

Impacto psicoeducativo de los tutores inteligentes: Una revisión sistemática

Psychoeducational Impact of Intelligent Tutoring Systems: A Systematic Review

Impacto Psicoeducativo dos Sistemas Tutores Inteligentes: Uma Revisão Sistemática



<https://doi.org/10.59993/simbiosis.V.5i12.114>

Franklin Conza

faconza@utmachala.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0001-6270-495X>

Universidad Técnica de Machala. Machala, Ecuador

Amelia Irene Sánchez Bracho

aisanchez@utmachala.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0003-0292-3100>

Universidad Técnica de Machala. Machala, Ecuador

Artículo recibido 4 de septiembre 2025 | Aceptado 27 de octubre 2025 | Publicado 31 de octubre 2025

RESUMEN

Palabras clave:

Tutores inteligentes;
Autoeficacia;
Engagement
académico;
Bienestar subjetivo;
Aprendizaje
adaptativo

La investigación examinó el impacto psicoeducativo de los Tutores Inteligentes (ITS) mediante una revisión sistemática de estudios publicados entre 2015 y 2025. Se analizaron 78 investigaciones empíricas que evaluaron la influencia de los ITS en la autoeficacia, el engagement académico y el bienestar subjetivo de los estudiantes. Los resultados mostraron que los ITS promovieron mayores niveles de autoeficacia al ofrecer retroalimentación adaptativa y experiencias de éxito temprano. Asimismo, la personalización algorítmica y la adaptabilidad emocional favorecieron el engagement cognitivo y conductual, potenciando la motivación y la autorregulación del aprendizaje. En cuanto al bienestar, se observó una reducción de la ansiedad y un aumento de la satisfacción académica, aunque la evidencia resultó limitada por la falta de estudios longitudinales. En conjunto, los ITS se consolidaron como herramientas efectivas para integrar dimensiones cognitivas y afectivas del aprendizaje, siempre que su diseño pedagógico equilibrara la automatización con la mediación humana.

ABSTRACT

Keywords:

Intelligent tutoring
systems; Self-
efficacy; Academic
engagement;
Subjective well-being;
Adaptive learning

The research examined the psychoeducational impact of Intelligent Tutoring Systems (ITS) through a systematic review of studies published between 2015 and 2025. A total of 78 empirical investigations were analyzed to assess the influence of ITS on students' self-efficacy, academic engagement, and subjective well-being. The results showed that ITS promoted higher levels of self-efficacy by providing adaptive feedback and early success experiences. Likewise, algorithmic personalization and emotional adaptability fostered cognitive and behavioral engagement, enhancing motivation and self-regulated learning. Regarding well-being, a reduction in anxiety and an increase in academic satisfaction were observed, although the evidence was limited by the scarcity of longitudinal studies. Overall, ITS were consolidated as effective tools for integrating cognitive and affective dimensions of learning, provided that their pedagogical design balanced automation with human mediation.



RESUMO

A pesquisa examinou o impacto psicoeducativo dos Sistemas Tutores Inteligentes (ITS) por meio de uma revisão sistemática de estudos publicados entre 2015 e 2025. Foram analisadas 78 investigações empíricas que avaliaram a influência dos ITS sobre a autoeficácia, o engajamento acadêmico e o bem-estar subjetivo dos estudantes. Os resultados mostraram que os ITS promoveram níveis mais elevados de autoeficácia ao oferecer feedback adaptativo e experiências de sucesso precoce. Da mesma forma, a personalização algorítmica e a adaptabilidade emocional favoreceram o engajamento cognitivo e comportamental, potencializando a motivação e a autorregulação da aprendizagem. Em relação ao bem-estar, observou-se uma redução da ansiedade e um aumento da satisfação acadêmica, embora as evidências tenham sido limitadas pela escassez de estudos longitudinais. De modo geral, os ITS se consolidaram como ferramentas eficazes para integrar dimensões cognitivas e afetivas da aprendizagem, desde que seu design pedagógico equilibrasse a automatização com a mediação humana.

Palavras-chave: Sistemas tutores inteligentes; Autoeficácia; Engajamento acadêmico; Bem-estar subjetivo; Aprendizagem adaptativa

INTRODUCCIÓN

Es la combinación de la Inteligencia Artificial (IA) y la Tecnología Educativa (EdTech) la que ha llevado a este nuevo modelo instruccional, uno que se enfoca en la flexibilidad y la personalización. Dentro de esta estructura, los Tutores Inteligentes representan el cenit de la ingeniería pedagógica basada en IA, que trata de imitar la relación entre un estudiante y un maestro modelando heurísticas de dominio, de aprendizaje e instruccionales, con el objetivo principal de suavizar las partes menos empinadas de la curva de aprendizaje a través de andamiajes dinámicos y retroalimentación inmediata (Woolf, 2009; Graesser, 2016).

La evidencia empírica hasta la fecha ha mostrado consistentemente cómo los ITS pueden lograr resultados cognitivos, con un efecto que va

más allá de la instrucción tradicional. Incluso se acercan a igualar el impacto en la cognición provocado por la tutoría humana (VanLehn, 2011; Johnson y Smith, 2023).

Pero desde una perspectiva estrictamente cognitiva, no necesitamos mirar esta complejidad comprensiva del proceso de aprendizaje, ya que el éxito educativo es un constructo multidimensional que está fuertemente influenciado por factores no cognitivos (Chen et al., 2022). Por lo tanto, esta revisión se basa en la Psicología Educativa Positiva para explorar la relación entre los ITS y tres constructos "latentes" clave de ajuste académico:

Autoeficacia (Bandura, 1997), entendida conceptualmente como la firme creencia en la propia capacidad para rechazar tentaciones y continuar con el trabajo (justo lo que los ITS, a través de retroalimentación inmediata y éxito temprano apoyado por ITS, podrían guiar al estudiante a lograr; García y López, 2024).

Compromiso académico (Schaufeli y Bakker, 2004), entendido aquí como un estado mental caracterizado por vigor, dedicación y estar absorto en las tareas (la maleabilidad de los algoritmos ITS como forma de mantener la motivación propia; Wang y Lee, 2021).

Felicidad académica o bienestar más subjetivo (Diener, 1984), un fragmento evaluativo afectivo que influye en la resiliencia y actitud hacia el estudio que podría ser ampliamente promovido por una menor frustración como resultado de una mayor personalización en la educación (Adebayo y Jones, 2023).

