

Nivelación inteligente: estrategia de aprendizaje adaptativo con IA en educación superior

Smart leveling: an AI-driven adaptive learning strategy in higher education



-  Patricia Aldape-Valdes - *Tecnológico de Monterrey, ITESM (México)*
-  Elvira G. Rincon-Flores - *Tecnológico de Monterrey, ITESM (México)*
-  Leticia Castano - *Tecnológico de Monterrey, ITESM (México)*
-  Sadie Guerrero - *Tecnológico de Monterrey, ITESM (México)*

RESUMEN

La nivelación académica es uno de los principales retos de la educación superior, particularmente en las disciplinas STEM, un desafío que se ha intensificado tras el confinamiento académico y ante el cual los cursos remediales tradicionales no han mostrado los resultados esperados. Este estudio evaluó el impacto de una estrategia de aprendizaje adaptativo (EAA) orientada a reforzar conocimientos previos en 1,309 estudiantes de primer año inscritos en las unidades formativas de Pensamiento Computacional, Modelación Matemática Fundamental, Razonamiento Matemático y Pensamiento Matemático de una universidad privada en México. A diferencia de los enfoques remediales convencionales, la EAA ofrece una experiencia de aprendizaje flexible y centrada en el estudiante mediante breves módulos adaptativos integrados en los cursos regulares. Estos módulos, respaldados por una plataforma de inteligencia artificial, generan rutas personalizadas de aprendizaje, adaptan contenidos, producen analíticas y facilitan la toma de decisiones docentes basadas en datos. La investigación adoptó un enfoque mixto (CUAN > CUAL) y un diseño cuasiexperimental con muestras emparejadas para asegurar la comparabilidad entre grupos. Los resultados mostraron diferencias estadísticamente significativas en el desempeño académico a favor de los grupos experimentales respecto a los grupos control. Además, estudiantes y profesores evaluaron positivamente la EAA en términos de utilidad y experiencia de aprendizaje. Los hallazgos sugieren que una estrategia adaptativa, integral y mediada por tecnología constituye una alternativa eficaz para abordar la nivelación académica en cursos universitarios iniciales, ofreciendo ventajas sustanciales sobre los métodos remediales tradicionales.

Palabras clave: aprendizaje adaptativo; inteligencia artificial; nivelación; educación superior.

ABSTRACT

Academic leveling is one of the main challenges in higher education, particularly in STEM disciplines—a challenge that has intensified following academic lockdowns and for which traditional remedial courses have not yielded the expected results. This study evaluated the impact of an adaptive learning strategy (ALS) designed to reinforce prior knowledge in 1,309 first-year students enrolled in the courses of Computational Thinking, Fundamental Mathematical Modeling, Mathematical Reasoning, and Mathematical Thinking at a private university in Mexico. Unlike conventional remedial approaches, the ALS offers a flexible, student-centered learning experience through brief adaptive modules integrated into regular courses. These modules, supported by an artificial intelligence platform, generate personalized learning pathways, adapt content, produce analytics, and facilitate data-driven instructional decision-making. The research adopted a mixed-methods approach (QUAN > QUAL) and a quasi-experimental design with matched samples to ensure group comparability. Results revealed statistically significant differences in academic performance in favor of the experimental groups compared to the control groups. Additionally, both students and instructors evaluated the ALS positively in terms of usefulness and learning experience. Findings suggest that an adaptive, integrated, and technology-mediated strategy is a promising alternative to address academic leveling in introductory university courses, offering substantial advantages over traditional remedial methods.

Keywords: adaptive learning; artificial intelligence; academic leveling; higher education.

INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el Aprendizaje Adaptativo (AA) ha emergido como una estrategia educativa innovadora orientada a personalizar el proceso de enseñanza-aprendizaje, respondiendo a las necesidades, ritmos y estilos de cada estudiante (Ochukut et al., 2023). Su desarrollo ha estado estrechamente vinculado a los avances en tecnología educativa, analítica de datos y al desarrollo de la Inteligencia Artificial (IA), lo que ha permitido diseñar experiencias de aprendizaje más dinámicas y personalizadas. Estas innovaciones ofrecen la posibilidad de afrontar uno de los grandes desafíos de la educación contemporánea: transformar las prácticas de enseñanza y aprendizaje para acelerar el progreso educativo (UNESCO, 2019).

En este contexto, el AA se presenta como una alternativa sólida y prometedora para abordar uno de los retos más persistentes en la educación superior: la nivelación académica (Dagunduro et al., 2024; du Plooy et al., 2024; Shi y Liu, 2025). Al ingresar a la universidad, un número considerable de estudiantes presentan deficiencias en conocimientos fundamentales particularmente en disciplinas STEM (Ciencia, Tecnología, Ingeniería y Matemáticas), donde los vacíos en conceptos clave, el razonamiento lógico o las habilidades cuantitativas suelen limitar su desempeño académico (Ross et al., 2022). Los enfoques tradicionales de nivelación, basados en cursos remediales estandarizados, han mostrado limitaciones al no considerar las particularidades de cada estudiante. Por ello, se requiere una estrategia educativa diferente, que se enfoque en los requerimientos individuales y en el desempeño real de cada alumno. Antes de abordar la Estrategia de Aprendizaje Adaptativo (EAA) propuesta en este estudio, se expondrán algunos fundamentos teóricos que la sustentan.

Nivelación, una problemática persistente

La falta de conocimientos previos en los cursos iniciales de las carreras profesionales se ha agudizado tras el confinamiento causado por la pandemia de Covid-19. Las teorías clásicas del aprendizaje destacan la relevancia del conocimiento previo para facilitar la comprensión de nuevos conceptos. Wood et al. (1976) planteó que los estudiantes requieren un apoyo estructurado para construir sobre sus conocimientos existentes; sin embargo, cuando este conocimiento previo es insuficiente, el proceso de andamiaje se vuelve más intensivo y complejo.

El aprendizaje ocurre de manera más efectiva cuando se trabaja ligeramente por encima del nivel actual del estudiante, siempre que exista algún conocimiento previo que sirva como base (Vygotsky, 1978). En ausencia de este conocimiento, se requiere un enfoque remedial para facilitar el aprendizaje. Más adelante, Sweller (1988) indicó que la falta de conocimientos previos incrementa la carga cognitiva, lo cual dificulta el proceso de aprendizaje. Este planteamiento coincide con la teoría de

Vygotsky en cuanto a la necesidad de aplicar estrategias de nivelación para apoyar al estudiante.

En el metaanálisis realizado por Hattie (2008), que recopila más de 800 estudios sobre los factores que influyen en el aprendizaje de los estudiantes, se destaca que el conocimiento previo es fundamental, ya que proporciona la base sobre la cual se construyen nuevos aprendizajes. Los estudiantes con conocimientos previos relevantes tienden a comprender de manera más profunda y efectiva los nuevos conceptos. De hecho, Hattie (2017) encontró que la habilidad previa tiene un tamaño de efecto de 0.94 en el rendimiento académico, lo cual es considerado altamente significativo.

Diversas investigaciones han demostrado que los estudiantes de ingeniería con deficiencias en álgebra o cálculo presentan tasas más altas de abandono (Klingbeil et al., 2007; McKenna et al., 2000). Sweller et al. (1998), a través de la teoría de la carga cognitiva en ingeniería, señalaron que la falta de conocimientos previos sobrecarga a los estudiantes al enfrentar temas complejos como diseño o programación. Por lo tanto, la nivelación en estudios universitarios requiere la implementación de estrategias como cursos puente, programas de refuerzo, tutorías, cursos introductorios y enfoques pedagógicos diseñados para asegurar que los estudiantes dominen los prerrequisitos necesarios antes de avanzar en su formación (Felder y Brent, 2005; Seymour y Hewitt, 1997).

