



*Adopción de Inteligencia Artificial Generativa en el ámbito educativo:
Aplicación del Modelo de Aceptación Tecnológica*

*Adoption of Generative Artificial Intelligence in the educational field:
Application of the Technology Acceptance Model*

*Adoção da Inteligência Artificial Gerativa na área educativa: Aplicação do
Modelo de Aceitação Tecnológica*

David Agapito Zambrano Vera ^I
dzambrano@uea.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-2121-0205>

María del Carmen Castelo Naveda ^{II}
mcastelo@uea.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-3629-881X>

María José Zambrano Solís ^{III}
mj.zambranos@uea.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0004-8609-1405>

Reni Danilo Vinocunga Pillajo ^{IV}
rd.vinocungap@uea.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0001-6698-7846>

Correspondencia: dzambrano@uea.edu.ec

Ciencias de la Educación
Artículo de Investigación

* **Recibido:** 26 de octubre de 2024 ***Aceptado:** 21 de noviembre de 2024 * **Publicado:** 23 de diciembre de 2024

- I. Universidad Estatal Amazónica. Pastaza, Ecuador.
- II. Universidad Estatal Amazónica. Pastaza, Ecuador.
- III. Universidad Estatal Amazónica. Pastaza, Ecuador.
- IV. Universidad Estatal Amazónica. Pastaza, Ecuador.

Resumen

La inteligencia artificial generativa ha transformado las prácticas educativas mediante la personalización y adaptación de contenidos, siendo su adopción evaluada a través del Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM). El objetivo del trabajo fue analizar los factores que influyen en la adopción de la inteligencia artificial generativa en educación mediante el Modelo de Aceptación Tecnológica, evaluando percepción de utilidad, facilidad de uso e intención de uso. Este estudio utilizó un enfoque cuantitativo con diseño transversal, aplicando encuestas a 253 docentes universitarios de Quito, Ecuador, analizadas mediante modelos estructurales (PLS-SEM) que evaluaron percepción de utilidad, facilidad de uso e intención de uso. Los resultados evidenciaron que la facilidad de uso tiene mayor impacto (coeficiente 0.502) en la intención de adopción que la utilidad percibida (coeficiente 0.238), explicando el 43% de la variabilidad ($R^2=0.432$). Aunque las herramientas tecnológicas intuitivas y accesibles son esenciales, factores externos como la capacitación y el apoyo institucional también inciden significativamente. En conclusión, superar barreras tecnológicas y arraigos pedagógicos tradicionales mediante formación y recursos tecnológicos adecuados es fundamental para integrar eficazmente estas tecnologías en los procesos educativos.

Palabras Clave: Percepción de Utilidad; Percepción de Facilidad de Uso; Inteligencia Artificial Generativa; Aceptación Tecnológica.

Abstract

Generative artificial intelligence has transformed educational practices through the personalization and adaptation of content, and its adoption has been evaluated through the Technology Acceptance Model (TAM). The objective of this study was to analyze the factors that influence the adoption of generative artificial intelligence in education through the Technology Acceptance Model, evaluating the perception of usefulness, ease of use, and intention to use. This study used a quantitative approach with a cross-sectional design, applying surveys to 253 university teachers in Quito, Ecuador, analyzed through structural models (PLS-SEM) that evaluated the perception of usefulness, ease of use, and intention to use. The results showed that ease of use has a greater impact (coefficient 0.502) on the intention to adopt than perceived usefulness (coefficient 0.238), explaining 43% of the variability ($R^2=0.432$). Although intuitive and accessible technological tools are essential, external factors such as training and institutional support also have a significant

impact. In conclusion, overcoming technological barriers and traditional pedagogical roots through adequate training and technological resources is essential to effectively integrate these technologies into educational processes.

Keywords: Perceived Usefulness; Perceived Ease of Use; Generative Artificial Intelligence; Technology Acceptance.

