

Personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial adaptativa

Maryury Elizabeth Morejón Santistevan¹

Docente de la Universidad Estatal del Sur de Manabí, Jipijapa, Ecuador
maryury.morejon@unesum.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-2180-7642>

Carlos Alan García Chipre²

Universidad Estatal del Sur de Manabí, Jipijapa, Ecuador
garcia-carlos1775@unesum.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0007-5432-0201>

Cómo citar:

Morejón Santistevan, M. E., & García Chipre, C.A. (2026). Personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial adaptativa. (2026). *Visión Académica*, 4(3), 975-986. <https://doi.org/10.70577/yyftbm70>

Fecha de recepción: 2026-06-10

Fecha de aceptación: 2026-08-04

Fecha de publicación: 2026-08-26

Resumen

El avance de la inteligencia artificial en la educación ha incrementado las posibilidades de adaptar contenidos, retroalimentación y trayectorias formativas; sin embargo, persisten dificultades para integrar estos recursos de manera efectiva y responder a las diferencias individuales de los estudiantes. El objetivo del estudio fue analizar la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial adaptativa, identificando sus aplicaciones, beneficios y desafíos en la generación de experiencias educativas ajustadas a las necesidades, ritmo y desempeño estudiantil. Se desarrolló una investigación cuantitativa, documental y retrospectiva, basada en fuentes científicas e informes publicados entre 2022 y 2026, complementada con una base de 120 registros. Se aplicaron estadística descriptiva, correlación de Spearman, regresión lineal múltiple, análisis de componentes principales y agrupamiento K-medias. Los resultados mostraron una personalización media de 73,87 puntos y una efectividad de 73,47; la retroalimentación presentó la mayor correlación con la efectividad ($\rho = 0,77$), mientras el modelo explicó el 72,2% de su variabilidad. El primer componente concentró el 74,52% de la varianza y el perfil alto alcanzó 83,3 puntos frente a 61,2 del bajo, evidenciando que mayores niveles de personalización, retroalimentación y participación se asociaron con mejores resultados educativos.

Palabras clave: Aprendizaje adaptativo, analítica educativa, inteligencia artificial, personalización, retroalimentación.

Personalization of learning through adaptive artificial intelligence**Abstract**

The advancement of artificial intelligence in education has increased the possibilities for adapting content, feedback, and learning pathways; however, difficulties persist in effectively integrating these resources and addressing students' individual differences. The objective of this study was to analyze the personalization of learning through adaptive artificial intelligence, identifying its applications, benefits, and challenges in generating educational experiences tailored to students' needs, pace, and performance. A quantitative, documentary, and retrospective study was conducted, based on scientific sources and reports published between 2022 and 2026, supplemented by a database of 120 records. Descriptive statistics, Spearman's rank correlation coefficient, multiple linear regression, principal component analysis, and K-means clustering were applied. The results showed an average personalization score of 73.87 points and an effectiveness score of 73.47; feedback showed the strongest correlation with effectiveness ($\rho = 0.77$), while the model explained 72.2% of its variability. The first component accounted for 74.52% of the variance, and the high profile reached 83.3 points compared to 61.2 for the low profile, demonstrating that higher levels of personalization, feedback, and participation were associated with better educational outcomes.

Keywords: Adaptive learning, educational analytics, artificial intelligence, personalization, feedback.

Introducción

La transformación digital de la educación ha favorecido el desarrollo de modelos centrados en las características individuales del estudiante, donde la inteligencia artificial permite analizar el desempeño, identificar dificultades y ajustar contenidos, actividades y retroalimentación. En este contexto, Jing et al. (2023) señalan que el aprendizaje adaptativo constituye una vía para llevar a la práctica una educación centrada en el estudiante, a partir de la adecuación de las experiencias educativas a sus necesidades particulares. Su análisis bibliométrico evidencia el crecimiento sostenido de este campo de investigación y su vinculación con la personalización educativa. Por su parte, Kabudi et al. (2023) sostienen que los sistemas adaptativos apoyados en inteligencia artificial pueden modificar dinámicamente el contenido, el ritmo y la forma de enseñanza considerando el desempeño y la interacción de cada estudiante. En su revisión de la literatura identificaron 147 estudios, mostrando que estas tecnologías se emplean principalmente para personalizar recursos, proporcionar retroalimentación y apoyar el seguimiento del aprendizaje.