Algunas universidades han adoptado múltiples estrategias para apoyar la nivelación académica de los estudiantes de nuevo ingreso. Por ejemplo, la Universidad de California State cuenta con un programa de STEM *peer mentoring* en el que estudiantes de semestres avanzados orientan a los de primer ingreso, brindándoles información sobre las carreras y compartiendo su experiencia personal. Contar con un par que ofrezca guía y apoyo durante los primeros semestres ha demostrado ser una estrategia efectiva para mejorar las tasas de retención y facilitar una integración más rápida y positiva a la vida universitaria (Taha et al., 2015; Rockinson-Szapkiw et al., 2021).

Otras universidades, como Massachusetts Institute of Technology (MIT) y su programa MIT Introduction to Technology, Engineering and Science (MITES) o la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) y su programa inspiración para mujeres STEM, entre muchos otros, han implementado programas específicos para fortalecer las carreras STEM. Estos programas no solo ofrecen asesorías académicas para nivelar a los estudiantes, sino que también brindan acompañamiento emocional a quienes inician su formación universitaria, con el objetivo de fortalecer sus conocimientos y prepararlos para enfrentar los desafíos propios de estas disciplinas.

Además de los factores estructurales que explican la falta de conocimientos previos en ciertas áreas, la pandemia por COVID-19 exacerbó significativamente esta problemática (Filatova et al., 2023; López del Puerto et al., 2021). Como respuesta, diversas instituciones desarrollaron programas remotos durante y después de la

pandemia, enfocados especialmente en apoyar la nivelación académica, con énfasis en los cursos STEM (Lasater et al., 2021; Schaal et al., 2021).

Sin embargo, algunas de las estrategias tradicionales utilizadas para la nivelación, como los cursos propedéuticos previos al inicio formal de las materias del programa, requieren ser repensadas. En el estudio realizado por González-Beltrán et al. (2018), se aplicaron técnicas de minería de datos para analizar si estos cursos de nivelación inciden de manera significativa en el desempeño o la aprobación de los estudiantes en las asignaturas de Cálculo. No obstante, los resultados no mostraron evidencia que respaldara dicha relación.

Si bien los cursos de nivelación previos al ingreso universitario han sido una de las estrategias más comunes implementadas por las universidades, no siempre resultan ser los más efectivos. Una de las principales razones es que estos cursos suelen abordar de manera general todos los contenidos del nivel educativo anterior, sin considerar que no todos los estudiantes presentan los mismos vacíos de conocimiento. Esto puede generar desmotivación y una percepción negativa sobre la utilidad de los contenidos. En este contexto, y gracias a los avances tecnológicos, el AA se presenta como una alternativa prometedora para la nivelación académica, ya que permite personalizar el proceso de aprendizaje, enfocándose únicamente en los temas que cada estudiante realmente necesita reforzar (du Plooy et al., 2024; Taylor et al., 2021).

Más allá de la enseñanza tradicional: aprendizaje adaptativo para recuperar y potenciar saberes.

El AA ha sido implementado desde hace algunos años, se sitúa bajo el paraguas del Aprendizaje personalizado, según Jing et al. (2023) el AA es un enfoque orientado a la personalización del aprendizaje y materializa el principio de una educación centrada en el alumno. En esta misma línea, Hernandez et al. (2022) definen el Aprendizaje Personalizado como un enfoque educativo que ajusta la experiencia de aprendizaje de cada estudiante en función de sus necesidades, fortalezas, capacidades e intereses individuales, brindando flexibilidad respecto a qué, cuándo, cómo y dónde aprender a lo largo de su plan de estudios y diversas experiencias formativas. De ese modo, diferentes estrategias y tecnologías pueden proporcionar distintos grados de autonomía y opciones, permitiendo que los estudiantes asuman un rol activo y protagonista de su propio aprendizaje dentro de estos entornos.

Para lograr la personalización en la educación se puede trabajar con diversas técnicas y metodologías con el apoyo de la tecnología; cuanto mayor sea el uso de herramientas tecnológicas, más precisa será dicha personalización. El Aprendizaje Adaptativo es una estrategia educativa que utiliza tecnología basada en la analítica de datos para adaptar la educación y crear un itinerario de aprendizaje personalizado cuyos contenidos han sido previamente diseñados por el profesor para ser eficaces y eficientes para cada alumno en función de su nivel de rendimiento,

perfil y necesidades de aprendizaje, permitiendo al docente identificar vacíos en la comprensión de contenidos para establecer acciones de mejora y ajustar su práctica educativa, optimizando el rendimiento de los alumnos (Rincon-Flores et al., 2024). De esta manera, el papel del profesor pasa de proveedor de contenidos a facilitador del aprendizaje. Sin embargo, para lograr estas eficiencias, los docentes deberán utilizar los sistemas tecnológicos de manera adecuada y eficiente (Cavanagh et al., 2020).

En una encuesta sobre informática y tecnología de la información en la educación superior, Simon y Zeng (2024) comentan que la mayoría de los líderes universitarios y docentes muestran una actitud positiva hacia el Aprendizaje Adaptativo (AA) y lo consideran una estrategia con alto potencial para mejorar el éxito estudiantil. Complementariamente, Rincon-Flores et al. (2023) demostraron que el AA asistido por tecnología constituye una herramienta eficaz para optimizar el aprendizaje. De forma similar, Sariyalçinkaya et al. (2021) señalan que el AA permite definir la trayectoria de enseñanza de cada alumno en función de su estilo de aprendizaje, a partir de la evaluación de sus conocimientos previos.

En el ámbito de los sistemas tecnológicos, es fundamental comprender la relevancia de los datos y su procesamiento. Long y Siemens (2011) señalan que, ante el fuerte impulso por incrementar la eficiencia y reformar la educación superior, ha resultado natural orientar el aprendizaje hacia nuevos formatos digitales. Esto ha derivado en una explosión de datos educativos recopilados, que incluyen flujos de actividad, interacciones de los estudiantes con sus pares y mentores, registros administrativos y otros valiosos rastros de información. La posibilidad de recopilar este volumen masivo de datos, analizarlos en tiempo real y aplicar técnicas de aprendizaje automático para identificar patrones se debe, en gran medida, al soporte que ofrece la inteligencia artificial (Miao et al., 2021). Estos elementos se encuentran hoy integrados en plataformas de aprendizaje adaptativo que incorporan IA como núcleo de su funcionamiento.

Así mismo, Fernández-Morante et al. (2022) destacan que la analítica del aprendizaje posee un enorme potencial para optimizar los procesos educativos; no obstante, para que dicho potencial se traduzca en resultados significativos, es imprescindible trasladar el enfoque de la tecnología en sí misma hacia un diseño instruccional centrado en el aprendizaje. En esta misma línea, Kara y Sevim (2013) coinciden en que las plataformas adaptativas emplean algoritmos, evaluaciones, retroalimentación, ajustes, intervención del instructor y diferentes medios para ofrecer nuevos materiales de aprendizaje a los estudiantes que han alcanzado el nivel esperado, o bien proporcionar actividades de refuerzo a los que aún no lo han logrado.

