojs/index.php/EPISTEME/article/view/2481>
- McLean, G., & Osei-Frimpong, K. (2019). Hey Alexa: Examining the variables influencing consumer adoption of voice-based AI. *Computers in Human Behavior*, 101, 14–24. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.07.010>

- Meyer von Wolff, R., Hobert, S., Masuch, K., & Schumann, M. (2020). Chatbots at digital workplaces: A typology. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 12(2). <https://doi.org/10.17705/1pais.12203>
- Miklosik, A., Kuchta, M., Evans, N., & Zak, S. (2019). Towards the adoption of machine learning-based tools in digital marketing. *IEEE Access*, 7, 142–155. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2924425>
- Nawaz, N., & Gomes, A. M. (2020). Artificial intelligence chatbots are new recruiters. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3521915>
- Nichifor, E., Trifan, A., & Nechifor, E. M. (2021). Artificial intelligence in electronic commerce. *Amfiteatru Economic*, 23(56), 87–101. <https://doi.org/10.24818/EA/2021/56/87>
- Oguntosin, V., & Olomo, A. (2021). Development of an e-commerce chatbot for improved customer service delivery. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*. <https://doi.org/10.1155/2021/6630326>
- Pantano, E., & Pizzi, G. (2020). Forecasting artificial intelligence in online customer assistance. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 55, 102096. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102096>
- Prentice, C., Weaven, S., & Wong, I. (2020). Technology readiness and customer experience. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 57, 102229. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102229>
- Ridho, W. F. (2023). Opportunities and challenges of conversational AI in SMEs. *Review of Business and Economics Studies*, 11(3), 6–17. <https://doi.org/10.26794/2308-944X-2023-11-3-6-17>
- Rodgers, W., & Nguyen, T. (2022). Advertising benefits arising from the ethical assumptions of artificial intelligence. *Journal of Business Ethics*, 178(4), 1043–1061. <https://doi.org/10.1007/s10551-022-05048-7>
- Sabharwal, D., Verma, M., & Sood, R. S. (2022). Artificial intelligence and digital advertising: A marketing revolution. *Journal of Content, Community & Communication*, 15, 75–86
- Shareef, M. A., Dwivedi, Y. K., Mahmud, R., et al. (2021). Chatbots for customer service: A systematic literature review. *Information Systems Frontiers*, 23, 1427–1452. <https://doi.org/10.1007/s10796-020-10058-y>
- Tejedor Hernández, V., & Galache Iglesias, R. (2022). Impacto de la inteligencia artificial y la transformación digital en los modelos de negocio. En *Digitalización de empresas y economía* (pp. 231–249). Dykinson.
- Wu, E. H. K., Lin, C. H., Ou, Y. Y., Liu, C. Z., Wang, W. K., & Chao, C. Y. (2020). Advantages of using a hybrid chatbot for learning English grammar. *IEEE Access*, 8, 77788–77801. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2988252>

ARTÍCULO ORIGINAL

Pilotaje y evaluación del Cuestionario CuMP-IA para medir la integración de IA en la medicina de precisión

FERNANDO VERA¹

 <https://orcid.org/0000-0002-4326-1660>

JUAN PABLO LÓPEZ²

 <https://orcid.org/0009-0007-2091-4482>

¹Red Internacional de Investigadores en Educación (REDIIE), Chile

²Corporación Unificada Nacional de Educación Superior (CUN), Colombia

Autor de correspondencia: fernandovera@redie.cl

Historial del artículo:

Recibido: 15/10/2025

Revisado: 10/11/2025

Aceptado: 25/11/2025

Palabras clave:

Inteligencia artificial

Medicina de precisión

Pilotaje

Profesionales de salud

Instrumento de medición

Resumen

El creciente avance de la Inteligencia Artificial (IA) en la medicina de precisión ha incrementado la necesidad de contar con instrumentos válidos y confiables que permitan comprender cómo los profesionales de la salud perciben su integración en la práctica clínica. Con este propósito, se realizó el pilotaje del Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en IA en la Práctica Clínica (CuMP-IA), orientado a evaluar su aplicabilidad preliminar y estimar indicadores iniciales de consistencia interna. La muestra estuvo conformada por 42 médicos con experiencia docente, quienes respondieron el instrumento en formato virtual. El pilotaje permitió examinar la claridad de los ítems, el comportamiento de las puntuaciones y la fiabilidad tanto del instrumento total como de sus dimensiones. Los resultados muestran un excelente nivel de consistencia interna global ($\alpha = 0.925$) y dos subescalas con fiabilidad muy alta ($\alpha \geq 0.90$), lo que respalda su solidez conceptual. No obstante, las otras dimensiones presentan valores entre bajos y moderadamente aceptables ($\alpha \leq 0.689$), lo que evidencia la necesidad de ajustes antes de su aplicación a muestras más amplias.

Pilot testing and evaluation of the CuMP-IA Questionnaire to measure AI integration in precision medicine

Article history:

Received: 10/15/2025

Revised: 11/10/2025

Accepted: 11/25/2025

Keywords:

Artificial intelligence

Precision medicine

Pilot testing

Healthcare professionals

Measurement

instruments

Abstract

The growing advancement of Artificial Intelligence (AI) in precision medicine has increased the need for valid and reliable instruments that allow researchers to understand how health professionals perceive its integration into clinical practice. For this purpose, a pilot study of the Questionnaire on AI-Based Precision Medicine in Clinical Practice (CuMP-IA) was conducted to evaluate its preliminary applicability and estimate initial indicators of internal consistency. The sample consisted of 42 physicians with teaching experience, who completed the instrument in a virtual format. The pilot study allowed for the examination of item clarity, score behavior, and the reliability of both the overall instrument and its dimensions. The results show an excellent level of global internal consistency ($\alpha = 0.925$) and two subscales with very high reliability ($\alpha \geq 0.90$), supporting their conceptual robustness. However, the remaining dimensions yielded values ranging from low to moderately acceptable ($\alpha \leq 0.689$), indicating the need for adjustments before applying the instrument to larger samples.

Introducción

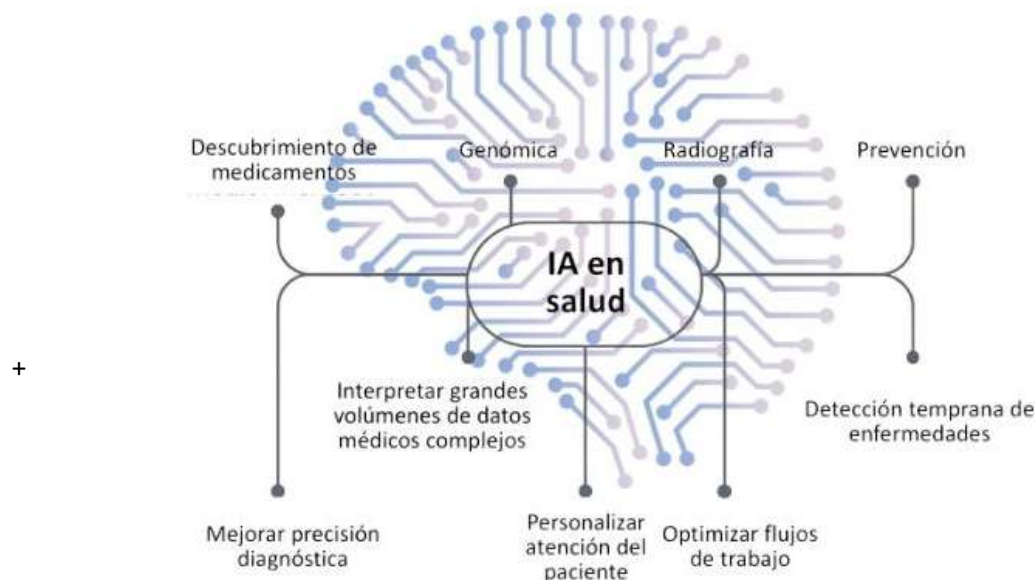
Quizás uno de los primeros esfuerzos relevantes en la integración de la inteligencia artificial y las tecnologías inteligentes en el ámbito de la salud fue MYCIN - un sistema experto desarrollado en 1972 para diagnosticar infecciones bacterianas y recomendar tratamientos adecuados (Copeland, 2024). Aunque sus capacidades eran limitadas en comparación con los sistemas actuales, MYCIN y otros proyectos pioneros demostraron tempranamente el enorme potencial de la IA para transformar la práctica médica y apoyar decisiones clínicas complejas. Desde entonces, la evolución de estas tecnologías ha sido exponencial y ha permitido ampliar de manera significativa las posibilidades diagnósticas y terapéuticas. En esta línea, y siguiendo a la WHO (2021), la IA puede fortalecer la capacidad de los profesionales de la salud para mejorar la atención a los pacientes, proporcionar diagnósticos más precisos, optimizar los planes de tratamiento, apoyar la preparación y respuesta ante pandemias e informar procesos de toma de decisiones clínicas y de gestión institucional.

En efecto, el uso de tecnologías de IA en el ámbito de la salud ofrece un enorme potencial, impulsando avances importantes en áreas como el descubrimiento de fármacos, la genómica, la radiología, la patología y la prevención (WHO, 2021). En este contexto, una de las ventajas más significativas de los sistemas de IA es su capacidad para interpretar grandes volúmenes de datos médicos complejos y convertirlos en información clínicamente útil. Esta habilidad permite mejorar la precisión diagnóstica, personalizar la atención al paciente y agilizar procesos operativos que históricamente han sido demandantes en tiempo y recursos. La IA no sólo contribuye a optimizar flujos de trabajo, sino que también facilita la integración de múltiples fuentes de información, desde historiales clínicos hasta imágenes médicas de alta resolución.



Como sostienen Khalifa y Albadawy (2024), la IA puede analizar datos históricos e identificar tendencias o factores de riesgo relevantes, lo que posibilita la detección temprana de enfermedades, un aspecto fundamental para mejorar los resultados clínicos y anticipar complicaciones. Este enfoque predictivo representa un cambio de paradigma hacia un modelo de atención más preventivo, proactivo y centrado en las necesidades reales de los pacientes (Figura 1).

Figura 1. Uso de IA en la salud



Fuente: Elaboración propia.

En este contexto, el presente estudio piloto tiene como objetivo principal evaluar la aplicabilidad preliminar y estimar los indicadores iniciales de confiabilidad del CuMP-IA (Vera, 2024; Vera, 2025a), utilizando una muestra compuesta por médicos con experiencia docente, quienes aportan una perspectiva cercana a la práctica clínica y al uso emergente de tecnologías basadas en inteligencia artificial. Adicionalmente, se han planteado los siguientes objetivos específicos:

1. Analizar la consistencia interna de la dimensión *Conocimientos sobre medicina de precisión*, evaluando la coherencia conceptual de sus ítems y su capacidad para medir el nivel de conocimientos declarados por los profesionales participantes.
2. Examinar la fiabilidad de la dimensión *Aplicación de IA en medicina de precisión*, identificando el grado en que sus ítems reflejan prácticas, usos y experiencias relacionadas con la integración de IA en contextos clínicos.
3. Evaluar el comportamiento psicométrico de la dimensión *Barreras percibidas*, determinando la claridad, alineación conceptual y relevancia de sus ítems en relación con obstáculos profesionales, institucionales o tecnológicos vinculados a la adopción de la IA.
4. Determinar la consistencia interna de la dimensión *Actitudes y disposición*, con el fin de valorar la cohesión de sus ítems y su adecuación para medir percepciones, creencias y apertura hacia el uso de IA en medicina de precisión.

¿Qué es la Medicina de precisión?

La Medicina de precisión es un enfoque emergente en el campo biomédico que busca adaptar la prevención, el diagnóstico y el tratamiento a las características individuales de cada persona. Aunque adquirió gran visibilidad pública en 2015, cuando el presidente Barack Obama anunció la *Precision Medicine Initiative*—un proyecto destinado a reunir datos de un millón de participantes, considerado el mayor estudio médico de la historia—sus raíces se remontan a más de una década, vinculándose al *Human Genome Project*. Inicialmente asociada al uso de la genética para personalizar la atención, la medicina de precisión evolucionó hacia una perspectiva más amplia, incorporando variaciones individuales en genes, ambiente y estilos de vida como elementos clave para comprender y abordar las enfermedades. Este enfoque también se caracteriza por el uso extensivo de datos masivos y diversas fuentes de información clínica, así como por el debate entre la responsabilidad individual en la salud y la necesidad de intervenciones sistémicas (Ferryman & Pitcan, 2018).

El concepto de medicina de precisión ha ganado una presencia notable en la literatura académica y en los discursos sobre salud, aunque persiste una falta de consenso respecto a su significado exacto. Con frecuencia, el término se utiliza de manera intercambiable con expresiones como medicina dirigida, estratificada, individualizada o personalizada (Evans *et al.*, 2024; Vera, 2025b). Esta última, en particular, se ha convertido en una noción ambigua, pues en algunos contextos se asocia a enfoques holísticos o integrativos, mientras que en otros se emplea para referirse a intervenciones que consideran las creencias, actitudes y preferencias del paciente, elementos propios de la atención centrada en la persona. Para evitar estas ambigüedades conceptuales, en este trabajo se adopta exclusivamente el término medicina de precisión, entendido desde la definición propuesta por el Centro Nacional del Cáncer (2025) de los Estados Unidos, se trata de una forma de medicina que utiliza información sobre los genes, las proteínas, el entorno y el estilo de vida de una persona para prevenir, diagnosticar o tratar enfermedades.

Medicina de precisión impulsada por IA

La convergencia entre la IA y la medicina de precisión está configurando un cambio profundo en la forma en que los sistemas de salud comprenden, diagnostican y tratan las enfermedades. En efecto, la medicina de precisión se basa en identificar fenotipos, patrones clínicos y subgrupos de pacientes que presentan respuestas atípicas o particulares frente a un mismo tratamiento, lo que permite personalizar intervenciones y mejorar la efectividad terapéutica (Collins & Varmus, 2015). En este contexto, la IA aporta capacidades avanzadas de cómputo, inferencia y aprendizaje que facilitan el análisis de grandes volúmenes de datos biomédicos—genómicos, clínicos, ambientales y conductuales—difícilmente abordables mediante métodos convencionales. Esta sinergia permite generar conocimiento accionable, identificar relaciones ocultas y apoyar la toma de decisiones clínicas mediante sistemas de inteligencia aumentada (Jiang *et al.*, 2017), reforzando la promesa de una atención más precisa y predictiva.