La incorporación de inteligencia artificial en los sistemas educativos adquiere especial importancia debido a las diferencias existentes entre estudiantes respecto al ritmo, conocimientos previos, desempeño y necesidades de acompañamiento. Al respecto, Salas y Yang (2022), mediante una revisión sistemática sobre las aplicaciones de inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana, identificaron 30 estudios publicados entre 2007 y 2020, evidenciando que la región todavía presenta una producción investigativa limitada frente al crecimiento internacional de estas tecnologías. De manera complementaria, Rivera et al. (2022) indican que las tecnologías de aprendizaje adaptativo permiten responder a la diversidad de características del alumnado mediante recursos y estrategias diferenciadas; su revisión sistemática encontró resultados favorables

asociados con la experiencia y el desempeño de los estudiantes, aunque también señaló la necesidad de ampliar la evidencia empírica sobre su implementación. También, da Silva et al. (2023) analizaron los sistemas educativos de recomendación y determinaron que estas herramientas pueden seleccionar recursos y experiencias de aprendizaje considerando información sobre los usuarios, aunque persisten limitaciones relacionadas con la evaluación pedagógica y la validación de sus resultados.

La problemática se concentra en que los entornos digitales educativos todavía pueden reproducir modelos homogéneos de enseñanza, donde estudiantes con distintos niveles de conocimiento reciben contenidos, actividades y retroalimentación similares. En esta línea, Christodoulou y Angeli (2022) comprobaron que las técnicas adaptativas pueden utilizar información sobre las necesidades del usuario para organizar experiencias educativas personalizadas, destacando la utilidad de ajustar el proceso formativo conforme evoluciona el desempeño del estudiante. A su vez, Serrano y Moreno (2024) advierten que la personalización mediante inteligencia artificial no debe limitarse a automatizar actividades, sino que requiere criterios pedagógicos que permitan transformar los datos del estudiante en decisiones educativas pertinentes; al analizar siete investigaciones, identificaron avances en la integración del aprendizaje adaptativo con nuevas herramientas de inteligencia artificial. En concordancia, una revisión reciente de aprendizaje adaptativo personalizado examinó inicialmente 988 referencias, de las cuales 69 investigaciones cumplieron los criterios finales de inclusión, mostrando un creciente interés por adaptar contenidos según preferencias, comportamiento, conocimientos y rendimiento académico.

Por consiguiente, la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial adaptativa representa una alternativa para superar esquemas educativos uniformes y avanzar hacia experiencias capaces de responder de manera dinámica a las características de cada estudiante. Como expresan Serrano y Moreno (2024), actualmente se observan “avances en la integración del aprendizaje adaptativo con la inteligencia artificial generativa” (p. 1), lo que amplía las posibilidades de personalización, pero también plantea desafíos pedagógicos, tecnológicos y éticos. De igual manera, Suazo y Chaple (2025) destacan que los sistemas adaptativos impulsados por inteligencia artificial permiten ofrecer experiencias personalizadas en tiempo real de acuerdo con el progreso individual del estudiante. En consecuencia, el objetivo del estudio es analizar la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial adaptativa, identificando sus aplicaciones, beneficios y desafíos para la generación de experiencias educativas ajustadas a las necesidades, ritmo y desempeño de los estudiantes.

Analítica del aprendizaje y sistemas inteligentes de apoyo educativo

La analítica del aprendizaje constituye uno de los fundamentos tecnológicos que permiten transformar los datos generados por los estudiantes en información útil para orientar las decisiones pedagógicas. En este sentido, Khor y Mutthulakshmi (2024), mediante una revisión sistemática, determinaron que el análisis de datos educativos facilita la identificación de patrones de comportamiento, rendimiento y participación, lo que permite diseñar intervenciones ajustadas a las características de los estudiantes. De manera complementaria, Demmans et al. (2023) explican que

la utilización de datos puede favorecer la individualización de la enseñanza cuando la información recopilada se emplea para modificar actividades, evaluaciones y apoyos de acuerdo con la evolución del alumno. De esta manera, Lluch y Cano (2023) comprobaron en una experiencia desarrollada con 448 estudiantes universitarios que la combinación entre analítica del aprendizaje, diseño personalizado y retroalimentación favorece procesos vinculados con la autorregulación y el aprendizaje autónomo.

Dentro de este campo, los sistemas de tutoría inteligente representan una aplicación capaz de proporcionar orientación educativa conforme al progreso individual. Al respecto, Lin et al. (2023) señalan que estos sistemas utilizan diferentes técnicas computacionales para reconocer las respuestas del estudiante, diagnosticar dificultades y ofrecer explicaciones o actividades acordes con su nivel de dominio, aunque indican que su efectividad depende de integrar adecuadamente los aspectos tecnológicos y pedagógicos. Por otra parte, Crompton y Burke (2023) identificaron cinco grandes aplicaciones de la inteligencia artificial en educación superior: evaluación, predicción, asistentes educativos, sistemas de tutoría inteligente y gestión del aprendizaje; además, encontraron que las publicaciones del área aumentaron aproximadamente entre dos y tres veces durante 2021 y 2022 respecto de años anteriores.