Resumo

A inteligência artificial generativa transformou as práticas educativas através da personalização e adaptação de conteúdos, sendo a sua adoção avaliada através do Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM). O objetivo do trabalho foi analisar os fatores que influenciam a adoção da inteligência artificial generativa na educação através do Modelo de Aceitação Tecnológica, avaliando a percepção de utilidade, a facilidade de utilização e a intenção de utilização. Este estudo utilizou uma abordagem quantitativa com desenho transversal, aplicando inquéritos a 253 professores universitários de Quito, Equador, analisados através de modelos estruturais (PLS-SEM) que avaliaram a percepção de utilidade, facilidade de utilização e intenção de utilização. Os resultados mostraram que a facilidade de utilização tem um maior impacto (coeficiente 0,502) na intenção de adoção do que a utilidade percebida (coeficiente 0,238), explicando 43% da variabilidade ($R^2=0,432$). Embora as ferramentas tecnológicas intuitivas e acessíveis sejam essenciais, factores externos como a formação e o apoio institucional também têm um impacto significativo. Concluindo, ultrapassar as barreiras tecnológicas e as raízes pedagógicas tradicionais através da formação e de recursos tecnológicos adequados é essencial para integrar eficazmente estas tecnologias nos processos educativos.

Palavras-chave: Percepção de Utilidade; Percepção de Facilidade de Utilização; Inteligência Artificial Gerativa; Aceitação Tecnológica.

Introducción

La adopción de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en el ámbito educativo ha crecido significativamente en los últimos años, especialmente con la incorporación de la IA generativa. Este tipo de tecnología ha demostrado su potencial al generar contenido educativo adaptativo y personalizado transformando las prácticas tradicionales de enseñanza y aprendizaje (Zhang & Tur, 2024). Según datos recientes el mercado de la educación alcanzó USD 4 mil millones en 2022 y se

prevé que se expanda a más del 10% de Tasa de crecimiento anual compuesto (CAGR) de 2023 a 2032, debido a la creciente inclinación hacia el aprendizaje personalizado (Global Market Insights, 2023). El Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) se ha consolidado como una herramienta fundamental para analizar la aceptación de estas tecnologías al considerar factores como la percepción de utilidad y facilidad de uso que influyen directamente en la actitud y comportamiento de los usuarios (Mohsin et al., 2024). Sin embargo, la integración de la IA generativa en la educación presenta retos únicos que requieren mayor exploración.

A pesar de los avances en el desarrollo e implementación de la IA generativa la investigación en el ámbito educativo muestra vacíos significativos. La percepción de los educadores y estudiantes respecto a su utilidad y facilidad de uso no ha sido suficientemente explorada, dificultando su integración eficaz en contextos donde predominan prácticas tradicionales (Granić & Marangunić, 2019). Adicionalmente, factores como la falta de capacitación integral limitan su adopción. Es necesario identificar las barreras y facilitadores de la implementación de la IA generativa, generando evidencia empírica que contribuya a superar la resistencia tecnológica y promueva estrategias efectivas de integración (Nazaretsky et al., 2022).

El problema central se encuentra en la limitada comprensión de los factores que influyen en la aceptación y el uso de la IA generativa en el ámbito educativo. Aunque el TAM proporciona un marco conceptual sólido su aplicación específica en este contexto sigue siendo limitada (Alenezi, 2023). La ausencia de datos empíricos sobre cómo los docentes y estudiantes perciben esta tecnología impide su adopción masiva. Asimismo, la resistencia al uso de la IA generativa debido a prácticas pedagógicas arraigadas y la falta de preparación tecnológica agravan el problema, dificultando su integración en procesos educativos transformadores (Nazaretsky et al., 2021)..