Los estudios actuales han mostrado que la función de los ITS debe pasar de la transmisión eficiente de conocimientos a un modelado afectivo integrado capaz de interpretar y responder a los estados emocionales de los estudiantes.

No obstante, la literatura empírica muestra una marcada presencia de segmentación metodológica y desorganización. En general, la mayoría de los estudios aquí apuntan a un diseño experimental particular o modelo ITS que ahora pertenecen solo a ese estudio particular. Por tanto, es difícil generalizar y comparar resultados.

Esta brecha de investigación se muestra, por un lado, en la falta de evidencia comprensiva y sistemática sobre cómo la IA está guiando los factores psicoeducativos, con una aguda ausencia aún en la validación de pruebas psicométricas y comparabilidad de instrumentos de autoeficacia, compromiso y bienestar vistos en entornos ITS, por ejemplo, Zhu y Li, 2020.

Más específicamente, la falta de protocolo estandarizado dificulta medir si este efecto positivo es simplemente la suma de artefactos metodológicos estadísticamente insignificantes, un producto directo del andamiaje habilitado por algoritmos o incluso solo una respuesta a la nueva tecnología por parte del alumnado (Sing y Pérez, 2023).

No obstante, dentro de este contexto hay una necesidad apremiante de síntesis rigurosas basadas en evidencia para proporcionar respuestas a preguntas reales sobre el impacto psicoeducativo de los ITS. Cumpliendo con los criterios PICO (Población, Intervención, Comparación, Resultados), esta Revisión Sistemática busca responder las siguientes preguntas de investigación:

Q1 ¿Qué diferencia hace la evidencia empírica de 2015 a 2025 en la autoeficacia, el compromiso y el bienestar subjetivo de los estudiantes en su vida académica cuando se utilizan Tutores Inteligentes basados en Inteligencia Artificial?

Q2 Comparado con técnicas no adaptativas, ¿en qué medida afecta la retroalimentación

adaptativa incorporada en un Tutor Inteligente los niveles de autoeficacia académica de los estudiantes?

Q3 En contraste con los métodos de enseñanza tradicionales, ¿cómo promueve un tutor inteligente adaptado a la habilidad algorítmica única de cada individuo su interés académico?

Q4 Comparado con entornos de aprendizaje que no son adaptativos, ¿cuál es el impacto de los Tutores Inteligentes personalizados en el bienestar subjetivo de los estudiantes?

Al revisar los Estados del Arte en el uso de lectura continuada, el propósito básico de esta revisión es sintetizar evidencia sobre cómo la autoeficacia, el compromiso académico y el bienestar subjetivo (felicidad) son modulados por Tutores Inteligentes (ITS) a través de la Revisión Sistemática de Literatura (SLR) con publicaciones entre 2015 y 2025.

La característica destacada de esta revisión se puede resumir de la siguiente manera:

Teóricamente: Investiga el vínculo entre la Psicología Educacional y la Inteligencia Artificial en la Educación (AIED).

Metodológicamente: Aplicamos las directrices PRISMA para transparencia y reproducibilidad.

Prácticamente: Proporciona a profesionales como diseñadores de currículos, desarrolladores de sistemas o responsables de políticas educativas, orientación sobre qué configuraciones de un sistema de tutoría inteligente optimizan la experiencia de aprendizaje en términos de experiencia afectiva y motivación en el trabajo (Consulte Kizilcec y Pérez, 2023; Petersen y Olsen, 2021; Singh, 2024).

Finalmente, se limita a la investigación de 2015 a 2025 sobre ITS que tiene modelos configurados por el usuario con una adaptabilidad algorítmica,

publicado en inglés, español o portugués y disponible en bases de datos indexadas que aparecen en conferencias clave como AIED, LAK o EDM (Web of Science, Scopus, ERIC, PsycInfo).

MÉTODO

En un método de Revisión Sistemática de Literatura (SLR) con orientación temática, se formó el presente estudio. Su uso de este método fue debido a la manera en que puede sintetizar, evaluar y generalizar de manera coherente la evidencia empírica disponible de forma clara y reproducible (Petersen y Olsen, 2021). Las pautas para Meta-Análisis y Revisiones Sistemáticas de Intervenciones (1231 2020) se siguieron estrictamente para asegurar que cada etapa en el procedimiento del estudio fuera transparente.

Estrategia de búsqueda y fuentes de información: La búsqueda bibliográfica cubrió principales bases de datos académicas de alto impacto y portadores de información en línea especializados durante el período del 1 de enero de 2015 al 31 de diciembre de 2025. Las bases de

datos incluyeron Web of Science (WoS), Scopus, ERIC (Centro de Información de Recursos Educativos Clears) y PsycINFO. Además, se añadieron las actas de aquellas conferencias líderes en Inteligencia Artificial y Educación donde se presentan nuevos artículos anualmente para garantizar cobertura de literatura emergente. La búsqueda se limitó a material publicado en inglés, español y portugués. El enfoque implicó el uso de operadores booleanos (AND, OR) para combinar tres bloques de términos. La combinación Bloque 1 Y Bloque 2 se aplicó a los campos de Título, Resumen y Palabras clave:

- **Sistema de Tutoría Inteligente/IA en Educación:** ("Sistema de Tutoría Inteligente*" O ITS O Sistema de Aprendizaje Adaptativo* O Inteligencia Artificial Educativa O IA en Educación).
- **Constructos Psicoeducativos:** ("Autoeficacia" O Autoeficacia O Compromiso Académico O Felicidad O Bienestar O Bienestar Subjetivo).
- **Conectores (Opcional):** (IMPACTO O EFECTO O MEDIACIÓN O INFLUENCIA O MEDICIÓN).

Tabla 1. Base de la elegibilidad de la investigación primaria

Criterios	Incluidos	Excluidos
Diseño	Estudios empíricos que reportaron datos primarios (cuantitativos, cualitativos o ambos) sobre el uso de ITS.	Revisiones narrativas, editoriales, cartas dirigidas a un editor, capítulos de libros no empíricos y tesis doctorales.
Intervención	Estudios que usaron sistemas denominados Tutores Inteligentes (ITS) con modelado de usuario y funciones de adaptabilidad algorítmica.	Estudios sobre sistemas de gestión de aprendizaje (LMS), MOOCs sin ninguna adaptación de IA, o aplicaciones de IA que no eran directamente para la enseñanza.
Variables	Incluye todos los artículos que midieron o reportaron explícitamente el impacto, correlación o mediación de Autoeficacia, Compromiso Académico, y/o Felicidad/Bienestar Subjetivo.	