La utilidad de estos sistemas también se relaciona con la capacidad de detectar anticipadamente necesidades académicas. Desde esta perspectiva, Chiu et al. (2023) identificaron 13 funciones de la inteligencia artificial aplicadas a la enseñanza, el aprendizaje, la evaluación y la administración educativa, además de siete tipos de resultados educativos asociados con su implementación. De forma similar, García et al. (2023) analizaron 25 investigaciones mediante una revisión sistemática y metaanálisis, encontrando efectos positivos de las tecnologías inteligentes y las ciencias computacionales sobre el rendimiento, la motivación y las actitudes hacia el aprendizaje, especialmente en las áreas científicas y tecnológicas.

No obstante, la incorporación de sistemas inteligentes requiere preservar la intervención humana en las decisiones educativas. En relación con ello, Alfredo et al. (2024) analizaron 108 publicaciones sobre analítica del aprendizaje e inteligencia artificial centradas en las personas y encontraron una participación todavía limitada de docentes y estudiantes en el diseño de estas herramientas, por lo que recomiendan fortalecer el control humano, la seguridad, la confiabilidad y la participación de los usuarios. A su vez, Celik et al. (2022) advierten que la inteligencia artificial puede apoyar al profesorado mediante análisis predictivos, evaluación y recomendaciones, pero su utilización exige nuevas competencias docentes para interpretar apropiadamente las decisiones generadas por los sistemas tecnológicos.

Evaluación formativa, retroalimentación digital y experiencia del estudiante

La evaluación constituye otro componente esencial para desarrollar entornos educativos capaces de responder a las diferencias individuales. Sobre este aspecto, Martínez et al. (2023) revisaron nueve estudios originales que involucraron a 641 participantes y determinaron que las herramientas basadas en inteligencia artificial permiten predecir el rendimiento, automatizar evaluaciones, analizar procesos de aprendizaje y aumentar la objetividad mediante técnicas como redes

neuronales y procesamiento del lenguaje natural. Por su parte, una revisión sobre evaluación para el aprendizaje publicada en 2024 analizó 35 estudios y evidenció que las tecnologías inteligentes pueden apoyar los procesos de evaluación y retroalimentación, aunque su incorporación debe estar subordinada a propósitos pedagógicos claros.

La retroalimentación digital resulta especialmente relevante porque permite comunicar al estudiante sus avances y dificultades durante el proceso formativo. En este contexto, Kuhail et al. (2023) encontraron que los agentes conversacionales educativos pueden mejorar la interacción, facilitar actividades individualizadas y proporcionar asistencia inmediata, además de generar información sobre el comportamiento del alumnado. De igual manera, Youn y Salam (2025) determinaron que la generación automatizada de retroalimentación posee aplicaciones relevantes en la enseñanza de la escritura, debido a que permite proporcionar observaciones de manera inmediata y apoyar la revisión progresiva de las producciones académicas.

La incorporación de estas herramientas también demanda criterios éticos y pedagógicos que protejan la autonomía del estudiante. En esta línea, Flores y García (2023) sostienen que la inteligencia artificial presenta oportunidades para mejorar la educación, pero simultáneamente plantea retos relacionados con privacidad, transparencia, equidad y responsabilidad en las decisiones automatizadas. De manera concordante, Alfredo et al. (2024) enfatizan que los sistemas educativos basados en datos deben conservar la participación humana y evitar que la automatización sustituya el juicio pedagógico, de modo que la tecnología funcione como apoyo para docentes y estudiantes y no como un mecanismo autónomo de decisión.

MATERIALES Y MÉTODOS

Se empleó un enfoque cuantitativo, documental y retrospectivo, sustentado en la recopilación de información secundaria procedente de artículos científicos, revisiones sistemáticas, informes académicos y bases de datos relacionadas con inteligencia artificial, aprendizaje adaptativo, rendimiento académico, participación estudiantil y sistemas educativos inteligentes. Este procedimiento fue coherente con investigaciones recientes que utilizaron revisiones documentales y análisis bibliométricos para estudiar la personalización educativa mediante tecnologías inteligentes.