Una de las principales ventajas de las plataformas adaptativas radica en su capacidad para generar analíticas de aprendizaje y monitorear el progreso de los estudiantes tanto a nivel individual como grupal. Estas herramientas recaban datos en tiempo real sobre desempeño, los hábitos de estudio y las áreas de oportunidad,

lo que posibilita una toma de decisiones pedagógicas más oportuna y eficaz, tanto durante como después de la implementación. El uso estratégico de plataformas adaptativas con integración de IA no solo optimiza la intervención docente, sino que también fortalece la personalización y promueve la equidad en cursos STEM, caracterizados por una alta heterogeneidad académica (Koester et al., 2016; Li et al., 2023). Estas tecnologías facilitan rutas de aprendizaje diferenciadas y ajustadas a las necesidades específicas de cada estudiante, incrementando así las posibilidades de éxito académico.

En este sentido, Moskal et al. (2017) destacan que las plataformas adaptativas emplean un enfoque instruccional basado en datos y, en ciertos casos, no lineal, lo que favorece la nivelación académica y la adaptación continua del contenido. Esta perspectiva sitúa a las plataformas adaptativas como un recurso pedagógico de alto valor para enfrentar los retos de la enseñanza en entornos educativos complejos y diversos.

En relación con el diseño instruccional, el AA puede complementarse con otras metodologías como el Aprendizaje Autorregulado y el Microaprendizaje (Rincon-Flores et al., 2024). El primero requiere que el estudiante utilice estrategias de autorregulación, responda a la retroalimentación y mantenga procesos motivacionales interdependientes (Zimmerman, 1990), mientras que el segundo se caracteriza por ofrecer contenidos breves y enfocados, facilitando la asimilación de conceptos clave (Allela et al., 2020). Una EAA efectiva integra un diseño de contenidos estructurado, estrategias didácticas pertinentes, un modelo de implementación coherente y tecnologías que potencien la personalización (Rincon-Flores et al., 2024; Simon y Zeng, 2024; Shi y Liu, 2025).

Un ejemplo exitoso de la aplicación de una EAA en cursos STEM se observa en la Universidad Central de Florida (UCF), que rediseñó sus cursos de Física incorporando tecnología adecuada para atender a 4 500 estudiantes, logrando mejoras en el éxito estudiantil, incrementos en los resultados de aprendizaje y un mayor compromiso con el contenido (Dubey et al., 2023). De igual forma, en la India, el estado de Haryana, consciente del impacto positivo del AA, se convirtió en el primero en implementarlo a gran escala, seleccionando a un socio de tecnología educativa para proporcionar software y contenidos pertinentes a 500 000 tabletas distribuidas entre el alumnado de escuelas públicas en todo el país (Press Trust of India, 2022).

Por otra parte, los resultados del AA no siempre son exitosos o concluyentes. Un ejemplo es el estudio de Wang et al. (2023), donde, aunque los estudiantes del grupo experimental (aprendizaje adaptativo) mejoraron significativamente entre la preprueba y la postprueba, el grupo de control (enseñanza guiada por el profesor) no mostró diferencias significativas. Hallazgos similares fueron reportados por Eau et al. (2022), quienes encontraron beneficios únicamente en algunos estudiantes, particularmente en aquellos con alto desempeño. En la misma línea, Olmos-López et al. (2023) evaluaron un enfoque en el que los docentes personalizaban la enseñanza

a partir de un algoritmo predictivo sobre el rendimiento estudiantil; sin embargo, las predicciones resultaron útiles principalmente para estimar el desempeño grupal, por lo que la enseñanza no se personalizó a nivel individual, sino que se adaptó a las necesidades del grupo.

Modelo de nivelación inteligente: aprendizaje adaptativo con IA en programas STEM.

La EAA presentada en este estudio integra módulos adaptativos de nivelación dentro de cursos del primer año en programas STEM, abordando conocimientos básicos que los estudiantes deberían dominar al egresar del bachillerato. Cada módulo inicia con un examen diagnóstico obligatorio que define una ruta personalizada, permitiendo cursar solo los contenidos necesarios. Se desarrolla en las primeras semanas, pero permanece disponible para consulta durante todo el curso. La participación no es opcional y representa el 5 % de la calificación final, incentivando su aprovechamiento y asegurando que todos los estudiantes alcancen el nivel requerido.

La EAA contempla cuatro componentes clave para asegurar su efectividad pedagógica y tecnológica como son el diseño de contenidos, el modelo didáctico, el rol del profesor y la plataforma tecnológica.

Diseño de contenidos

El diseño de contenidos se basa en el microaprendizaje, dividiendo el contenido en pequeñas lecciones con objetivos específicos. Cada lección incluye contextualización, material de reconocimiento, ejemplos, ejercicios y un examen rápido final. Los recursos de reconocimiento son uno base y dos de reforzamiento opcionales. Los contenidos se presentan en diversos formatos como videos, infografías, lecturas y animaciones. El examen rápido tiene reactivos de diferente dificultad según el nivel del estudiante.

Modelo didáctico

Basado en principios de aprendizaje autorregulado y autoestudio, permite a los estudiantes controlar su aprendizaje y adaptarlo a sus necesidades. La estructura pedagógica está diseñada para el aprendizaje autónomo, gestionando tiempo, ritmo y necesidades. El estudiante empieza con un examen diagnóstico inicial; según los resultados, reflexiona y sigue una ruta personalizada que le sugiere lecciones a reforzar. Cada lección incluye contexto, videos, explicaciones, ejemplos, ejercicios y un examen rápido. Al finalizar todas las lecciones, se presenta un examen diagnóstico final y se registra la calificación obtenida.

Rol del profesor

Aunque el modelo de autoestudio promueve la autonomía, el rol del profesor es clave para el éxito. El profesor motiva al grupo, orienta sobre el módulo adaptativo y asegura que los exámenes diagnósticos se realicen en clase. Revisa la analítica de resultados generada con IA en la plataforma tecnológica para identificar y seguir necesidades específicas. El profesor es un acompañante estratégico en el proceso de nivelación.

Plataforma tecnológica

Para implementar la EAA fue necesario seleccionar una plataforma que permitiera a los docentes crear contenidos, integrar diversos materiales, y utilizar IA para análisis, seguimiento y generación de rutas personalizadas. Tras evaluar distintas opciones, se eligió **RealizeIT** por su integración con el LMS, variedad de formatos de contenido, analíticas detalladas, interfaz amigable y su motor de inteligencia adaptativa (*Adaptive Intelligence Engine*). Este motor emplea modelos matemáticos, estadísticos y algoritmos para registrar y analizar el progreso, fortalezas, debilidades y preferencias de cada estudiante (Howlin y Lynch, 2014), detectando patrones de aprendizaje y ofreciendo rutas personalizadas y adaptables en función de la interacción de cada estudiante con los contenidos, así como recomendaciones de recursos y prácticas para favorecer el dominio de conceptos.

METODOLOGÍA

El estudio adoptó un enfoque mixto, **CUAN > CUAL** (Creswell, 2015), donde los datos cualitativos complementaron los cuantitativos. Se aplicó un diseño cuasiexperimental, con grupos control y experimental en cuatro cursos de primer año: Pensamiento Computacional y Modelación Matemática Fundamental de la Escuela de Ingeniería y Ciencias (EIC), Razonamiento Matemático de la Escuela de Negocios (EN) y Pensamiento Matemático de la Escuela de Ciencias Sociales y Gobierno (ESCG). La investigación se desarrolló entre agosto y diciembre de 2024 en una universidad privada de modelo multicampus en México, con estudiantes de nivel socioeconómico medio y alto.

