

Título: Propuesta arquitectura de un sistema de aprendizaje y retroalimentación asistida por Inteligencia Artificial Generativa

Walter Alexander Mata López

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica,
Universidad de Colima
México

Resumen

Este artículo presenta el desarrollo del Sistema SARA (Sistema de Aprendizaje y Retroalimentación Asistida), una plataforma educativa que integra inteligencia artificial generativa para personalizar el aprendizaje en educación superior, junto con el diseño de un marco de evaluación basado en un Modelo de Aceptación Tecnológica Modificado para IA Educativa (TAM-AIE). El sistema está estructurado de forma modular y escalable, permitiendo la incorporación de modelos de lenguaje locales y múltiples herramientas pedagógicas automatizadas, organizadas en tres categorías: comprensión y organización del conocimiento (resúmenes inteligentes, mapas conceptuales y glosario contextual), evaluación y metacognición (autoevaluaciones, preguntas de comprensión y píldoras de aprendizaje), e interacción y accesibilidad (diálogo didáctico y lectura en voz alta). La arquitectura propuesta se fundamenta en principios éticos de privacidad, transparencia y equidad, utilizando modelos de lenguaje locales para garantizar la protección de datos educativos. El marco de evaluación TAM-AIE amplía el modelo tradicional, incorporando constructos como la confianza en la IA, la transparencia percibida y la autonomía pedagógica, con el propósito de evaluar la aceptación por parte de docentes y estudiantes. La principal contribución radica en la integración de un desarrollo tecnológico responsable con una metodología de evaluación adaptada específicamente a sistemas de IA educativa, proporcionando un marco replicable para futuras implementaciones de tecnologías inteligentes en contextos pedagógicos universitarios.

Palabras clave

Inteligencia artificial educativa, desarrollo de sistemas, modelo de aceptación tecnológica, aprendizaje adaptativo, personalización del aprendizaje.

Abstract

This article presents the development of the SARA System (Assisted Learning and Feedback System), an educational platform that integrates generative artificial intelligence to personalize learning in higher education. It also includes the design of an evaluation framework based on a Modified Technology Acceptance Model for Educational AI (TAM-EAI). The system is modular and scalable, enabling the integration of local language models and multiple automated pedagogical tools, organized into three categories: knowledge comprehension and organization (intelligent summaries, concept maps, and contextual glossaries); assessment and metacognition (self-assessments, comprehension questions, and learning capsules); and interaction and accessibility (didactic dialogue and text-to-speech features). The proposed architecture is grounded in ethical principles of privacy, transparency, and fairness, employing local language models to ensure the protection of educational data. The TAM-EAI evaluation framework extends the traditional model by incorporating constructs such as trust in AI, perceived transparency, and pedagogical autonomy, aiming to assess acceptance among faculty and students. The main contribution lies in the integration of responsible technological development with an evaluation methodology specifically adapted for educational AI systems, offering a replicable framework for future implementations of intelligent technologies in university-level pedagogical contexts.

Keywords

Educational artificial intelligence, system development, technology acceptance model, adaptive learning, personalized learning.

Introducción

La inteligencia artificial (IA), especialmente en su vertiente generativa y de procesamiento de lenguaje natural, está reconfigurando los modelos educativos tradicionales, abriendo paso a experiencias de aprendizaje más personalizadas, activas

y adaptativas (Huang et al., 2019; Ouyang et al., 2022). En este contexto surge SARA (Sistema de Aprendizaje y Retroalimentación Asistida), una plataforma educativa que integra modelos de lenguaje generativos para enriquecer el proceso de enseñanza-aprendizaje en educación superior. Su diseño arquitectónico se enfoca en ofrecer una solución escalable y ética que permita a los docentes conservar el control pedagógico, mientras los estudiantes acceden a recursos didácticos personalizados generados automáticamente a partir de los contenidos que el profesorado proporciona.

La fundamentación de SARA se apoya en teorías del aprendizaje personalizado, adaptativo y autorregulado. Investigaciones recientes demuestran que estas metodologías mejoran el rendimiento académico, la motivación y la autonomía estudiantil (Li & Wong, 2023; Panadero & Alonso-Tapia, 2014; Peng et al., 2019). El sistema implementa mecanismos de monitoreo y retroalimentación que permiten ajustar dinámicamente las estrategias pedagógicas a partir de la interacción del estudiante con los materiales. Asimismo, responde a una problemática recurrente en la educación superior: la dificultad de atender diferencias individuales en grupos numerosos, ofreciendo herramientas que amplifican el alcance del docente sin sustituir su rol formativo (Freeman et al., 2014; Tetzlaff et al., 2021).

SARA también incorpora un marco ético explícito inspirado en la recomendación de la UNESCO sobre la ética de la IA (UNESCO, 2021), con principios de privacidad, transparencia, equidad y autonomía humana. Entre sus decisiones de diseño, destaca la implementación de interfaces explicables, entendidas como aquellas que permiten al usuario comprender cómo y por qué el sistema genera un determinado resultado. Estas interfaces no solo presentan la información de forma clara, sino que revelan las fuentes y procesos utilizados por la IA, fortaleciendo así la confianza del usuario y favoreciendo el pensamiento crítico sobre el contenido generado (González-Calatayud et al., 2021).

Sin embargo, el éxito de sistemas como SARA no depende únicamente de su robustez técnica o fundamentación pedagógica, sino también de su aceptación por parte de los usuarios finales: docentes y estudiantes. La literatura sobre adopción de tecnologías educativas muestra que factores como la utilidad percibida, facilidad de uso, confianza en el sistema y compatibilidad con prácticas existentes son determinantes para

la implementación exitosa de innovaciones tecnológicas en contextos educativos (Kabudi et al., 2021; Lin, 2023).

En este contexto, el presente trabajo tiene como objetivo dual: primero, presentar el desarrollo del Sistema SARA con sus componentes técnicos y herramientas pedagógicas; segundo, diseñar un marco de evaluación de aceptación tecnológica mediante un Modelo de Aceptación Tecnológica Modificado para IA Educativa (TAM-AIE). Este modelo extiende el TAM tradicional incorporando constructos específicos relevantes para sistemas de inteligencia artificial educativa, tales como confianza en IA, transparencia percibida y autonomía pedagógica percibida. La investigación se contextualiza en la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la Universidad de Colima, proporcionando un marco metodológico replicable para futuras evaluaciones de sistemas similares.

SARA representa una propuesta pedagógicamente fundamentada y tecnológicamente viable para integrar la IA generativa en la educación de forma responsable, respetando el contexto institucional y fortaleciendo la relación entre docentes, estudiantes y tecnología. El diseño del marco de evaluación puede contribuir al desarrollo de metodologías específicas para la validación de sistemas de IA educativa, proporcionando herramientas que orienten futuras implementaciones de tecnologías inteligentes en educación.

Trabajos Relacionados

La investigación en inteligencia artificial aplicada a la educación ha experimentado un crecimiento notable, dando origen a múltiples enfoques que demuestran el potencial de estas tecnologías para transformar los procesos de enseñanza y aprendizaje. En particular, los avances en modelos de lenguaje de gran escala (LLMs), sistemas de tutoría inteligente, plataformas de aprendizaje adaptativo y técnicas de procesamiento de lenguaje natural han establecido las bases para el diseño de sistemas educativos más personalizados, interactivos y efectivos (Alqahtani et al., 2023; Guettala et al., 2024).