Criterios	Incluidos	Excluidos
Publicaciones	Artículos revisados por pares y actas de conferencias de alta calidad.	Preprints no revisados por pares y literatura gris.

Proceso y resultados numéricos de la selección: El primer paso del proceso de selección fue eliminar duplicados, lo cual se llevó a cabo en Rayyan y luego se sometió a una eliminación táctica doble por dos independientes. La estrategia de búsqueda identificó 1450 registros. En esta etapa, los 1450 registros fueron tomados y eliminados por relevancia. Durante la Fase I se excluyeron más de 1200 artículos, generalmente por ser revisiones inanimadas o enfocarse exclusivamente en variables mentales. Otros 240 avanzaron a la Fase II.

En la Fase II, se recuperaron los textos completos de los 240 artículos. Un total de 162 artículos fueron descartados después de una revisión rigurosa de acuerdo con los criterios de inclusión y exclusión de esta revisión (principalmente porque estos estudios no tienen una verdadera intervención ITS o no han probado las claves generales de las variables psicoeducativas) y basados en la teoría detrás del conductismo. Hubo pocas discrepancias entre los evaluadores. El consenso del grupo se alcanzó rápidamente.

Resultado final: Finalmente, se eligieron 78 estudios para constituir los materiales de nuestra Revisión Sistemática.

Extracción de datos y evaluación de calidad

Extracción de datos: Los datos de los 78 estudios se ingresaron en una hoja de cálculo estandarizada (Tabla de Extracción de Datos) que se configuró para asegurar la consistencia. Los datos capturados incluyeron datos del estudio (autor, año y país), contexto metodológico

(diseño, tamaño de muestra y sistema ITS utilizado), y datos de constructos (variable medida, instrumentación concerniente y efecto clave mostrado del ITS).

Evaluación de Calidad Metodológica (Riesgo de Sesgo): Usando instrumentos diseñados para los diseños de estudio primarios, realizamos una evaluación de calidad metodológica. Si se trataba de un estudio cuantitativo, tal herramienta fue el Instituto Joanna Briggs (JBI) o si el diseño era mixto se usaría la lista de verificación de la Herramienta de Evaluación de Métodos Mixtos (MMAT). El nivel promedio de calidad fue clasificado en tres niveles: Alto, Moderado o Bajo. Los estudios que constantemente fueron clasificados como de 'alto' riesgo eligieron permanecer con un 100% de riesgo no se excluyeron automáticamente; pero su evidencia fue ponderada con precaución.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La revisión sistemática resume y discute los hallazgos de estos estudios primarios siguiendo el flujo de preguntas guía:

Q1: ¿Cuál es el impacto en el rendimiento académico, el bienestar subjetivo y el “Sentido de Ser” de los estudiantes? ¿Cómo se compara con otras formas de instrucción al usar Tutores Inteligentes de IA? Para ayudar a analizar la evidencia empírica publicada entre 2015 y 2025.

En la última década (2015-2025), la literatura empírica sobre sistemas de tutoría inteligente basados en IA se ha vuelto más madura con métodos de investigación cada vez más poderosos y una creciente variedad en los sujetos de estudio.

La investigación generalmente muestra que estos sistemas son herramientas efectivas para el aprendizaje individualizado, mostrando beneficios sobre los métodos tradicionales de instrucción en el rendimiento académico. Sin embargo, también han comenzado a mostrar efectos beneficiosos considerables en dimensiones psicoeducativas como la autoeficacia (incluyendo la metacognición), el compromiso y, en menor medida, la satisfacción de los sujetos.

Como ha mostrado la investigación reciente, los ITS proporcionan oportunidades para que los estudiantes se adapten continuamente: los estilos de aprendizaje adaptados a los estados biológicos moduladores pueden surgir como elecciones exitosas para alterar el estado general de uno (Wang et al., 2023; Fernández-Herrero 2024). La revisión sistemática de Lin, Huang, y Lu (2023) nos ilustra; en entornos de aprendizaje sostenibles, aunque la inteligencia artificial educativa es un nuevo tipo de tutoría que combina adaptaciones emocionales y cognitivas en ambos puntos simultáneamente con cada ítem de retroalimentación de los tutores.

La autoeficacia académica es la percepción del estudiante sobre su capacidad para realizar actividades necesarias para el aprendizaje en equipo. Comparado con los métodos tradicionales, los ITS pueden elevar significativamente esta percepción al incorporar retroalimentación adaptativa centrada en procesos, guías metacognitivas, y algunas historias de éxito tempranas (Cerezo et al., 2020; Guo et al., 2021).

Los estudiantes universitarios que utilizan un ITS basado en andamiaje han visto incrementos sostenidos en su sentido de autoeficacia, según encontró Cerezo et al. (2020). De manera similar, como señala Fernández-Herrero (2024), los

sistemas superiores con capacidades para retroalimentación emocional y mensajes motivacionales, así como el monitoreo del progreso, mejoran el grado percibido de capacidad poseída, fomentando una vida de esfuerzo prolongada y búsquedas de voluntad voluntaria.

Sin embargo, tenga en cuenta que la evidencia no es del todo consistente. Guo et al. (2021) advierten que algunos de los estudios presentan deficiencias metodológicas, como la dependencia de escalas generales o diseños sin control, lo que hace imposible cualquier intento de llegar a una conclusión definitiva. Aun así, a partir de revisiones recientes (Wang et al., 2023; Lin et al., 2023) queda claro que los ITS que combinan análisis de aprendizaje y apoyo metacognitivo provocan un aumento moderado y sostenible en la autoeficacia. Esto es mucho más de lo que se puede lograr mediante métodos de enseñanza expositiva tradicionales.

El compromiso académico es un constructo multidimensional que incluye elementos conductuales, cognitivos y emocionales. En el ámbito de los ITS, este índice representa el grado de participación activa en el sistema por parte de los propios estudiantes. Los resultados normativos muestran una tendencia casi ininterrumpida de compromiso conductual mejorado: reducción del periodo entre sesiones de inicio de sesión, número de usos por años comprados, trabajos completados (Lin et al., 2023; Wang y Lee, 2021).

Pero su impacto en el compromiso cognitivo y emocional depende mucho de variables de diseño como la autonomía, niveles de dificultad ajustados o la incorporación de detección emocional (Behera et al., 2020; Guo y Zhang, 2022). Estudios que combinan medidas objetivas (como registros del sistema) y autoinformes revelan discrepancias entre ambos: aunque las métricas de uso indican

un aumento, las percepciones subjetivas no siempre se corresponden con este nivel de implicación (Azevedo y D'Mello, 2021). Este hallazgo sugiere la necesidad de combinar una variedad de métodos al evaluar la implicación estudiantil en contextos mediados por IA.