El TAM ha sido ampliamente utilizado para analizar la aceptación de tecnologías en diversos campos, incluido el educativo. Autores como Norman-Acevedo (2023), mencionan que la percepción de utilidad y facilidad de uso son factores clave que influyen en la intención de uso de tecnologías avanzadas. En cambio, Ayuso-del Puerto y Gutiérrez-Esteban (2022), desarrollaron un estudio en 76 profesores en formación inicial del Grado en Educación Infantil de la Universidad de Extremadura, se evidenció que la IA mejora el aprendizaje y fomenta el diseño de recursos educativos propios, siempre que exista apoyo docente. Finalmente, Caballero Alarcón y Brítez Carli (2024), exploran el uso de la IA en la Educación Escolar Básica de Paraguay y su capacidad

para personalizar el aprendizaje para mejorar los métodos de enseñanza. Además, propone integrar herramientas como chatbots y análisis de datos para optimizar la enseñanza y evaluación educativa. Atendiendo las premisas anteriores el objetivo del presente artículo fue analizar cómo los principios del TAM pueden aplicarse para comprender los factores que influyen en la adopción de la IA generativa en el ámbito educativo. A través de encuestas estructuradas y entrevistas semiestructuradas, se evaluó la percepción de utilidad y facilidad de uso entre docentes y estudiantes, identificando los elementos que condicionan su intención de uso. Las hipótesis planteadas son: H1: La utilidad percibida influye positivamente en la intención de uso de la IA generativa. H2: La facilidad de uso percibida influye positivamente en la intención de uso de la IA generativa.

1 Metodología

1.1 Diseño metodológico

La investigación se llevó a cabo con un enfoque cuantitativo siguiendo una lógica deductiva y con un alcance explicativo. Se empleó un diseño no experimental de tipo transversal, ya que los datos primarios se recolectaron en un único momento. Los datos fueron obtenidos de una población de docentes universitarios utilizando una muestra seleccionada de manera aleatoria. Para el análisis de los datos y la comprobación de las hipótesis se aplicó un modelo de ecuaciones estructurales basado en mínimos cuadrados parciales (Partial Least Squares, PLS) con el objetivo de verificar la interdependencia entre las variables de investigación (Kline, 2016). La encuesta fue la principal herramienta utilizada para la recolección de datos aplicada a través de plataformas web.

1.2 Preparación de muestra

La población del estudio estuvo conformada por docentes universitarios siguiendo los criterios propuestos por Keeble et al. (2015), quienes demostraron la eficacia de utilizar muestras de profesionales en investigaciones relacionadas con comunidades académicas y el uso de tecnologías educativas. Los docentes universitarios representan una población clave debido a su diversidad en cuanto a formación académica, experiencia profesional y la adopción activa de herramientas tecnológicas en sus prácticas pedagógicas. En este contexto la población del estudio incluyó a docentes de universidades públicas y privadas ubicadas en la ciudad de Quito, Ecuador, un lugar relevante por concentrar una parte importante de las instituciones de educación superior del país. Para la recolección de datos se envió un correo electrónico a los docentes que contenía un enlace web que daba acceso a la encuesta. Se obtuvieron un total de 253 encuestas válidas para el análisis.

Previo a la aplicación del instrumento se realizó una prueba piloto con un grupo de docentes universitarios que no formaban parte de la muestra final con el objetivo de garantizar la claridad y consistencia del instrumento de medición. El Método de Sesgo Común fue evaluado utilizando el procedimiento propuesto por Kock (2015), a través de la medición del variance inflation factor (VIF). Además, menciona que al aplicar modelos de ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) un valor de VIF menor o igual a 3.3 indica la ausencia de este tipo de sesgo.

Los datos recolectados tras la aplicación de las encuestas fueron organizados y analizados mediante PLS-SEM, utilizando el software *SmartPLS versión 4*. Esta técnica es adecuada para trabajar con muestras pequeñas y modelos complejos (Hair et al., 2017). Además, se verificó la validez tanto del modelo de medición como del modelo estructural.