Modelos de Lenguaje de Gran Escala en Educación

Diversos estudios han destacado las capacidades de los LLMs para generar contenido educativo, asistir en la tutoría personalizada y apoyar la escritura académica. Investigaciones como las de Xing (2025), Peláez-Sánchez et al. (2024) y Lee et al. (2024) muestran que estos modelos, cuando se integran adecuadamente en contextos educativos, pueden mejorar significativamente la calidad de la experiencia formativa. A su vez, autores como Maity et al. (2025) y Zdravkova (2025) enfatizan la necesidad de proporcionar a estos modelos un contexto educativo preciso y cuidadosamente seleccionado, para garantizar la pertinencia pedagógica de los contenidos generados.

En paralelo, la adopción de modelos conversacionales como ChatGPT ha abierto nuevas líneas de trabajo centradas en la interacción didáctica mediante lenguaje natural. Las revisiones sistemáticas de Deng et al. (2024), Wang et al. (2025) y Mai et al. (2024) documentan mejoras en motivación, comprensión y rendimiento académico cuando estos asistentes se utilizan como complemento a los materiales docentes, y no como sustituto de la figura del profesor. Albadarin et al. (2024) y Lo (2024) proporcionan evidencia adicional sobre el impacto positivo de ChatGPT en el compromiso estudiantil, aunque también identifican la necesidad de marcos éticos y pedagógicos claros para su implementación responsable.

Sistemas de Aprendizaje Adaptativo

La literatura sobre plataformas de aprendizaje adaptativo muestra resultados consistentes respecto a su impacto en el rendimiento y el compromiso estudiantil. Trabajos como los de Contrino et al. (2024) y du Plooy & Zilvinskis (2024) demuestran que los sistemas capaces de ajustar contenidos, secuencias y niveles de dificultad en función del perfil de cada estudiante permiten una experiencia de aprendizaje más eficaz y significativa. Estas plataformas, al combinar adaptabilidad con accesibilidad, han influido directamente en las decisiones de diseño de sistemas como SARA.

El-Sabagh (2021) y Divanji et al. (2023) proporcionan evidencia sobre la importancia de considerar estilos de aprendizaje individuales en el diseño de sistemas adaptativos, mientras que Mejeh & Kleinknecht (2024) destacan el papel del procesamiento de lenguaje natural en la mejora de la personalización educativa. Estos

hallazgos respaldan la decisión de integrar múltiples modalidades de interacción y personalización en SARA.

Procesamiento de Lenguaje Natural en Educación

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) ha sido ampliamente aplicado en tareas como la generación de preguntas, la evaluación automatizada, la creación de glosarios y el análisis de textos académicos. Estudios como los de Alhawiti (2014), Lan et al. (2024) y Liao (2024) aportan evidencia sobre cómo estas tecnologías pueden automatizar procesos clave del ciclo de enseñanza-aprendizaje, reduciendo la carga del docente y aumentando la retroalimentación inmediata al estudiante.

Kökver & Eryılmaz (2024) demuestran la efectividad del PLN en el análisis de modelos mentales estudiantiles, proporcionando insights valiosos para la personalización del aprendizaje. Estos hallazgos informan el diseño de las herramientas de análisis y retroalimentación integradas en SARA.

Sistemas de Tutoría Inteligente

Los sistemas de tutoría inteligente han sido ampliamente estudiados por su capacidad de ofrecer instrucción individualizada con resultados positivos sostenidos. Los metaanálisis de Ma et al. (2014), Steenbergen-Hu & Cooper (2014), y las revisiones recientes de VanLehn (2011) y Létourneau et al. (2025) coinciden en que, cuando estos sistemas se integran como apoyo y no como reemplazo del docente, pueden alcanzar niveles de efectividad comparables a la tutoría humana individual.

Wang et al. (2023) y Marouf (2024) proporcionan evidencia adicional sobre la importancia de la integración contextual de estos sistemas en entornos educativos reales, destacando factores como la aceptación docente y la compatibilidad con metodologías pedagógicas existentes. Lin (2023) enfatiza la necesidad de considerar aspectos de sostenibilidad y escalabilidad en el diseño de sistemas de tutoría inteligente.

Modelos de Aceptación Tecnológica en Educación

La adopción exitosa de tecnologías educativas depende críticamente de su aceptación por parte de usuarios finales. Guan et al. (2024) y Labadze et al. (2023) proporcionan revisiones sistemáticas sobre factores que influyen en la aceptación de

chatbots educativos y sistemas de IA, identificando la confianza, transparencia y utilidad percibida como determinantes clave.

Anson (2024) y Sallam et al. (2023) destacan la importancia de considerar factores específicos de IA en modelos de aceptación tecnológica, incluyendo aspectos como explicabilidad algorítmica, confianza en decisiones automatizadas y preservación de autonomía profesional. Estos hallazgos fundamentan la decisión de desarrollar un modelo TAM modificado específico para IA educativa en el presente estudio.

Con base en este corpus teórico y empírico, el presente trabajo propone el desarrollo de un conjunto de herramientas pedagógicas potenciadas con IA, cuya especificación funcional y arquitectónica se fundamenta directamente en los hallazgos del estado del arte. Estas herramientas integran el núcleo funcional de SARA, y han sido diseñadas con el objetivo de facilitar la comprensión de los contenidos, promover la autorregulación del aprendizaje, proporcionar retroalimentación personalizada, y ampliar las posibilidades de interacción pedagógica, todo ello respetando principios éticos de privacidad, transparencia y equidad.

Metodología

El desarrollo de la plataforma SARA se ha guiado por una metodología de desarrollo de software ágil, diseñada para maximizar la entrega de valor en un contexto de equipos reducidos con objetivos pedagógicos claros. Se ha adoptado un enfoque híbrido que integra principios de Desarrollo de Software Lean, con prácticas de Kanban para la gestión visual del flujo de trabajo y de la Programación Extrema (XP) para asegurar la calidad técnica. El objetivo principal ha sido maximizar la entrega de valor educativo, minimizar el desperdicio técnico y fomentar una evolución continua del sistema, libre de rigidez estructural.

Enfoque general de desarrollo

La estrategia de desarrollo fue fundamentalmente impulsada por características (feature-driven), operando en ciclos iterativos e incrementales de corta duración. Cada ciclo abarca las fases de especificación, implementación, prueba y adaptación. De este modo, cada funcionalidad principal, ya fuera un servicio educativo o un componente de

infraestructura, se gestiona como una unidad de valor independiente con sus propios criterios de aceptación.

Para la gestión operativa, se ha utilizado un tablero Kanban con las columnas clásicas: 'Por Hacer', 'En Progreso' y 'Completado'. Esta herramienta permite la priorización visual del trabajo pendiente, la identificación temprana de cuellos de botella y la trazabilidad del progreso. Cada tarea se desglosa en subtareas atómicas, diseñadas para ser completadas, validadas y refinadas en ciclos de trabajo muy cortos, garantizando un flujo constante de mejora. La coordinación y la toma de decisiones estratégicas se articulan a través de reuniones periódicas de revisión técnica y pedagógica, donde los requisitos se ajustaban de manera dinámica con base en la retroalimentación de las pruebas y la validación de los criterios pedagógicos.

Arquitectura del sistema

La arquitectura de SARA sigue un enfoque modular y escalable, diseñado específicamente para permitir la evolución continua del sistema y la incorporación de nuevos modelos de lenguaje conforme estos se desarrollen en el campo de la inteligencia artificial. Esta flexibilidad arquitectónica es importante en un dominio tecnológico que evoluciona rápidamente, donde nuevos modelos y capacidades surgen de manera constante.