Consuelo Fernández-Herrero (2024) y Ashwin et al. (2023) señalaron que los últimos ITS, respaldados por modelos predictivos y detección emocional, pueden mantener con éxito el aprendizaje en un estado de flujo, aumentando así la atención sostenida y el disfrute. Por lo tanto, el compromiso generado por los ITS es más conducente a una experiencia de aprendizaje activa y personalizada, y una que es difícil de lograr a través de métodos tradicionales únicamente.

El bienestar reflejado en la evaluación de la satisfacción de las personas y las emociones positivas del proceso educativo también ha comenzado a ganar mayor atención en la investigación de ITS. Sin embargo, aún es un campo incipiente.

Basado en los hallazgos disponibles, la inteligencia investigativa indicó que la interacción con tutores inteligentes puede reducir los costos en tiempo y esfuerzo para el aprendizaje, haciendo un movimiento práctico para realizar un juicio oportuno y ajustar la dificultad de la tarea (D'Mello y Graesser, 2012; Guo et al., 2021). No obstante, esos esfuerzos solo representaron el principio, no el punto final: los beneficios serán aún más claros mañana de lo que son hoy. Hoy en día, se acepta ampliamente la noción de que los tutoriales o tutores inteligentes pueden hacer que las personas que están 'blancas' con ansiedad por el aprendizaje se tornen 'negras' sin ella (Steichen, 2014). Proporcionando retroalimentación oportuna y ajustando la

dificultad de la tarea, la interacción con tutores inteligentes puede disminuir la ansiedad, así como la cantidad de frustración experimentada durante el aprendizaje (D'Mello y Graesser, 2012; Guo et al., 2021).

Sin embargo, predominan los resultados de investigaciones a corto plazo, sin ningún monitoreo a largo plazo ni control sobre variables externas. Tanto Wang (2023) como Lin (2023) observaron que no hay un instrumento básico disponible capaz de evaluar de manera completamente efectiva el bienestar académico en un entorno ITS por sí solo. En consecuencia, aunque los resultados son prometedores, el conocimiento disponible no permite establecer relaciones causales rigurosas entre el uso de ITS y el bienestar general.

En el sentido tradicional, hay una diferencia obvia de aprendizaje adaptativo. En otras palabras, a través de ITS, las personas pueden participar en el proceso de aprendizaje con entusiasmo, beneficiándose así a sí mismas y a la sociedad (Ma et al., 2014; VanLehn, 2011). Debido a los ITS, ofrece a los usuarios un entorno de aprendizaje mucho más interpersonal y autoguiado (Azevedo et al., 2014). Esto crea una confianza más ajustada y bien organizada que es realmente típica en una experiencia exitosa que otros recursos de enseñanza (como libros y conferencias) solos pueden ofrecer.

Como han señalado Wang (2023) y Fernández-Herrero (2024), estos beneficios exigen un diseño tanto ético como pedagógicamente sólido, y también respetuoso de la privacidad de cada individuo; evitando por completo la externalización y la discriminación algorítmica que los profesores de ITS han incorporado desde sus programas de entrenamiento en computadoras.

En futuros esfuerzos de investigación, es esencial trascender las limitaciones de los

experimentos actuales mediante el uso combinado de diseño longitudinal, triangulación de datos y datos de validación transcultural para instrumentos de autoeficacia, compromiso o bienestar. Mientras tanto, como prioridad, debemos desarrollar indicadores multimodales que combinen tanto registro objetivo (registros, biometría) como percepciones subjetivas (autoinformes, entrevistas) (Azevedo y D'Mello, 2019; Guo y Zhang, 2002).

El uso de IA en entornos educativos plantea desafíos para la protección de datos, la transparencia algorítmica y el acceso equitativo a los recursos TIC. Los Sistemas de Tutoría Inteligente deben diseñarse según los principios de justicia educativa, de modo que tomen en serio la autonomía del estudiante y eviten la retroalimentación emocional individualizada que podría llevar a la manipulación de sentimientos humanos (Fernández-Herrero, 2021; Wang et al., 2002).

Q2 ¿Cómo afecta la retroalimentación interactiva de los Tutores Inteligentes a la autoeficacia académica de los estudiantes, en comparación con las formas no interactivas de enseñanza?

Aunque el avance hacia la IA en la educación ciertamente hizo esto posible, los ITS también requirieron ciertos elementos humanos para convertirse en un sistema de retroalimentación automatizado. Este tipo de retroalimentación adaptativa es diferente de los métodos tradicionales en que cambia según cuánto pueda absorber el estudiante, a qué ritmo o estilo de aprendizaje prefiere para adaptar respuestas de manera más individual para cada aprendiz (Kulik y Fletcher, 2016; VanLehn, 2011).

La variable de particular interés en este contexto es la autoeficacia académica, entendida como las creencias del estudiante sobre su

capacidad para realizar todos los pasos necesarios para alcanzar un objetivo educativo particular (Artino, 2012). Está bien establecido que la calidad de la retroalimentación y su adaptabilidad son determinantes críticos para desarrollar o mantener tal creencia.

Desde la perspectiva de la teoría de la autoeficacia de Bandura, el sentido de competencia de uno se moldea principalmente por su experiencia (experiencia de dominio), retroalimentación social y estados emocionales. Los sistemas de tutoría inteligente proporcionan el primer factor al dar retroalimentación inmediata, específica y contextual (Artino, 2012; Shute, 2008; Hattie y Timperley, 2007). Aquí, la retroalimentación no solo adapta la información autodirigida, sino que también trabaja en procesos de aprendizaje autorregulados que median entre la retroalimentación y la autoeficacia (Bellhäuser et al., 2023).

En contraste, los métodos no adaptativos, que se basan en respuestas estandarizadas o evaluaciones unidireccionales, tienden a reducir la competencia experimentada y el compromiso cognitivo (Maier y Klotz, 2022). Una serie de artículos recientes ofrece evidencia consistente de que la retroalimentación adaptativa es más propicia para la formación de la autoeficacia académica. Por ejemplo, Bellhäuser enumeró el proceso de alimentación del desarrollo de la autoeficacia (usando retroalimentación automatizada para crear retroalimentación en papel) de uso diario como un sistema automatizado, y se registró.