El papel de la IA dentro de la medicina de precisión se vuelve especialmente relevante al potenciar el desarrollo de modelos que integran múltiples capas de información, desde datos genómicos y epigenómicos hasta historiales médicos longitudinales y exposiciones ambientales. Técnicas como el aprendizaje automático y el deep learning permiten identificar biomarcadores, predecir progresiones de enfermedades y estimar respuestas terapéuticas con un nivel de granularidad sin precedentes (Topol, 2019).

Además, la IA favorece la creación de sistemas de apoyo clínico capaces de ofrecer recomendaciones personalizadas en tiempo real, fortaleciendo la toma de decisiones médicas basadas en evidencia. La convergencia entre ambas disciplinas no solo mejora la precisión diagnóstica, sino que también abre la puerta a intervenciones preventivas y terapias dirigidas que responden a las características singulares de cada paciente. Así, la IA se convierte en un catalizador clave para materializar la visión contemporánea de la medicina de precisión.

Evolución de modelos tradicionales a decisiones basadas en datos e IA en medicina

A medida que la medicina evoluciona hacia enfoques más específicos está experimentando una transformación profunda, se ha consolidado el concepto de medicina de precisión, el cual, si bien a menudo se utiliza de forma intercambiable con el de medicina personalizada, como menciona Brew *et al.* (2022), posee un matiz fundamental. La medicina de precisión no se centra en diseñar tratamientos únicos para cada individuo, sino en utilizar datos genómicos, moleculares y ambientales para estratificar a los pacientes en subgrupos homogéneos, permitiendo así administrar la intervención más efectiva y segura para el perfil correcto (Hurtado C. 2022).

Este paradigma trasciende el tradicional método de 'prueba y error' (U.S. Food and Drug Administration [FDA], 2013), pasando de modelos tradicionales de decisión clínica a sistemas impulsados por datos e IA, lo que mejora la precisión, personalización y eficiencia en la atención sanitaria, aspirando a optimizar los resultados clínicos mediante una clasificación basada en la evidencia.

Principales avances con aplicación de IA

La literatura revisada permite identificar una serie de avances significativos asociados a la incorporación de la inteligencia artificial en los sistemas de salud. Entre los más relevantes se encuentran los siguientes:

- *Transformación de la toma de decisiones clínicas:* El acceso a cantidades grandes de datos en salud y el desarrollo de IA han permitido modelos personalizados y automatizados de atención, superando las limitaciones de los sistemas tradicionales basados en reglas y signos vitales clásicos. La IA puede identificar patrones sutiles de deterioro en tiempo real y optimizar la estratificación de riesgos, aunque persisten desafíos como el sesgo y la necesidad de formación en IA para los profesionales (Giordano *et al.*, 2021).
- *Mejora en la precisión diagnóstica:* La IA es capaz de analizar grandes volúmenes de datos —como imágenes médicas e historiales clínicos— para identificar enfermedades de manera más temprana y precisa que los métodos tradicionales, llegando incluso, en algunos casos, a superar el desempeño humano (Alowais *et al.*, 2023).
- *De sistemas basados en reglas a modelos avanzados de enfoque basado en datos:* En cuidados intensivos, la evolución ha sido desde sistemas de soporte basados en reglas hacia modelos de machine learning y deep learning, aplicados en alertas tempranas, manejo de sepsis y soporte diagnóstico. Herramientas como el procesamiento de lenguaje natural extraen información útil de notas clínicas, reduciendo la carga administrativa y mejorando la toma de decisiones (Hadweh *et al.*, 2025).

- *Modelos predictivos y medicina personalizada:* Estructuras que integran aprendizaje automático avanzado, como de refuerzo de gradiente (gradient boosting - GBM) y redes neuronales profundas (deep neural networks - DNN), superan a los modelos clásicos en predicción de trayectorias de enfermedad y personalización del cuidado, mostrando alta precisión y eficiencia en bases de datos clínicas reales (Abualigah *et al.*, 2025).
- *Soporte a la medicina de precisión:* Los sistemas de soporte a la decisión clínica basados en datos permiten segmentar pacientes y adaptar tratamientos, utilizando técnicas de aglomeración (clustering) y análisis avanzado para identificar patrones de salud y optimizar decisiones terapéuticas (Mosavi & Santos, 2024).
- *Ética, integración y retos:* La integración de IA en medicina requiere abordar la calidad y privacidad de los datos, la transparencia algorítmica y la formación de los profesionales, para evitar errores y maximizar el beneficio clínico (Giordano *et al.*, 2021; Hadweh *et al.*, 2025; Abualigah *et al.*, 2025; Mosavi & Santos, 2024).

En relación con los impactos y las aplicaciones generales de la inteligencia artificial en los sistemas de salud, la literatura revisada ha permitido identificar un conjunto amplio de desarrollos que abarcan distintos ámbitos clínicos y de gestión. Entre ellos destacan los avances en diagnóstico asistido por algoritmos, la medicina de precisión, la automatización de procesos administrativos, el análisis predictivo para la toma de decisiones y el apoyo a la práctica clínica mediante sistemas inteligentes. Estos elementos permiten mapear de forma preliminar las áreas de impacto, tal como se sintetiza en la Tabla 1.

Tabla 1. Ejemplos de impacto y aplicaciones generales.

Aplicación médica	Beneficio principal	Referencia
Estratificación de riesgos	Diagnóstico y predicción más precisos	(Giordano <i>et al.</i> , 2021; Abualigah <i>et al.</i> , 2025)
Procesamiento de notas clínicas	Reducción de carga administrativa y errores	(Hadweh <i>et al.</i> , 2025)
Modelos predictivos avanzados	Mejor personalización y eficiencia clínica	(Abualigah <i>et al.</i> , 2025; Mosavi & Santos, 2024)
Segmentación de pacientes	Tratamientos adaptados y medicina de precisión	(Das <i>et al.</i> , 2025; Ribeiro & O'Brien, 2025; Kolla, 2025)
Automatización administrativa	Menor carga de trabajo y eficiencia operativa	(Mosavi & Santos, 2024)

Fuente: Elaboración propia.

Aplicaciones clínicas de la IA

La IA está transformando de manera acelerada la práctica clínica mediante aplicaciones que abarcan desde el apoyo diagnóstico y el análisis avanzado de imágenes médicas hasta la farmacogenómica y la predicción terapéutica. Estas tecnologías permiten identificar patrones complejos, anticipar riesgos y optimizar decisiones clínicas basadas en grandes volúmenes de datos biomédicos. Como resultado, se incrementan la precisión diagnóstica, la personalización de los tratamientos y la eficiencia de los procesos asistenciales. A continuación, se presentan algunas de las principales áreas de impacto donde la IA está redefiniendo la atención en salud.

Diagnóstico

La IA se utiliza en la detección y diagnóstico de enfermedades como cáncer de mama, melanoma, tuberculosis y retinopatía diabética, mostrando precisión comparable o superior a la de expertos humanos en entornos clínicos reales (Yin et al., 2020; Busnatu et al., 2022; Iqbal et al., 2021). En hematología, sistemas de IA integran morfología celular, inmunología y genética para diagnósticos más rápidos y precisos (Wang et al., 2024).

Imágenes médicas

Algoritmos de deep learning permiten la detección automática de tumores, segmentación de lesiones y clasificación de imágenes en radiología, patología y cardiología, acelerando el diagnóstico y mejorando la precisión (Bi et al., 2019; Mello-Thoms & Mello, 2023; Iqbal et al., 2021; Pallumeera et al., 2025). Ejemplos incluyen la identificación de tumores en mamografías, TAC de pulmón y resonancias cerebrales (Bi et al., 2019; Mello-Thoms & Mello, 2023).

Farmacogenómica

La IA analiza datos genómicos para predecir la respuesta a fármacos, permitiendo la selección personalizada de tratamientos y reduciendo riesgos de efectos adversos (Wang et al., 2025; Srivastav et al., 2025). Incluso, la integración con tecnologías como CRISPR (Repeticiones Palindrómicas Cortas Agrupadas y Regularmente Interespaciadas) mejora la precisión de la edición genética y la selección terapéutica (Srivastav et al., 2025).

Predicción terapéutica

Se aplican modelos de IA para la predicción de la respuesta a quimioterapia en cáncer usando perfiles de expresión génica, alcanzando precisiones superiores al 80% en estudios clínicos (Wang et al., 2025; Alowais et al., 2023). También se han desarrollado modelos para predecir la respuesta a antidepresivos a partir de historias clínicas electrónicas (Alowais et al., 2023).

La Tabla 2 presenta una selección de ejemplos representativos que ilustran cómo la inteligencia artificial está siendo aplicada en diversas áreas críticas de la práctica clínica. Entre ellas destacan el diagnóstico asistido, el análisis avanzado de imágenes médicas, la farmacogenómica y la predicción terapéutica, ámbitos en los que la IA contribuye a mejorar la precisión, la personalización y la capacidad predictiva de las intervenciones sanitarias.

Tabla 2. Ejemplos destacados de aplicación

Área de aplicación	Muestra clínica	Técnicas de IA usadas
Diagnóstico	Detección de cáncer de mama, melanoma, tuberculosis, retinopatía diabética	Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Redes Neuronales Artificiales (ANN), Support Vector Machines (SVM), Random Forests, Árboles de Decisión
Imágenes médicas	Detección y segmentación de tumores en radiología (mama, pulmón, cerebro, próstata), análisis de imágenes COVID-19	Deep Learning (DL), Redes Neuronales Convolucionales (CNN), Computer-Aided Detection (CAD), Radiomics, Segmentación automática



Farmacogenómica	Selección de medicamentos según perfil genético, optimización de dosis, reducción de efectos adversos	Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Random Forests, Modelos QSAR, Redes Neuronales Recurrentes (RNN), Algoritmos de clustering, Integración con CRISPR
Predicción terapéutica	Predicción de respuesta a quimioterapia, antidepresivos, respuesta a biológicos en artritis reumatoide	Machine Learning supervisado (Random Forests, SVM), Deep Learning, Modelos multi-ómicos, Modelos de integración clínica-radiológica

Nota: Términos de técnicas de IA equivalentes en español. ML = Aprendizaje automático; DL = Aprendizaje profundo; SVM = Máquina de vectores de soporte; Random Forest = Bosque aleatorio; CAD = Detección asistida por computadora; Radiomics = Radiómica.

Necesidad de introducir la medicina de precisión en la formación médica

Los modelos tradicionales de atención sanitaria se basan, en gran medida, en protocolos estandarizados que responden al 'paciente promedio', lo que dificulta abordar la heterogeneidad genética, ambiental y comportamental que explica la variabilidad en la respuesta a tratamientos y la progresión de las enfermedades. La evidencia sobre medicina de precisión señala que este enfoque convencional tiende a invisibilizar subgrupos de pacientes con necesidades específicas o con riesgos diferenciales, produciendo intervenciones menos eficaces e incluso inequidades en salud (National Research Council, 2011; Dzau *et al.*, 2016). En este contexto, seguir formando médicos exclusivamente bajo un paradigma 'uno para todos, supone una brecha entre el conocimiento científico disponible y la práctica clínica, dificultando la transición hacia sistemas de salud más predictivos, preventivos y personalizados.

A la inversa, la medicina de precisión plantea un cambio de modelo al proponer intervenciones basadas en la integración de datos genómicos, epigenómicos, clínicos, ambientales y de estilo de vida, con el fin de definir patrones individuales de enfermedad y optimizar la selección de terapias (National Research Council, 2011). Este enfoque permite estratificar a los pacientes según perfiles de riesgo, identificar biomarcadores de respuesta terapéutica y diseñar estrategias de prevención más ajustadas a las características de cada persona (Dzau *et al.*, 2016).

Sin embargo, su implementación requiere profesionales capaces de interpretar información compleja y trabajar de manera interdisciplinaria con genetistas, bioinformáticos y especialistas en salud pública. Incluir la medicina de precisión en la formación médica se vuelve, por tanto, una condición necesaria para que las nuevas generaciones de profesionales puedan utilizar de manera crítica y responsable estas herramientas en la toma de decisiones clínicas.

En este nuevo paradigma sanitario, la inteligencia artificial actúa como catalizador de la medicina de precisión al posibilitar el análisis de grandes volúmenes de datos procedentes de historias clínicas electrónicas, estudios ómicos, imágenes médicas y dispositivos portátiles. Revisiones recientes muestran que los algoritmos de aprendizaje automático y deep learning pueden mejorar la exactitud diagnóstica, apoyar la detección temprana de enfermedades y predecir la respuesta a tratamientos con un nivel de granularidad difícil de alcanzar mediante métodos estadísticos convencionales (Jiang *et al.*, 2017; Tekkeşin, 2019).



Adicionalmente, la IA tiene el potencial de liberar tiempo clínico, automatizando tareas repetitivas y permitiendo que los médicos se concentren en aspectos más humanos de la atención, como la comunicación y la toma de decisiones compartida (Topol, 2019). Esta sinergia entre IA y medicina de precisión exige competencias nuevas que aún no están suficientemente presentes en muchos planes de estudio.

Complementariamente, diversos estudios sobre educación médica coinciden en que la integración sistemática de contenidos de IA y medicina de precisión en el currículo es todavía incipiente y heterogénea entre países e instituciones (Tolentino *et al.*, 2024; Ahsan, 2025; Vera, 2025b). Revisiones recientes proponen marcos curriculares que incluyan alfabetización en ciencia de datos, fundamentos de algoritmos, interpretación crítica de modelos de IA, ética de datos y comunicación de riesgos al paciente, como competencias básicas para todos los estudiantes de medicina (Tolentino *et al.*, 2024; Borkowski *et al.*, 2025). Paralelamente, se destaca la necesidad de incorporar experiencias prácticas mediante simuladores, casos clínicos basados en datos reales y colaboración con equipos multidisciplinarios. De este modo, la formación médica puede preparar a los futuros profesionales no solo para utilizar herramientas de IA y medicina de precisión, sino también para liderar su implementación responsable en los sistemas de salud.

