

**Artículo de investigación científico
tecnológica**

Cómo citar: Vivanco Enriquez, J. L., Espinoza Gómez, S. T., Mateo Nuñez, H. R., Vilca Ramirez, P. A., & Chinchá Lleclish, J. M. (2025). Modelado de la adopción de herramientas de inteligencia artificial en la educación superior: un enfoque basado en TAM. *Estrategia y Gestión Universitaria*, 13(2), e9024. <https://doi.org/10.5281/zenodo.17653760>

Recibido: 20/08/2025

Aceptado: 15/11/2025

Publicado: 24/11/2025

Autor para correspondencia:



jlivanco@pucp.edu.pe

Conflicto de intereses: los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses, que puedan haber influido en los resultados obtenidos o las interpretaciones propuestas.

Jesús L. Vivanco Enriquez ¹

Pontificia Universidad Católica del Perú

<https://orcid.org/0000-0002-4482-7726> 

jlivanco@pucp.edu.pe

Perú

Silvana Tabata Espinoza Gómez ²

Universidad Católica de Santa María

<https://orcid.org/0009-0000-1441-7470> 

s.t.espinozagomez@ieeee.org

Perú

Hayashi Rafael Mateo Nuñez ³

Universidad Nacional Federico Villareal

<https://orcid.org/0009-0002-5705-0757> 

hayashi@fablablima.org

Perú

Piero Alejandro Vilca Ramirez ⁴

Universidad Nacional Federico Villareal

<https://orcid.org/0009-0004-0376-5479> 

pier388_bvl@hotmail.com

Perú

Jesús Manuel Chinchá Lleclish ⁵

Universidad de San Martín de Porres

<https://orcid.org/0000-0002-5083-1043> 

jmanuel.chincha@gmail.com

Perú

Modelado de la adopción de herramientas de inteligencia artificial en la educación superior: un enfoque basado en TAM

Modeling of the adoption of artificial intelligence tools in higher education: a TAM -based approach

Modelagem da adoção de ferramentas de inteligência artificial no ensino superior: uma abordagem baseada em TAM

Resumen

Introducción: la inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una de las tecnologías más transformadoras en la educación superior, al ofrecer herramientas que facilitan la personalización del aprendizaje y optimizan los procesos académicos y administrativos; sin embargo, su adopción depende de factores individuales y organizacionales.

Objetivo: analizar la influencia de la utilidad percibida, la facilidad de uso, la actitud e intención de uso en la adopción de herramientas de IA en estudiantes universitarios mediante el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM). **Método:** se empleó un enfoque cuantitativo descriptivo-correlacional, aplicando un cuestionario validado a 55 estudiantes con experiencia previa en IA, y los datos fueron procesados mediante correlaciones de Pearson y regresión múltiple. **Resultados:** la intención de uso se configuró como el predictor más relevante del uso real ($B = 0.679$, $p < 0.001$), seguida por la utilidad percibida ($B = 0.374$, $p = 0.024$), mientras que la facilidad de uso no tuvo un impacto significativo, y la actitud mostró una relación negativa no concluyente. **Conclusión:** el modelo TAM resultó pertinente para explicar la adopción de herramientas de IA en la educación universitaria, destacando que la utilidad percibida y la intención de uso son los factores determinantes para garantizar una implementación efectiva de estas tecnologías.

Palabras clave: inteligencia artificial, educación superior, adopción tecnológica, utilidad percibida

Abstract

Introduction: artificial intelligence (AI) has emerged as one of the most transformative technologies in higher education, providing tools that facilitate personalized learning and optimize academic and administrative processes; however, its adoption depends on individual and organizational factors.