1.3 Instrumento de Medición

En el estudio se utilizó una adaptación del instrumento propuesto por Al-Adwan et al. (2023), el cual utiliza tres grupos de preguntas basadas en el TAM para evaluar la Percepción de Utilidad (PU), la Percepción de Facilidad de Uso (PEU) y la Intención de Uso (BI) de la Inteligencia Artificial Generativa en el ámbito educativo. Se emplearon un total de 4 preguntas para medir la Percepción de Utilidad, 4 para la Percepción de Facilidad de Uso y 3 para la Intención de Uso. Estas preguntas se evaluaron en una escala Likert de 1 a 7, donde 1 representaba "totalmente en desacuerdo" y 7 "totalmente de acuerdo". Para evaluar las hipótesis planteadas en este estudio, se utilizó el algoritmo de bootstrapping con 5000 muestras, lo que permitió determinar la significancia estadística de las relaciones entre las variables latentes. Asimismo, para establecer la validez discriminante, se aplicó el criterio de Fornell-Larcker, que compara la raíz cuadrada del AVE de cada constructo con las correlaciones entre los constructos del modelo, siguiendo las recomendaciones de Hair et al. (2017).

2 Resultados y discusiones

2.1 Análisis del Modelo de Medición

El modelo de medición fue evaluado para determinar la confiabilidad y validez general de las escalas utilizadas en los constructos Percepción de Utilidad, Percepción de Facilidad de Uso e Intención de Uso. Como se observa en la Tabla 1, los valores del Alpha de Cronbach (0.779-0.933) y la Fiabilidad Compuesta (CR) (0.902-0.935) superan el umbral recomendado de 0.7, confirmando una alta consistencia interna de las escalas (Kline, 2016). Además, la evaluación inicial de la

Varianza Promedio Extraída (AVE) muestra valores superiores a 0.50 en todos los constructos, respaldando su validez convergente.

Entre los constructos evaluados, la Intención de Uso presentó los valores más altos de AVE (0.882), indicando que los indicadores asociados a este constructo explican una mayor proporción de su varianza total. Por otro lado, la Percepción de Facilidad de Uso mostró el AVE más bajo (0.592), aunque dentro de los límites aceptables, mostrando que esta escala tiene una relación ligeramente menor entre los ítems y el constructo subyacente.

Tabla 1. Fiabilidad de las escalas de cada variable latente.

	Alpha Cronbach	de Composite reliability	Average variance extracted (AVE)
Percepción de Utilidad	0.893	0.925	0.753
Percepción de Facilidad de Uso	0.779	0.902	0.592
Intención de Uso	0.933	0.935	0.882

Estos resultados coinciden con hallazgos en estudios previos que validan el uso del TAM en entornos educativos. Según Al-Adwan et al. (2023), la percepción de utilidad y la facilidad de uso son factores esenciales para la aceptación de tecnologías innovadoras, destacando la importancia de escalas confiables y válidas en este tipo de análisis. Asimismo, Zulkarnain y Yunus (2023), enfatizan que una alta validez convergente en constructos como la utilidad percibida favorece la adopción de tecnologías avanzadas en la enseñanza, mientras que Chou et al. (2023), muestran que la consistencia interna robusta de los indicadores refuerza la capacidad predictiva de modelos estructurales. La fortaleza de los valores obtenidos, especialmente en el constructo de Intención de Uso, respalda la aplicabilidad del TAM en contextos educativos y su utilidad para entender cómo los docentes perciben la IA generativa.

2.2 Validez convergente y discriminante

La validez convergente fue confirmada mediante los valores de la AVE, siguiendo el criterio establecido de 0.50 o superior. Esto asegura que los indicadores están estrechamente relacionados con el constructo que representan, como lo señalan Henseler et al. (2015). Según los datos de la Tabla 1, los constructos analizados cumplen este criterio, con valores de AVE que varían entre 0.592 y 0.882. Esto reafirma que las escalas utilizadas reflejan adecuadamente las dimensiones que buscan medir.

En cuanto a la validez discriminante, se observó que la raíz cuadrada del AVE de cada constructo es mayor que las correlaciones entre los constructos, cumpliendo con el criterio de Fornell-Larcker (Moral de la Rubia, 2019). Esto muestra que cada constructo es distintivo y no se solapa significativamente con otros, siendo esencial para garantizar la precisión del modelo de medición. La adecuada validez discriminante es fundamental para evitar problemas de multicolinealidad y asegurar que las relaciones observadas entre los constructos reflejen verdaderas asociaciones teóricas (Martínez Ávila & Fierro Moreno, 2018).