La literatura reciente identifica un conjunto de competencias genéricas esenciales para que los profesionales de la salud integren de manera efectiva la IA en la medicina de precisión, entre las que se incluyen la comprensión de los principios de IA, el manejo básico de datos, el pensamiento crítico frente a las salidas algorítmicas y la sensibilidad ética respecto al sesgo, la transparencia y la explicabilidad (Gazquez-García *et al.*, 2025). Estas capacidades deben desarrollarse de forma progresiva a lo largo del itinerario formativo —grado, posgrado y educación continua— mediante propuestas estructuradas y evaluaciones alineadas con estas nuevas competencias (Mehta, 2025; Ahsa, 2025).

Además, la evidencia señala la importancia de que los futuros profesionales aprendan a interactuar con sistemas inteligentes desde una perspectiva interdisciplinaria, integrando conocimientos de biomedicina, informática, estadística y ciencias sociales. Esto no solo favorece la comprensión técnica de los modelos de IA, sino también su uso responsable en la toma de decisiones clínicas, especialmente en escenarios donde la incertidumbre o la heterogeneidad de datos pueden afectar los resultados.

Asimismo, la alfabetización digital avanzada y la capacidad de interpretar modelos predictivos se vuelven fundamentales en entornos donde los diagnósticos, los tratamientos y la gestión personalizada del paciente dependen cada vez más del análisis de grandes volúmenes de información. Como plantea Vera (2024):

Esta integración fortalece la preparación del estudiantado frente a sistemas de salud cada vez más complejos, dotándolos de las competencias necesarias para enfrentar, de manera eficaz, los desafíos clínicos contemporáneos. Además, las herramientas impulsadas por inteligencia artificial promueven una educación basada en competencias al centrarse en resultados prácticos, garantizando que los egresados cumplan con los estándares del sector y destaquen en su ejercicio profesional. (62)

En consecuencia, la ausencia de una formación explícita en estos ámbitos puede incrementar la brecha entre el potencial de la medicina de precisión asistida por IA y su aplicación real en la práctica clínica. Por ello, los programas de educación médica tienen la responsabilidad urgente de integrar estos contenidos si aspiran a formar profesionales capaces de responder a los desafíos de la era digital de la salud.

Importancia del pilotaje de instrumentos de investigación

El pilotaje constituye una fase esencial en el desarrollo de instrumentos destinados a la medición de constructos complejos, ya que permite evaluar su claridad, pertinencia y funcionamiento antes de su aplicación en muestras amplias. Diversos autores sostienen que la etapa piloto actúa como un filtro metodológico para detectar errores conceptuales, problemas de redacción, inconsistencias psicométricas y reacciones inesperadas por parte de los participantes (Johanson & Brooks, 2010). Esta fase también facilita estimar tiempos de respuesta, evaluar la comprensión de los ítems y garantizar que cada dimensión del instrumento mida adecuadamente el constructo propuesto. En el caso de investigaciones emergentes —como aquellas vinculadas a la integración de inteligencia artificial en la medicina de precisión— el pilotaje adquiere un valor estratégico, ya que permite ajustar instrumentos en contextos de rápida transformación tecnológica y terminológica.

Además de verificar la viabilidad operativa del instrumento, el pilotaje cumple un rol crítico en la estimación preliminar de su fiabilidad y validez de contenido. La literatura metodológica destaca que los índices iniciales de consistencia interna, aunque no definitivos, ofrecen información clave para orientar la reformulación de ítems, la reestructuración de dimensiones o la eliminación de reactivos problemáticos (DeVellis, 2017; Boateng et al., 2018). Este proceso iterativo mejora la precisión del instrumento y evita errores sistemáticos en estudios posteriores.

Asimismo, el pilotaje permite evaluar la adecuación cultural y contextual de los ítems, un aspecto especialmente relevante en investigaciones aplicadas en múltiples países o sistemas de salud. Con estos ajustes iniciales, los investigadores pueden avanzar hacia etapas confirmatorias con mayor solidez metodológica y con instrumentos capaces de producir evidencia robusta y reproducible.

Método

Enfoque del estudio

El estudio se desarrolló desde un enfoque cuantitativo de carácter exploratorio-descriptivo, orientado a obtener indicadores preliminares sobre la aplicabilidad y consistencia interna del Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en Inteligencia Artificial en la Práctica Clínica -CuMP-IA (Vera, 2024; Vera, 2025a). Este enfoque permitió recoger datos cuantificables respecto a las percepciones del grupo participante, analizar el comportamiento inicial de las puntuaciones y estimar el índice de confiabilidad del instrumento. Al tratarse de un pilotaje, el énfasis estuvo puesto en explorar el funcionamiento del cuestionario en condiciones reales de aplicación, más que en establecer conclusiones generalizadas.

Diseño del estudio

Se adoptó un diseño no experimental, transversal y exploratorio-descriptivo, adecuado para examinar el desempeño preliminar del instrumento y su pertinencia para estudios posteriores de validación.



Participantes

La muestra estuvo compuesta por 42 **participantes**, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia. Participaron médicos con experiencia docente, quienes aportan una visión cercana a la práctica clínica y al uso emergente de tecnologías basadas en IA.

Instrumento

El instrumento utilizado para el estudio corresponde al Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en Inteligencia Artificial en la Práctica Clínica (CuMP-IA) (Vera, 2024; Vera, 2025a). Su validez de contenido fue evaluada mediante un panel de jueces expertos compuesto por cuatro médicos con experiencia en docencia, quienes revisaron la pertinencia, claridad y representatividad conceptual de cada ítem.

El cuestionario está estructurado en cuatro dimensiones que abarcan los aspectos centrales de la integración de IA en la medicina de precisión:

1. Conocimientos sobre medicina de precisión.
2. Aplicación de IA en la medicina de precisión.
3. Barreras percibidas (para su implementación en contextos sanitarios).
4. Actitudes y disposición (hacia el uso de IA en la práctica clínica).

En su versión inicial, el instrumento estuvo conformado por 25 ítems tipo escala Likert de cinco puntos, cuyos rangos abarcaron desde *Totalmente en desacuerdo* hasta *Totalmente de acuerdo*. Posteriormente, y tras una segunda revisión por parte de un panel de expertos, se ajustó la redacción de varios enunciados para mejorar su claridad y coherencia conceptual. Como resultado de este proceso, un ítem fue eliminado, quedando el cuestionario constituido por 24 ítems, distribuidos en cuatro dimensiones.

Actualmente, el CuMP-IA se encuentra en un riguroso proceso de pilotaje, cuyo propósito es evaluar la fiabilidad total del instrumento y la consistencia interna de cada dimensión, con miras a su posterior aplicación en muestras ampliadas y estudios de validación confirmatoria.

Procedimiento

La aplicación se realizó de forma virtual mediante un enlace Google Forms distribuido en redes sociales y en plataformas digitales de la Red Internacional de Investigadores en Educación (REDIIE), durante una semana. Se informó a los participantes sobre los objetivos del estudio y la confidencialidad del proceso. Tras la recopilación de respuestas, se revisó un análisis descriptivo (medias, desviaciones estándar y mínimos/máximos) y análisis de confiabilidad por dimensión e instrumento total. Dejándose para este trabajo, sólo los resultados del índice de fiabilidad del instrumento total y de sus cuatro dimensiones.

Para el análisis estadístico, se cargó la base de respuestas en forma .csv en JASP (JASP Team, 2025), un software estadístico gratuito y de código abierto que ofrece una interfaz gráfica fácil de usar para el análisis de datos, similar a SPSS. Está construido sobre la plataforma R, pero evita la pronunciada curva de aprendizaje asociada a la programación al proporcionar una interfaz intuitiva basada en selecciones y clics. JASP permite realizar análisis estadísticos tanto frecuentistas tradicionales como bayesianos, lo que lo convierte en una herramienta popular tanto para la enseñanza como para la investigación.

Resultados

Fiabilidad del instrumento total

La fiabilidad interna del instrumento se evaluó mediante el coeficiente alfa de Cronbach, cuyos resultados se presentan en la Tabla 3. El análisis mostró un valor de $\alpha = 0.925$, acompañado de un error estándar de 0.017 y un intervalo de confianza del 95% que oscila entre 0.891 y 0.959. Estos valores indican un excelente nivel de consistencia interna, superando ampliamente el umbral de 0.80 habitualmente aceptado para instrumentos de investigación y situándose, incluso, dentro del rango asociado a niveles de confiabilidad muy altos.

Tabla 3. *Fiabilidad del Instrumento Total (α de Cronbach)*

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% (Inferior)	IC 95% (Superior)
α de Cronbach	0.925	0.017	0.891	0.959

Nota: Los siguientes ítems correlacionaron negativamente con la escala son 6, 10 y 23; IC = Intervalo de confianza.

Además, se identificaron algunos ítems que correlacionaron negativamente con la escala total, lo que constituyó un insumo clave para el proceso de ajuste y refinamiento propio de la fase de pilotaje. En conjunto, estos resultados respaldan la solidez preliminar del instrumento y orientan las mejoras necesarias antes de su aplicación en una muestra ampliada.

Fiabilidad por dimensiones del instrumento

A continuación, se presentan los resultados del análisis de consistencia interna (α de Cronbach) para cada una de las dimensiones del instrumento. Este procedimiento permitió evaluar la coherencia de los ítems que conforman cada constructo, facilitando la identificación de fortalezas y áreas que requieren revisión.

Dimensión 'Conocimientos sobre medicina de precisión'

Los resultados muestran que la dimensión 'Conocimientos sobre medicina de precisión' presenta un coeficiente alfa de Cronbach de 0.903, lo cual indica un nivel de consistencia interna excelente (Tabla 4). En términos psicométricos, valores de $\alpha \geq 0.90$ sugieren que los ítems del constructo están altamente correlacionados entre sí y que efectivamente miden un mismo concepto subyacente: en este caso, el grado de conocimiento que poseen los participantes sobre medicina de precisión.

Tabla 4. *Fiabilidad de la dimensión 'Conocimientos sobre medicina de precisión'*

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% (Inferior)	IC 95% (Superior)
Alfa de Cronbach	0.903	0.018	0.868	0.937

Nota: IC = Intervalo de confianza.

El error estándar (0.018) es bajo, lo que indica una estimación precisa del coeficiente. Asimismo, el intervalo de confianza del 95% (0.868–0.937) confirma la estabilidad del alfa, ya que todos los valores dentro del rango permanecen por encima del umbral generalmente aceptado de 0.80 para instrumentos sólidos en investigación educativa y biomédica. En conjunto, estos resultados respaldan la fiabilidad de esta dimensión y sugieren que los ítems son adecuados para seguir utilizándose en etapas posteriores del estudio o en muestras más amplias.

Dimensión 'Aplicación de IA en la medicina de precisión'

Los resultados de fiabilidad para la dimensión *Aplicación de IA en medicina de precisión* muestran un coeficiente α de Cronbach de 0.902, lo cual indica un nivel de consistencia interna excelente. Este valor supera ampliamente el umbral recomendado de 0.80 para instrumentos en fase exploratoria y se sitúa dentro del rango considerado como alta confiabilidad (≥ 0.90), lo que sugiere que los ítems que componen esta dimensión miden de manera consistente el constructo propuesto (Tabla 5).

Tabla 5. Fiabilidad de la dimensión 'Aplicación de IA en medicina de precisión'

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% (Inferior)	IC 95% (Superior)
α de Cronbach	0.902	0.026	0.852	0.952

Nota: IC = Intervalo de confianza.

El error estándar (0.026) refleja una variabilidad mínima en la estimación del coeficiente, mientras que el intervalo de confianza al 95% (IC 95%), que fluctúa entre 0.852 y 0.952, confirma la estabilidad y precisión del coeficiente obtenido. En conjunto, estos valores evidencian que la dimensión está adecuadamente estructurada y que sus ítems funcionan de forma homogénea, contribuyendo de manera sólida a la medición del nivel de aplicación de la inteligencia artificial en contextos de medicina de precisión.

Dimensión 'Barreras percibidas' asociadas a la medicina de precisión basada en IA

La Tabla 6 presenta los resultados del análisis de fiabilidad para la dimensión *Barreras percibidas*. El coeficiente α de Cronbach obtenido fue 0.506, con un intervalo de confianza del 95% entre 0.329 y 0.684. Este valor indica un nivel de consistencia interna bajo, situándose por debajo del umbral recomendado de 0.70 para escalas en desarrollo.

Además, se observó que el ítem 18 mostró una correlación negativa con el total de la escala, lo cual sugiere que está midiendo un constructo diferente o generando ruido dentro de la dimensión. Estos resultados evidencian la necesidad de revisar, ajustar o reformular los ítems de esta dimensión antes de avanzar hacia la validación definitiva del instrumento.

Tabla 6. Fiabilidad de la dimensión 'Barreras percibidas'

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% Inferior	IC 95% Superior
α de Cronbach	0.506	0.090	0.329	0.684

Nota: IC = Intervalo de confianza.

Esto podría indicar:

- heterogeneidad conceptual dentro de la dimensión;
- necesidad de revisar redacción;
- inversión de escala en algunos ítems (posibles ítems reversos);
- o que la dimensión requiere ser reestructurada.

Se recomienda una revisión conceptual y psicométrica profunda antes de utilizar esta dimensión en estudios confirmatorios.

Dimensión 'Actitudes y disposición'

La Dimensión Actitudes y Disposición obtuvo un coeficiente alfa de Cronbach de 0.689, con un intervalo de confianza al 95% que oscila entre 0.585 y 0.793 (Tabla 7). Aunque este valor se sitúa por debajo del umbral recomendado de 0.70 para una fiabilidad aceptable, indica un nivel moderado de consistencia interna entre los ítems de esta dimensión. El intervalo de confianza confirma esta condición, dado que su límite inferior muestra una fiabilidad baja, mientras que su límite superior se aproxima a niveles adecuados.