Objective: to analyze the influence of perceived usefulness, ease of use, attitude, and intention to use on the adoption of AI tools among university students through the Technology Acceptance Model (TAM). **Method:** a quantitative descriptive-correlational approach was employed, applying a validated questionnaire to 55 students with prior experience in AI, and the data were processed using Pearson correlations and multiple regression analysis. **Results:** intention to use was identified as the most relevant predictor of actual use ($B = 0.679$, $p < 0.001$), followed by perceived usefulness ($B = 0.374$, $p = 0.024$), while ease of use had no significant impact, and attitude showed an inconclusive negative relationship. **Conclusion:** the TAM model proved pertinent in explaining the adoption of AI tools in higher education, highlighting that perceived usefulness and intention to use are the determining factors to ensure effective implementation of these technologies.

Keywords: artificial intelligence, higher education, technology adoption, perceived usefulness

Resumo

Introdução: a inteligência artificial (IA) consolidou-se como uma das tecnologias mais transformadoras no ensino superior, ao oferecer ferramentas que facilitam a personalização da aprendizagem e otimizam os processos acadêmicos e administrativos; entretanto, sua adoção depende de fatores individuais e organizacionais. **Objetivo:** analisar a influência da utilidade percebida, da facilidade de uso, da atitude e da intenção de uso na adoção de ferramentas de IA por estudantes universitários, por meio do Modelo de Aceitação Tecnológica (TAM). **Método:** foi empregado um enfoque quantitativo descritivo-correlacional, aplicando-se um questionário validado a 55 estudantes com experiência prévia em IA, e os dados foram processados por meio de correlações de Pearson e regressão múltipla. **Resultados:** a intenção de uso configurou-se como o preditor mais relevante do uso real ($B = 0.679$, $p < 0.001$), seguida pela utilidade percebida ($B = 0.374$, $p = 0.024$), enquanto a facilidade de uso não apresentou impacto significativo, e a atitude mostrou uma relação negativa inconclusiva. **Conclusão:** o modelo TAM mostrou-se pertinente para explicar a adoção de ferramentas de IA na educação superior, destacando que a utilidade percebida e a intenção de uso são os fatores determinantes para garantir uma implementação efetiva dessas tecnologias.

Palavras-chave: inteligência artificial, ensino superior, adoção tecnológica, utilidade percebida



Introducción

La Inteligencia Artificial (IA) se ha consolidado como una de las tecnologías más transformadoras en el ámbito educativo, al ofrecer oportunidades significativas para personalizar la enseñanza, optimizar los procesos administrativos y fortalecer la toma de decisiones pedagógicas (Galdames, 2024). En el contexto de la educación superior, la incorporación de herramientas basadas en IA -como tutores inteligentes, sistemas de evaluación automatizada, análisis predictivo del rendimiento estudiantil y asistentes virtuales- tiene el potencial de redefinir las prácticas pedagógicas, los entornos de aprendizaje y la gestión institucional.

Al Badi et al. (2024) encontraron una correlación positiva entre los componentes del Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM) y los factores que influyen en el uso de Microsoft Teams en el aprendizaje virtual. Sin embargo, aspectos como el nivel de habilidades tecnológicas y los años de experiencia docente no mostraron diferencias significativas en la percepción del profesorado sobre la plataforma.

La irrupción de la IA está transformando los métodos de enseñanza, los procesos administrativos y las estrategias de aprendizaje en el ámbito universitario (Morales, 2025; Galdames, 2024). Diversas investigaciones han demostrado su potencial para personalizar la educación, optimizar la evaluación del desempeño estudiantil y fortalecer la eficiencia institucional (Contreras & Guerrero, 2025). No obstante, pese a su creciente adopción, persisten brechas en la comprensión de los factores que condicionan su implementación efectiva por parte de estudiantes y docentes, especialmente en contextos caracterizados por limitaciones de recursos o resistencias culturales (Widodo et al., 2024).