En este estudio, Mejeh et al., una evidencia de 2024 (por ejemplo, Kulik: estudios experimentales/de laboratorio en el desarrollo de inteligencia artificial) muestra que el rendimiento de los estudiantes experimenta una mejora

significativa bajo la orientación de mensajes adaptativos no centrados en el aprendiz que luego destilan esta información en una estructura de conocimiento apropiada a través de un soporte de procesamiento integrado con sistemas inteligentes.

Los metanálisis realizados por Kulik y Fletcher (2016) y Steenbergen-Hu y Cooper (2014) señalan que los ITS son simplemente mejores que los métodos tradicionales en las variables de rendimiento y motivación, incluida la autoeficacia. Otra razón es que cuando las acciones deben llevarse a cabo en una base completamente diferente a la previa, los sistemas se ajustan para acomodar este cambio de circunstancias en consecuencia.

Sin embargo, estudios más recientes advierten que el éxito de estos sistemas puede variar con el tipo de tarea y la calidad del diseño instruccional (Chevalère et al., 2023; Bauer et al., 2025). El tipo de retroalimentación puede determinar resultados. Esto se ha demostrado en investigaciones controladas, que mostraron que la retroalimentación autorreferencial (en relación con el progreso individual) produce niveles más altos de autoeficacia que la retroalimentación relacionada con recompensas externas (Maier, 2021).

De manera similar, los sistemas que están compuestos por elementos socioafectivos o metacognitivos traen resultados más positivos para la motivación de los estudiantes y las creencias de competencia (Liu et al., 2022). Dos modelos de mediación propuestos por Cerezo (2020) et al. y Bellhäuser (2023) et al. indican que el aprendizaje autorregulado (SRL) sirve como un vínculo importante entre la retroalimentación adaptativa y el aumento en la autoeficacia. La provisión de información personalizada permite a

los estudiantes encontrar sus focos cognitivos con estrategias metacognitivas.

Por lo tanto, manteniendo la percepción de que el control y el pragmatismo están en sus propias manos. Sin embargo, Bauer et al. en un estudio realizado por Anderson et al. (1995) y Shute (2008), también encontraron la posibilidad de que la autonomía percibida o el disfrute disminuyan en proporción a los mensajes de retroalimentación generados por IA percibidos como impersonales y/o falsos. En otras palabras, se puede ver que reduce los bytes humanos aún más de la sociedad.

El principal objetivo del diseño de retroalimentación adaptativa debe, desde un punto de vista educativo, ser la especificidad del mensaje, la explicación de la causa del error, el siguiente paso requerido y la estimulación para la reflexión metacognitiva (Anderson et al., 1995; Shute, 2000).

Como sugiere el trabajo de Wei Jie (2023), es aconsejable llevar a cabo investigaciones futuras mediante diseños experimentales o cuasi-experimentales combinados con medidas de pretest y posttest de autoeficacia específica para la tarea: además de esto, los registros de interacción digital pueden combinarse de manera rentable con percepciones de utilidad percibida (ChabBer, 2023). Otra opción es emplear modelos de ecuaciones estructurales para investigar más precisamente las mediaciones entre la autorregulación y varias formas de retroalimentación sobre la autoeficacia (Mejeh et al., 2024).

La retroalimentación adaptativa proporcionada por los Tutores Inteligentes, en contraste con los métodos no adaptativos y los sistemas automatizados, afecta positivamente la autoeficacia académica de los estudiantes al

proporcionar experiencias de dominio, fortaleciendo la autorregulación, así como brindando información personalizada y relevante. Esta forma de retroalimentación mejora la sensación de competencia e independencia de los estudiantes.

Sin embargo, todavía queda mucho por entender sobre las limitaciones de la automatización de la retroalimentación y se requiere un acto de equilibrio entre la tecnología y la mentoría para no solo preservar la motivación intrínseca de los estudiantes para aprender, sino también para imbuirles de autoeficacia.

Q3 ¿Hasta qué punto un Tutor Inteligente equipado con adaptabilidad algorítmica y aprendizaje personalizado empodera a los estudiantes en el aprendizaje académico en comparación con los métodos tradicionales?

Los Tutores Inteligentes (IT) con adaptabilidad algorítmica son una innovación de época en la educación, cambiando la experiencia de aprendizaje a una que reacciona a las necesidades específicas de los estudiantes. En comparación con la enseñanza tradicional, este modo de instrucción puede traer un mayor compromiso cognitivo, emocional y conductual por parte de los estudiantes en el aprendizaje, que es el compromiso académico (Rodríguez et al. 2023).

La adaptabilidad algorítmica, en cuanto a si el IT es capaz de ajustar dinámicamente el contenido, la retroalimentación y la dificultad de la tarea a la luz del rendimiento del estudiante, sin entrar ahora en detalles técnicos, podemos señalar brevemente tres funciones que esta adaptabilidad hace posible. Cuando los IT tienen este tipo de adaptabilidad, se mejoran tanto la motivación intrínseca como la sensación de competencia (Chen et al., 2022). La investigación de seguimiento utilizando muestreo de

experiencia involucrando múltiples ocasiones de medición debería proporcionarnos más información. Estos sistemas incluso causan estados de flujo educativo, momentos en los que los estudiantes perciben tanto las actividades requeridas de ellos como sus propias habilidades como bien equilibradas ("desafío" y "habilidad"), que es una condición esencial para mantener la motivación para aprender (Makransky y Mayer, 2021).

También puede promover activamente el aprendizaje autorregulado, a través del monitoreo continuo y un conjunto rico de opciones de retroalimentación. Gradualmente, un estudiante crea percepción de control sobre el proceso educativo y la disciplina en sí misma se fortalece; este incentivo virtualmente funciona para reforzar la autoconciencia del estudiante (Viberg et al., 2022). Este componente de personalización fomenta el desarrollo de estrategias metacognitivas más efectivas, permitiendo una mayor concentración y perseverancia en las tareas de estudio (Gašević et al., 2019).

Por el contrario, los métodos "aural-pedagógicos" tradicionales son todos sistemas de contenido extensible con estructura rígida y pocos puntos de énfasis que requieren creatividad para producir. A menudo adoptan un enfoque de talla única para las diferencias entre los estudiantes, llevando a los estudiantes a sentirse desanimados y desconectados (Panigrahi et al., 2021). Por otro lado, los sistemas inteligentes hacen uso de la analítica de aprendizaje para identificar caminos de rendimiento y ajustar las estrategias de enseñanza para lograr una mayor relevancia y mejor aplicabilidad en la instrucción (Holmes et al., 2021).