La arquitectura se organiza en cuatro capas principales que proporcionan separación clara de responsabilidades y facilitan el mantenimiento y escalabilidad del sistema (Figura 1). La Capa de Presentación (frontend) integra las interfaces de usuario mediante la tecnología Flutter/Dart, capaz de crear aplicaciones multiplataforma con una sola base de código, reduciendo significativamente los costos de desarrollo y mantenimiento mientras garantiza una experiencia de usuario de alta calidad en todos los dispositivos.



Figura 1. Arquitectura general del sistema

La Capa de Lógica de Negocio constituye el núcleo funcional de SARA y se implementa como un conjunto de microservicios que se comunican entre sí a través de APIs RESTful bien definidas. Esta arquitectura de microservicios permite el desarrollo, despliegue y escalamiento independiente de diferentes componentes, los cuales pueden incrementarse de acuerdo con las necesidades detectadas en el proceso educativo.

La Capa de IA aloja el modelo de lenguaje de gran escala de manera local, permitiendo implementarlo utilizando tecnologías como Ollama o vLLM para optimizar la inferencia. Esta capa incluye un cache de embeddings para mejorar el rendimiento y un procesador de contexto que gestiona la información relevante para cada interacción. Por último, la Capa de Datos utiliza una base de datos PostgreSQL, quedando abierta a la integración de otras tecnologías para diferentes tipos de información y patrones de acceso.

Selección Tecnológica y Principios de Diseño

El diseño tecnológico de SARA se apoya de herramientas y lenguajes modernos, compatibles con prácticas de desarrollo rápido, seguridad en el manejo de datos educativos y facilidad de despliegue. Se optó por el lenguaje Python 3.11+ para el backend, debido a su ecosistema robusto en inteligencia artificial y su compatibilidad con

frameworks como FastAPI, ideal para construir servicios web asincrónicos, seguros y altamente eficientes.

El frontend está desarrollado en Flutter, lo que permite la creación de aplicaciones multiplataforma (web, escritorio y móviles) desde una sola base de código. Para el almacenamiento de datos se utiliza PostgreSQL como base de datos principal, proporcionando robustez, escalabilidad y soporte para tipos de datos complejos necesarios para el manejo de contenidos educativos y metadatos de aprendizaje.

SARA adopta principios de bajo acoplamiento y alta cohesión, con capas claramente diferenciadas: presentación, lógica de negocio, procesamiento de IA y datos. Esta separación permite la evolución independiente de cada capa, reduce el impacto de los cambios y facilita la integración futura de nuevas tecnologías.

Integración del Modelo de Lenguaje de Gran Escala Local

Una característica distintiva de SARA es el uso de LLMs locales para garantizar la privacidad de los datos y el control total sobre el proceso de generación de contenido. Esta decisión arquitectónica (Figura 2) responde a las preocupaciones éticas y de seguridad en el contexto educativo. La interacción con el LLM se abstrae a través del módulo de servicios, que actúa como un cliente para los servidores de inferencia locales (como Ollama o vLLM).



Figura 2. Arquitectura del LLM Local en SARA

La configuración de la URL del servicio se gestiona mediante variables de entorno, lo que permite cambiar o añadir modelos sin modificar el código fuente. Esta configuración facilita la experimentación con diferentes modelos de lenguaje (LLaMA 3, Mistral, Qwen, etc.) y permite la selección del modelo más apropiado según las necesidades específicas de cada herramienta pedagógica.

El sistema implementa un mecanismo de cache inteligente para embeddings y respuestas frecuentes, optimizando el rendimiento y reduciendo la carga computacional. Además, se incluye un sistema de monitoreo que registra métricas de uso, tiempo de respuesta y calidad de las generaciones, proporcionando datos valiosos para la optimización continua del sistema.

Esta configuración tiene tres características importantes: 1) privacidad absoluta, debido a que los prompts y los datos de los estudiantes nunca abandonan la red de la institución; 2) control y personalización, puesto que permite ajustar los modelos (fine-tuning) con datos específicos de la institución en el futuro; y 3) independencia

Tecnológica al eliminar los costos recurrentes de APIs comerciales como las de OpenAI o Google.

Los casos de uso de SARA están diseñados para modelar las interacciones del mundo real dentro de una institución educativa, abarcando los distintos roles y sus responsabilidades. El sistema opera sobre la siguiente jerarquía: los Profesores crean Materias, dentro de las cuales organizan Lecciones semanales o temáticas. Los Estudiantes se inscriben en estas materias para acceder a las lecciones y utilizar las herramientas de IA, que operan exclusivamente sobre el material de cada lección específica. El Administrador supervisa toda la plataforma. En las Figura 3 se presentan los casos de uso más importantes de acuerdo con las interacciones establecidas por cada uno de los roles.