2.3 Modelo Estructural

El modelo estructural presentado en la Figura 1 muestra las relaciones entre los constructos PU, PEU y BI. Las variables independientes (PU y PEU) explican conjuntamente la variabilidad de la BI, reflejando la intención de los docentes de adoptar tecnologías de inteligencia artificial generativa. Este modelo fue evaluado utilizando el software SmartPLS, que permitió estimar los coeficientes de regresión, las cargas factoriales y otros indicadores clave.

Las cargas factoriales de los indicadores mostraron valores que oscilan entre 0.565 y 0.945, donde la mayoría supera el umbral de 0.70, asegurando una adecuada representación de los constructos. Sin embargo, el indicador PEU2, con una carga de 0.565, indica una relación débil con el constructo PEU, lo cual podría ser revisado en investigaciones futuras. Los coeficientes de regresión muestran que la PEU tiene un impacto mayor en la BI (0.501) en comparación con la PU (0.238). Esto refleja que los docentes valoran más la facilidad de uso que los beneficios prácticos percibidos en la adopción de la tecnología.

El valor de R^2 obtenido para la Intención de Uso fue de 0.432, indicando que el modelo explica aproximadamente un 43% de la variabilidad de esta variable dependiente. Este valor es considerado moderado según Hair et al. (2017), mostrando que otros factores externos no incluidos en este modelo pueden estar influyendo en la intención de los docentes de usar tecnologías de IA generativa. Además, los valores de VIF estuvieron dentro del rango aceptable (entre 0.20 y 5), descartando problemas de multicolinealidad entre las variables predictoras.

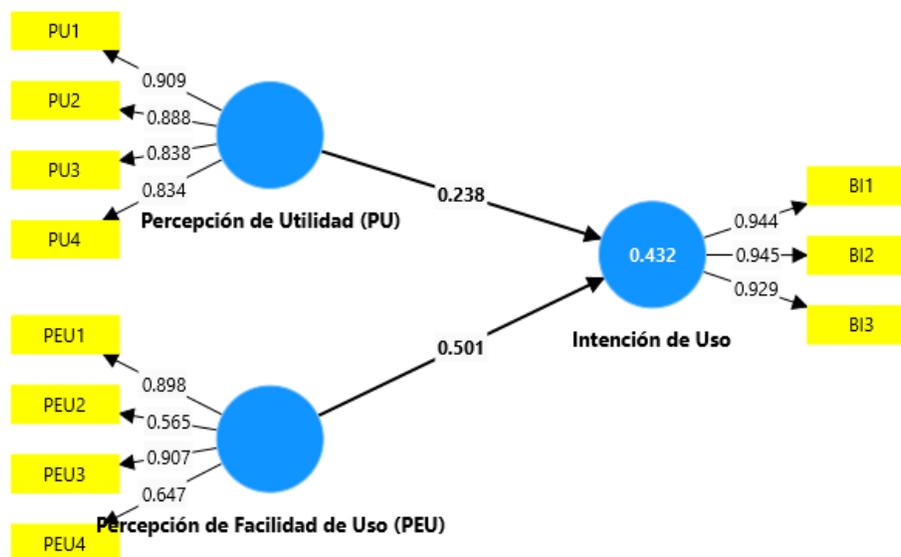


Figura 1. Modelo Estructural

Estos resultados destacan que, aunque la PEU ejerce una influencia más fuerte sobre la BI, la PU también contribuye significativamente. Esto coincide con investigaciones previas, como la de Kanont et al. (2024), quienes encontraron que la facilidad percibida es un determinante clave en la aceptación tecnológica en entornos educativos. Además, Hussain y Qureshi (2024), observaron que la utilidad percibida también juega un rol importante, aunque secundario, en la adopción de tecnologías emergentes.