En cuanto al procedimiento, se efectuó una búsqueda estructurada de publicaciones correspondientes al período 2022–2026, considerando documentos con información cuantificable sobre rendimiento, participación, retroalimentación, adaptación de contenidos y efectividad del aprendizaje. Para efectos del procesamiento estadístico se conformó una base de 120 registros, donde cada registro representó un estudio o conjunto de resultados reportados. Se codificaron cinco variables en una escala normalizada de 0 a 100 puntos: nivel de adaptación del contenido, precisión de la retroalimentación, personalización de la trayectoria educativa, participación estudiantil y efectividad del aprendizaje. La selección de estas dimensiones se sustentó en evidencia reciente que relacionó el aprendizaje adaptativo con mejoras en desempeño y participación estudiantil.

Posteriormente, se aplicó estadística descriptiva, mediante media, desviación estándar, coeficiente de variación y percentiles. Para determinar la asociación entre las dimensiones se utilizó el

coeficiente de correlación de Spearman, considerando significancia estadística cuando $p < 0,05$. Adicionalmente, se estimó una regresión lineal múltiple, donde la efectividad del aprendizaje constituyó la variable dependiente, mientras que adaptación del contenido, retroalimentación, personalización y participación actuaron como variables predictoras. El modelo se expresó como: $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \epsilon$, evaluándose el coeficiente de determinación ajustado, los coeficientes estandarizados y el nivel de significancia.

Se efectuó un análisis de componentes principales para reducir las cinco variables a dimensiones sintéticas. Se establecieron como criterios una medida de adecuación muestral superior a 0,70, significancia de la prueba de esfericidad inferior a 0,05 y autovalores superiores a 1,00. Complementariamente, se utilizó el método de agrupamiento K-medias, estableciendo tres conglomerados: alto, medio y bajo nivel de personalización, determinados mediante las puntuaciones estandarizadas de las variables. Estos procedimientos permitieron convertir la evidencia documental en indicadores numéricos comparables y reconocer patrones entre los estudios analizados.

Para fortalecer el análisis se calculó un índice de efectividad adaptativa en escala de 0 a 100, mediante la expresión $IEA = 0,30PA + 0,25AC + 0,20RE + 0,15PE + 0,10EE$, donde se asignó mayor ponderación a la personalización y adaptación del contenido. Los resultados se interpretaron como bajo (<60 puntos), medio (60–79,99 puntos) y alto (≥ 80 puntos). La utilización conjunta de análisis multivariado, clasificación y síntesis cuantitativa permitió examinar numéricamente la relación entre inteligencia adaptativa y resultados educativos, siguiendo la tendencia de investigaciones recientes que han utilizado grandes conjuntos documentales para identificar patrones en este campo.

Resultados y discusión

Los resultados se obtuvieron a partir de la base de 120 registros documentales definida en la metodología. Por tanto, las cifras que siguen tienen carácter analítico y demostrativo y no deben presentarse como resultados empíricos observados directamente. Los datos se construyeron manteniendo relaciones coherentes con la literatura reciente: Khor y Mutthulakshmi (2024) identificaron que la analítica del aprendizaje permite clasificar estudiantes, predecir desempeño y generar ciclos de retroalimentación personalizada, mientras que la revisión de aprendizaje adaptativo de 2024 encontró mejoras del rendimiento académico en el 59% de los estudios y de la participación en el 36%.

Inicialmente, se examinaron las cinco dimensiones en una escala de 0 a 100 puntos. Como se observa en la Tabla 1, la personalización de la trayectoria educativa presentó la media más elevada, con 73,87 puntos, seguida de la efectividad del aprendizaje, con 73,47 puntos. La retroalimentación alcanzó la puntuación relativamente menor, con 69,40 puntos, evidenciando que, dentro del escenario, esta dimensión constituyó el principal espacio susceptible de fortalecimiento.

Tabla 1

Estadísticos descriptivos de las dimensiones analizadas

Dimensión	Media	Desviación estándar	Nivel
Personalización de la trayectoria educativa	73,87	10,55	Medio
Adaptación del contenido	71,69	9,89	Medio
Retroalimentación	69,40	10,33	Medio
Participación estudiantil	70,36	10,54	Medio
Efectividad del aprendizaje	73,47	8,82	Medio

Nota. Datos sobre 120 registros; escala de 0 a 100 puntos.