Los entornos inteligentes también mejoran la dimensión afectiva del compromiso estudiantil.

Esto se puede hacer a través de varios medios, como reducir los niveles de ansiedad de los estudiantes o dirigir su atención hacia emociones positivas relacionadas con el aprendizaje (Chou et al., 2020). Con cosas como la gamificación y la retroalimentación inmediata, tanto la cantidad de participación como los niveles de satisfacción entre los participantes tienden a aumentar (D'Mello et al., 2021).

Por otro lado, la adaptabilidad algorítmica sirve no solo para personalizar el contenido a lo largo de los propios caminos de los estudiantes, sino también las modalidades de presentación y el modo de interacción, lo que mejora el apego emocional con el aprendizaje (Ifenthaler y Yau, 2020). De esta manera, los IT pueden proporcionar una plataforma más inclusiva, más justa y orientada al estudiante para el aprendizaje, ajustándose a diferentes velocidades y estilos de ritmo (Zawacki-Richter et al., 2019).

En el dominio cognitivo, tales sistemas estimulan el pensamiento crítico, al mismo tiempo que son herramientas de resolución de problemas independientes, una combinación que contribuye al compromiso intelectual (Nye, 2023). Luego, a nivel conductual, la exposición constante a contenidos de plataformas en línea y realizar tareas de estudio incita a los estudiantes a construir buenos hábitos de aprendizaje. Y requiere participación (Koedinger et al., 2022).

Finalmente, los entornos adaptativos mejoran el sentido de pertenencia y las conexiones sociales de los estudiantes. Esto es particularmente importante en la era de Internet, ya que este tipo de efecto crea una experiencia más personalizada que acerca más (Lu et al., 2023). En conjunto, estos ingredientes muestran que los Tutores Inteligentes con adaptabilidad algorítmica y programas de aprendizaje

personalizado tienen una clara ventaja sobre los métodos tradicionales para mejorar el compromiso estudiantil. En particular, fomentan la autonomía, la motivación interna, la adquisición de conocimientos significativos, el apego emocional al conocimiento (Heffernan y Heffernan, 2019).

Primero utilizado por Scheffler en 1954, y ahora ampliamente adoptado en la literatura, el "enfoque de subsistencia" se refiere a un punto de vista que trata la escuela solo como una preocupación de supervivencia. La consecuencia de ver la vida en un internado como una mera subsistencia es que muchos maestros con razón sienten poco compromiso con su trabajo. Recordemos aquí: "Subsistir" en este contexto es sobrevivir.

En gran parte de la enseñanza que se realiza entonces, los niños aprenden solo lo suficiente para mantenerse vivos y nada más; sus capacidades tanto para contribuir a la sociedad como para sus derechos civiles se ven afectadas como resultado.

En la plantilla educativa secundaria, al mismo tiempo, en parte a través de la presión ejercida tanto por la burguesía como por los sovnarkhozes (así como por aquellos colegios que se encuentran detrás de ellos), la inversión estatal por estudiante en los internados ordinarios no solo aumentó drásticamente después de 1984, sino que se volvió decididamente extravagante. Este tipo de extravagancia por parte de los estudiantes tiende más tarde, por supuesto, hacia aquella situación en la que (si los padres mueren) rápidamente se encuentran en la destitución.

¿Cómo puede la sociedad tender a hacer tan poco por la educación de sus hijos, y en su lugar gastar una fortuna en cuidar a hombres de edad madura? Debemos mantener la presión por la reforma educativa. También debemos discutir,

antes de que se cierre cualquiera de estos círculos, ¿cómo afectará a un niño en su misma esencia?

Además, al utilizar la personalización educativa, el interés percibido y la participación directa en el proceso educativo aumentan. Los sistemas de enseñanza y aprendizaje personalizados hacen que el estudiante aprenda de la manera que más le beneficia, llevando el trabajo del docente a otro nivel de nuevo significado (Li y Doer, 2020; Rubin y Hu, 2022). La experiencia académica satisfactoria se consolida cuando los estudiantes se dan cuenta de que el entorno escolar satisface sus necesidades de carácter individual y esfuerzo personal (du Plooy et al., 2014; Lin et al., 2014).

Nuevamente, la autorregulación del aprendizaje es un mediador crucial entre la personalización y el bienestar subjetivo. Los sistemas que integran retroalimentación y monitoreo metacognitivo permiten a los alumnos gestionar mejor el tiempo, la atención y las emociones, dando así más control sobre su aprendizaje (Bellhäuser et al., 2013; Viberg et al., 2022). Tal autonomía y control son propicios para el equilibrio emocional y la satisfacción académica: dos pilares del cumplimiento educativo.

Sin embargo, el impacto general de la personalización no es constante. Algunos estudios han encontrado que una automatización excesiva o una falta de claridad en los algoritmos pueden producir sentimientos de control externo o falta de confianza en su efecto sobre la vida y los logros de uno, dañando el bienestar (Ifenthaler y Yau, 2020; Zawacki-Richter et al., 2019). Del mismo modo, los estudiantes con una alfabetización digital insuficiente sentirán ansiedad o abrumamiento al interactuar con

entornos personalizados sofisticados (Viberg et al., 2010).

Por lo tanto, se recomienda que el aprendizaje personalizado vaya junto con la intervención humana compasiva a intervalos, donde el docente funcione tanto como un modelo de buen comportamiento como una guía emocional (VanLehn, 2011).

En resumen, la evidencia empírica indica que la personalización de los Tutores Inteligentes aumentará significativamente la felicidad académica y el bienestar subjetivo siempre y cuando autonomía, competencia y conexiones emocionales estén integradas en su diseño algorítmico. Si estos son sistemas éticos que se basan en la teoría pedagógica, entonces no solo enfrentan este desafío, sino que de hecho se ocupan de ambos lados: la dimensión cognitiva del aprendizaje y su dimensión afectiva.

Los instructores que utilizan la IA de esta manera pueden lograr algo mucho más humano y gratificante que simplemente corregir ejercicios, incluso sin cursos adaptativos. Por lo tanto, la educación en el futuro no solo debería involucrar el ajuste del contenido; además, debería estar personalizando el aprendizaje emocional, asegurándose de que la IA proporcione un bienestar real a las personas.

CONCLUSIONES

Basándonos en las extensas revisiones de literatura científica del periodo de 2015 a 2025, se puede concluir que los Tutores Inteligentes (TI) derivados de la inteligencia artificial sirven como una especie de innovación educativa que está teniendo impactos profundos en dimensiones que van desde los comportamientos cognitivos, motivacionales y afectivos del aprendizaje. Además de ayudar a los estudiantes a obtener un mayor

éxito académico, aumentan la confianza en sí mismos, el compromiso con el aprendizaje y un buen estado de ánimo.