Tabla 7. *Fiabilidad de la dimensión Actitudes y disposición*

Coeficiente	Estimación	Error estándar	IC 95% Inferior	IC 95% Superior
Alfa de Cronbach	0.689	0.053	0.585	0.793

Nota: IC = Intervalo de confianza.

En conjunto, estos resultados sugieren que la dimensión presenta una estructura relativamente coherente, pero, requiere revisión y ajustes para mejorar la claridad, precisión y alineación conceptual de algunos ítems antes de su uso en estudios posteriores o aplicaciones a gran escala.

Conclusiones

Los resultados obtenidos en esta fase de pilotaje permiten delinear con claridad tanto las fortalezas como los aspectos que requieren mejoras en el Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en IA en la Práctica Clínica (CuMP-IA). En términos globales, el análisis de fiabilidad revela que el instrumento posee un buen desempeño inicial, y que el pilotaje ha cumplido su propósito fundamental: identificar ajustes necesarios antes de avanzar hacia etapas formales de validación.

En particular, las dimensiones *Conocimientos sobre medicina de precisión* y *Aplicación de IA en la medicina de precisión* muestran coeficientes α de Cronbach robustos, situándose dentro del rango considerado como excelente para instrumentos en desarrollo. Esto respalda la coherencia interna de sus ítems y sugiere que ambas dimensiones pueden emplearse con seguridad en análisis posteriores o en aplicaciones ampliadas.

La dimensión *Actitudes y disposición*, por su parte, evidencia un nivel moderado de consistencia interna. Aunque sus indicadores preliminares son alentadores, se recomienda complementar este análisis con otros métodos —como omega de McDonald, análisis factorial exploratorio o revisión conceptual fina— para consolidar un coeficiente definitivo que garantice su estabilidad psicométrica.

Finalmente, la dimensión *Barreras percibidas* requiere una revisión prioritaria. Su bajo nivel de fiabilidad y la presencia de ítems con correlación negativa indican posibles problemas de redacción, ambigüedad conceptual o heterogeneidad interna. Esta dimensión deberá ser reformulada, depurada o eventualmente reestructurada antes de incluirse en estudios cuantitativos confirmatorios.

En síntesis, el pilotaje ha proporcionado información valiosa para fortalecer el instrumento, orientar mejoras específicas y asegurar que las siguientes etapas de investigación se basen en un cuestionario más sólido, claro y alineado conceptualmente con los principios de la medicina de precisión asistida por IA. Los hallazgos preliminares permiten identificar ítems que requieren ajustes en su redacción, nivel de dificultad o pertinencia, así como aquellos que muestran un adecuado nivel de comprensión y discriminación entre participantes.

Nota: Los autores de este trabajo emplearon diversas herramientas basadas en inteligencia artificial como apoyo al proceso investigativo. En particular, se utilizó Consensus para la búsqueda y revisión de literatura científica y ChatGPT 5.1 para la revisión y optimización del estilo académico. Estas herramientas fueron integradas como recursos complementarios, sin sustituir el criterio analítico de los investigadores, con el propósito de fortalecer la rigurosidad metodológica, mejorar la claridad expositiva y asegurar mayor precisión en el desarrollo del estudio.

Referencias

- Abualigah, L., Alomari, S., Almomani, M., Zitar, R., Saleem, K., Migdady, H., Snásel, V., Smerat, A., & Ezugwu, A. (2025). Artificial intelligence-driven translational medicine: a machine learning framework for predicting disease outcomes and optimizing patient-centric care. *Journal of Translational Medicine*, 23. <https://doi.org/10.1186/s12967-025-06308-6>
- Ahsan, Z. (2025). Integrating artificial intelligence into medical education: A narrative review. *BMC Medical Education*. <https://link.springer.com/article/10.1186/s12909-025-07744-0>
- Alowais, S., Alghamdi, S., Alsuhebany, N., Alqahtani, T., Alshaya, A., Almohareb, S., Aldairem, A., Alrashed, M., Saleh, K., Badreldin, H., Yami, M., Harbi, S., & Albekairy, A. (2023). Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice. *BMC Medical Education*, 23. <https://doi.org/10.1186/s12909-023-04698-z>
- Bi, W., Hosny, A., Schabath, M., Giger, M., Birkbak, N., Mehrtash, A., Allison, T., Arnaout, O., Abbosh, C., Dunn, I., Mak, R., Tamimi, R., Tempany, C., Swanton, C., Hoffmann, U., Schwartz, L., Gillies, R., Huang, R., & Aerts, H. (2019). Artificial intelligence in cancer imaging: Clinical challenges and applications. *Ca*, 69, 127 - 157. <https://doi.org/10.3322/caac.21552>
- Boateng, G. O., Neilands, T. B., Frongillo, E. A., Melgar-Quiñonez, H. R., & Young, S. L. (2018). Best practices for developing and validating scales for health, social, and behavioral research: A primer. *Frontiers in Public Health*, 6, 149. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00149>
- Borkowski, A., Boyko, O. , & Anne Champeaux, A. (2025). Artificial intelligence in medical education [Preprint]. Preprints. https://www.preprints.org/frontend/manuscript/fc1928f5fb3d7929884061aa5d0e36f8/download_p_ub
- Brew-Sam, N., Parkinson, A., Lueck, C., Brown, E., Brown, K., Bruestle, A., Chisholm, K., Collins, S., Cook, M., Daskalaki, E., Drew, J., Ebbeck, H., Elisha, M., Fanning, V., Henschke, A., Herron, J., Matthews, E., Murugappan, K., Neshev, D., ... Desborough, J. (2022). The current understanding of precision medicine and personalised medicine in selected research disciplines: study protocol of a systematic concept analysis. *BMJ Open*, 12(9), e060326. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2021-060326>
- Busnatu, Ș., Niculescu, A., Bolocan, A., Petrescu, G., Păduraru, D., Nastasa, I., Lupușoru, M., Geantă, M., Andronic, O., Grumezescu, A., & Martins, H. (2022). Clinical Applications of Artificial Intelligence—An Updated Overview. *Journal of Clinical Medicine*, 11. <https://doi.org/10.3390/jcm11082265>



- Collins, F. S., & Varmus, H. (2015). *A new initiative on precision medicine*. *New England Journal of Medicine*, 372(9), 793–795. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25635347/>
- Copeland, B. J. (2024). *MYCIN*. Encyclopaedia Britannica. <https://www.britannica.com/technology/MYCIN>
- DeVellis, R. F. (2017). *Scale development: Theory and applications* (4th ed.). Sage Publications.
- Dzau, V. J., & Ginsburg, G. (2016). Realizing the full potential of precision medicine in health and health care. *NAM Perspectives*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27669484/>
- Evans, W., Meslin, E. M., Kai, J., & Qureshi, N. (2024). Precision Medicine—Are We There Yet? A Narrative Review of Precision Medicine’s Applicability in Primary Care. *Journal of Personalized Medicine*, 14(4), 418. <https://doi.org/10.3390/jpm14040418>
- Ferryman, K., & Pitcan, M. (2018). *Precision Medicine? Contemporary Issues and Concerns Primer*. Data & Society. https://datasociety.net/wp-content/uploads/2018/02/DataandSociety_What_Is_Precision_Medicine_Primer_2018.pdf
- Gazquez-García, J., Sánchez-Bocanegra, C. L., & Sevillano, J. L. (2025). AI in the health sector: Systematic review of key skills for future health professionals. *JMIR Medical Education*, 11, e58161. <https://mededu.jmir.org/2025/1/e58161>
- Giordano, C., Brennan, M., Mohamed, B., Rashidi, P., Modave, F., & Tighe, P. (2021). Accessing Artificial Intelligence for Clinical Decision-Making. *Frontiers in Digital Health*, 3. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2021.645232>
- Hadweh, P., Niset, A., Salvagno, M., Barajraji, M., Hadwe, S., Taccone, F., & Barrit, S. (2025). Machine Learning and Artificial Intelligence in Intensive Care Medicine: Critical Recalibrations from Rule-Based Systems to Frontier Models. *Journal of Clinical Medicine*, 14. <https://doi.org/10.3390/jcm14124026>
- Hurtado, C. (2022). Medicina de precisión: conceptos, aplicaciones y proyecciones. *Revista Médica Clínica Las Condes*, 33(1), 7–16. <https://doi.org/10.1016/j.rmcl.2022.01.002>
- Iqbal, M., Javed, Z., Sadia, H., Qureshi, I., Irshad, A., Ahmed, R., Malik, K., Raza, S., Abbas, A., Pezzani, R., & Sharifi-Rad, J. (2021). Clinical applications of artificial intelligence and machine learning in cancer diagnosis: looking into the future. *Cancer Cell International*, 21. <https://doi.org/10.1186/s12935-021-01981-1>
- JASP Team. (2025). *JASP (Version 0.18.3) [Computer software]*. University of Amsterdam. <https://jasp-stats.org/>
- Jiang F, Jiang Y, Zhi H, Dong Y, Li H, Ma S, et al. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*. 2, 230-243. <https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101>
- Johanson, G. A., & Brooks, G. P. (2010). Initial scale development: Sample size for pilot studies. *Educational and Psychological Measurement*, 70(3), 394–400. <https://doi.org/10.1177/0013164409355692>
- Khalifa, M., & Albadawy, M. (2024). AI in Diagnostic Imaging: Revolutionising Accuracy and Efficiency. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2024.100146>
- Mello-Thoms, C., & Mello, C. (2023). Clinical applications of artificial intelligence in radiology. *The British Journal of Radiology*, 96. <https://doi.org/10.1259/bjr.20221031>
- Mosavi, N., & Santos, M. (2024). Enhancing Clinical Decision Support for Precision Medicine: A Data-Driven Approach. *Informatics*, 11, 68. <https://doi.org/10.3390/informatics11030068>
- National Cancer Institute. (2025). *Precision medicine*. U.S. Department of Health and Human Services, National Institutes of Health. <https://www.cancer.gov/search/results?swKeyword=precision+medicine>

- National Research Council. (2011). Toward precision medicine: Building a knowledge network for biomedical research and a new taxonomy of disease. National Academies Press. <https://www.nationalacademies.org/read/13284>
- Pallumeera, M., Giang, J., Singh, R., Pracha, N., & Makary, M. (2025). Evolving and Novel Applications of Artificial Intelligence in Cancer Imaging. *Cancers*, 17. <https://doi.org/10.3390/cancers17091510>
- Srivastav, A., Mishra, M., Lillard, J., & Singh, R. (2025). Transforming Pharmacogenomics and CRISPR Gene Editing with the Power of Artificial Intelligence for Precision Medicine. *Pharmaceutics*, 17. <https://doi.org/10.3390/pharmaceutics17050555>
- Tekkeşin, A. İ. (2019). Artificial intelligence in healthcare: Past, present and future. *Anatolian Journal of Cardiology*, 22(Suppl 2), 8–9. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31670713/>
- Tolentino, R., et al. (2024). Curriculum frameworks and educational programs in AI for medical students, residents, and practicing physicians: Scoping review. *JMIR Medical Education*, 10, e54793. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39023999/>
- Topol, E. J. (2019). *Deep medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. Basic Books. <https://amiif.org/wp-content/uploads/2020/07/10-Disenar-la-medicina-del-futuro.pdf>
- U.S. Food and Drug Administration. (2013). *Paving the Way for Personalized Medicine: FDA's Role in a New Era of Medical Product Development*. U.S. Department of Health and Human Services. <http://wayback.archive-it.org/7993/20180125110554/https://www.fda.gov/downloads/ScienceResearch/SpecialTopics/PrecisionMedicine/UCM372421.pdf>
- Vera, F. (2024). Students' Perceptions of the Integration of Artificial Intelligence Nursing Education: A Study at a Private Chilean University. *Transformar*, 5(4), 58–73. <https://revistatransformar.cl/index.php/transformar/article/view/148>
- Vera, F. (2025a). *Cuestionario sobre Medicina de Precisión Basada en IA en la Práctica Clínica (CuMP-IA)*. Red Internacional de Investigadores en Educación (REDIIE). <https://rediee.cl/cump-ia/>
- Vera, F. (2025b). AI-Driven Precision Medicine: Challenges and Opportunities in Training the Next Generation of Physicians. V Congreso Internacional de Tecnología, Aprendizaje y Educación (CITAE 2025), ISSN 2735-6590. <https://rediee.cl/wp-content/uploads/AI-Driven-Precision-Medicine....pdf>
- Wang, J., Zeng, Z., Li, Z., Liu, G., Zhang, S., Luo, C., Hu, S., Wan, S., & Zhao, L. (2025). The clinical application of artificial intelligence in cancer precision treatment. *Journal of Translational Medicine*, 23. <https://doi.org/10.1186/s12967-025-06139-5>
- Wang, S., Huang, Z., Li, J., Wu, Y., Du, J., & Li, T. (2024). Optimization of diagnosis and treatment of hematological diseases via artificial intelligence. *Frontiers in Medicine*, 11. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1487234>
- World Health Organization. (2021). *Ethics and governance of artificial intelligence for health*. World Health Organization. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>
- Yin, J., Ngiam, K., & Teo, H. (2020). Role of Artificial Intelligence Applications in Real-Life Clinical Practice: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 23. <https://doi.org/10.2196/25759>

ARTÍCULO ORIGINAL

Pedagogical framework for caregiver education using assistive technologies in Colombia

MARIANO ROMERO-TORRES¹

 <https://orcid.org/0000-0001-8211-5132>

JON ARAMBARRI²

 <https://orcid.org/0000-0002-6450-8562>

^{1,2} Corporación Unificada Universidad Internacional Iberoamericana, México

Autor de correspondencia: mariano.romero@doctorado.unini.edu.mx

Article history:

Received: 10/20/2025

Revised: 11/12/2025

Accepted: 11/22/2025

Keywords:

Health education

Caregiver training

Assistive technologies

Pedagogical innovation

Dementia

Abstract

This study presents a pedagogical framework for training caregivers in digital literacy, ethical caregiving, and the use of assistive technologies for dementia care in Colombia. A mixed-methods design was used, integrating evidence synthesis and a cross-sectional survey among caregivers and patients to assess educational needs and technology acceptance. Results reveal that simple, low-burden tools—such as reminders, video calls, and teleassistance—enhance learning, confidence, and autonomy in caregiving practice. The discussion situates these findings within the context of health education, emphasizing empathy, usability, and inclusive learning. The study concludes that pedagogically oriented, technology-supported training can strengthen caregivers' competencies and promote dignified aging in Colombia.