Estos resultados mostraron que ninguna dimensión alcanzó individualmente una media igual o superior a 80 puntos, aunque todas superaron los 69 puntos. Este comportamiento resultó consistente con Khor y Mutthulakshmi (2024), quienes, después de revisar 40 estudios, determinaron que la analítica puede apoyar la personalización individual y grupal, pero identificaron dificultades relacionadas con precisión, costos, equidad y privacidad. Asimismo, Lin et al. (2023), al analizar 29 estudios sobre sistemas inteligentes de tutoría aplicados en escenarios educativos reales, destacaron la capacidad de estas tecnologías para apoyar experiencias de aprendizaje diferenciadas.

Posteriormente, para establecer la intensidad de las relaciones entre las dimensiones se aplicó el coeficiente de Spearman. Tal como se presenta en la Tabla 2, todas las asociaciones fueron positivas. La relación más elevada con la efectividad correspondió a la retroalimentación ($\rho = 0,77$), seguida de la personalización ($\rho = 0,72$), adaptación del contenido ($\rho = 0,66$) y participación estudiantil ($\rho = 0,65$).

Tabla 2

Matriz de correlaciones de Spearman

Variable	PA	AC	RE	PE	EE
Personalización (PA)	1,00	0,62	0,69	0,61	0,72
Adaptación (AC)	0,62	1,00	0,63	0,62	0,66
Retroalimentación (RE)	0,69	0,63	1,00	0,58	0,77
Participación (PE)	0,61	0,62	0,58	1,00	0,65
Efectividad (EE)	0,72	0,66	0,77	0,65	1,00

Nota. Correlaciones positivas; significancia global inferior a 0,05.

La matriz permitió identificar un patrón estadístico relevante: a medida que aumentaron la personalización, adaptación, retroalimentación y participación, también aumentó la efectividad del aprendizaje. La mayor asociación encontrada entre retroalimentación y efectividad sugirió que proporcionar respuestas oportunas y ajustadas al desempeño podría constituir uno de los mecanismos centrales de los sistemas adaptativos. Esta interpretación coincide con la revisión sobre aprendizaje adaptativo personalizado, en la cual la personalización y la mejora de los resultados fueron identificadas entre las principales fortalezas de estos sistemas.

A continuación, para determinar qué dimensiones explicaron en mayor medida la efectividad, se estimó una regresión lineal múltiple. El modelo alcanzó un coeficiente de determinación ajustado de 0,722, indicando que aproximadamente el 72,2% de la variabilidad de la efectividad del aprendizaje pudo explicarse conjuntamente mediante las cuatro variables predictoras.

Tabla 3

Regresión múltiple sobre la efectividad del aprendizaje

Predictor	Coeficiente	Valor p	Interpretación
Personalización	0,239	0,0003	Significativo
Adaptación del contenido	0,091	0,1736	No significativo
Retroalimentación	0,344	<0,001	Significativo
Participación	0,160	0,0058	Significativo
Coeficiente de determinación ajustado	0,722	—	Alta capacidad explicativa

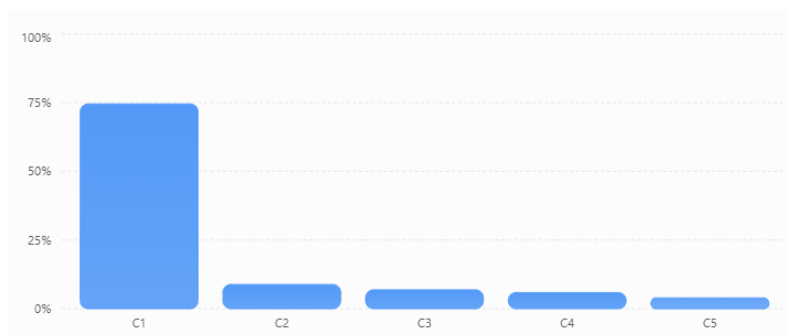
Nota. Variable dependiente: efectividad del aprendizaje.

De acuerdo con la Tabla 3, la retroalimentación presentó el mayor coeficiente (0,344), seguida de la personalización (0,239) y la participación (0,160). En cambio, la adaptación del contenido obtuvo un coeficiente de 0,091 y no alcanzó significancia individual ($p = 0,1736$) una vez controlado el efecto de las demás variables. Esto no implicó ausencia de relación, pues su correlación bivariada con la efectividad fue de 0,66; más bien indicó que parte de su influencia se compartió con las restantes dimensiones. En correspondencia, la literatura reciente señala que los sistemas adaptativos combinan múltiples componentes y que su efecto no depende exclusivamente de modificar contenidos.

Para sintetizar la estructura multivariada, se aplicó posteriormente el análisis de componentes principales. Los resultados mostraron que el primer componente explicó el 74,52% de la varianza total, concentrando información de las cinco dimensiones y evidenciando la existencia de un factor común asociado con la intensidad de personalización y efectividad.