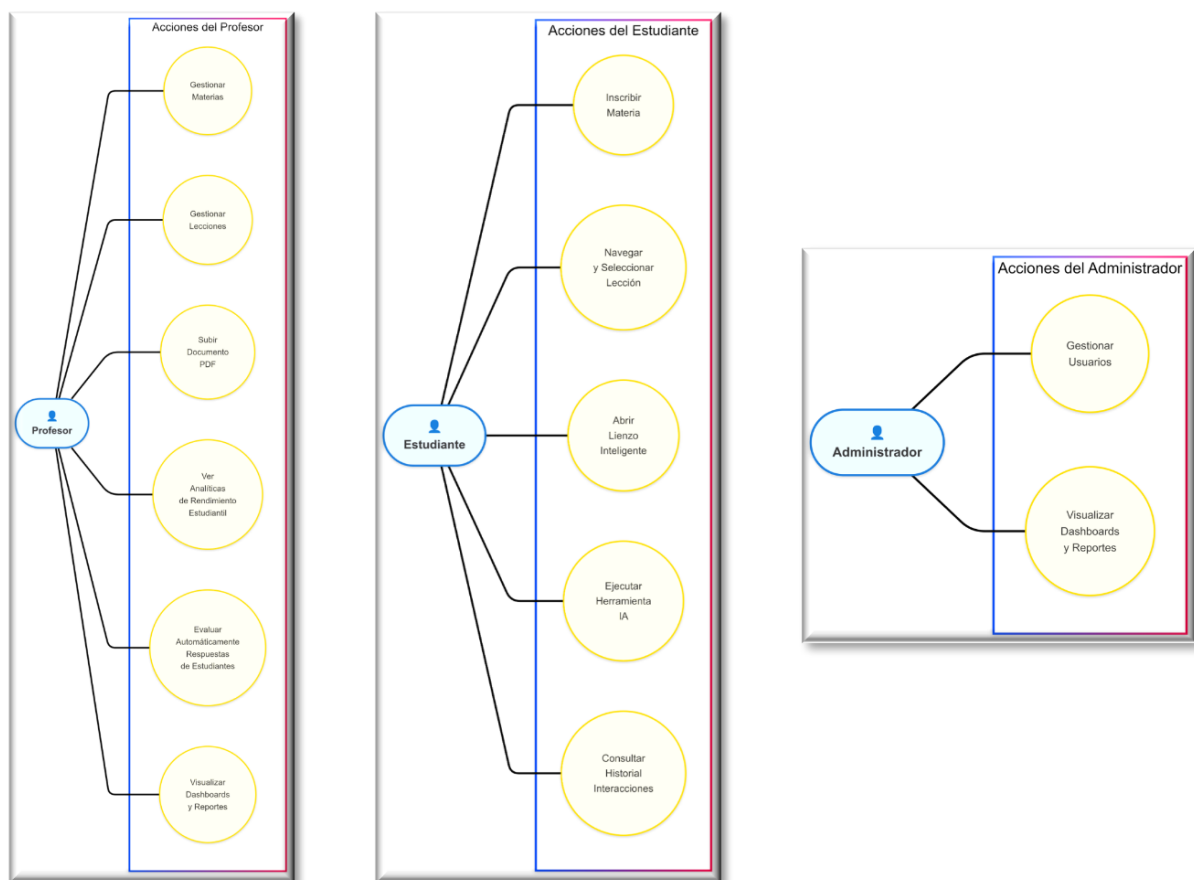


Figura 3. Casos de uso de los roles

Desarrollo de herramientas pedagógicas

El sistema fue concebido desde su inicio como una arquitectura modular y desacoplada, lo cual facilita el desarrollo paralelo de componentes y su integración progresiva. Cada módulo del sistema responde a una funcionalidad clara y está alojado en un entorno de ejecución independiente, lo que favorece tanto el mantenimiento como la escalabilidad futura.

Las herramientas didácticas se implementaron como submódulos autónomos dentro de una estructura tipo plugin o componente, lo que permite probarlas de forma individual y luego orquestarlas mediante servicios centralizados en el backend. Esta estrategia reduce la complejidad del desarrollo y facilita la depuración, mejora y ampliación de capacidades conforme se avanzó en el ciclo iterativo. En la Figura 4 se puede apreciar el flujo de desarrollo iterativo para cada funcionalidad de las herramientas; este enfoque permite consolidar cada componente en estado funcional antes de su exposición a usuarios reales o pruebas institucionales.



Figura 4. Flujo de desarrollo general de las herramientas

Cada funcionalidad del sistema está construida bajo ciclos iterativos breves, validados mediante pruebas funcionales internas (Figura 5).

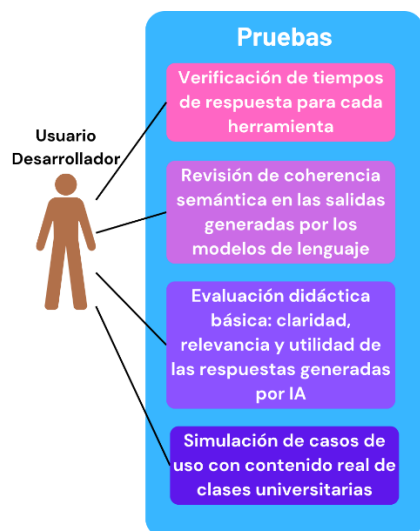


Figura 5. Pruebas funcionales internas

La validación inicial no incluye aún pruebas con usuarios externos, pero está diseñada para permitir la incorporación gradual de retroalimentación en futuras fases piloto. Se ha mantenido registro sistemático de errores, observaciones, iteraciones y cambios, lo cual va a permitir construir una bitácora de desarrollo y aprendizaje acumulado.

Herramientas Didácticas asistidas por IA Generativa

SARA integra un conjunto de herramientas didácticas especializadas, cada una diseñada para abordar una necesidad específica dentro del proceso de aprendizaje. Estas herramientas no operan de forma aislada, sino que conforman un ecosistema de apoyo que el estudiante puede utilizar de manera flexible según sus preferencias. Todas las herramientas obtienen su contexto exclusivamente del material de estudio (en formato Markdown procesado) que el profesor ha subido para una lección o tema particular, garantizando así la relevancia y precisión del contenido generado. Las herramientas pedagógicas propuestas se pueden ver en la Tabla 1, al momento no todas están implementadas pero el proyecto contempla su completa integración. Por el tipo de arquitectura del sistema, es posible ir acondicionando nuevas utilidades incluso adaptadas a distintos dominios de aplicación educativa.

Herramienta	Descripción	Tecnología Principal	Personalización
Resumen Inteligente	Genera resúmenes del texto a distintos niveles de detalle para facilitar la comprensión rápida.	Modelos de lenguaje (Transformers) para sumarización abstractive/extractive	Nivel de detalle (breve, medio, extenso)
Mapa Conceptual Automático	Extrae conceptos clave y relaciones, y los muestra como un grafo interactivo.	Extracción de entidades/relaciones + teoría de grafos	Profundidad (nodos/relaciones), estilo de visualización
Autoevaluación Retroalimentada	Genera preguntas abiertas sobre el contenido y evalúa las respuestas del estudiante con retroalimentación.	Generación de preguntas (QG) y modelos de scoring de respuestas	Dificultad, tipo de feedback (correctivo, explicativo)
Rutas de Aprendizaje Adaptativas	Recomienda la siguiente actividad basándose en el historial y rendimiento del estudiante.	Sistemas de recomendación + algoritmos adaptativos	Criterios de avance, temas prioritarios
Microaprendizaje (“rellenar huecos”)	Crea ejercicios de rellenar para reforzar vocabulario y conceptos clave.	Enmascaramiento de tokens + LLM	Número de huecos, nivel de dificultad
Lectura en Voz Alta	Convierte el texto de la lección en audio para apoyar la comprensión auditiva y accesibilidad.	TTS (gTTS o motor neural local)	Voz (género, acento), velocidad, tono
Asistente Conversacional (RAG)	Chat contextualizado que usa recuperación de fragmentos de la lección + generación de respuestas.	Retrieval-Augmented Generation + base de vectores	Estilo de respuesta, longitud, tono (formal/informal)
Preguntas de Verdadero/Falso	Genera afirmaciones para evaluar comprensión en formato binario.	LLM + plantillas para T/F	Proporción V/F, complejidad de enunciados
Preguntas de Opción Múltiple	Crea ítems de selección múltiple con distractores.	Generación de MCQ mediante LLM	Número de opciones, tipo de distractores
Retroalimentación de Escritura	Analiza texto libre y ofrece sugerencias de gramática, estilo y coherencia.	Modelos de scoring + LLM fine-tuned	Enfoque (gramática, estilo, coherencia)
Bot de Debate Multirrol	Simula un debate con roles opuestos para fortalecer habilidades de argumentación.	Multi-agent LLM + prompts por rol	Roles (abogado, escéptico...), profundidad de contra-argumentos
Laboratorio de Código Interactivo	Permite escribir y ejecutar fragmentos de código en un entorno seguro (sandbox).	Contenedores + runtimes (Python/JavaScript)	Lenguaje, tiempo de ejecución máximo, recursos asignados
Quiz de Repaso Espaciado	Programa cuestionarios según algoritmos de repetición espaciada para optimizar la retención.	SRS (p. ej. SM-2) + generación de preguntas con LLM	Intervalos (días), tamaño de cada sesión, tipo de pregunta

Tabla 1. Herramientas potenciadas con IA

Consideraciones éticas y de privacidad

Un eje transversal en el desarrollo fue el respeto a los principios éticos de uso de IA en educación. Por ello, se ha evitado el uso de servicios en la nube que comprometan la privacidad de los datos educativos, optando por modelos de lenguaje locales ejecutados en servidores institucionales. Esta decisión garantiza que los datos de estudiantes y contenidos académicos permanezcan bajo control institucional, cumpliendo con regulaciones de protección de datos y políticas universitarias.