Introduction

The increasing prevalence of dementia has generated growing concern for the education of caregivers, particularly in developing countries where access to specialized training remains limited (Livingston et al., 2017; Wimo et al., 2017). Technological innovations have offered new opportunities to enhance caregiving through digital literacy and assistive tools (Knapp et al., 2022; Bonanno et al., 2025). Studies highlight that the effective use of such technologies requires not only technical competence but also pedagogical frameworks that foster reflective and ethical learning (Messina et al., 2024; Cho, 2025).

From a pedagogical standpoint, assistive technologies can become mediators of experiential and transformative learning, aligning with the principles of Mezirow's (2000) transformative learning theory and constructivist models of health education. Recent evidence demonstrates that digital interventions promote cognitive stimulation, communication, and caregiver well-being when integrated into structured educational models (Aguirre et al., 2013; Gómez-Soria et al., 2023; Calatayud et al., 2024; Silva et al., 2021).



Socially assistive robots and advanced technologies have also demonstrated potential in supporting dementia care, particularly when designed with user-centered approaches (Bemelmans et al., 2012; Ray et al., 2024). However, digital inclusion continues to be uneven, particularly among informal caregivers, due to disparities in access, training, and confidence with digital tools (Cameron et al., 2025; Soares et al., 2024).

The WHO (2023) emphasizes the importance of lifelong learning and the digital transformation of health education to ensure inclusive and equitable care for older adults. Therefore, the design of pedagogical models for caregiver education through assistive technologies emerges as a necessary and timely contribution to dementia care (Zainal et al., 2025; Giansanti & Pirrera, 2025). Research on rural-dwelling caregivers has highlighted the critical need for accessible technological solutions tailored to underserved populations (Jolliff et al., 2025).

This study aims to develop and validate an educational model that integrates assistive technologies into caregiver training, addressing both cognitive and ethical dimensions of care. The objective is to analyze how pedagogical strategies and digital literacy can improve caregivers' autonomy and competence in dementia management, contributing to innovative and inclusive approaches within health education.

Methods and Materials

This research followed a descriptive and exploratory–correlational scope within a mixed-methods framework that emphasized pedagogical interpretation of quantitative findings. The design aimed to generate evidence for the construction of an educational model focused on caregiver training through assistive technologies. Mixed-methods studies were selected because they enable triangulation between numerical indicators and qualitative narratives, strengthening both validity and interpretation (Creswell & Plano Clark, 2017).

Type and Design of Research

The study combined quantitative and qualitative techniques to understand caregivers' learning needs and their interaction with assistive technologies. Quantitative components measured demographic and attitudinal variables, while qualitative data captured reflections on technology-mediated learning. This design has been recommended in recent health-education research for evaluating digital interventions and behavioral outcomes among caregivers (Messina et al., 2024; Hofstetter et al., 2024). Contemporary perspectives on assistive technology acceptance emphasize the importance of integrating user perspectives in the design phase to enhance usability and adoption (de Rijke et al., 2025; Cunha, 2023).

Population and Sample

Participants included caregivers and patients associated with a dementia support foundation in Montería, Córdoba, Colombia. The final sample comprised 51 individuals: 70.6 % family caregivers, 23.5 % professional caregivers, and 5.9 % patients capable of self-reporting. This heterogeneous composition mirrored Latin-American caregiving contexts, ensuring ecological validity. Comparable sample structures have been used in previous cognitive-stimulation and digital-education studies (Aguirre et al., 2013; Silva et al., 2021).

Data Collection Techniques

Data were gathered through a structured questionnaire divided into five categories: demographic information, caregiving experience, technological access, perceived learning needs, and pedagogical preferences. Instrument design was informed by previous validated scales in dementia literacy and assistive-technology acceptance (Davis, 1989; Cho, 2025). Its pedagogical dimension drew on reflective-learning constructs derived from transformative education theory (Mezirow, 2000). Expert review ensured semantic clarity and contextual adequacy (Calatayud et al., 2024). Research on the application of cognitive stimulation in gerontological contexts informed the development of content domains (Borrego-Ruiz, 2024).

Data Analysis Procedures

Fieldwork took place between January 2022 and April 2025. Participants completed the survey individually, either in person or via supervised digital forms. Facilitators trained in educational technology guided the sessions, following ethical standards and ensuring informed consent in accordance with the World Health Organization's (2023) Decade of Healthy Ageing guidelines.

Quantitative data were processed using IBM SPSS Statistics 25 (Field, 2018). Descriptive and non-parametric tests (Mann-Whitney U, Kruskal-Wallis, Fisher's exact) examined associations between caregiving profiles and educational needs. Qualitative responses were analyzed through thematic coding following Braun and Clarke's (2006) six-phase framework, which enables systematic identification of pedagogical patterns. The integration of both datasets provided a holistic understanding of caregivers' digital-learning experiences (Hofstetter et al., 2024; Knapp et al., 2022).

Justification of Methodological Choices

The mixed-methods approach was justified by the study's dual aim: to quantify patterns of educational need and to interpret the learning processes underlying caregivers' experiences. The integration of statistical and interpretative analysis strengthened the scientific transparency and pedagogical coherence of the research. This combination of descriptive precision and reflective interpretation ensured that the educational model proposed could be replicated, evaluated, and improved by future researchers or institutions seeking to promote caregiver education through assistive technologies.

Results

Educational and Technological Profiles

The sample was composed mainly of female participants (60.8%), with 70.6% being family caregivers, 23.5% professional caregivers, and 5.9% patients able to self-report. The participants demonstrated general understanding of dementia but limited familiarity with cognitive-rehabilitation strategies and technology-based interventions. While they recognized tools such as teleassistance and digital reminders, most preferred simple, accessible technologies over advanced systems like virtual or augmented reality (Gómez-Soria et al., 2023; Bonanno et al., 2025). Recent pervasive technology-enabled care models have shown promise in supporting complex caregiving scenarios (Ray et al., 2024). These results are consistent with previous studies that emphasize ease of use and accessibility as determining factors in caregivers' adoption of technology (Knapp et al., 2022; Cameron et al., 2025).

Table 1. Sociodemographic and technological profile of participants

Variable	Category	Frequency (n)	Percentage (%)
Sex	Female	31	60.8
	Male	20	39.2
Type of caregiver	Family caregiver	36	70.6
	Professional caregiver	12	23.5
	Patient (self-reported)	3	5.9
Age group	18–35 years	9	17.6
	36–50 years	21	41.2
	51 years or older	21	41.2
Access to technological devices	Smartphone	46	90.2
	Computer or tablet	25	49.0
	Internet connection at home	39	76.5
Previous training in digital tools	Yes	17	33.3
	No	34	66.7

Note: Most participants were female family caregivers with limited prior experience in digital technologies. Access to smartphones was high, while computer or tablet use was less frequent.

Learning Needs and Technology Acceptance

Three key learning domains emerged from the analysis: (1) digital literacy, (2) ethical caregiving, and (3) adaptive communication. Caregivers emphasized the need for clear and practical educational resources that integrate digital skills with emotional and ethical dimensions. Technology acceptance was closely related to perceived usefulness and simplicity rather than to sociodemographic factors, aligning with prior findings on the determinants of technology adoption in health contexts (Davis, 1989; Zainal et al., 2025; Yuan et al., 2021; Ma et al., 2025). The influence of social support networks on disease progression in dementia also underscores the need for caregiver educational interventions that promote collective learning and peer support (Castiblanco-Montañez et al., 2021).

Table 2. Main learning needs and technology acceptance dimensions

Learning Dimension	Indicators	Perceived Importance (Mean)*	Adoption Level (Qualitative)**
Digital literacy	Use of reminders, video calls, teleassistance apps	4.5	High
Ethical caregiving	Respect, autonomy, and empathy in technology-mediated care	4.8	Very High
Adaptive communication	Emotional management, patient interaction	4.6	High
Confidence in technology use	Self-efficacy in using assistive tools	4.3	Moderate–High
Perceived usefulness	Technology as facilitator of learning and care	4.7	Very High

Note: Scale from 1 (low importance) to 5 (very high importance). Qualitative adoption levels derived from thematic analysis of participants' reflections on digital learning and caregiving practices.

Pedagogical Implications

Participants highlighted the importance of blended-learning approaches that combine synchronous workshops with asynchronous self-study activities. Empathy, peer interaction, and experiential learning emerged as decisive pedagogical elements that enhanced engagement and retention. The results confirmed that technology not only facilitated caregiving but also served as an educational tool that fostered reflection, collaboration, and inclusion (Soares et al., 2024; Silva et al., 2021; Mezirow, 2000; Widiyaningsih et al., 2025).

Instrument

The pedagogical questionnaire effectively identified caregivers' learning profiles and attitudes toward assistive technologies. Review of internal consistency across dimensions revealed coherent response patterns, especially between ethical caregiving and empathy-related items. Participants expressed higher confidence in addressing emotional management and communication aspects than in digital literacy tasks. These findings confirmed that the instrument was suitable for evaluating caregivers' educational needs and contributed to defining the structure of a reflective learning model (Calatayud et al., 2024; Cho, 2025).

Procedure

Data collection occurred between January 2022 and April 2025. Each participant completed the instrument individually under the supervision of trained facilitators who provided educational and technological guidance. The process fostered active reflection on caregiving experiences and encouraged dialogue on the pedagogical potential of assistive technologies. This participatory dynamic transformed data collection into a formative space that promoted awareness of digital inclusion and ethical caregiving practices (Hofstetter et al., 2024; Messina et al., 2024).

Discussion

The findings of this study demonstrate that caregiver education supported by assistive technologies promotes the development of digital literacy, empathy, and ethical awareness among individuals responsible for dementia care. Caregivers perceive technology not as a distant or complex artifact but as a facilitator of learning and reflection. This perception aligns with constructivist and transformative learning principles, where experience and interaction are central to knowledge construction (Mezirow, 2000; Soares et al., 2024).

Recent literature underscores that the success of digital interventions in dementia care depends on both usability and pedagogical design (Knapp et al., 2022; Bonanno et al., 2025). The present findings confirm that simplicity and accessibility are decisive factors influencing the adoption of technological tools (Cameron et al., 2025; Davis, 1989). This is particularly relevant in Latin-American contexts, where caregivers often lack formal training or continuous digital support (Gómez-Soria et al., 2023; Cho, 2025). Digital health literacy assessments have shown significant associations with caregivers' sociodemographic characteristics and health outcomes, underscoring the need for tailored educational approaches (Yuen et al., 2024).

The integration of technology in caregiver education also strengthens ethical competencies by promoting critical reflection about the human dimension of care. Studies on participatory design and assistive technologies indicate that co-creation processes improve caregivers' confidence and emotional well-being while reinforcing collaborative learning environments (Messina et al., 2024; Hofstetter et al., 2024). The outcomes of this research align with those approaches, demonstrating that participatory pedagogies can transform data collection and training activities into experiential learning spaces.

Furthermore, the association between technological use and empowerment observed in this study supports the argument that educational models should merge technological and emotional training to achieve sustainable learning outcomes (Silva et al., 2021; Calatayud et al., 2024). This perspective resonates with the World Health Organization's (2023) call to integrate digital inclusion and lifelong learning into global health strategies for aging populations. By enhancing caregivers' autonomy and sense of competence, assistive technologies become catalysts for social participation and inclusive education.

This study also contributes to the growing body of evidence on dementia literacy by emphasizing that education for caregivers extends beyond technical instruction. It fosters awareness, empathy, and the ability to interpret complex behaviors in patients with cognitive decline. Similar to findings by Zainal et al. (2025) and Yuan et al. (2021), the results indicate that the integration of digital literacy and ethical reflection significantly improves caregivers' engagement with technological solutions. Scoping reviews of digital tools for dementia support have similarly identified the importance of user-centered design and accessibility in facilitating adoption across diverse populations (de Rijke et al., 2025).

In summary, this research reinforces that assistive technologies, when framed within reflective pedagogical models, transform caregiving into a process of continuous learning and personal growth. The study expands the understanding of how educational innovation contributes to dignity, inclusion, and the humanization of dementia care.

Conclusions

This study demonstrated that caregiver education supported by assistive technologies effectively enhanced digital literacy, empathy, and ethical awareness among participants involved in dementia care. The pedagogical model developed achieved its objectives by integrating technological tools with reflective and participatory learning strategies. Through this integration, caregivers strengthened their capacity to manage daily care routines while adopting a more humanized and informed approach to their work.

The results showed that caregivers perceived accessible digital tools as valuable supports for learning and communication rather than as barriers to care. This confirmed that combining educational design with technology increases engagement and autonomy, especially in contexts where formal caregiver training is limited. The findings also suggested that empathy and ethical reflection acted as mediating elements that sustained long-term learning outcomes and improved the emotional quality of care.

The study contributed to advancing knowledge in the field of health and educational sciences by providing empirical evidence on how assistive technologies can be incorporated into pedagogical frameworks for caregiver training. Its relevance extended beyond dementia care, offering a replicable and adaptable model for other health-education contexts. These results aligned with international strategies emphasizing digital inclusion and lifelong learning as key pillars for active and dignified aging (World Health Organization, 2023).

Future research should assess the longitudinal impact of this educational model in different cultural and institutional settings, particularly in low-connectivity or rural environments. Further studies may also explore how artificial intelligence and adaptive learning platforms can personalize caregiver education while maintaining humanistic and ethical values in care.

In conclusion, this research confirmed that combining pedagogical innovation with assistive technologies is an effective strategy for promoting inclusive education, caregiver empowerment, and dignified dementia care within contemporary society.