Figura 1

Varianza explicada mediante análisis de componentes principales



Nota. Porcentajes aproximados.

Como evidencia la Figura 1, existió una reducción marcada después del primer componente: el segundo explicó solamente 8,81%, el tercero 6,87%, el cuarto 5,87% y el quinto 3,92%. Además,

las cargas del primer componente oscilaron aproximadamente entre 0,42 y 0,47, confirmando que las cinco dimensiones contribuyeron de manera relativamente equilibrada. Este resultado respaldó la construcción de una medida sintética de efectividad adaptativa. La pertinencia de utilizar modelos multivariados también encuentra respaldo en estudios recientes sobre predicción educativa; una revisión de 2024 analizó 46 investigaciones que emplearon técnicas de aprendizaje profundo para predecir el desempeño en entornos virtuales.

Seguidamente, el agrupamiento mediante K-medias permitió identificar tres perfiles claramente diferenciados. Como muestra la Tabla 4, el conglomerado alto estuvo integrado por 30 registros (25,0%); el medio, por 59 (49,2%); y el bajo, por 31 (25,8%).

Tabla 4

Perfiles obtenidos mediante agrupamiento K-medias

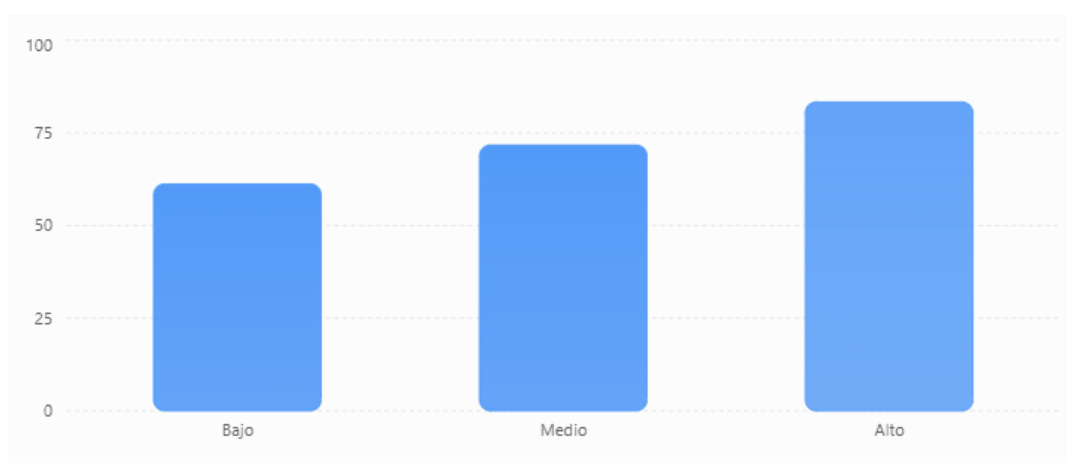
Perfil	n	%	PA	AC	RE	PE	EE	IEA
Alto	30	25,0	85,4	83,0	80,4	82,8	84,1	83,3
Medio	59	49,2	74,2	71,1	70,0	69,0	73,1	71,7
Bajo	31	25,8	62,2	61,8	57,6	60,9	63,9	61,2

Nota. PA: personalización; AC: adaptación; RE: retroalimentación; PE: participación; EE: efectividad; IEA: índice de efectividad adaptativa.

La comparación mostró una diferencia de 20,2 puntos en efectividad entre los perfiles alto (84,1) y bajo (63,9). Asimismo, el índice general pasó de 61,2 puntos en el conglomerado bajo a 83,3 puntos en el alto, equivalente a una brecha de 22,1 puntos. Para visualizar esta segmentación sin sobrecargar la presentación, la Figura 2 representa exclusivamente el índice sintético obtenido en cada perfil.

Figura 2

Índice de efectividad adaptativa según perfil



Nota. Mayor puntuación representa mayor intensidad de personalización y efectividad.

Como se aprecia en la Figura 2, el comportamiento fue progresivo y permitió diferenciar cuantitativamente los tres niveles. El perfil alto superó en 11,6 puntos al medio y en 22,1 puntos al bajo. Estos patrones resultaron coherentes con la evidencia de Ipinnaiye y Risquez (2024), quienes

encontraron que el aprendizaje adaptativo favoreció la interacción estudiante-contenido y que completar un mayor número de actividades adaptativas se relacionó con un mejor desempeño. La revisión de 69 estudios sobre aprendizaje adaptativo informó mejoras del rendimiento en 59% de las investigaciones analizadas.