Los desafíos más significativos detectados en la bibliografía residen en la complejidad de incorporar herramientas de Inteligencia Artificial en contextos académicos, donde la utilidad percibida, la sencillez de manejo y las posturas hacia la tecnología son cruciales (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003). Investigaciones como las de Kanont et al. (2024) y Zambrano Vera et al. (2024) han examinado estas variables (percepción de utilidad, facilidad de uso e intención de uso), con resultados que difieren dependiendo del contexto, lo que resalta la importancia de realizar más estudios que tomen en consideración las especificidades de cada contexto educativo. El vínculo entre la intención de uso y el comportamiento auténtico de adopción necesita una mayor investigación, dado que no siempre se convierte en una implementación sostenible (Sergeeva et al., 2025).

El modelo TAM es un modelo de referencia utilizado para pronosticar la intención y el uso de tecnologías en la educación universitaria. Vanduhe et al. (2020) combinaron los modelos TAM, motivación social y TTF para analizar la intención de continuar con el uso de la gamificación en la educación universitaria. TAM se utilizó para analizar la adopción de distintas tecnologías educativas como los sistemas de gestión de aprendizaje (LMS) (Fathema et al., 2015), las tecnologías móviles (Buana et al., 2021), el aprendizaje electrónico, YouTube como medio de aprendizaje (Chintalapati et al., 2017), la computación en la nube con fines académicos (Amron et al., 2021) y gamificación para la formación (Vanduhe et al., 2020).

Los fundamentos del modelo TAM son teóricos y colaboran en el proceso de analizar la adopción de la tecnología (Buana et al., 2021). Con frecuencia, las investigaciones realizan su estudio usando el modelo TAM puro, que abarca la usabilidad y la facilidad de uso (Chintalapati et al., 2017). Recientemente, investigaciones han adaptado el modelo TAM puro añadiendo otros constructos externos relevantes en la educación universitaria (Fathema et al., 2015). El análisis de regresión lineal y el análisis de las ecuaciones estructurales (PLS-SEM) son estrategias típicas para evaluar y validar el modelo TAM en esta área (Amron et al., 2021). Además, el modelo TAM ha sido sistemáticamente estudiado para examinar su aplicación con el objetivo de entender la sostenibilidad de la educación superior, especialmente en el escenario de la pandemia por COVID-19 (Rosli et al., 2022).

La percepción de utilidad (PU) de la IA y una mentalidad enfocada en el crecimiento son elementos cruciales que impactan en la postura de los usuarios respecto a la adopción de la tecnología, siendo estos elementos esenciales en el avance desde la consideración hasta la incorporación activa del AI en diversos escenarios (Ibrahim et al., 2025).

La implementación de instrumentos de inteligencia artificial (IA) en la educación universitaria simboliza una revolución en la pedagogía que demanda un estudio detallado y organizado. En este contexto, Mourtajji y Arts-Chiss (2024) indican que el actual estudio exploratorio señala el comienzo de una investigación en múltiples etapas, iniciando con un extenso análisis cualitativo orientado a profesores, con la finalidad de perfeccionar el modelo conceptual y entender las aplicaciones profesionales y personales de tecnologías como ChatGPT. Luego, se propone una etapa cuantitativa centrada en las percepciones y acciones de los estudiantes, lo que facilita la comparación de las dinámicas de adopción de la IA entre docentes y estudiantes.

La investigación buscó aportar evidencia sobre cómo las percepciones de utilidad, facilidad de uso y actitudes influyen en la decisión de integrar estas tecnologías de IA en el ámbito académico. Los resultados contribuyen a la literatura existente y ofrecen insumos para el diseño de políticas educativas que promuevan una adopción más efectiva y equitativa de la IA en instituciones de educación superior.

Materiales y métodos

Esta investigación optó por un método cuantitativo descriptivo-correlacional, enfocado en modelar la implementación de instrumentos de inteligencia artificial (IA) en la educación universitaria a partir del Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM). Sánchez-Prieto et al. (2016) estudiaron cómo se podía entender la adopción de tecnologías móviles en este sector a través del TAM, resaltando su progreso y los elementos cruciales que determinaban la adopción por parte de los docentes.