Por otro lado, el bajo valor de carga factorial del indicador PEU2 refuerza la necesidad de revisar la calidad de los ítems utilizados para medir este constructo. Según Norabuena Mendoza et al. (2021), los indicadores con cargas débiles pueden comprometer la precisión y fiabilidad de los modelos estructurales. Asimismo, el valor de R^2 moderado es consistente con lo reportado por Amora (2021), quienes señalaron que factores como la capacitación tecnológica y el apoyo institucional pueden influir en la adopción tecnológica de manera significativa.

2.4 Comprobación de Hipótesis

Los resultados, presentados en la Tabla 2, indican que ambas relaciones son positivas y estadísticamente significativas. La PU tiene un impacto positivo en la Intención de Uso (BI), con un coeficiente de 0.238 y un p-valor < 0.05 , lo que valida la hipótesis H1. Asimismo, la PEU muestra un impacto más fuerte sobre la BI, con un coeficiente de 0.502 y un p-valor < 0.05 , lo que confirma la hipótesis H2. Estos resultados destacan que, aunque ambos factores son importantes, la facilidad de uso tiene una influencia más notable en la intención de los docentes de adoptar la IA generativa.

La mayor influencia de la facilidad de uso sobre la intención de adopción puede explicarse por la preferencia de los docentes hacia herramientas tecnológicas que reduzcan la complejidad técnica y permitan una integración más intuitiva en sus actividades. Aunque la percepción de utilidad también es significativa, su impacto relativamente menor sugiere que los beneficios prácticos, aunque valorados, no son tan decisivos como la simplicidad en el uso de estas tecnologías.

Tabla 2. Parámetros de Regresión del Modelo Estructural

	Correlations	P values
PU -> Intención de Uso	0.238	0.000
PEU -> Intención de Uso	0.502	0.000

Los hallazgos del estudio confirman que la percepción de facilidad de uso tiene un impacto más fuerte que la percepción de utilidad en la intención de los docentes de adoptar tecnologías innovadoras. Este resultado es consistente con estudios previos, como el de Teo et al. (2015), quienes demostraron que en contextos educativos, la facilidad de uso es un factor clave para la aceptación tecnológica, ya que reduce las barreras percibidas en la adopción. Por otro lado, investigaciones de Mannan y Maruf (2024), resaltan que la percepción de utilidad es igualmente relevante cuando los usuarios identifican beneficios claros para su desempeño laboral, lo que también se observa en este estudio.

La prominencia de la facilidad de uso puede reflejar la existencia de barreras tecnológicas que dificultan la adopción de la IA generativa, tales como interfaces complejas o falta de capacitación. Esto pone de manifiesto la necesidad de desarrollar herramientas más intuitivas y accesibles, así como programas de formación dirigidos a docentes, para facilitar la integración de estas tecnologías en los procesos educativos.

2.5 Limitación y perspectivas futuras

Este estudio tiene varias limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados. En primer lugar, el enfoque geográfico se restringió a docentes universitarios de la ciudad de Quito, Ecuador, lo que limita la generalización de los hallazgos a otros contextos educativos o culturales. Además, al tratarse de un diseño transversal, no se puede analizar cómo evolucionan las percepciones de los docentes a lo largo del tiempo en relación con la adopción de la IA generativa. Otra limitación importante es la exclusión de perspectivas cualitativas. Este enfoque podría haber proporcionado un entendimiento más profundo de las experiencias y actitudes de los docentes hacia

esta tecnología. Además, el estudio no incluyó a los estudiantes, quienes también desempeñan un papel crucial en la adopción y éxito de las tecnologías en entornos educativos.

Para superar estas limitaciones, se recomienda que futuros estudios amplíen la muestra a nivel internacional, incorporando diversas regiones y sistemas educativos. Asimismo, incluir tanto a docentes como a estudiantes permitiría explorar cómo las percepciones de utilidad y facilidad de uso varían entre estos grupos. Además, un enfoque longitudinal ayudaría a comprender cómo cambian las actitudes hacia la IA generativa con el tiempo y con mayor experiencia en su uso.