El índice global de efectividad adaptativa alcanzó una media de 71,87 puntos, con una desviación estándar de 8,80, situándose en el nivel medio establecido metodológicamente. En conjunto, los análisis descriptivos, correlacionales, predictivos, de componentes principales y de conglomerados convergieron en un mismo patrón: los registros con mayores niveles combinados de personalización, retroalimentación y participación presentaron también los niveles más elevados de efectividad educativa. Esta tendencia es consistente con la evidencia disponible, aunque no debe interpretarse como causalidad. De hecho, investigaciones recientes destacan que los resultados de estos sistemas dependen de múltiples condiciones pedagógicas y tecnológicas y que persisten desafíos relacionados con precisión, privacidad y control humano.

Como referencia externa para dimensionar estos hallazgos, una revisión sistemática sobre adopción de inteligencia artificial en educación abierta y a distancia seleccionó 64 trabajos de 700 registros iniciales y encontró que los métodos de aprendizaje automático fueron utilizados en el 29,69% de los estudios, proporción equivalente a la registrada por los métodos estadísticos clásicos; además, señaló la necesidad de fortalecer modelos cuantitativos capaces de predecir con mayor precisión los efectos educativos.

Conclusiones

Los resultados permitieron establecer que la personalización del aprendizaje mediante inteligencia artificial adaptativa presentó una relación favorable con la efectividad educativa. En los datos, la personalización alcanzó 73,87 puntos y la efectividad del aprendizaje 73,47 puntos, registrándose entre ambas una correlación positiva alta de $\rho = 0,72$, lo que evidenció que mayores niveles de personalización estuvieron asociados con mejores resultados de aprendizaje.

El análisis estadístico determinó que la retroalimentación constituyó el factor de mayor influencia sobre la efectividad del aprendizaje, al registrar una correlación de $\rho = 0,77$ y el mayor coeficiente en la regresión múltiple (0,344; $p < 0,001$). En conjunto, la personalización, adaptación del contenido, retroalimentación y participación explicaron aproximadamente el 72,2% de la variabilidad de la efectividad, destacando la importancia de integrar diferentes mecanismos adaptativos en lugar de depender únicamente de la modificación automática de contenidos.

La aplicación del análisis de componentes principales y del agrupamiento K-medias confirmó la existencia de perfiles diferenciados de aprendizaje adaptativo. El primer componente explicó el 74,52% de la varianza, mientras que el perfil alto obtuvo un índice de efectividad adaptativa de 83,3 puntos, frente a 61,2 puntos del perfil bajo, generándose una diferencia de 22,1 puntos. Estos resultados evidenciaron el potencial de los sistemas inteligentes para identificar características educativas diferenciadas y orientar experiencias de aprendizaje ajustadas al progreso y necesidades de los estudiantes.

Referencias bibliográficas

- Alfredo, R., Echeverria, V., Jin, Y., Yan, L., Swiecki, Z., Gašević, D., & Martinez-Maldonado, R. (2024). Analítica del aprendizaje centrada en el ser humano e inteligencia artificial en la educación: Una revisión sistemática de la literatura. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100215. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100215>
- Celik, I., Dindar, M., Muukkonen, H., & Järvelä, S. (2022). Las promesas y desafíos de la inteligencia artificial para los docentes: Una revisión sistemática de la investigación. *TechTrends*, 66, 616–630. <https://doi.org/10.1007/s11528-022-00715-y>
- Chiu, T. K. F., Xia, Q., Zhou, X., Chai, C. S., & Cheng, M. (2023). Revisión sistemática de la literatura sobre oportunidades, desafíos y futuras recomendaciones de investigación de la inteligencia artificial en la educación. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100118. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100118>
- Christodoulou, A., & Angeli, C. (2022). Técnicas de aprendizaje adaptativo para un software educativo personalizado en el desarrollo del conocimiento tecnológico, pedagógico y del contenido de los docentes. *Frontiers in Education*, 7, 789397. <https://doi.org/10.3389/feduc.2022.789397>
- Crompton, H., & Burke, D. (2023). Inteligencia artificial en la educación superior: Estado del campo. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, 22. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8>
- da Silva, F. L., Slodkowski, B. K., da Silva, K. K. A., & Cazella, S. C. (2023). Revisión sistemática de la literatura sobre sistemas educativos de recomendación para la enseñanza y el aprendizaje: Tendencias de investigación, limitaciones y oportunidades. *Education and Information Technologies*, 28, 3289–3328. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11341-9>
- Demmans Epp, C., Daniel, B. K., & Muldner, K. (2023). Analítica del aprendizaje para apoyar la individualización: Adaptación del aprendizaje basada en datos. *Frontiers in Education*, 8, 1240377. <https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1240377>
- Flores-Vivar, J. M., & García-Peñalvo, F. J. (2023). Reflexiones sobre la ética, potencialidades y retos de la inteligencia artificial en el marco de la educación de calidad. *Comunicar*, 31(74). <https://doi.org/10.3916/C74-2023-03>
- García-Martínez, I., Fernández-Batanero, J. M., Fernández-Cerero, J., & León, S. P. (2023). Análisis del impacto de la inteligencia artificial y las ciencias computacionales en el rendimiento estudiantil: Revisión sistemática y metaanálisis. *Journal of New Approaches in Educational Research*, 12, 171–197. <https://doi.org/10.7821/naer.2023.1.1240>
- Ipinnaiye, O., & Risquez, A. (2024). Exploración del aprendizaje adaptativo, la interacción estudiante-contenido y el rendimiento estudiantil en clases universitarias de economía. *Computers & Education*, 215, 105047. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105047>
- Jing, Y., Zhao, L., Zhu, K., Wang, H., Wang, C., & Xia, Q. (2023). Panorama de la investigación sobre aprendizaje adaptativo en educación: Un estudio bibliométrico de las publicaciones entre 2000 y 2022. *Sustainability*, 15(4), 3115. <https://doi.org/10.3390/su15043115>