References

- Aguirre, E., Woods, R. T., Spector, A., & Orrell, M. (2013). Cognitive stimulation for dementia: A systematic review of the evidence of effectiveness from randomised controlled trials. *Ageing Research Reviews*, 12(1), 253–262. <https://doi.org/10.1016/j.arr.2012.07.001>
- Bemelmans, R., Gelderblom, G. J., Jonker, P., & de Witte, L. (2012). Socially assistive robots in elderly care: A systematic review into effects and effectiveness. *Journal of the American Medical Directors Association*, 13(2), 114–120.e1. <https://doi.org/10.1016/j.jamda.2010.10.002>
- Bonanno, M., Saracino, B., Ciancarelli, I., Panza, G., Manuli, A., Morone, G., & Calabrò, R. S. (2025). Assistive technologies for individuals with a disability from a neurological condition: A narrative review on the multimodal integration. *Healthcare*, 13(13), 1580. <https://doi.org/10.3390/healthcare13131580>
- Borrego-Ruiz, A. (2024). Una revisión crítica sobre la aplicación de estimulación cognitiva en el contexto gerontológico. *Escritos de Psicología (Internet)*, 17(1), 31–43. <https://doi.org/10.24310/escpsi.17.1.2024.18566>
- Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77–101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp0630a>
- Calatayud, E., Oliván-Blázquez, B., Aguilar-Latorre, A., Cuenca-Zaldivar, J. N., Magallón-Botaya, R. M., & Gómez-Soria, I. (2024). Analysis of the effectiveness of a computerized cognitive stimulation program designed from Occupational Therapy according to the level of cognitive reserve in older adults in Primary Care: Stratified randomized clinical trial protocol. *Experimental Gerontology*, 187, 112568. <https://doi.org/10.1016/j.exger.2024.112568>
- Cameron, E., Hall, J., & Patel, S. (2025). Internet access and use among dementia carers and the people they support in Australia: Cross-sectional survey. *JMIR Formative Research*, 9, e68333. <https://doi.org/10.2196/68333>
- Castiblanco-Montañez, R. A., Ángel-Camelo, L. J., Díaz-Gómez, J. C., Martínez-García, L. F., Moreno-Giraldo, P. D., & Salamanca-Zamora, V. M. (2021). Influencia de las redes de apoyo social en la evolución de la enfermedad de Alzheimer. *Revista de la Universidad Industrial de Santander. Salud*, 53, e401. <https://doi.org/10.18273/saluduis.53.e:21019>



- Cho, H. (2025). Understanding digital literacy of persons with dementia and their caregivers. *Journal of Applied Gerontology*, 44(1), 234–244. <https://doi.org/10.1177/07334648251348703>
- Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2017). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE Publications.
- Cunha, I. L. O. M. (2023). Tecnologías asistivas para pacientes ancianos con demencia: perspectivas desde la bioética de los cuidados en salud. *Salud Colectiva*, 19, e4488. <https://doi.org/10.18294/sc.2023.4488>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- de Rijke, T. J., Engelsma, T., Ng, C. H., Kaijser, K. K., Nap, H. H., Smets, E. M., & Visser, L. N. (2025). Digital tools for people without an Alzheimer disease or dementia diagnosis: Scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e64862. <https://doi.org/10.2196/64862>
- Field, A. (2018). *Discovering statistics using IBM SPSS Statistics* (5th ed.). SAGE Publications.
- Giansanti, D., & Pirrera, A. (2025). Integrating AI and assistive technologies in healthcare: Insights from a narrative review of reviews. *Healthcare*, 13(5), 556. <https://doi.org/10.3390/healthcare13050556>
- Gómez-Soria, I., López, C., Martínez, R., Fernández, J., & Ruiz, P. (2023). Cognitive stimulation and cognitive results in older adults: A systematic review and meta-analysis. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 104, 104807. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2022.104807>
- Hofstetter, S., Klein, T., & Krüger, J. (2024). Integrating digital assistive technologies into care processes: Mixed methods study. *JMIR Medical Education*, 10(1), e54083. <https://doi.org/10.2196/54083>
- Jolliff, A., Boucher, S., Hill, J. R., Allen-Watts, K., Rodriguez, M. J., Elliott, C., Zuraw, M., & Werner, N. E. (2025). The use of technology by rural-dwelling caregivers of people living with dementia to support caregiving: Qualitative interview study. *JMIR Aging*, 8(1), e77231. <https://doi.org/10.2196/77231>
- Knapp, M., Shehaj, X., & Wong, G. (2022). Digital interventions for people with dementia and carers: Effective, cost-effective and equitable? *Neurodegenerative Disease Management*, 12(5), 215–219. <https://doi.org/10.2217/nmt-2022-0025>
- Livingston, G., Sommerlad, A., Orgeta, V., Costafreda, S. G., Huntley, J., Ames, D., Ballard, C., Banerjee, S., Burns, A., Cohen-Mansfield, J., Cooper, C., Fox, N., Gitlin, L. N., Howard, R., Kales, H. C., Larson, E., Ritchie, K., Rockwood, K., Sampson, E. L., ... Mukadam, N. (2017). Dementia prevention, intervention, and care. *The Lancet*, 390(10113), 2673–2734. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)31363-6](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)31363-6)
- Ma, Y., Zhang, Y., Nordberg, O. E., Rongve, A., Bachinski, M., & Fjeld, M. (2025). State-of-the-art HCI for dementia care: A scoping review. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 55(2), 156–169. <https://doi.org/10.1109/THMS.2025.3450182>
- Messina, A., Annoni, A. M., Amati, R., Bano, B., Franscella, G., Albanese, E., & Fiordelli, M. (2024). Participatory methods in designing digital health interventions for informal caregivers of people with dementia: A systematic review. *Internet Interventions*, 39, 100799. <https://doi.org/10.1016/j.invent.2024.100799>
- Mezirow, J. (2000). *Learning as transformation: Critical perspectives on a theory in progress*. Jossey-Bass.
- Ray, S. K., Harris, G., Hossain, A., & Jhanjhi, N. Z. (2024). Pervasive technology-enabled care and support for people with dementia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 21(5), 512. <https://doi.org/10.3390/ijerph21050512>
- Silva, R., Bobrowicz-Campos, E., Santos-Costa, P., Cruz, A. R., & Apóstolo, J. (2021). A home-based individual cognitive stimulation program for older adults with cognitive impairment: A randomized controlled trial. *Frontiers in Psychology*, 12, 741955. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.741955>

- Soares, S., Freitas, R., Martins, N., & Oliveira, M. (2024). The use of digital technologies in the promotion of health literacy. *JMIR Aging*, 7(1), e54913. <https://doi.org/10.2196/54913>
- Widiyaningsih, W., Pradana, A. A., Susanto, H., & Chiu, H. L. (2025). Effectiveness of dementia literacy interventions for caregivers of people with dementia: A meta-analysis of randomized controlled trials. *International Journal of Nursing Studies*, 171, 105191. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2025.105191>
- Wimo, A., Guerchet, M., Ali, G. C., Wu, Y. T., Prina, A. M., Winblad, B., Jönsson, L., Liu, Z., & Prince, M. (2017). The worldwide costs of dementia 2015 and comparisons with 2010. *Alzheimer's & Dementia*, 13(1), 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.jalz.2016.07.150>
- World Health Organization. (2023). *Progress report on the United Nations decade of healthy ageing, 2021-2023*. World Health Organization.
- Yuan, F., Lim, T. S., & Tan, M. (2021). Assessing the acceptability of a humanoid robot for Alzheimer's disease care. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 13, 645932. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2021.645932>
- Yuen, E., Winter, N., Savira, F., Huggins, C. E., Nguyen, L., Cooper, P., Peeters, A., Anderson, K., Bhoyroo, R., Crowe, S., & Ugalde, A. (2024). Digital health literacy and its association with sociodemographic characteristics, health resource use, and health outcomes: Rapid review. *Interactive Journal of Medical Research*, 13, e46888. <https://doi.org/10.2196/46888>
- Zainal, H., Ismail, R., & Chong, S. (2025). Exploring caregiver challenges, digital health technologies, and dementia care: Qualitative insights. *Frontiers in Digital Health*, 7(1), 1587162. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1587162>

ARTÍCULO ORIGINAL

Percepción de la calidad educativa, estudiantes de nuevo ingreso, carrera de IIS del ITSON, Guaymas

Luis Fernando Olachea Parra¹

 <https://orcid.org/0000-0003-3667-363X>

Blanca Delia González Tirado²

 <https://orcid.org/0000-0002-1712-5999>

Juan Josué Morales Cervantes³

 <https://orcid.org/0000-0002-6969-5379>

^{1,2,3,4}Instituto Tecnológico de Sonora, Unidad Guaymas, México

Autor de correspondencia: luis.olachea19474@potros.itson.edu.mx

Historial del artículo:

Recibido: 15/10/2025

Revisado: 10/11/2025

Aceptado: 25/11/2025

Palabras clave:

Calidad

Educación

Percepción

Análisis

Resumen

La educación universitaria es crucial para la competitividad laboral y la innovación. Este artículo tiene como objetivo identificar cómo los estudiantes de Ingeniería Industrial y de Sistemas, perciben la calidad de la enseñanza, el aprendizaje y los servicios, ofrecidos por una institución de educación superior, con la finalidad de conocer si ésta cumple con los estándares de los organismos acreditadores. Se enfoca en el caso de una universidad pública del sur de Sonora, en México. Su enfoque cuantitativo, no experimental, de alcance descriptivo. Los hallazgos muestran que, para los estudiantes, la preparación académica de los profesores es el factor de mayor peso en la calidad de la enseñanza y su aprendizaje; por ello, consideran que la universidad debe mantener en enfoque en la calidad docente y continuar mejorando la infraestructura y los recursos.

Perception of Educational Quality Among First-Year Students in the IIS Program at ITSON, Guaymas

Article history

Received: 10/15/2025

Revised: 11/10

Accepted: 11/25/2025

Keywords:

Quality

Education

Perception

Analysis

Abstract

University education is crucial for job competitiveness and innovation. This article aims to identify how Industrial and Systems Engineering students perceive the quality of teaching, learning, and services offered by a higher education institution, in order to determine whether the institution meets the standards of accrediting bodies. It focuses on the case of a public university in southern Sonora, Mexico. Its approach is quantitative, non-experimental, and descriptive. The findings show that, for students, the academic preparation of professors is the most important factor in the quality of teaching and learning; therefore, they believe that universities should maintain a focus on teaching quality and continue improving their infrastructure and resources.

Introducción

Hoy en día, tener estudios universitarios y/o posgrado, es de gran necesidad inclusive, quizá necesarios, para poder ser competitivos en el entorno laboral, ya que las organizaciones cada vez requieren de más conocimiento e innovación de sus empleados, en diferentes áreas. Las Instituciones de educación superior, a través de sus programas educativos, forman profesionistas, altamente analíticos e innovadores, capaces de proponer mejoras en su entorno de desempeño.

De esta manera, la educación es ahora una necesidad proclamada por la sociedad, tanto por la eficacia en la generación de riqueza que proporciona la mano de obra calificada, como por su contribución en la creación de una base social con “estabilidad”, orden e integración al proyecto de nación en marcha. (República, 2012).

El instituto Tecnológico de Sonora, tiene incidencia en el desarrollo social, cultural, deportivo, pero sobre todo un impacto en el desarrollo de las empresas, del sur de estado de Sonora, a lo largo de 70 años, en sus 4 sedes, Guaymas, Empalme, Cd. Obregón y Navojoa. Las Universidades en conjunto con el gobierno, buscan el desarrollo de la ciencia, tecnología, la innovación, de las organizaciones productivas, en ese aspecto, las universidades y el Instituto Tecnológico de Sonora (ITSON), juegan un rol muy importante como factor detonante en el desarrollo endógeno de las regiones (Gasos, 2016, p. 38).

Por tal motivo, el ITSON invierte constantemente en infraestructura física, laboratorios, tecnología y preparación de su cuerpo docente y estudiantes, además en investigación y vinculación, para mejorar la calidad de sus servicios en todas las áreas, para poder así, impactar de mejor y positiva manera en sus estudiantes, docentes, sector productivo y sociedad en general.



En el sector educativo, uno de los problemas que enfrenta, es la complejidad que conlleva la prestación de este tipo de servicios educativos, por la necesidad de cumplir simultáneamente diferentes objetivos y de satisfacer a diversos colectivos, lo cual dificulta la concreción de aspectos básicos como el responder a preguntas como: ¿qué tipo de necesidades concretas debe satisfacer la actividad educativa? (Flavián y Lozano, 2005).

Torres y Arras (2011), estudiaron la percepción de los estudiantes, sobre el factor del uso de la tecnología de información, como un recurso valioso en el proceso integral del desarrollo de habilidades y de conocimiento en el estudiante en dos universidades públicas.

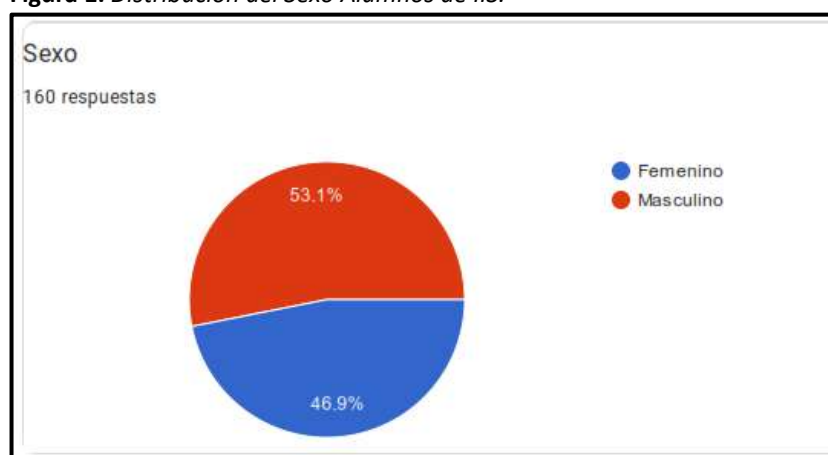
En el estudio aplicado en el estado de Nuevo León, México por Alvarado, Luyando y Picazzo (2015), se utilizó el modelo SERVPERF (Cronin y Taylor, 1992, 1994), donde priorizaron la prestación de los servicios hacia los estudiantes.

Una de las varias razones para hacer este estudio, además de la obligación de ofrecer servicios educativos de calidad y la parte legal, es obviamente, el interés, en este caso, de la universidad, de saber cómo mejorar y en qué parte del proceso, podemos y debemos mejorar, según la percepción de los estudiantes, como fuente de ventaja competitiva (Oliva y Gómez, 2015).