Objetivo de la investigación

Evaluar el impacto de la Estrategia Educativa de Aprendizaje Adaptativo (EAA), implementada a través de la plataforma tecnológica, en la **nivelación de conocimientos** previos de los estudiantes en las unidades formativas Pensamiento Matemático (MTC), Razonamiento Matemático (MRC), Modelación Matemática

(MMC) y Pensamiento Computacional (CTC). Asimismo, analizar la **experiencia de aprendizaje** de docentes y alumnos.

Muestra

El proceso de muestreo fue no probabilístico. La muestra total estuvo conformada por 1 309 estudiantes de las Escuelas: EIC, EN y ECSG. Las muestras por curso fueron emparejadas. Para ello, mediante el software SPSS (versión 29) se seleccionaron los participantes de los grupos experimental y de control con características equivalentes. Las variables consideradas para el emparejamiento fueron: calificación final de preparatoria (bachillerato), género, tipo de escuela de procedencia (pública o privada) y calificación obtenida en el pre-test. Como resultado, la muestra emparejada estuvo conformada por 734 estudiantes: 120 del curso *Pensamiento Matemático*, 50 de *Razonamiento Matemático*, 410 de *Modelación Matemática* y 154 de *Pensamiento Computacional*. En la Figura 1 se muestran algunas características sociodemográficas de la muestra total.

Figura 1

Resultados sociodemográficos en relación con el género y estatus de beca



Además, se encontró que el 88 % de los estudiantes provenían de escuelas privadas mientras que el 12 % de escuelas públicas. En cuanto al profesorado, participaron 40 docentes en total en ambos tratamientos; sin embargo, únicamente 11 respondieron la encuesta final. La edad promedio fue de 40 años y la experiencia docente media de 10 años.

Instrumentos

Se aplicó un pre y post-test de conocimientos previos en cada curso, estos instrumentos fueron desarrollados por los equipos de profesores encargados de elaborar los contenidos de los módulos de nivelación, luego fueron validados a través

de un pilotaje para asegurar que las pruebas contaran con los valores apropiados de los índices de dificultad, de discriminación y el alfa de Cronbach (ver Tabla 1).

Tabla 1
Resultados psicométricos de los instrumentos

Curso	Número de estudiantes	Índice de dificultad	Índice de discriminación	Alpha de Cronbach
Pensamiento Computacional	28	0.71	0.42	0.8
Razonamiento Matemático	36	0.61	0.48	0.86
Pensamiento Matemático	41	0.71	0.29	0.78
Modelación Matemática	34	0.57	0.33	0.74

Cada instrumento fue piloteado con el doble de reactivos previstos; tras el análisis, se seleccionaron los 16 con mejores resultados psicométricos, de modo que cada instrumento quedó conformado por 16 reactivos.

Al finalizar cada curso se aplicó una encuesta a estudiantes y profesores de los grupos control y experimental. El objetivo de este cuestionario fue recabar información sobre la experiencia de aprendizaje en relación con la EAA para la nivelación. Las dimensiones de este instrumento son: *Ruta de aprendizaje, Proceso de aprendizaje, Proceso de enseñanza, Contenido, Engagement, Usabilidad, Experiencia de usuario y Satisfacción*. El instrumento empleó una escala tipo Likert de intervalo continuo con rango de 0 a 100 puntos, diseñada para captar matices en la intensidad de la respuesta.

Proceso estadístico

Para analizar los resultados del pre y post-test se realizaron pruebas ANOVA, previa verificación de los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianzas. Asimismo, se aplicó un análisis de Diferencia en Diferencias (DiD) para estimar el efecto real entre los tratamientos. En cuanto a la encuesta, dado que se utilizó una escala tipo Likert continua, se emplearon pruebas de ji cuadrada para identificar diferencias entre los docentes de los grupos experimentales. También, se efectuó un análisis del *uso de datos* proporcionado por la plataforma adaptativa. Por último, las preguntas abiertas incluidas en los cuestionarios fueron analizadas mediante categorización temática, con el fin de complementar y enriquecer los resultados cuantitativos.

Aspectos Éticos

El estudio se llevó a cabo de acuerdo con los principios éticos establecidos en la Declaración de Helsinki. Todos los estudiantes, profesores y autoridades académicas fueron informados sobre los objetivos y procedimientos del estudio. Se notificó expresamente a los participantes que toda la información recopilada sería tratada conforme a estrictos estándares de confidencialidad, garantizando el anonimato absoluto. Asimismo, todos los participantes otorgaron su consentimiento informado antes de iniciar su participación.

RESULTADOS

En la Tabla 2 se presentan los resultados del análisis comparativo entre los grupos control y experimental (adaptativo) en el post-test de conocimientos previos para cada curso. Se verificó el cumplimiento de los supuestos de normalidad (prueba de Shapiro–Wilk) e igualdad de varianzas (prueba de Levene). Dado que en el pre-test no se identificaron diferencias estadísticamente significativas entre los tratamientos, se optó por realizar un ANOVA de un factor sin covariables, prescindiendo del uso de ANCOVA.

Tabla 2

Prueba de diferencia de medias con muestras emparejadas

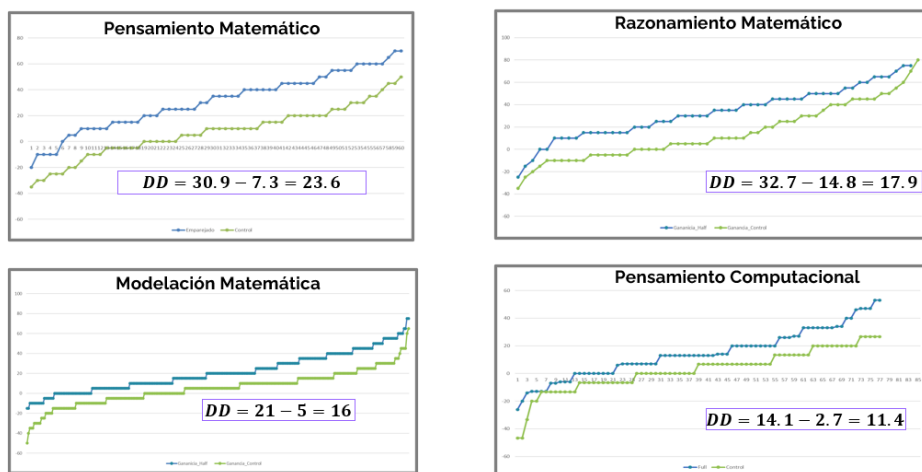
Curso	Tratamiento	n	Media (DE)	gl	F	p	η^2	Intervalo
Pensamiento Computacional	Adaptativo	74	84.7 (13.3)	146	32	.001	0.18	(.08, .29)
	Control	74	70.8 (16.2)					
Razonamiento Matemático	Adaptativo	25	72 (19.3)	48	7.9	.007	0.14	(.01, .32)
	Control	25	56.4 (19.4)					
Pensamiento Matemático	Adaptativo	44	68.3(24.1)	86	26	.001	0.23	(.09, .37)
	Control	44	45.3(17.6)					
Modelación Matemática	Adaptativo	196	73.8 (19.4)	394	45	.001	0.1	(.05, .16)
	Control	196	59.9 (21.7)					

Nota: DE = desviación estándar.