Además, se integra el principio de explicabilidad algorítmica en la interfaz, lo que significa que el sistema ofrece, junto con cada resultado generado, información sobre cómo y con base en qué fuente se obtuvo. Esto permite al estudiante comprender el funcionamiento de las herramientas y al docente verificar su correspondencia con los contenidos del curso, fortaleciendo la confianza y la transparencia del sistema.

Diseño del Marco de Evaluación TAM-AIE

Paralelamente al desarrollo técnico de SARA, se ha diseñado un marco de evaluación específico para sistemas de IA educativa basado en una extensión del Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM). El TAM-AIE (Technology Acceptance Model for AI in Education) incorpora constructos específicos relevantes para tecnologías de inteligencia artificial en contextos educativos.

La selección de TAM como base teórica se fundamenta en su robustez empírica demostrada a lo largo de más de tres décadas de investigación, su parsimonia conceptual que facilita la comprensión e implementación, y su flexibilidad para incorporar factores específicos del contexto sin perder coherencia teórica. Para sistemas de IA educativa como SARA, TAM modificado ofrece ventajas específicas sobre modelos más complejos como UTAUT2, proporcionando un marco más manejable estadística y conceptualmente más claro.

El modelo TAM-AIE mantiene los constructos centrales de utilidad percibida y facilidad de uso percibida, complementándolos con factores específicos de IA educativa: confianza en IA, transparencia percibida, autonomía pedagógica percibida (para docentes) y compatibilidad metodológica. Esta extensión responde a las características únicas de sistemas de IA que toman decisiones automatizadas y generan contenido de manera autónoma. Los distintos constructos del Modelo TAM-AIE se pueden analizar en la Tabla 2.

Constructo	Definición aplicada a SARA	Usuarios a los que aplica
Utilidad Percibida (Perceived Usefulness)	Grado en que el usuario cree que usar SARA mejorará su rendimiento en actividades educativas. • <i>Docentes</i> : mayor efectividad pedagógica, mejor calidad de retroalimentación, preparación de materiales más eficiente.	Docentes y estudiantes

Constructo	Definición aplicada a SARA	Usuarios a los que aplica
	• <i>Estudiantes</i> : mejor comprensión de contenidos, incremento del rendimiento académico, desarrollo de habilidades de aprendizaje autorregulado.	
Facilidad de Uso Percibida (Perceived Ease of Use)	Grado en que el usuario percibe que usar SARA será libre de esfuerzo. Evalúa la intuitividad de la interfaz, claridad de navegación, sencillez de interacción con las herramientas de IA y facilidad de integración en rutinas de trabajo existentes.	Docentes y estudiantes
Confianza en IA	Creencia del usuario en la fiabilidad, precisión y seguridad de las decisiones y contenidos generados por la IA. Incluye confianza en la exactitud de la información, adecuación de recomendaciones pedagógicas y seguridad en el manejo de datos educativos.	Docentes y estudiantes
Transparencia Percibida	Grado en que el usuario comprende cómo funciona el sistema de IA y puede rastrear el origen de recomendaciones o contenidos generados. La explicabilidad algorítmica influye directamente en la confianza y la adopción del sistema.	Docentes y estudiantes
Autonomía Pedagógica Percibida	Grado en que el docente percibe que el sistema preserva su control y autoridad sobre las decisiones pedagógicas importantes, aun cuando la IA ofrezca recomendaciones automatizadas.	Docentes
Compatibilidad Metodológica	Grado en que SARA se integra de forma armoniosa con las metodologías pedagógicas existentes, estilos de enseñanza establecidos y flujos de trabajo educativos actuales.	Docentes y estudiantes

Tabla 2. Constructos del Modelo TAM-AIE

Diseño metodológico de la fase piloto

Se van a diseñar dos cuestionarios basados en el modelo TAM-AIE, uno dirigido al profesorado y otro al alumnado. Cada instrumento empleará una escala Likert de 5 puntos, con ítems redactados específicamente para el contexto de SARA y validados mediante un panel de expertos en tecnología educativa, psicometría e IA educativa. La Tabla 3 muestra la organización prevista de ambos cuestionarios.

Público	Secciones principales	Escala
Profesorado (≤ 10)	- Datos demográficos. - Seis constructos TAM-AIE (6 ítems c/u). - Variables dependientes: intención de uso, uso real, satisfacción. - Preguntas abiertas.	Likert 5 pts
Alumnado (≤ 10)	- Datos demográficos. - Cinco constructos TAM-AIE (se sustituye <i>autonomía pedagógica</i> por <i>compatibilidad con estilo de aprendizaje</i>). - Impacto percibido en el aprendizaje. - Uso de herramientas de SARA. - Variables dependientes y preguntas abiertas.	Likert 5 pts

Tabla 3. Organización de los cuestionarios

La fase de validación psicométrica va a estar limitada a un máximo de diez docentes y diez estudiantes mediante el uso de procedimientos estadísticos adecuados para muestras pequeñas como se detalla en la Tabla 4.

Procedimiento	Objetivo	Resultado esperado
Revisión de expertos	Comprobar relevancia, claridad y adecuación cultural de cada ítem.	Ítems depurados y validados en contenido.
Confiabilidad interna (α de Cronbach)	Estimar la consistencia de los ítems de cada constructo.	Valores preliminares de α ; orientación para mejorar el cuestionario.
Retroalimentación cualitativa	Identificar ítems confusos o redundantes.	Lista de ajustes recomendados para la versión definitiva.

Tabla 4. Procedimientos estadísticos del estudio

La Tabla 5 resume las actividades previstas para aplicar y evaluar SARA durante la fase piloto.

Fase	Participantes	Propósito
Prueba de usabilidad	5–8 usuarios por rol (técnica <i>think-aloud</i>)	Detectar problemas de interfaz y flujo de tareas.
Aplicación de cuestionarios	≤ 10 docentes + ≤ 10 estudiantes	Obtener mediciones iniciales de los constructos TAM-AIE y verificar el funcionamiento del instrumento.
Entrevistas / discusión focal	Subconjunto de los mismos participantes	Profundizar en percepciones, barreras y sugerencias de mejora.

Para la recolección y análisis de datos en la Tabla 6 se detalla las fuentes de información y los análisis que se pueden realizar, todos compatibles con el tamaño de muestra establecido.

Tipo de dato	Fuentes	Técnicas de análisis	Productos esperados
Cuantitativos	Cuestionarios TAM-AIE; métricas básicas de uso (frecuencia, duración)	Estadística descriptiva (media, mediana, DE, rango); α de Cronbach	Perfil inicial de los constructos y confiabilidad preliminar
Cualitativos	Notas de usabilidad; entrevistas semiestructuradas; comentarios abiertos	Codificación temática; triangulación con resultados descriptivos	Catálogo de problemas de interfaz y percepciones clave

Tabla 6. Recolección y análisis de datos

La literatura sobre usabilidad (Nielsen 1994; Virzi 1992) muestra que 5–8 participantes por iteración identifican alrededor del 80 % de los problemas críticos. Por ello, la fase piloto reunirá un máximo de 10 docentes y 10 estudiantes, logrando con ello detectar y corregir fallos de interfaz antes de una expansión mayor, obtener indicadores descriptivos que orienten la depuración de ítems y el refinamiento de SARA, y mantener un ciclo ágil de retroalimentación-mejora sin exigir recursos excesivos.