Otra área relevante para futuras investigaciones sería el análisis de las barreras para la adopción de la IA generativa, como la resistencia al cambio, la falta de capacitación o la disponibilidad limitada de recursos tecnológicos. Estos aspectos no fueron abordados en este estudio, pero son fundamentales para entender las dinámicas de adopción tecnológica en entornos educativos y proponer estrategias más efectivas para su implementación.

3 Conclusiones

La aplicación del Modelo de Aceptación Tecnológica permitió identificar que la percepción de utilidad y la facilidad de uso son factores determinantes en la intención de los docentes de adoptar tecnologías de inteligencia artificial generativa en el ámbito educativo. Sin embargo, se evidenció una mayor influencia de la facilidad de uso indicando la necesidad de diseñar herramientas tecnológicas que sean intuitivas y accesibles. Esto mostrando la importancia de superar barreras como la falta de capacitación tecnológica y el arraigo a prácticas tradicionales, elementos claves para facilitar la integración efectiva de estas tecnologías en contextos educativos.

Referencias

- Al-Adwan, A. S., Li, N., Al-Adwan, A., Abbasi, G. A., Albelbisi, N. A., & Habibi, A. (2023). "Extending the Technology Acceptance Model (TAM) to Predict University Students' Intentions to Use Metaverse-Based Learning Platforms". *Educ Inf Technol (Dordr)*, 28(2), 1-33. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11816-3>
- Alenezi, F. Y. (2023). Artificial intelligence versus Arab universities: An enquiry into the Saudi context. *The Scientific Journal of King Faisal University: Humanities and Management Sciences*, 24(1), 1-7. <https://doi.org/10.37575/h/edu/220038>
- Amora, J. T. (2021). Convergent validity assessment in PLS-SEM: A loadings-driven approach. *Data Analysis Perspectives Journal*, 2(3), 1-6. https://scriptwarp.com/dapj/2021_DAPJ_2_3/Amora_2021_DAPJ_2_3_ConvergentValidity.pdf
- Ayuso-del Puerto, D., & Gutiérrez-Esteban, P. (2022). La Inteligencia Artificial como recurso educativo durante la formación inicial del profesorado. *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 25(2), 1-13. <https://doi.org/10.5944/ried.25.2.32332>
- Caballero Alarcón, F. A., & Brítez Carli, R. (2024). Inteligencia Artificial en el mejoramiento de la enseñanza y aprendizaje, Ministerio de Educación y Ciencias. *ACADEMO*, 11(2), 99-108. <https://doi.org/10.30545/academo.2024.may-ago.1>
- Chou, C.-M., Shen, T.-C., Shen, T.-C., & Shen, C.-H. (2023). The level of perceived efficacy from teachers to access AI-based teaching applications. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 18, 021. <https://doi.org/10.58459/rptel.2023.18021>
- Global Market Insights. (2023). AI en estadísticas del mercado de la educación, tendencias y oportunidades de crecimiento 2032. Recuperado: 17 noviembre 2024. Disponible: <https://www.gminsights.com/es/industry-analysis/artificial-intelligence-ai-in-education-market>
- Granić, A., & Marangunić, N. (2019). Technology acceptance model in educational context: A systematic literature review. *British Journal of Educational Technology*, 50(5), 2572-2593. <https://doi.org/10.1111/bjet.12864>
- Hair, J. F., Matthews, L. M., Matthews, R. L., & Sarstedt, M. (2017). PLS-SEM or CB-SEM: updated guidelines on which method to use. *International Journal of Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107-123. <https://doi.org/10.1504/IJMDA.2017.087624>

- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hussain, S., & Qureshi, I. M. (2024). Electric Vehicle Adoption: The Nexus of Knowledge, Perceived Usefulness, and Ease of Use. *Qlantic Journal of Social Sciences and Humanities*, 5(2), 154-161. <https://doi.org/10.55737/qjssh.591349398>
- Kanont, K., Pingmuang, P., Simasathien, T., Wisnuwong, S., Wiwatsiripong, B., Poonpirome, K., & Khlaisang, J. (2024). Generative-AI, a Learning Assistant? Factors Influencing Higher-Education Students' Technology Acceptance. *Electronic Journal of e-Learning*, 22(6), 18-33. <https://doi.org/10.34190/ejel.22.6.3196>
- Keeble, C., Law, G., Barber, S., & Baxter, P. (2015). Choosing a Method to Reduce Selection Bias: A Tool for Researchers. *Open Journal of Epidemiology*, 5(3), 155-162. <https://doi.org/10.4236/ojepi.2015.53020>
- Kline, R. B. (2016). Principles and practice of structural equation modeling, 4th ed. In T. D (Ed.), Principles and practice of structural equation modeling, 4th ed. (pp. 445). Guilford Press. <http://ndl.ethernet.edu.et/bitstream/123456789/74702/1/35.pdf>
- Kock, N. (2015). Common method bias in PLS-SEM: A full collinearity assessment approach. *International Journal of e-Collaboration*, 11(4), 1-10. <https://doi.org/10.4018/ijec.2015100101>
- Mannan, M., & Maruf, T. I. (2024). Perceived Usefulness and Perceived Ease of Use in the Worth of Online Education System in Bangladesh. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13763573>
- Martínez Ávila, M., & Fierro Moreno, E. (2018). Aplicación de la técnica PLS-SEM en la gestión del conocimiento: un enfoque técnico práctico. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 8(16), 130-164. <https://doi.org/10.23913/ride.v8i16.336>
- Mohsin, F. H., Md Isa, N., Ishak, K., & Mohamed Salleh, H. (2024). Navigating the Adoption of Artificial Intelligence in Higher Education. *International Journal of Business and Technopreneurship (IJBT)*, 14(1), 109-120. <https://doi.org/10.58915/ijbt.v14i1.433>
- Moral de la Rubia, J. (2019). Revisión de los criterios para validez convergente estimada a través de la Varianza Media Extraída. *Psychologia. Avances de la disciplina*, 13(2), 25-41. <https://www.redalyc.org/journal/2972/297261276003/html/>

- Nazaretsky, T., Ariely, M., Cukurova, M., & Alexandron, G. (2022). Teachers' trust in AI-powered educational technology and a professional development program to improve it. *British Journal of Educational Technology*, 53(4), 914-931. <https://doi.org/10.1111/bjet.13232>
- Nazaretsky, T., Cukurova, M., Ariely, M., & Alexandron, G. (2021). Confirmation bias and trust: human factors that influence teachers' attitudes towards AI-based educational technology. *CEUR Workshop Proceedings*, Bozen-Bolzano, Italy.
- Norabuena Mendoza, C., Huamán Osorio, A., & Ramirez Asis, E. (2021). Modelo de ecuaciones estructurales (con estimación PLS). Basado en calidad de servicio y lealtad del cliente de las cajas rurales peruanas. *Ciencias Administrativas*, 1(18), 1-14. <https://doi.org/10.24215/23143738e081>
- Norman-Acevedo, E. (2023). La inteligencia artificial en la educación: una herramienta valiosa para los tutores virtuales universitarios y profesores universitarios. *PANORAMA*, 17(32), 1-11. <https://doi.org/10.15765/pnrm.v17i32.3681>
- Teo, T., Fan, X., & Du, J. (2015). Technology acceptance among pre-service teachers: Does gender matter? *Australasian Journal of Educational Technology*, 31(3). <https://doi.org/10.14742/ajet.1672>
- Zhang, P., & Tur, G. (2024). A systematic review of ChatGPT use in K-12 education. *European Journal of Education*, 59(2), 1-16. <https://doi.org/10.1111/ejed.12599>
- Zulkarnain, N. S., & Yunus, M. M. (2023). Teachers' perceptions and continuance usage intention of artificial intelligence technology in Tesl. *International Journal Of Multidisciplinary Research And Analysis*, 6(5), 2101-2109. <https://doi.org/10.47191/ijmra/v6-i5-34>.