Método

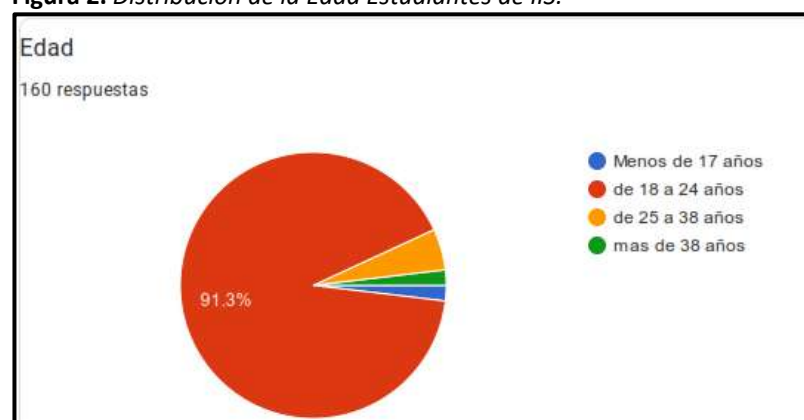
El presente trabajo de investigación, se desarrolló con un enfoque cuantitativo, no experimental de alcance descriptivo (Hernández, 2018). El instrumento se aplicó a los estudiantes del ITSON, campus Guaymas, específicamente al programa educativo de Ingeniería Industrial y de Sistemas (IIS), inscritos en el semestre de agosto – diciembre del 2024, una población de 406, donde participaron 160 en la muestra bajo estudio, de forma voluntaria, de los cuales el 53.1 % son del sexo masculino y el 46.9 % femenino, el 91.3 % están entre las edades de 18 a 24 años. Ambos resultados se muestran en las figuras 1 y 2.

Figura 1. Distribución del Sexo Alumnos de IIS.



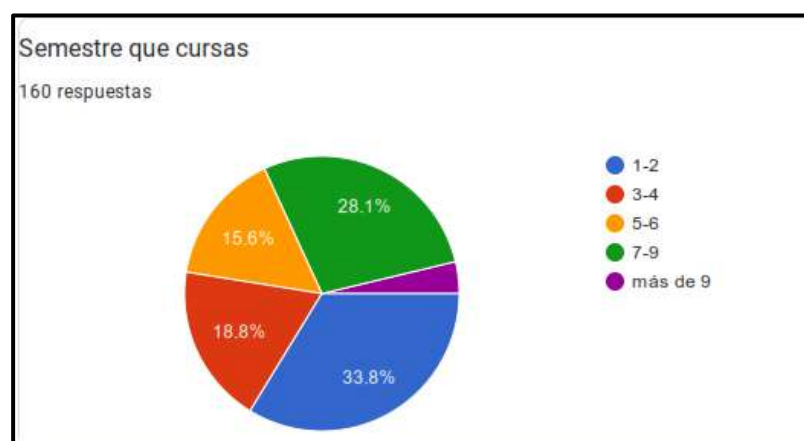
Fuente: Elaboración propia.

Figura 2. Distribución de la Edad Estudiantes de IIS.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 3. Distribución del Semestre que Cursa.



Fuente: Elaboración propia. 2024.

Resultados

Participantes

Los respondientes de este estudio fueron los estudiantes de la carrera de Ingeniero Industrial y de Sistemas del Instituto Tecnológico de Sonora, campus Guaymas de los semestres 1,3,5,7, agosto-diciembre 2024.

Instrumento

El instrumento utilizado para la recolección de datos fue una encuesta en línea elaborada por Elías Alvarado lagunas (2016), diseñada para evaluar la percepción de los estudiantes respecto a la calidad académica en programas educativos de nivel superior. Se seleccionó dicho instrumento por considerarse pertinente para los objetivos del estudio, además de contar con evidencia documentada de validez, fiabilidad y confiabilidad.

El análisis de la información se realizó mediante estadística descriptiva, agrupando las respuestas conforme a las áreas de análisis establecidas y a la percepción individual de los participantes. Posteriormente, se elaboraron gráficas que facilitaron la interpretación y presentación de los resultados obtenidos.

Dicho instrumento está dividido en las siguientes secciones: 1.- Componente Físico, el cual se conforma de: 1.1 Instalaciones, 1.2 Equipos, 1.3 Materiales, 1.4 Aire Acondicionado, 1.5 Iluminación, y 1.6 Biblioteca, 2. Planta Docente, y a su vez; 2.1 Garantía, 2.2 Promesas, 2.3 Programa, 2.4 Errores, 2.5 Conocimiento y 2.6 Explicación, 3. Medio de Enseñanza, y a su vez de: 3.1 Contenido actualizado, 3.2 Teoría y Práctica, 3.3 Medio, 4. Desarrollo Integral y a su vez se conforma de; 4.1 Errores, 4.2 Formación, 4.3 Extracurriculares, 4.4 Necesidades, 4.5 Fomento de interés, 4.6 Enseñar y 4.7 Orientación.

Procedimiento

El desarrollo del estudio se llevó a cabo en tres etapas principales; la primera: Revisión y selección de instrumento disponible para la evaluación de la percepción estudiantil sobre la calidad académica. La segunda etapa: Aplicación del instrumento; la encuesta fue aplicada a 160 estudiantes, la participación fue voluntaria y anónima, garantizando la confidencialidad de la información proporcionada y en la tercera y última etapa: Análisis de los resultados; los datos obtenidos se procesaron mediante estadística descriptiva y se plantearon través de gráficas para representar de manera clara la percepción de los estudiantes.

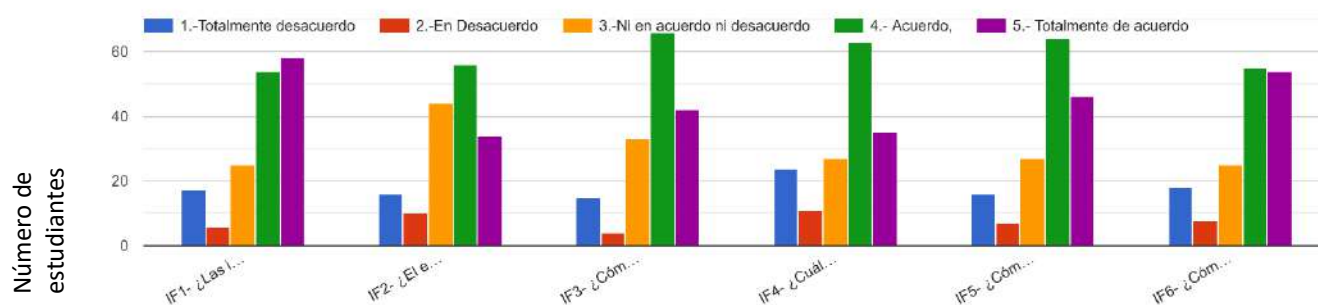
Resultados

Infraestructura Física (IF)

En la figura 4, se presenta la distribución de la opinión de los estudiantes respecto a la infraestructura física (IF), en sus seis categorías.

- Respecto a la pregunta 1, IF1- ¿Las instalaciones físicas de mi universidad (aulas, biblioteca, cafetería, baños) se encuentran en buen estado? El 70% de la muestra está muy de acuerdo o de acuerdo (apoyan), respaldan las estructuras y sistemas físicos de la institución, que están funcionales y que son esenciales para su funcionamiento.
- Respecto a la pregunta 2, IF2- ¿El equipamiento (mobiliario, decoración, equipos informáticos y audiovisuales) de mi universidad parece moderno? El 56.25%, están de acuerdo y/o muy de acuerdo (apoyan), reconocen que el equipamiento actual cumple con las necesidades y expectativas de la comunidad universitaria.
- Pregunta 3, IF3- ¿Cómo calificaría el material relacionado con la enseñanza en su universidad, según su facilidad de comprensión? El 67.5% de los estudiantes consideran que este material es útil y efectivo para el aprendizaje.
- Pregunta 4, IF4- ¿Cuáles son las condiciones en las que opera el aire acondicionado en mi universidad? El 61.25% aceptan los ajustes que se han hecho para mantener un ambiente confortable.
- Pregunta 5, IF5- ¿Cómo calificaría el grado de iluminación en las instalaciones de su universidad? El 68.75% considera que el sistema de iluminación actual es adecuado.
- Pregunta 6, IF6- ¿Cómo calificaría el catálogo bibliográfico que posee la biblioteca de su universidad? El 68.12% apoya que el catálogo refleja con precisión y utilidad la colección de libros y otros materiales de la biblioteca.

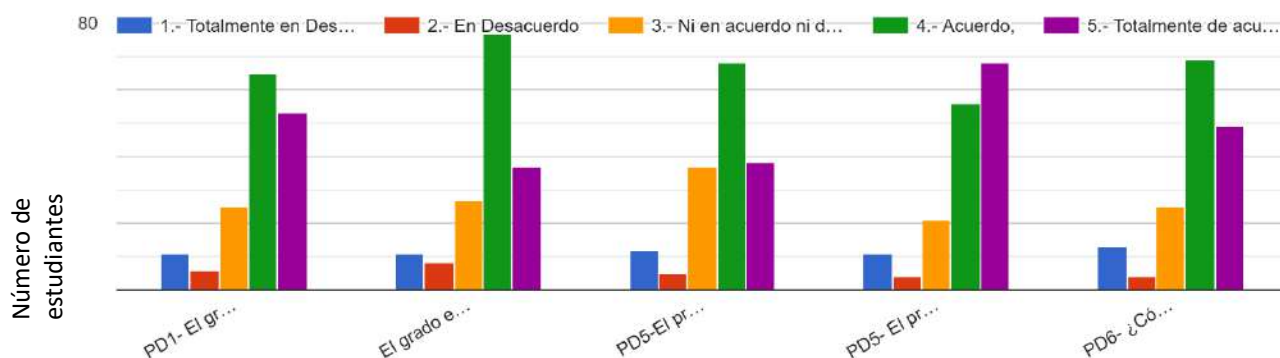
Figura 4. Distribución de la opinión de los estudiantes, respecto a la infraestructura física (IF).



Planta Docente (PD)

- Pregunta PD1- El grado en el que en mi universidad se preocupan por mantener la información sin errores; el 73.75% indicaron que confía en la fiabilidad y exactitud de la información proporcionada por la universidad.
- Pregunta PD2- El grado en el que el docente cumple en tiempo. El 71.25% afirmó que el docente es responsable, organizado y eficiente en su labor.
- Pregunta PD3- El grado en que los profesores siempre intentan acabar el programa de estudio. El 75.63% de los estudiantes perciben que los profesores se enfocan en la planificación y avance del programa establecido en el Syllabus.
- Pregunta PD4- El grado en el que los profesores cometen pocos errores al explicar las asignaturas. El 77.5% señalaron que el maestro tiene un dominio sólido del contenido, una buena preparación de la clase y una capacidad efectiva para comunicar.
- PD5- El profesorado tiene conocimientos suficientes para contestar a las inquietudes de los estudiantes. El 73.75% de los estudiantes refirieron que los profesores resuelven correctamente sus inquietudes.

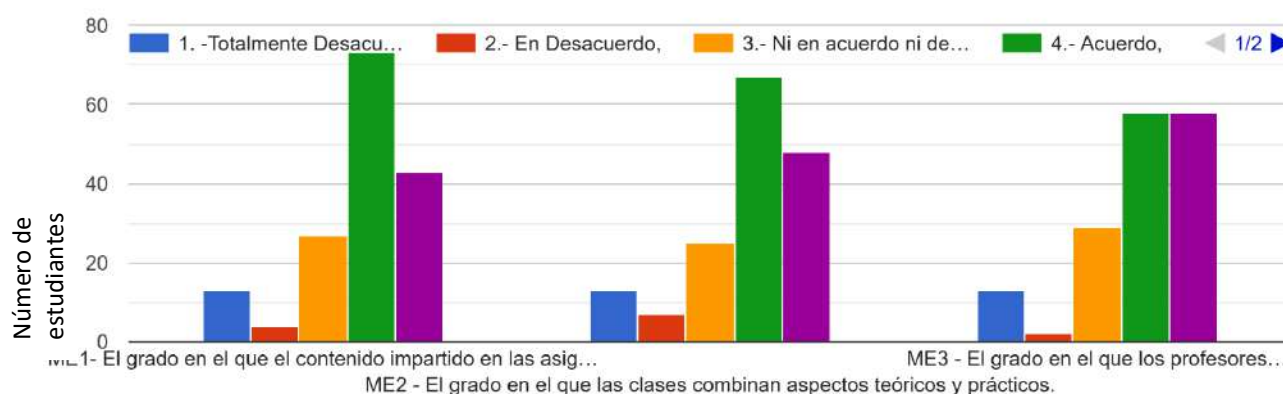
Figura 5. Distribución de la opinión de los estudiantes respecto a la planta docente (PD).



Medio de Enseñanza (ME)

- Pregunta ME1- El grado en el que el contenido impartido en las asignaturas está actualizado. El 73% consideraron que la información y los conocimientos que enseñan en sus asignaturas están al día con los últimos avances y descubrimientos en su campo.
- Pregunta ME2- El grado en el que las clases combinan aspectos teóricos y prácticos. El 72 % de los estudiantes expresaron que los maestros también buscan la aplicación práctica de esos conocimientos.
- Pregunta ME3- El grado en el que los profesores combinan medios de enseñanza tradicional con medios modernos; el 73 % mencionaron que el maestro está integrando nuevas tecnologías en su metodología de enseñanza, utiliza recursos digitales para enriquecer el proceso de aprendizaje, hacerlo más interactivo y adaptado a las necesidades de los estudiantes en la era digital.

Figura 6. Distribución de la opinión de los estudiantes respecto a los medios de enseñanza.