Resultados y discusión

El desarrollo de SARA culminó en una arquitectura de cuatro capas plenamente operativa y alineada con los objetivos de modularidad, seguridad y eficiencia definidos en el diseño (véase Figuras 1 y 2). En la Capa de Presentación se materializó una aplicación Flutter multiplataforma que ofrece interfaces coherentes y responsivas para web, escritorio y dispositivos móviles. Este front-end proporciona acceso directo a las herramientas pedagógicas asistidas por IA Generativa actualmente disponibles, garantizando una experiencia uniforme sin importar el dispositivo. La Capa de Lógica de Negocio se ha implementado como un conjunto de microservicios independientes en Python, desarrollados con FastAPI. Cada servicio expone APIs RESTful que cubren la gestión de usuarios y autenticación, el procesamiento de contenidos educativos, la orquestación de las herramientas de IA, la administración de sesiones de aprendizaje y la analítica de uso. El desacoplamiento entre microservicios permite actualizar, escalar o sustituir componentes sin interrupción del resto del sistema, asegurando así un mantenimiento ágil y una evolución continua conforme a futuras necesidades pedagógicas o tecnológicas. En la Capa de IA se integraron servidores de inferencia locales que puede alojar múltiples modelos de lenguaje. Finalmente, la Capa de Datos utilizar el Manejador de Base de Datos PostgreSQL con esquemas optimizados para contenidos educativos y registros de interacción. Las pruebas internas confirmaron que los microservicios responden de manera adecuada, que las generaciones del modelo local se mantienen con buenas respuestas y que la infraestructura de datos ofrece rendimiento óptimo en consultas frecuentes, consolidando así la viabilidad operativa y la escalabilidad futura de la plataforma.

La Figura 6 presenta la interfaz de acceso (login) de SARA. El diseño minimalista muestra, en su parte central, el formulario de autenticación único de Google, de modo que el profesorado y el estudiantado pueden iniciar sesión o registrarse directamente con su cuenta institucional de Gmail. El sistema verifica automáticamente el dominio universitario y, tras la autenticación, asigna los privilegios correspondientes según el rol almacenado en la base de datos.

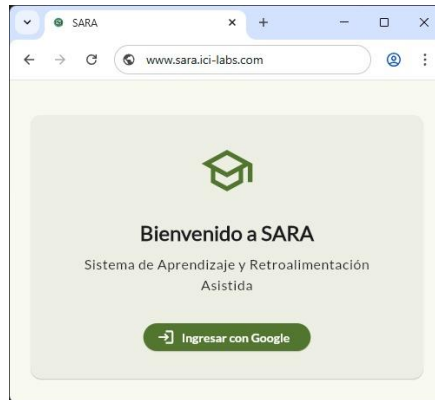


Figura 6. Login del Sistema

La Figura 7 muestra la vista del panel del profesor con la Gestión de clases: al ingresar, el profesor encuentra una lista de las asignaturas (Figura 8) a su cargo con opciones claras para dar de alta nuevas clases, editar o eliminar las existentes y acceder a los reportes de actividad que generan las herramientas de IA. En la Figura 9 se aprecia la IU para la creación de clases, donde se solicita el nombre del curso y su descripción; cada paso incorpora validaciones para asegurar la coherencia de los datos antes de permitir avanzar al siguiente, evitando así configuraciones incompletas o inconsistentes.

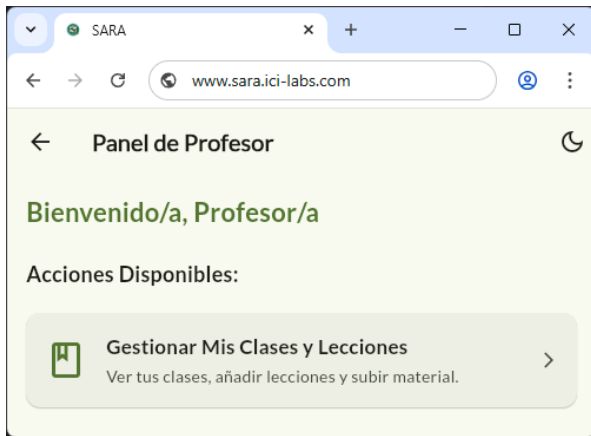


Figura 7. Panel del profesor



Figura 8. Lista de clases del profesor

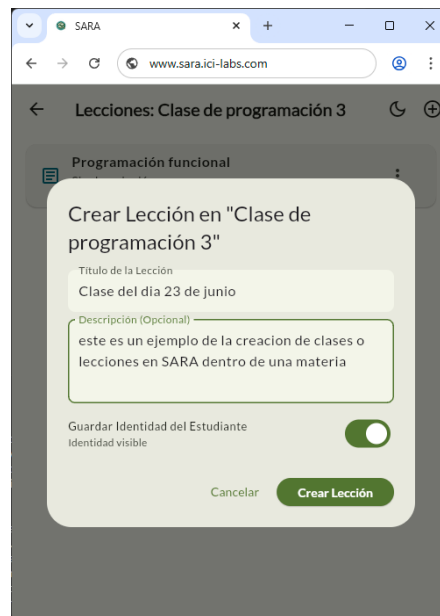


Figura 9. Creación de clases

La Figura 10 corresponde a la vista de Gestión de documentos, donde el docente carga materiales en formato PDF y los vincula a la lección adecuada; la interfaz ofrece previsualizaciones lo que simplifica la actualización continua de contenidos.

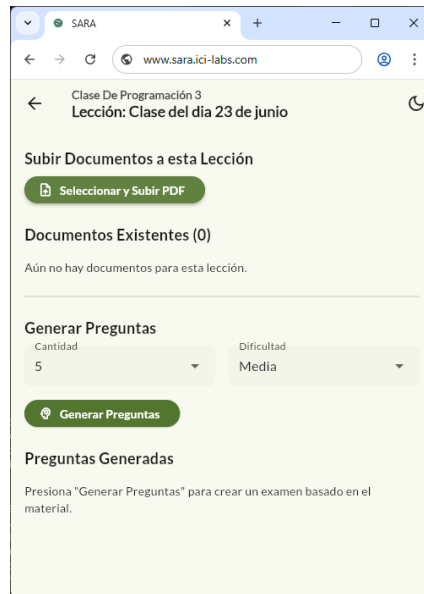


Figura 10. Gestión de material de clase

Por su parte, la Figura 11 presenta el panel del alumno con el menú de herramientas asistidas por IA: accesos directos a Resumen Inteligente, Mapa Conceptual Automático, Rutas de Aprendizaje Adaptativas, etc. En la Figura 12 se aprecia cómo la herramienta Mapa Conceptual Automático es creado a partir de un material proporcionado por el profesor.