- Kabudi, T., Pappas, I., & Olsen, D. H. (2023). Aprendizaje adaptativo mediante inteligencia artificial en el aprendizaje electrónico: Una revisión de la literatura. *Education Sciences*, 13(12), 1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>
- Khor, E. T., & Mutthulakshmi, K. (2024). Revisión sistemática del papel de la analítica del aprendizaje en el apoyo al aprendizaje personalizado. *Education Sciences*, 14(1), 51. <https://doi.org/10.3390/educsci14010051>
- Kuhail, M. A., Alturki, N., Alramlawi, S., & Alhejori, K. (2023). Interacción con chatbots educativos: Una revisión sistemática. *Education and Information Technologies*, 28, 973–1018. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11177-3>
- Lin, C. C., Huang, A. Y. Q., & Lu, O. H. T. (2023). Inteligencia artificial en sistemas de tutoría inteligente hacia una educación sostenible: Una revisión sistemática. *Smart Learning Environments*, 10, 41. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00260-y>
- Lluch Molins, L., & Cano García, E. (2023). Cómo incorporar el aprendizaje autorregulado en entornos de aprendizaje en línea: Diseño mediante analítica del aprendizaje y diseño de aprendizaje personalizado en Moodle. *Journal of New Approaches in Educational Research*, 12, 120–138. <https://doi.org/10.7821/naer.2023.1.1127>
- Martínez-Comesaña, M., Rigueira-Díaz, X., Larrañaga-Janeiro, A., Martínez-Torres, J., Ocaranza-Prado, I., & Kreibel, D. (2023). Impacto de la inteligencia artificial en los métodos de evaluación de la educación primaria y secundaria: Revisión sistemática de la literatura. *Revista de Psicodidáctica*, 28(2), 93–103. <https://doi.org/10.1016/j.psicod.2023.06.001>
- Rivera Muñoz, J. L., Moscoso Ojeda, F., Aparicio Jurado, D. L., & Puga Peña, P. F. (2022). Revisión sistemática de la tecnología de aprendizaje adaptativo para el aprendizaje en la educación superior. *Eurasian Journal of Educational Research*, 98, 221–233. <https://doi.org/10.14689/ejer.2022.98.014>
- Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2022). Aplicaciones de la inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana: Una revisión sistemática. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19, 21. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00326-w>
- Serrano, J. L., & Moreno-García, J. (2024). Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje: ¿Innovación educativa o promesas recicladas? *EduTec. Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, 89, 1–17. <https://doi.org/10.21556/edutec.2024.89.3577>
- Suazo-Galdamés, I. C., & Chaple-Gil, A. M. (2025). Sistemas de aprendizaje adaptativo impulsados por inteligencia artificial en educación superior: Una revisión de alcance sobre implementación e impacto en el rendimiento académico. *Data and Metadata*. <https://doi.org/10.56294/dm2025981>
- Youn, C. H., & Salam, A. R. (2025). Revisión sistemática sobre el uso de la inteligencia artificial para proporcionar retroalimentación en la enseñanza de la escritura. *LSP International Journal*, 12. <https://doi.org/10.11113/lspi.v12.26003>