Los resultados evidenciaron diferencias estadísticamente significativas entre los grupos control y experimental, con un desempeño superior en los grupos experimentales ($\beta = 17.2$, IC95 % [11.4, 23.6], $p < .001$). La Figura 2 muestra las ganancias de aprendizaje estimadas mediante el modelo de Diferencia en Diferencias (DiD), donde la línea azul representa el desempeño de los grupos experimentales y la línea verde corresponde a los grupos control. La intervención adaptativa

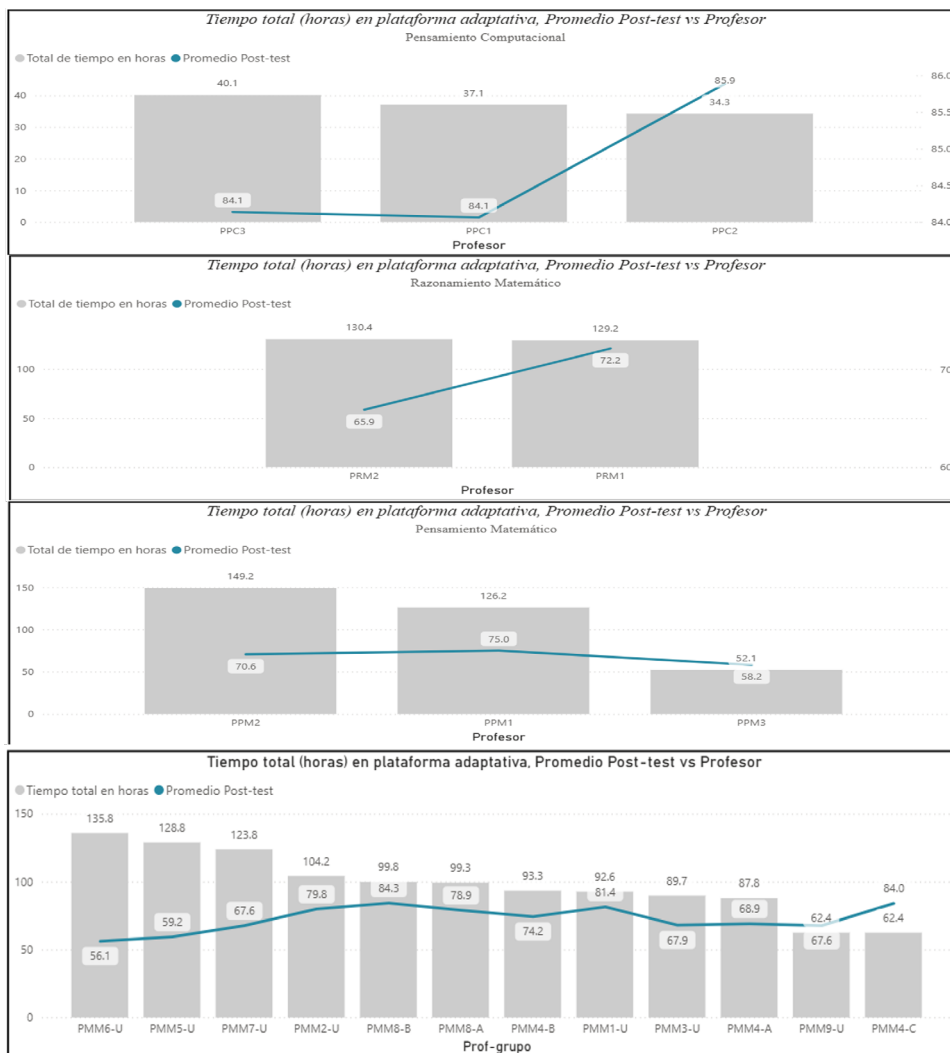
produjo incrementos netos (DiD) de 11.4, 17.9, 23.6 y 16.0 puntos en Pensamiento Computacional, Razonamiento Matemático, Pensamiento Matemático y Modelación Matemática, respectivamente. El promedio ponderado de la ganancia adicional fue de ≈ 16.2 puntos frente al control. Este patrón es consistente con un efecto atribuible a la intervención.

Figura 2
Resultados de la prueba DiD



En el análisis descriptivo de uso de datos no se identificó una relación clara entre el tiempo total de uso por grupo (en horas) y la calificación promedio obtenida en el post-test. Esto sugiere que la plataforma se adapta a las necesidades individuales de cada estudiante: mientras algunos requieren más tiempo para alcanzar el aprendizaje esperado, otros lo logran en menos tiempo. Por ejemplo, los estudiantes de *Razonamiento Matemático* y *Pensamiento Computacional* registraron menos horas de uso y obtuvieron calificaciones más altas, mientras que en *Modelación Matemática* y *Pensamiento Matemático* quienes dedicaron más tiempo lograron un mejor desempeño (ver Figura 3).

Figura 3
Uso de datos en la plataforma adaptativa



Para evaluar la EAA, se envió una encuesta a los estudiantes por correo electrónico. La participación fue voluntaria y, aunque los profesores realizaron esfuerzos para motivarlos, la tasa de respuesta obtenida fue menor a la esperada. Los resultados se presentan en la Tabla 3, en la encuesta se establecieron siete dimensiones relacionadas a la EAA, es decir, a todo el proceso involucrado, desde el contenido hasta la experiencia de usuario. La escala utilizada fue de tipo Likert

continua, la interpretación de los puntajes se estableció en cinco categorías: 0-19: totalmente en desacuerdo; 20-39: en desacuerdo; 40-59: neutral; 60-79: de acuerdo; y 80-100: totalmente de acuerdo. Esta codificación permitió un análisis más fino de la variabilidad en las percepciones de los participantes.

Tabla 3

Evaluación de la estrategia de aprendizaje adaptativo por parte de los estudiantes

Dimensiones	Pensamiento Computacional	Razonamiento Matemático	Pensamiento Matemático	Modelación Matemática
	n = 7 Media (DE)	n = 22 Media (DE)	n = 41 Media (DE)	n = 193 Media (DE)
Ruta de aprendizaje	75 (22)	78.9 (16.9)	76.6 (18.7)	75.9 (22.9)
Proceso de aprendizaje	73 (24)	78.2 (21.6)	75.2 (25.2)	73.5 (27)
Proceso de enseñanza	71 (26.6)	81.7 (19.7)	85.6 (19)	75.8 (27.4)
Contenido	75 (22)	81.2 (17.1)	76.8 (25)	78.7 (24.2)
Engagement	76 (23)	79.9 (19.3)	78.6 (23.9)	78 (24.5)
Usabilidad	81 (20)	85.8 (16.3)	83 (19.4)	82.9 (22.4)
Experiencia de usuario	77 (23)	83.3 (16.7)	78.2 (25.5)	79 (26)
Satisfacción general con la plataforma	77.6 (24.1)	80 (18.2)	77.9 (23.9)	78 (25.3)

Nota: DE = desviación estándar.

De acuerdo con la escala establecida, los resultados se ubicaron por encima del nivel “De acuerdo”. No se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre los cursos, lo que indica que las evaluaciones fueron consistentes entre los estudiantes de las distintas asignaturas. Un hallazgo adicional, derivado de una pregunta de la encuesta sobre el uso de recursos externos a la plataforma adaptativa, fue que el 57 % de los estudiantes reportó no haber utilizado materiales adicionales para recuperar conocimientos previos.

Los comentarios más frecuentes se categorizaron en las siguientes fortalezas y áreas de oportunidad:

- Los estudiantes valoran la posibilidad de acceder a la plataforma en cualquier momento y avanzar a su propio ritmo.
- Destacan que los ejercicios están bien organizados, comenzando desde lo básico hacia lo avanzado.
- Los videos son señalados como una herramienta efectiva y fácil de entender.
- La plataforma es vista como práctica y comprensible, con buen material para repasar y reforzar conocimientos.