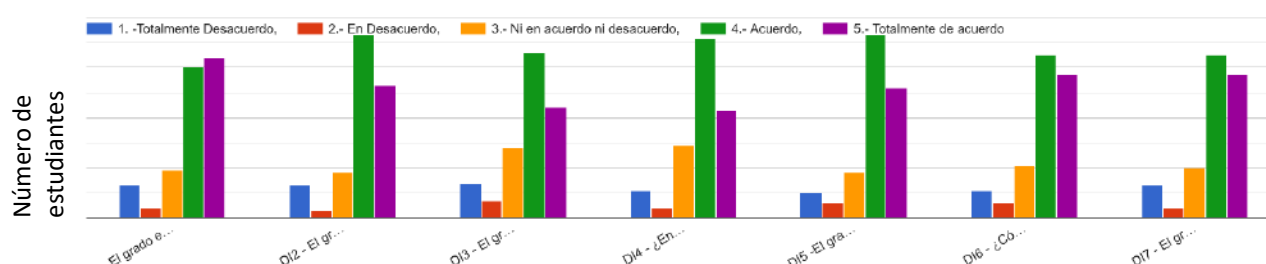


Desarrollo Integral (DI)

- Pregunta DI1- El grado en el que el profesorado siempre se muestra dispuesto a ayudar a los estudiantes. El 73% estudiantes afirmaron que el profesor demuestra un compromiso con su aprendizaje y desarrollo, donde el profesor aclara dudas y se adapta a las diferentes necesidades de cada estudiante.
- Pregunta DI2- El grado en el que en esta casa de estudio se recibe tanto formación académica, como formación humana, el 73% de los estudiantes señalaron que los maestros también se enfocan en el desarrollo integral de los estudiantes como personas.
- Pregunta DI3- El grado en el que mi casa de estudio organiza actividades extraacadémicas. El 73% consideraron que la institución también se preocupa por el desarrollo integral de los estudiantes como personas.
- Pregunta DI4- ¿En qué grado el personal de la casa de estudios comprende mis necesidades e inquietudes particulares específicas? El 72% de los estudiantes expresaron que el personal de la institución entiende y atiende las necesidades de los estudiantes.
- Pregunta DI5- El grado en que los profesores fomentan el interés por las asignaturas que imparten entre los estudiantes. El 82% de los estudiantes afirmaron que los maestros tienen la capacidad para despertar y mantener la curiosidad, motivación y compromiso de los estudiantes hacia el contenido y las actividades de aprendizaje.

- Pregunta DI6- ¿Cómo calificarías el interés mostrado por el profesorado para enseñar? El 77% indicaron que el profesor tiene dedicación, entusiasmo y compromiso con la enseñanza y el aprendizaje de los estudiantes, explican con claridad la exposición, la capacidad para motivar a los estudiantes, la actualización de los conocimientos y la habilidad para fomentar un ambiente de aprendizaje positivo.
- Pregunta DI7- El grado en el que los profesores de la universidad nos orientan adecuadamente sobre nuestro futuro profesional. El 76.3% coincidieron en que el profesor tiene calidad en la orientación, de asesoramiento, apoyo y dirección que brindan a los estudiantes a tomar decisiones informadas sobre sus trayectorias profesionales.

Figura 7. Distribución de la opinión de los estudiantes respecto a Desarrollo Integral (DI).



Discusión

Los resultados obtenidos muestran que la mayoría de los estudiantes de Ingeniería Industrial y de Sistemas, presentan una actitud favorable y una percepción positiva respecto a la calidad educativa del Instituto Tecnológico de Sonora, campus Guaymas, específicamente en cuatro componentes principales como lo son: la infraestructura física, la planta docente, los medios de enseñanza y el desarrollo integral. El hallazgo principal del estudio de ITSON Guaymas, donde los estudiantes le dan mayor peso a la preparación académica de los profesores, es consistente con la tendencia observada en la UANL, una universidad pública como el ITSON. Haciendo una comparación con el estudio de Alvarado (2016), sobre la calidad educativa en la UANL y el ITESM, el resultado coincide con los estudiantes de la Universidad Autónoma de Nuevo León, quienes también valoraron más la preparación académica de la planta docente, mientras que los estudiantes del ITESM le dieron mayor peso a las instalaciones modernas e innovación tecnológica.

Este patrón sugiere que en las instituciones públicas de educación superior (ITSON – UANL), los estudiantes tienden a valorar la calidad intangible (el capital humano y la instrucción docente), por encima de la calidad tangible (infraestructura).

Conclusiones

En este estudio se logró el objetivo al obtener información sobre la percepción de la calidad educativa de los estudiantes de ingeniería industrial y validar que se cumple con los estándares de los organismos acreditadores. Además, se detectaron áreas de oportunidad que permitirán establecer propuestas de mejora, en cada una de las áreas analizadas logrando fortalecer el quehacer educativo en beneficio de los estudiantes de ingeniería industrial y de sistemas.

Los estudiantes de ITSON Guaymas mostraron una alta satisfacción en tres de los cuatro componentes evaluados:

1. *Planta Docente (PD)*: Es el factor mejor valorado. El 74.4% de los encuestados está de acuerdo o muy de acuerdo con la información relacionada a los profesores. Este alto porcentaje es consistente con el hallazgo del resumen, donde los estudiantes le dan mayor peso a la preparación académica de los profesores. En particular, el 77.5% confía en que los profesores cometen pocos errores al explicar las asignaturas, y el 73.75% dice que resuelven correctamente sus inquietudes. Esto sugiere que los estudiantes perciben un cuerpo docente competente, bien preparado y eficaz en la comunicación y el dominio del contenido.
2. *Desarrollo Integral (DI)*: Con un 75.2% de acuerdo o muy de acuerdo, este factor es el segundo mejor percibido. El puntaje más alto de todo el estudio se encontró aquí, con un 82% de los estudiantes que perciben que los profesores fomentan el interés por las asignaturas. Además, el 77% destaca el interés y compromiso del profesorado para enseñar, lo que indica que la institución está logrando su objetivo de formación integral, abarcando tanto el aprendizaje académico como el desarrollo de habilidades sociales y la orientación profesional.
3. *Medios de Enseñanza (ME)*: Este componente también tuvo una valoración muy positiva, con un 72.7% de los estudiantes que perciben positivamente los recursos y herramientas de aprendizaje. Esto se respalda con el 73% que considera que el contenido de las asignaturas está actualizado y el 72% que valora la combinación de aspectos teóricos y prácticos en las clases.
4. *Infraestructura Física (IF)*: Esta área es la que presenta la oportunidad de mejora más significativa, aunque su porcentaje de apoyo sigue siendo positivo. A pesar de que el 65.3% de los estudiantes está de acuerdo o muy de acuerdo con el estado de la infraestructura, esta cifra es la más baja de las cuatro categorías y está "apenas por encima de la mitad".

Es importante señalar que el estudio identifica claramente la necesidad de mejorar y modernizar aspectos como las instalaciones, el mobiliario, el equipo, la iluminación y el acervo bibliográfico. Los resultados específicos por pregunta, aunque mayoritariamente de apoyo (por ejemplo, 70% en buen estado de instalaciones, 68.12% en catálogo bibliográfico), muestran una menor uniformidad en comparación con las otras categorías, lo que subraya la necesidad de inversión constante en estos rubros.

Comparación con Resultados Citados (ITESM y UANL)

El instrumento utilizado para el estudio en ITSON Guaymas se tomó de una investigación de Elías Alvarado Lagunas, D. M. (2016) sobre la percepción de la calidad educativa en la Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) y el Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM).



El estudio de Alvarado Lagunas *et al.* (2016) arrojó un resultado crucial:

- Los estudiantes del ITESM tendían a dar mayor peso a las instalaciones modernas e innovación tecnológica (similar al componente IF).
- Los estudiantes de la UANL valoraban más la preparación académica de la planta docente (similar al componente PD).

Al comparar el resultado clave del ITSON Guaymas con los hallazgos de Alvarado Lagunas (2016), se observa una tendencia similar a la de la UANL:

- El hallazgo principal del estudio de ITSON Guaymas, donde los estudiantes le dan mayor peso a la preparación académica de los profesores, es consistente con la tendencia observada en la UANL, una institución pública como ITSON. Este patrón sugiere que en las instituciones públicas de educación superior (UANL, ITSON), los estudiantes tienden a valorar la calidad intangible (el capital humano y la instrucción docente) por encima de la calidad tangible (infraestructura).
- A la inversa, la Infraestructura Física (IF) es la categoría con el puntaje más bajo en ITSON Guaymas (65.3%), lo cual se alinea con la sugerencia implícita en el estudio de Alvarado Lagunas de que, en instituciones con un enfoque o recursos potencialmente diferentes (como el ITESM, que valoraba más las instalaciones modernas), esta área recibe una percepción más alta. El hecho de que la IF sea el área de oportunidad en ITSON Guaymas (65.3%), mientras que la PD es la fortaleza (74.4%), refuerza la idea de que la Planta Docente es el pilar central de la calidad percibida por sus estudiantes, más que la modernidad de las instalaciones.
- Esta comparación es crucial porque valida la estructura de la percepción: si bien la infraestructura es importante, la calidad de la enseñanza (profesores, contenido actualizado, enfoque integral) es el factor decisivo que impulsa la percepción positiva general de la calidad educativa en el ITSON, similar a lo que ocurre en otras grandes universidades públicas mexicanas.

Referencias

- Alvarado, E., Lagunas, D. M. (2016). Percepción de la calidad educativa: caso aplicado a ITESM y UANL. *Revista de Educación superior RESU ANUIES*, 55-77.
- Alvarado, E., Luyando, J.R., y Picazzo, E. (2015). Percepción de los estudiantes sobre la calidad de las universidades privadas en Monterrey. *Revista iberoamericana de educación superior*, 6(17), 58-76. <https://doi.org/10.1016/j.rides.2015.10.003>
- Cronin, J.J., y Taylor, S.A. (1992). Measuring Service Quality: A Reexamination and Extension. *Journal of Marketing*, 56, 5568.
- Duque, E. J. (2005). Revisión del concepto de calidad del servicio y sus modelos de medición. *Innovar*, 15(25), 64-80.
- Duque, O., Edison, J. y Chaparro, P. (2012). Medición de la percepción de la calidad del servicio de educación por parte de los estudiantes de la UPTC Duitama. *Criterio libre*, 10(16), 159-192
- Flavián, Carlos y Lozano, Francisco. (2005). Relación entre orientación al mercado y resultados en el sistema público de educación. *Revista Asturiana de Economía*, 32, 69-93.
- Gasos Ortega, L., C. Á. (2016). *Beneficio Social y empresarial desde la universidad* (Vol. 1). CD. Obregón, Sonora, México: Publicaciones ITSON.

- Hernández Sampieri, M. R. (2018). *Metodología de la investigación, la ruta cuantitativa, cualitativa y mixta*. México: McGraw Hill.
- Oliva, E. J. D., y Gómez, Y. D. (2014). Evolución conceptual de los modelos de medición de la percepción de calidad del servicio: Una mirada desde la educación superior. *Suma de negocios*, 5(12), 180-191.
- Republica, S. d. (2012). *La educación superior privada en México: una aproximación, Documentos*. México: [file:///C:/ACTIVIDADES/Actividades%202025-Lap/INVESTIGACION-SERVPERF versus SERVQUAL \(1994\): Reconciling Performance-Based and Perceptions Minus Expectations Measurement of Service Quality](file:///C:/ACTIVIDADES/Actividades%202025-Lap/INVESTIGACION-SERVPERF%20versus%20SERVQUAL%20(1994):%20Reconciling%20Performance-Based%20and%20Perceptions%20Minus%20Expectations%20Measurement%20of%20Service%20Quality.pdf). *Journal of Marketing*, 58, 125-131.
- Silas, Juan. (2012). Percepción de los estudiantes de nivel medio superior sobre la educación superior. Dos ciudades y cinco instituciones. *Sinéctica*, 38.
- Torres, Carlos y Arras, Ana María. (2011). Percepción de estudiantes de educación superior sobre sus competencias en las TIC en las universidades Autónoma de Chihuahua y Veracruzana. *Apertura*, 3(2).

Notas Finales

Revista Electrónica Transformar® es una publicación científica, con sistema de pares ciegos, editada y publicada por Centro Transformar SpA, una consultora en gestión organizacional y educacional, con base en Chile, con la colaboración de investigadores chilenos y españoles. Como tal, cuenta con código ISSN 2735-6302. La abreviatura de título según las normas del ISSN es "*Rev. electron. Transform*". Este último puede ser usado para efectos de citación y/o referencias bibliográficas.

Nuestra revista se publica tiene una periodicidad trimestral. Nuestro objetivo es mostrar las principales tendencias en educación y ayudar a diseminar las experiencias metodológicas del profesorado de educación primaria, secundaria y terciaria, a nivel nacional e internacional, permitiendo compartir sus mejores prácticas (*benchmarking*) de manera de potenciar y apalancar las competencias del estudiantado de cara a los desafíos del siglo XXI.

Para lograr nuestro objetivo, hemos definido las siguientes secciones principales: *Tendencias en educación*, *Experiencias docentes*, *Gestión educacional* y *Entrevistas*. Estas secciones serán desarrolladas con rigor académico, enriquecidas con los valiosos aportes experienciales del profesorado y dispuestas en la revista, según las necesidades editoriales. De este modo y teniendo como foco la construcción interdisciplinar del pensamiento pedagógico, **Transformar** busca el análisis de teorías y enfoques metodológicos de aprendizaje-desarrollo, la reflexión académica, la diseminación de conocimientos y el intercambio generoso de experiencias educativas. En este contexto, **Transformar** ofrece un espacio para el intercambio, la diseminación y promoción de la educación inclusiva y sostenible, relevando el paradigma del aprendizaje permanente (*life-long learning*) y el cuarto Objetivo de Desarrollo Sostenible (ODS 4) de las Naciones Unidas.

Actualmente, nuestra revista se encuentra corriendo bajo la plataforma Open Journal Systems.

Tipos de aportes: Artículos originales derivados de investigaciones, actividades educativas transformadoras, revisiones bibliográficas, experiencias educativas, ensayos y entrevistas de interés educativo, en idioma español, portugués e inglés.



©Todos los derechos reservados.



Indexada en:



Los artículos de Revista Electrónica Transformar® de Centro Transformar SpA, Chile se comparten bajo licencia Creative Commons Chile: Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional BY-NC-ND.