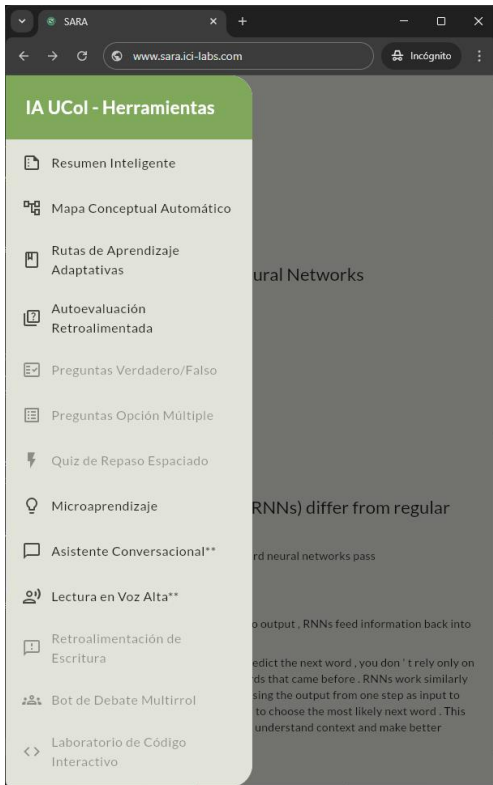


Figura 11. Menú de Herramientas

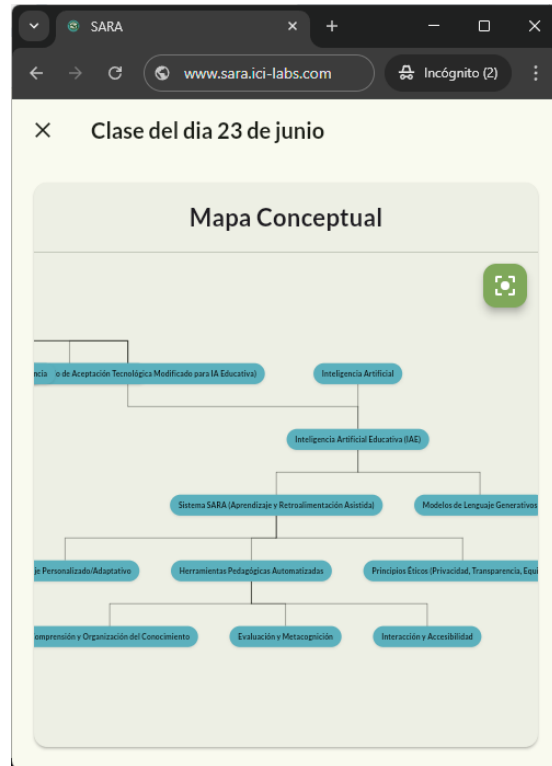


Figura 12. Mapa conceptual Automático

Finalmente, la Figura 11 muestra el panel de administración, reservado a personal con privilegios de súper usuario; el panel muestra la cantidad de usuarios totales, las clases totales, las clases anónimas y no anónimas considerando la privacidad en caso de ameritarlo, y la cantidad estudiantes y administradores con ese rol; de igual forma permite la gestión de usuarios y clases.

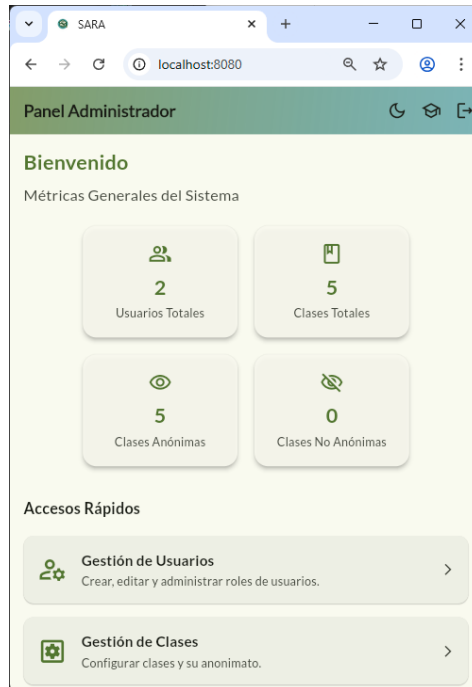


Figura 13. Panel de Administración

Conclusiones

Este trabajo presenta el desarrollo del Sistema SARA, una plataforma de inteligencia artificial educativa cuya principal contribución es demostrar la viabilidad de implementar sistemas avanzados de forma local y ética. La arquitectura de microservicios, modular y escalable, no solo soporta un conjunto de herramientas pedagógicas especializadas, sino que se fundamenta en el uso de modelos de lenguaje locales. Esto garantiza la privacidad de los datos y la autonomía institucional, al tiempo que integra principios de explicabilidad algorítmica para fortalecer la confianza en el sistema.

Paralelamente al desarrollo técnico, se diseñó el marco de evaluación TAM-AIE, una contribución metodológica clave. Este modelo extiende los marcos de aceptación tecnológica tradicionales al incorporar constructos indispensables para la IA educativa, como la confianza, la transparencia percibida y la autonomía pedagógica. Su diseño

reconoce las particularidades de tecnologías que automatizan decisiones en contextos pedagógicos sensibles, ofreciendo una herramienta adaptada para su validación.

La metodología de desarrollo ágil, combinada con un ciclo de investigación-acción, no solo guió el proyecto, sino que constituye un marco de trabajo replicable. Este enfoque, centrado en la mejora iterativa y la validación continua, asegura que el sistema evolucione en respuesta a las necesidades educativas reales. Las implicaciones de este modelo se extienden más allá de la institución de origen, ofreciendo una hoja de ruta para otras universidades que busquen desarrollar soluciones de IA propias, priorizando la soberanía de sus datos y su autonomía pedagógica.

En su conjunto, SARA representa un avance significativo hacia la integración responsable de la IA en la educación superior. El proyecto no solo entrega una solución técnica robusta, sino también un marco metodológico para su evaluación. Con la plataforma lista para su implementación piloto, se han sentado las bases para la validación empírica de su efectividad pedagógica y la utilidad predictiva del modelo TAM-AIE. Este trabajo establece un fundamento sólido para futuras investigaciones, contribuyendo al desarrollo de tecnologías que buscan transformar positivamente la experiencia de aprendizaje sin comprometer los principios éticos fundamentales.

Referencias

- Alhawiti, K. M. (2014). Natural language processing and its use in education. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 5(12), 72-76.
<https://doi.org/10.14569/IJACSA.2014.051210>
- Alqahtani, T., Badreldin, H. A., Alrashed, M., Alshaya, A. I., Alghamdi, S. S., bin Saleh, K., Alowais, S. A., Alqahtani, S. M., Alqahtani, A. S., & Alqahtani, S. (2023). The emergent role of artificial intelligence, natural learning processing, and large language models in higher education and research. *Research in Social and Administrative Pharmacy*, 19(8), 1236-1242.
<https://doi.org/10.1016/j.sapharm.2023.05.016>

- Boekaerts, M. (1997). Self-regulated learning: A new concept embraced by researchers, policy makers, educators, teachers, and students. *Learning and Instruction*, 7(2), 161-186. [https://doi.org/10.1016/S0959-4752\(96\)00015-1](https://doi.org/10.1016/S0959-4752(96)00015-1)
- Buxton, B. (2007). *Sketching user experiences: Getting the design right and the right design*. Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374037-3.X5000-2>
- Contrino, M. F., Lobos, G. A., Bravo, C., & Ortega, F. (2024). Using an adaptive learning tool to improve student performance in statistics: A randomized controlled trial. *Smart Learning Environments*, 11(1), 15. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00292-y>
- Divanji, R. A., Srinivasan, S., & Rao, B. L. (2023). A one stop shop? Perspectives on the value of adaptive learning technologies in K-12 education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100127. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100127>
- du Plooy, E., & Zilvinskis, J. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A systematic review. *Computers & Education*, 201, 104820. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104820>
- El-Sabagh, H. A. (2021). Adaptive e-learning environment based on learning styles and its impact on development students' engagement. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 53. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00289-4>
- Freeman, S., Eddy, S. L., McDonough, M., Smith, M. K., Okoroafor, N., Jordt, H., & Wenderoth, M. P. (2014). Active learning increases student performance in science, engineering, and mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(23), 8410-8415. <https://doi.org/10.1073/pnas.1319030111>
- González-Calatayud, V., Prendes-Espinosa, P., & Roig-Vila, R. (2021). Artificial intelligence for student assessment: A systematic review. *Applied Sciences*, 11(12), 5467. <https://doi.org/10.3390/app11125467>