- Permite recordar y repasar temas olvidados de manera eficiente.
- Se valora el uso de videos, pero sugieren que sean más interactivos y con explicaciones paso a paso.
- Proponen una mejor explicación de los errores en los ejercicios para comprender cómo corregirlos.

Por otro lado, con respecto a los profesores, se obtuvieron las evaluaciones mostradas en la Tabla 4, la encuesta fue respondida solamente por 11 profesores ya que tampoco fue obligatoria.

Tabla 4

Evaluación de la Estrategia de Aprendizaje Adaptativo por parte del profesorado

Dimensiones	Evaluación
Usabilidad	90.9
Uso de analíticas	93.8
Enseñanza	95.3
Experiencia de usuario	95.8
Pre-lectura	91.6
Nivelación	90.6
Satisfacción en general	95.9

Como se observa en la Tabla 4, los profesores evaluaron positivamente a la Estrategia de Aprendizaje Adaptativo, destacándose las dimensiones Enseñanza y Experiencia de usuario. Los comentarios más frecuentes fueron los siguientes:

- Mejora el proceso de enseñanza-aprendizaje de manera innovadora.
- Fomenta mayor compromiso y participación de los estudiantes.
- Facilita el estudio previo a clase y la nivelación de conocimientos básicos, lo que implica un ahorro de tiempo en las clases.
- Permite a los estudiantes aprender desde casa.
- Ofrece análisis de datos para tomar decisiones sobre apoyo a estudiantes con menor desempeño y reconocimiento a los de mejor rendimiento.
- Incrementa la seguridad y confianza de los estudiantes al corroborar respuestas y obtener conocimientos sólidos.

DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio muestran diferencias significativas en el desempeño académico en favor de los grupos experimentales que utilizaron la EAA, frente a los grupos control con un enfoque tradicional. En la Tabla 2 se observa que, en las cuatro unidades de formación, todos los grupos con módulos adaptativos superaron a los grupos control. Asimismo, estos grupos experimentales registraron ganancias netas de aprendizaje superiores, entre 11.4 y 23.6 puntos, como se ilustra en la Figura 2. Estos hallazgos sugieren que la EAA puede favorecer de manera efectiva la recuperación de conocimientos previos cuando se implementa de forma integral, incorporando un diseño de contenidos sólido, un modelo didáctico coherente, un rol docente activo y una plataforma tecnológica adecuada. Esto coincide con lo señalado por Rincon-Flores et al. (2024), Shi y Liu (2025) y Simon y Zeng (2024), quienes destacan que el impacto del AA se potencia al combinarse con estrategias de enseñanza pertinentes y plataformas alineadas con dichas estrategias.

La plataforma tecnológica con IA es un componente central de la EAA, ya que permite una personalización dinámica del aprendizaje. Mediante el diagnóstico preciso de los conocimientos previos de cada estudiante, la IA adapta en tiempo real las rutas de aprendizaje según sus necesidades específicas. Como señalan Moskal et al. (2017), las plataformas adaptativas emplean un enfoque basado en datos —y, en algunos casos, no lineal— para la instrucción y la nivelación, ajustándose de forma dinámica a las interacciones y niveles de rendimiento de los estudiantes. Esto les permite entregar contenidos en la secuencia y momento más apropiados para favorecer el progreso individual. La Figura 3 ilustra cómo la plataforma se ajusta a las particularidades de cada alumno: mientras algunos requieren más tiempo para alcanzar el aprendizaje esperado, otros lo logran en menor tiempo.

En la evaluación de la EAA, los resultados de la Tabla 3 muestran una percepción positiva en todas las dimensiones evaluadas, que incluyeron aspectos pedagógicos (contenidos, proceso de enseñanza y aprendizaje) y tecnológicos (*engagement*, experiencia de usuario y usabilidad), así como la satisfacción general. Todas superaron el valor de acuerdo, sin diferencias significativas entre profesores, lo que indica una percepción homogénea por parte de los estudiantes. Además, el 57 % de los estudiantes no requirió recursos externos para recuperar conocimientos previos, evidenciando la suficiencia del material. Los comentarios cualitativos destacaron la organización del contenido, la utilidad de los ejercicios y videos, y la eficacia de la plataforma para repasar y consolidar aprendizajes, en línea con los hallazgos de la Universidad Central de Florida, donde se observó mayor éxito estudiantil, mejores resultados de aprendizaje y más *engagement* (Dubey et al., 2023). Sin embargo, se sugirió aumentar la interactividad de los recursos audiovisuales y ofrecer retroalimentaciones más detalladas, coincidiendo con du Plooy et al. (2024), quienes señalan el potencial del AA para mejorar tanto el rendimiento académico como el compromiso estudiantil.

De manera similar, los docentes evaluaron positivamente la EAA, obteniendo en la Tabla 4 puntajes sobresalientes superiores a 90/100 en todas las dimensiones, destacando especialmente Enseñanza y Experiencia de usuario. Los comentarios cualitativos resaltaron que la estrategia mejora de forma innovadora el proceso de enseñanza-aprendizaje y fomenta un mayor compromiso y participación estudiantil. Estos hallazgos, tanto en percepciones como en resultados académicos, respaldan la efectividad de la EAA para la nivelación mediante módulos breves integrados en las unidades de formación. Asimismo, confirman que su éxito radica en un diseño integral que combine contenidos bien estructurados, estrategias didácticas pertinentes, un modelo docente adecuado y tecnología apropiada, tal como señalan Rincon-Flores et al. (2024) y sugieren Shi y Liu (2025).

Sin embargo, también es importante considerar estudios que muestran resultados divergentes. Por ejemplo, investigaciones como las de Wang et al. (2023) y Eau et al. (2022) evidencian que, si bien el sistema adaptativo favoreció la mejora académica, no se detectaron diferencias significativas entre los grupos en términos absolutos. De forma similar, en el estudio de Rincon-Flores et al. (2024) se observaron mejoras sustanciales en la ganancia de aprendizaje, los resultados académicos y otros indicadores en favor de los grupos adaptativos frente a los grupos control; no obstante, en el rubro relativo al logro de competencias disciplinares no se encontraron diferencias significativas entre ambos grupos, independientemente del curso o la etapa evaluada.

Aunque los resultados de esta investigación son prometedores, es fundamental reconocer sus limitaciones en cuanto a validez externa. El estudio se realizó en una universidad privada mexicana, lo que implica que los hallazgos podrían estar sesgados por las condiciones específicas de este entorno. Por ello, las generalizaciones a otros contextos educativos, especialmente aquellos donde los recursos y las condiciones difieren significativamente, deben hacerse con cautela. Asimismo, la disposición tanto de docentes como de estudiantes hacia el uso de herramientas tecnológicas podría ser mayor en este tipo de instituciones, que suelen ofrecer acceso a recursos avanzados y soporte especializado. Se recomienda que futuras investigaciones profundicen en los factores que potencian o limitan el impacto de la EAA en diferentes contextos educativos.

Por otro lado, la transferibilidad de esta EAA con módulos adaptativos a entornos virtuales y a la educación a distancia es plenamente viable gracias a su formato digital, que permite el acceso a los contenidos 24/7 desde cualquier lugar con conexión a internet. La plataforma tecnológica empleada, además, facilita su integración con distintos sistemas de gestión del aprendizaje (LMS), lo que amplía su aplicabilidad a diversos contextos educativos, siempre que se cuente con la infraestructura tecnológica necesaria. Cabe señalar que, aunque los módulos adaptativos también se aplicaron en cursos a distancia, estos no fueron incluidos en el presente estudio debido al reducido tamaño de la muestra, considerándose únicamente los grupos presenciales.