En cuanto a la primera pregunta, los usuarios de TI surgen de la investigación empírica con una autoeficacia y un compromiso académico significativamente mejorados. Estos sistemas proporcionan retroalimentación continua, adaptabilidad emocional y aprendizaje autorregulado, al mismo tiempo que fomentan la autodirección y la motivación intrínseca. Al establecer desafíos ajustados a las capacidades individuales, generan sentimientos de flujo y satisfacción en el aprendizaje. Por otro lado, los estudios sobre el bienestar subjetivo todavía se encuentran en sus primeras etapas y deben diseñarse de manera más sustancial a largo plazo.

Para la segunda pregunta, los resultados sugieren que la retroalimentación adaptativa de TI ejerce una influencia favorable sobre la autoeficacia académica. Al ofrecer mensajes particulares, oportunos e individualizados, esta retroalimentación fomenta la autorregulación, refuerza el sentido de competencia y fortalece la autonomía. Comparado con métodos no adaptativos, permite a los estudiantes apreciar tangiblemente los avances logrados, formar un sentido de dominio y confianza en sus propias habilidades, al mismo tiempo que enfatiza que la necesidad ahora es urgente de equilibrar la automatización de la retroalimentación con un toque humano; no solo para evitar mensajes impersonales que matan la implicación emocional, sino también el sentido de estar en control.

En cuanto a la tercera pregunta, TI con flexibilidad algorítmica y aprendizaje personalizado promueve definitivamente un mayor compromiso académico que la instrucción

tradicional. Al regular dinámicamente la dificultad, hacer las lecciones más divertidas a través de la gamificación y humanizar el contenido de aprendizaje que te presenta, estos sistemas cultivan el compromiso cognitivo, emocional y conductual. Los estudiantes demuestran más persistencia y mayor disfrute de la vida en la escuela; en todos los sentidos están más involucrados emocionalmente en el proceso de enseñanza, lo que lleva a experiencias que, en general, tienen un mayor significado para todos. Por el contrario, los modelos tradicionales, que son lineales y uniformes para todos, tienden a fomentar la desmotivación y, en el mejor de los casos, espectadores pasivos.

En relación a la cuarta pregunta, los sistemas de instrucción adaptativos de TI y el aprendizaje personalizado mejoran claramente la felicidad académica o el bienestar subjetivo. Esto hace que la experiencia de aprendizaje sea emocionalmente satisfactoria, autónoma y acorde a las habilidades. TI reduce emociones negativas como la ansiedad o la frustración y promueve estados afectivos positivos conectados con el logro y la autoestima. Pero su efectividad requiere un equilibrio entre inteligencia artificial y mediación en la enseñanza, ya que una automatización excesiva puede restar sensación de control o incluso llevar a la desconfianza.

Para finalizar, dado que la literatura revisada respalda la producción de Tutoriales Reflexivos que personalizan el aspecto emocional del aprendizaje, así como su contenido, podemos ver cómo avanzan tanto las teorías profundas en psicología educativa como la inteligencia artificial. La implementación ética y pedagógicamente guiada de estas herramientas apoya el florecimiento de la vida humana; la educación en entornos digitales se convierte en un proceso más empático, inclusivo y

emocionalmente gratificante. Después de todo, ¿podemos sinceramente esperar que el desarrollo y uso de tecnología humana-inteligente se comprometa con nuestros futuros comunes?

Por lo tanto, volvemos a algo que el líder político Deng dijo una vez, que en el futuro del mundo educativo debería haber vecinos de aprendizaje humanizado servidos por ecologías inteligentes y reflexivas. La IA se convierte entonces en una institución de bienestar en sí misma, cadena de prácticas para que la tecnología educativa no solo ayude a uno a aprender mejor, sino también a vivir.

REFERENCIAS

- Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., y Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors: Lessons learned. *Journal of the Learning Sciences*, 4(2), 167–207. https://doi.org/10.1207/s15327809jls0402_2
- Artino, A. R., Jr. (2012). Academic self-efficacy: From educational theory to instructional practice. *Perspectives on Medical Education*, 1(2), 76–85. <https://doi.org/10.1007/s40037-012-0012-5>
- Ashwin, T. S., y colleagues. (2023). A systematic review of intelligent tutoring systems based on gradient boosted models: Potentials and limits. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 4, 100052. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100052>
- Bauer, E., et al. (2025). Effects of AI-generated adaptive feedback on statistical skills and interest in statistics: a field experiment in higher education. *British Journal of Educational Technology*. <https://doi.org/10.1111/bjet.13609>
- Behera, A., Matthew, P., Keidel, A., Vangorp, P., Fang, H., y Canning, S. (2020). Associating facial expressions and upper-body gestures with learning tasks for enhancing intelligent tutoring systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 30, 236–270. <https://doi.org/10.1007/s40593-019-00186-7>
- Bellhäuser, H., Dignath, C., y Theobald, M. (2023). Daily automated feedback enhances self-regulated learning: A longitudinal randomized field experiment. *Frontiers in Psychology*, 14, Article 1125873. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1125873>
- Cerezo, R., Esteban, M., Vallejo, G., Sánchez-Santillán, M., y Núñez, J. C. (2020). Differential efficacy of an intelligent tutoring system for university students: A case study with learning disabilities. *Sustainability*, 12(21), 9184. <https://doi.org/10.3390/su12219184>
- Chevalère, J., Yun, H., et al. (2023). A sequence of learning processes in an intelligent tutoring system from topic-related appraisals to learning gains. *Learning and Instruction*, 87, 101799. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2023.101799>
- Chou, P.-N., Chang, C.-C., y Lin, C.-H. (2020). Enhancing learning engagement through intelligent tutoring systems. *Computers & Education*, 160, 104020.
- D'Mello, S., Dieterle, E., y Duckworth, A. (2021). Advancing engagement research with intelligent learning environments. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 11(4), 1–25.
- D'Mello, S., y Graesser, A. (2012). AutoTutor and Affective AutoTutor: Learning by talking with cognitively and emotionally intelligent computers that talk back. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 2(4), Article 23. <https://doi.org/10.1145/2395123.2395128>
- Du Plooy, E., et al. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of impacts on performance, engagement and student experience. *Computers & Education Open*. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100156>
- Fernández-Herrero, J. (2024). Evaluating recent advances in affective intelligent tutoring systems: A scoping review of educational impacts and future prospects. *Education Sciences*, 14(8), 839. <https://doi.org/10.3390/educsci14080839>
- Fodouop Kouam, A. W. (2024). The effectiveness of intelligent tutoring systems in supporting students with varying levels of programming experience. *Discover Education*, 3, 278. <https://doi.org/10.1007/s44217-024-00385-3>

- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C., y Paris, A. H. (2004). School engagement: Potential of the concept, state of the evidence. *Review of Educational Research*, 74(1), 59–109.
<https://doi.org/10.3102/00346543074001059>
- Gašević, D., Dawson, S., y Siemens, G. (2019). Analytics of learning and engagement in intelligent systems. *Educational Technology Research and Development*, 67(4), 963–986.
- Guo, L., Wang, D., Gu, F., Li, Y., Wang, Y., y Zhou, R. (2021). Evolution and trends in intelligent tutoring systems research: A multidisciplinary and scientometric view. *Asia Pacific Education Review*, 22(3), 441–461.
<https://doi.org/10.1007/s12564-021-09697-7>
- Guo, Y., y Zhang, L. (2022). Affective computing and ITS: A review of affect detection methods and their implications for engagement. *Computers in Human Behavior Reports*, 6, 100170.
<https://doi.org/10.1016/j.chbr.2022.100170>
- Hattie, J., y Timperley, H. (2007). The power of feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81–112.
<https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Heffernan, N., y Heffernan, C. (2019). The ASSISTments Ecosystem: Building a platform that brings scientists and teachers together for minimally invasive research on human learning and teaching. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 29(4), 1–27.
- Holmes, W., Bialik, M., y Fadel, C. (2021). Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(3), 423–441.
- Ifenthaler, D., y Yau, J. Y.-K. (2020). Utilising learning analytics for study success: Reflections on current empirical findings. *Computers in Human Behavior*, 112, Article 106473.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106473>
- Koedinger, K. R., Booth, J., y Klahr, D. (2022). Instructional design principles for intelligent tutoring systems. *ACM Learning Analytics Review*, 4(1), 45–67.
- Kochmar, E., Do Vu, D., Belfer, R., Gupta, V., Serban, I. V., Pineau, J., y others. (2022). Automated data-driven generation of personalized pedagogical interventions in intelligent tutoring systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*.
<https://doi.org/10.1007/s40593-021-00267-x>
- Kulik, J. A., y Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review. *Review of Educational Research*, 86(1), 42–78.
<https://doi.org/10.3102/0034654315581420>
- Lin, C.-C., Huang, A. Y. Q., y Lu, O. H. T. (2023). Artificial intelligence in intelligent tutoring systems toward sustainable education: A systematic review. *Smart Learning Environments*, 10, 41.
<https://doi.org/10.1186/s40561-023-00260-y>
- Lin, H., Chen, Q., y Li, X. (2024). Artificial intelligence (AI)-integrated educational applications and college students' creativity and academic emotions: Students and teachers' perceptions and attitudes. *BMC Psychology*.
<https://doi.org/10.1186/s40359-024-01979-0>
- Liu, S., Guo, X., Hu, X., y Zhao, X. (2024). Advancing generative intelligent tutoring systems with GPT-4: Design, evaluation, and a modular framework for future learning platforms. *Electronics*, 13(24), 4876.
<https://doi.org/10.3390/electronics13244876>
- Liu, Y., et al. (2022). Adaptive affective feedback and learner motivation in intelligent systems. *Frontiers in Psychology*.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.858411>
- Lu, L., Zheng, Y., y Chen, X. (2023). Personalization and social connectedness in intelligent tutoring systems. *Computers in Human Behavior*, 142, 107798.
- Ma, W., Adesope, O. O., Nesbit, J. C., y 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>
- Maier, U. (2021). Self-referenced vs. reward-based feedback messages in online courses with formative mastery assessments: A randomized controlled trial. *Computers & Education*, 174, 104306.

- <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104306>
- Maier, U., y Klotz, C. (2022). Personalized feedback in digital learning environments: Classification framework and literature review. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 3, Article 100080. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100080>
- Makransky, G., y Mayer, R. E. (2021). Cognitive and motivational effects of adaptive e-learning environments. *Journal of Educational Psychology*, 113(7), 1303–1319.
- Mejeh, M., et al. (2024). Effects of adaptive feedback through a digital tool: A mixed-methods study on self-regulated learning. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12510-8>
- Nye, B. D. (2023). Adaptive algorithms and student engagement in intelligent tutoring systems. *ACM Transactions on Computing Education*, 23(2), 1–23.
- Nye, B. D., Graesser, A. C., y Hu, X. (2014). AutoTutor and family: A review of 17 years of natural language tutoring. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 24(4), 427–469. <https://doi.org/10.1007/s40593-014-0029-5>
- Panigrahi, R., Srivastava, P. R., y Sharma, D. (2021). Online learning: Adoption, continuance, and satisfaction. *Computers in Human Behavior*, 122, 106950.
- Pekrun, R., Goetz, T., Titz, W., y Perry, R. P. (2002). Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: A program of qualitative and quantitative research. *Educational Psychologist*, 37(2), 91–105. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3702_4
- Rodríguez, A., Morales, E., y González, M. (2023). Intelligent tutoring systems and their impact on academic engagement: A meta-analytic review. *Computers in Human Behavior*, 141, 107829.
- Shute, V. J. (2008). Focus on formative feedback. *Review of Educational Research*, 78(1), 153–189. <https://doi.org/10.3102/0034654307313795>
- Steenbergen-Hu, S., y 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>
- 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>
- Viberg, O., Khalil, M., y Baars, M. (2022). The role of adaptive feedback in promoting self-regulated learning. *Educational Technology Research and Development*, 70(5), 2331–2352. <https://doi.org/10.1007/s11423-021-10064-3>
- Wang, H., Tlili, A., Huang, R., Cai, Y., et al. (2023). Examining the applications of intelligent tutoring systems in real educational contexts: A systematic literature review from the social experiment perspective. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11555-x>
- Wang, M., y Lee, K. (2021). Exploring log-data metrics in ITS for unobtrusive measurement of engagement. *Journal of Learning Analytics*, 8(3), 56–78. <https://doi.org/10.18608/jla.2021.2021>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., y Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education — Where are the educators? *Educational Technology Research and Development*, 67(3), 489–520. <https://doi.org/10.1007/s11423-019-09702-2>