- Guan, R., Raković, M., Chen, G., & Gašević, D. (2024). How educational chatbots support self-regulated learning? A systematic review of the literature. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12881-y>
- Guettala, M., Bourekkache, S., Kazar, O., & Harous, S. (2024). Generative artificial intelligence in education: Advancing adaptive and personalized learning. *Acta Informatica Pragensia*, 13(3), 460-489. <https://doi.org/10.18267/j.aip.235>
- Huang, R., Tlili, A., Chang, T. W., Zhang, X., Nascimbeni, F., & Burgos, D. (2019). Disrupting education with artificial intelligence: Promises and threats. *Lecture Notes in Educational Technology*, 1-25. https://doi.org/10.1007/978-981-13-7740-2_1
- Kabudi, T., Pappas, I., & Olsen, D. H. (2021). AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping study. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100017. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100017>
- Kökver, Y., & Eryılmaz, A. (2024). Artificial intelligence applications in education: Natural language processing based analysis of students' mental models. *Education and Information Technologies*, 29(12), 15789-15810. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12919-1>
- Labadze, L., Grigolia, M., & Machaidze, L. (2023). Role of AI chatbots in education: Systematic literature review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 56. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00426-1>
- Lan, Y., He, Y., Jiang, Z., Chen, C., Tang, M., Wang, Y., Wang, X., Zhang, J., & Xiao, W. (2024). Survey of natural language processing for education: Taxonomy, systematic review, and future trends. *arXiv preprint arXiv:2401.07518*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.07518>
- Létourneau, A., Dufresne, A., Rousseau, J. M., & Sénécal, S. (2025). A systematic review of AI-driven intelligent tutoring systems in K-12 education. *Nature Human Behaviour*, 9(1), 45-62. <https://doi.org/10.1038/s41539-025-00320-7>

- Li, K. C., & Wong, B. T. M. (2023). Artificial intelligence in personalised learning: A bibliometric analysis. *Interactive Technology and Smart Education*, 20(3), 422-445. <https://doi.org/10.1108/ITSE-01-2023-0007>
- Liao, L. (2024). Application of natural language processing technology in the field of computer education. *IEEE Access*, 12, 147832-147845. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3477123>
- Lin, C. C. (2023). Artificial intelligence in intelligent tutoring systems toward sustainable education: A systematic review. *Smart Learning Environments*, 10(1), 41. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00260-y>
- Ma, W., Adesope, O. O., Nesbit, J. C., & Liu, Q. (2014). Intelligent tutoring systems and learning outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Psychology*, 106(4), 901-918. <https://doi.org/10.1037/a0037123>
- Marouf, A. (2024). The role of intelligent tutoring systems in enhancing educational experiences and outcomes. *Educational Technology & Society*, 27(2), 145-162. [https://doi.org/10.30191/ETS.202402_27\(2\).0012](https://doi.org/10.30191/ETS.202402_27(2).0012)
- Mejeh, M., & Kleinknecht, M. (2024). Taking adaptive learning in educational settings to the next level: A systematic review of adaptive learning systems enhanced by Natural Language Processing. *Educational Technology Research and Development*, 72(2), 891-915. <https://doi.org/10.1007/s11423-024-10345-1>
- Nielsen, J. (1994). Usability engineering. Morgan Kaufmann.
- Ouyang, F., Zheng, L., & Jiao, P. (2022). Artificial intelligence in online higher education: A systematic review of empirical research from 2011 to 2020. *Education and Information Technologies*, 27(6), 7893-7925. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-10925-9>
- Panadero, E., & Alonso-Tapia, J. (2014). ¿Cómo autorregulan nuestros alumnos? Revisión del modelo cíclico de Zimmerman sobre autorregulación del aprendizaje. *Anales de Psicología*, 30(2), 450-462. <https://doi.org/10.6018/analesps.30.2.167221>

- Peng, H., Ma, S., & Spector, J. M. (2019). Personalized adaptive learning: An emerging pedagogical approach enabled by a smart learning environment. *Smart Learning Environments*, 6(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s40561-019-0089-y>
- Steenbergen-Hu, S., & Cooper, H. (2014). A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on college students' academic learning. *Journal of Educational Psychology*, 106(2), 331-347. <https://doi.org/10.1037/a0034752>
- Tetzlaff, L., Schmiedek, F., & Brod, G. (2021). Developing personalized education: A dynamic framework. *Educational Psychology Review*, 33(3), 863-882. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09570-w>
- UNESCO. (2021). *Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000380455>
- VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197-221. <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- Wang, H., Tlili, A., Lehman, J. D., Lu, H., & Huang, R. (2023). Examining the applications of intelligent tutoring systems in real educational contexts: A systematic literature review from the social experiment perspective. *Computers & Education*, 194, 104706. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104706>
- Albadarin, Y., Alqahtani, A., Aldhahir, A., Alqahtani, S., Alsaif, B., Alshahrani, A., ... & Alqahtani, S. (2024). A systematic literature review of empirical research on ChatGPT in education. *Heliyon*, 10(9), e29017. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29017>
- Anson, D. W. J. (2024). The impact of large language models on higher education. *Higher Education Research & Development*, 43(4), 789-805. <https://doi.org/10.1080/07294360.2024.2332259>
- Deng, R., Benckendorff, P., & Gannaway, D. (2024). Does ChatGPT enhance student learning? A systematic review of empirical evidence. *Computers & Education*, 218, 105088. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105088>

- Lee, J., Kim, H., & Park, S. (2024). The life cycle of large language models in education. *British Journal of Educational Technology*, 55(3), 1123-1145. <https://doi.org/10.1111/bjet.13456>
- Lo, C. K. (2024). The influence of ChatGPT on student engagement. *Computers & Education*, 212, 104998. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.104998>
- Mai, D. T. T., Nguyen, T. H., & Le, V. A. (2024). The use of ChatGPT in teaching and learning: a systematic review. *Frontiers in Education*, 9, 1328769. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1328769>
- Maity, S., Khatua, A., & Ghosh, S. (2025). Can large language models meet the challenge of automatic question generation in educational domain? *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100204. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100204>
- Peláez-Sánchez, I. C., Cobo, M. J., & Montero-Díaz, J. (2024). The impact of large language models on higher education. *Frontiers in Education*, 9, 1392091. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1392091>
- Sallam, M., Salim, N. A., Barakat, M., & Al-Tammemi, A. B. (2023). ChatGPT utility in healthcare education, research, and practice: systematic review on the promising perspectives and valid concerns. *Healthcare*, 11(6), 887. <https://doi.org/10.3390/healthcare11060887>
- Virzi, R. A. (1992). Refining the test phase of usability evaluation: How many subjects is enough? *Human Factors*, 34(4), 457-468. <https://doi.org/10.1177/001872089203400407>
- Wang, J., Li, X., & Zhang, Y. (2025). The effect of ChatGPT on students' learning performance, engagement, and satisfaction. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1), 45. <https://doi.org/10.1057/s41599-025-04787-y>
- Xing, W. (2025). The use of large language models in education. *Educational Technology Research and Development*, 73(1), 123-145. <https://doi.org/10.1007/s11423-025-00457-x>

Zdravkova, K., Ilijoski, B. The impact of large language models on computer science student writing. *Int J Educ Technol High Educ* 22, 32 (2025).
<https://doi.org/10.1186/s41239-025-00525-1>