CONCLUSIONES

La EAA propuesta en este estudio se perfila como una alternativa prometedora para cerrar brechas en los conocimientos previos adquiridos en la educación media superior. Su implementación mediante módulos breves integrados en los cursos regulares permitió una recuperación significativa sin recurrir a cursos remediales paralelos o adicionales. Bajo este enfoque, cada estudiante aborda únicamente los contenidos que necesita, justo cuando los requiere, evitando la repetición innecesaria de temas ya dominados.

Los resultados sugieren que la articulación de los componentes clave de la estrategia —contenidos estructurados en microaprendizajes, un modelo didáctico centrado en el autoestudio y la autorregulación, un rol docente activo en motivar y dar seguimiento, y una plataforma tecnológica con IA para personalizar rutas y monitorear el progreso— influyó positivamente en el desempeño académico, la recuperación de conocimientos previos y la percepción favorable de estudiantes y docentes. Además, la incorporación formal de los módulos como parte de la evaluación incentivó la participación y el cumplimiento del proceso de nivelación.

Si bien los resultados son alentadores, se identificaron áreas de mejora, como aumentar la cantidad de videos, ofrecer retroalimentación más detallada en ejercicios y fomentar el uso docente de las analíticas de la plataforma para identificar patrones de aprendizaje y personalizar la retroalimentación. En algunos casos, la resistencia de ciertos profesores limitó la integración plena del módulo con la dinámica del curso y la aplicación de instrumentos de medición.

En conclusión, una EAA diseñada de forma integral a través de pequeños módulos integrados en los cursos regulares y mediada por una plataforma con IA puede favorecer la nivelación de conocimientos previos en estudiantes de primer año de programas STEM, constituyendo una alternativa valiosa frente a los modelos tradicionales de remediación. Como líneas futuras, se recomienda explorar su implementación en contextos diversos —instituciones públicas, entornos rurales y modalidades virtuales— y desarrollar estudios longitudinales que midan su impacto sostenido en el rendimiento académico, la permanencia y la autonomía en el aprendizaje.

Finalmente, resulta pertinente impulsar políticas educativas que integren estrategias de nivelación adaptativas al currículo y promover la formación docente continua en el uso de analíticas de aprendizaje para fortalecer el acompañamiento y la retroalimentación.

Agradecimientos

Los autores reconocen el apoyo financiero del Writing Lab, Institute for the Future of Education, Tecnológico de Monterrey, México, en la producción de este trabajo.

REFERENCIAS

- Allela, M. A., Ogange, B. O., Junaid, M. I. y Charles, P. B. (2020). Effectiveness of multimodal microlearning for in-service teacher training. *Journal of Learning for Development*, 7(3), 384-398. <https://doi.org/10.56059/jl4d.v7i3.387>
- Cavanagh, T., Chen, B., Ait Maalem Lahcen, R. y Paradiso, J. R. (2020). Constructing a design framework and pedagogical approach for adaptive learning in higher education: A practitioner's perspective. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 21(1), 173-195. <https://www.irrodl.org/index.php/irrodl/article/view/4557>
- Creswell, J. W. (2015). *Educational research: Planning, conducting, and evaluating quantitative and qualitative research* (5^a ed.). Pearson.
- Dagunduro, A. O., Chikwe, C. F., Ajuwon, O. A. y Ediae, A. A. (2024). Adaptive learning models for diverse classrooms: Enhancing educational equity. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 6(9), 2228-2240. <https://doi.org/10.51594/ijarss.v6i9.1588>
- du Plooy, E., Casteleijn, D. y Franzsen, D. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon*, 10(21), e39630. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39630>
- Dubey, A., Chen, B. y Lloyd, J. (2023, 4 de mayo). Personalized adaptive learning in algebra-based introductory physics courses at the University of Central Florida. *WCET Frontiers*. <https://wcet.wiche.edu/frontiers/2023/05/04/personalized-adaptive-learning-in-algebra-based-intro-physics-courses-at-ucf/>
- Eau, G., Hoodin, D. y Musaddiq, T. (2022). Testing the effects of adaptive learning courseware on student performance: An experimental approach. *Southern Economic Journal*, 88(3), 1086-1118. <https://doi.org/10.1002/soej.12547>
- Felder, R. M. y Brent, R. (2005). Understanding student differences. *Journal of Engineering Education*, 94(1), 57-72. <https://doi.org/10.1002/j.2168-9830.2005.tb00829.x>
- Fernández-Morante, C., Cebreiro-López, B., Rodríguez-Malmierca, M.-J. y Casal-Otero, L. (2022). Adaptive learning supported by learning analytics for student teachers' personalized training during in-school practices. *Sustainability*, 14(1), 124. <https://doi.org/10.3390/su14010124>
- Filatova, E., Chen, Y.-W. y Li, H. (2023, junio). Analysis of the COVID-19 impact on students' enrollment, performance, and retention. En *Proceedings of the 2023 ASEE Annual Conference & Exposition* (Baltimore, MD, United States). <https://doi.org/10.18260/1-2--42660>
- González-Beltrán, B. A., González-Brambila, S. B., Sánchez-Guerrero, L., Ardón-Pulido, I. y Figueroa-González, J. (2018). Estudio del impacto de un curso de nivelación en el desempeño de alumnos de ingeniería utilizando minería de datos educacional. *Research in Computing Science*, 147(5), 159-172. <https://doi.org/10.13053/rcs-147-5-12>
- Hattie, J. (2008). *Visible learning: A synthesis of over 800 meta-analyses relating to achievement*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203887332>
- Hattie, J. (2017). *Visible Learning Plus: 252 influences and effect sizes related to student achievement* [PDF]. Visible Learning. <https://visible-learning.org/wp-content/uploads/2018/03/VLPLUS-252-Influences-Hattie-ranking-DEC-2017.pdf>

- Hernandez Cardenas, L. S., Castano, L., Cruz Guzman, C. y Nigenda Alvarez, J. P. (2022). Personalised learning model for academic leveling and improvement in higher education. *Australasian Journal of Educational Technology*, 38(2), 70-82. <https://doi.org/10.14742/ajet.7084>
- Howlin, C. y Lynch, D. (2014, octubre). Learning and academic analytics in the Realizeit system. En *Proceedings of the World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education (E-Learn 2014)* (New Orleans, LA, United States). Association for the Advancement of Computing in Education (AACE). <https://www.learntechlib.org/primary/p/148952/>
- Jing, Y., Zhao, L., Zhu, K., Wang, H., Wang, C. y Xia, Q. (2023). Research landscape of adaptive learning in education: A bibliometric study on research publications from 2000 to 2022. *Sustainability*, 15(4), 3115. <https://doi.org/10.3390/su15043115>
- Kara, N. y Sevim, N. (2013). Adaptive learning systems: Beyond teaching machines. *Contemporary Educational Technology*, 4(2), 108-120. <https://doi.org/10.30935/cedtech/6095>
- Klingbeil, N. W., Rattan, K. S., Raymer, M. L., Reynolds, D. B., Mercer, R., Kukreti, A. y Randolph, B. (2007, junio). A national model for engineering mathematics education. En *Proceedings of the 2007 ASEE Annual Conference & Exposition* (Honolulu, HI, United States). <https://doi.org/10.18260/1-2--2104>
- Koester, B. P., Grom, G. y McKay, T. A. (2016). *Patterns of gendered performance difference in introductory STEM courses* [Preprint]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.07565>
- Lasater, K., Smith, C., Pijanowski, J. y Brady, K. P. (2021). Redefining mentorship in an era of crisis: Responding to COVID-19 through compassionate relationships. *International Journal of Mentoring and Coaching in Education*, 10(2), 158-172. <https://doi.org/10.1108/IJMCE-11-2020-0078>
- Li, T., Kirk, C. y Oseguera, L. (2023). Heterogeneous academic achievement profiles of initially STEM-intending students over the college years. *Journal of College Student Development*, 64(6), 728-735. <https://doi.org/10.1353/csd.2023.a917027>
- Long, P. y Siemens, G. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 31-40. <https://er.educause.edu/articles/2011/9/penetrating-the-fog-analytics-in-learning-and-education>
- López del Puerto, C., Bellido, C. M., Suárez, O. M., Alfaro, M. y Jiménez, M. A. (2021, julio). Championing Hispanic student success following natural disasters in Puerto Rico. En *Proceedings of the 2021 ASEE Annual Conference & Exposition* (evento virtual). <https://doi.org/10.18260/1-2--36790>
- McKenna, A., Agogino, A. M. y McMartin, F. (2000, octubre). What students say about learning physics, math, and engineering. En *Proceedings of the 30th Annual Frontiers in Education Conference* (Kansas City, MO, United States). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FIE.2000.897580>
- Miao, F., Holmes, W., Huang, R. y Zhang, H. (2021). *Inteligencia artificial y educación: Guía para las personas a cargo de formular políticas*. UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000379376>
- Moskal, P., Carter, D. y Johnson, D. (2017, 4 de enero). *7 things you should know about... adaptive learning*. EDUCAUSE Learning Initiative. <https://library.educause.edu/resources/2017/1/7-things-you-should-know-about-adaptive-learning>
- Ochukut, S. A., Oboko, R. O., Miriti, E. y Maina, E. (2023). Research trends in

- adaptive online learning: Systematic literature review (2011–2020). *Technology, Knowledge and Learning*, 28, 431-448. <https://doi.org/10.1007/s10758-022-09615-9>
- Olmos-López, O., Rincon-Flores, E. G., Mena, J., Román, O. y Camacho-López, E. (2023). Artificial intelligence as a way to improve educational practices. En M. Cebal-Loureda, E. G. Rincon-Flores y G. Sanchez-Ante (Eds.), *What AI can do: Strengths and limitations of artificial intelligence* (pp. 135-151). Taylor & Francis. <https://doi.org/10.1201/b23345-10>
- Press Trust of India. (2022, 3 de mayo). Haryana govt to distribute over 5 lakh free tablets to Class 10, 12 students. *The Indian Express*. <https://indianexpress.com/article/education/haryana-govt-to-distribute-over-5-lakh-free-tablets-to-class-10-12-students-from-may-5-7898959/>
- Rincon-Flores, E. G., Castano Sánchez, L., Guerrero Solís, S. L., Olmos López, O., Rodríguez Hernández, C. F., Castillo Lara, L. A. y Aldape Valdes, L. P. (2024). Improving the learning-teaching process through adaptive learning strategy. *Smart Learning Environments*, 11, 27. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00314-9>
- Rincon-Flores, E. G., Rivera Vázquez, N., Castano Sánchez, L., Guerrero Solís, S. L., Aldape Valdes, L. P. y Castillo Lara, L. A. (2023, abril). Improving face-to-face learning using an adaptive technology. En *Proceedings of the 2023 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)* (Kuwait City, Kuwait). IEEE. <https://doi.org/10.1109/EDUCON54358.2023.10125276>
- Rockinson-Szapkiw, A., Herring Watson, J., Gishbaugher, J. y Wendt, J. L. (2021). A case for a virtual STEM peer-mentoring experience for racial and ethnic minority women mentees. *International Journal of Mentoring and Coaching in Education*, 10(3), 267-283. <https://doi.org/10.1108/IJMCE-08-2020-0053>
- Ross, P. M., Scanes, E., Poronnik, P., Coates, H. y Locke, W. (2022). Understanding STEM academics' responses and resilience to educational reform of academic roles in higher education. *International Journal of STEM Education*, 9(1), 11. <https://doi.org/10.1186/s40594-022-00327-1>
- Sarıyalçınkaya, A. D., Karal, H., Altınay, F. y Altınay, Z. (2021). Reflections on adaptive learning analytics: Adaptive learning analytics. En A. Azevedo, J. M. Azevedo, J. O. Uhomoibhi y E. Ossianilsson (Eds.), *Advancing the power of learning analytics and big data in education* (pp. 61-84). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-7103-3.ch003>
- Schaal, N., Chan, S. E. y Saint Clair, J. K. (2021, julio). Insights gleaned from the GAIN peer-mentoring program pilot. En *Proceedings of the 2021 ASEE Annual Conference & Exposition* (evento virtual). <https://peer.asee.org/insights-gleaned-from-the-gain-peer-mentoring-program-pilot>
- Seymour, E. y Hewitt, N. M. (1997). *Talking about leaving: why undergraduates leave the sciences*. Westview Press.
- Shi, P. y Liu, W. (2025). Adaptive learning oriented higher educational classroom teaching strategies. *Scientific Reports*, 15, 15661. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-00536-y>
- Simon, P. D. y Zeng, L. M. (2024). Behind the scenes of adaptive learning: A scoping review of teachers' perspectives on the use of adaptive learning technologies. *Education Sciences*, 14(12), 1413. <https://doi.org/10.3390/educsci14121413>
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G. y Paas, F. G. W. C. (1998). Cognitive architecture and instructional

- design. *Educational Psychology Review*, 10(3), 251-296. <https://doi.org/10.1023/A:1022193728205>
- Taha, H., Hanim, F., Johar, M. y Shah, M. (2015). Peer mentoring module: The effect of an intervention of academic mentoring program towards motivation and self-esteem among foundation students in Malaysia. *Universal Journal of Psychology*, 3(3), 80-83. <https://doi.org/10.13189/ujp.2015.030304>
- Taylor, D. L., Yeung, M. y Bashet, A. Z. (2021). Personalized and adaptive learning. En J. Ryoo y K. Winkelmann (Eds.), *Innovative learning environments in STEM higher education: Opportunities, challenges, and looking forward* (pp. 17-34). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58948-6_2
- UNESCO. (2019). *Consenso de Beijing sobre la inteligencia artificial y la educación* [Documento de programa]. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000368303>
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: the development of higher psychological processes*. Harvard University Press.
- Wang, S., Christensen, C., Cui, W., Tong, R., Yarnall, L., Shear, L. y Feng, M. (2023). When adaptive learning is effective learning: Comparison of an adaptive learning system to teacher-led instruction. *Interactive Learning Environments*, 31(2), 793-803. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1808794>
- Wood, D., Bruner, J. S. y Ross, G. (1976). The role of tutoring in problem solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 17(2), 89-100. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x>
- Zimmerman, B. J. (1990). Self-regulated learning and academic achievement: An overview. *Educational Psychologist*, 25(1), 3-17. https://doi.org/10.1207/s15326985ep2501_2

Fecha de recepción del artículo: 1 de junio de 2025

Fecha de aceptación del artículo: 21 de agosto de 2025

Fecha de aprobación para maquetación: 7 de octubre de 2025

Fecha de publicación en OnlineFirst: 27 de octubre de 2025

Fecha de publicación: 1 de enero de 2026