La meta consistió en examinar las percepciones, actitudes e intenciones de uso de herramientas de Inteligencia Artificial en estudiantes universitarios, tomando

en cuenta cinco dimensiones: utilidad percibida, facilidad de uso percibida, actitud hacia el uso, intención de uso y uso real.

La población objetivo estuvo conformada por estudiantes de educación superior de instituciones tecnológicas ubicadas en Lima Metropolitana. Se empleó un muestreo no probabilístico por conveniencia, seleccionando a estudiantes de distintas carreras y ciclos académicos que hubieran tenido algún tipo de contacto previo con herramientas de IA durante su formación. La muestra final quedó compuesta por 55 participantes, quienes completaron voluntariamente un cuestionario en formato digital.

Para la recolección de datos, se diseñó un cuestionario estructurado compuesto por 20 ítems, distribuidos en las cinco dimensiones del modelo TAM adaptado al contexto educativo.

1. Utilidad percibida (4 ítems): Evalúa el grado en que los estudiantes consideran que el uso de herramientas de IA mejora su rendimiento académico y facilita el aprendizaje.

2. Facilidad de uso percibida (4 ítems): Mide la percepción de los estudiantes respecto a la simplicidad y accesibilidad del uso de herramientas de IA en sus actividades académicas.

3. Actitud hacia el uso (3 ítems): Indaga sobre la valoración general que los estudiantes tienen respecto al uso de IA como apoyo en su educación.

4. Intención de uso (3 ítems): Evalúa la disposición futura de los estudiantes a seguir utilizando herramientas de IA y su voluntad de recomendarlas.

5. Uso real (4 ítems): Mide la frecuencia y tipo de uso actual de herramientas de IA (como ChatGPT, Copilot o Grammarly) en actividades académicas concretas.

Cada ítem fue formulado como una afirmación y evaluado mediante una escala tipo Likert de 5 puntos, que iba desde 1 (totalmente en desacuerdo) hasta 5 (totalmente de acuerdo).

Para medir la coherencia interna del instrumento, se determinó el coeficiente alfa de Cronbach (α), resultando en un valor total de $\alpha = 0,974$, lo que señaló una confiabilidad elevada en todos los ítems.

La recopilación de información se llevó a cabo en el segundo trimestre de 2025, utilizando formularios digitales que se distribuyeron entre grupos de estudiantes. En todo momento, se garantizó que la participación en la encuesta fuera voluntaria y anónima, respetando así los principios éticos relacionados con la investigación educativa.

Los datos fueron procesados y analizados en la plataforma Google Colab, haciendo uso de la biblioteca Pingouin. Para calcular el coeficiente alfa de Cronbach y realizar el análisis de regresión múltiple, se empleó la función `pingouin.cronbach_alpha()`. Esta herramienta permitió evaluar la consistencia interna del cuestionario, tanto en términos generales como en cada dimensión del modelo TAM.

Resultados y discusión

Los hallazgos se derivaron del estudio de las correlaciones entre los constructos del Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM), utilizado en el análisis de la adopción de instrumentos de inteligencia artificial (IA) en la educación universitaria. La Tabla 1 mostró las correlaciones de Pearson entre los constructos: percepción de la utilidad (UP), percepción de la facilidad de uso (PEOU), actitud hacia el uso (ATU), intención de uso (IU) y uso real (UB).

Tabla 1

Correlaciones entre constructos del modelo TAM

	UP	PEOU	ATU	IU	UB
UP	1.00	0.73	0.79	0.77	0.75
PEOU	0.73	1.00	0.63	0.76	0.73
ATU	0.79	0.63	1.00	0.78	0.62
IU	0.77	0.76	0.78	1.00	0.83
UB	0.75	0.73	0.62	0.83	1.00

Fuente: Elaboración propia.

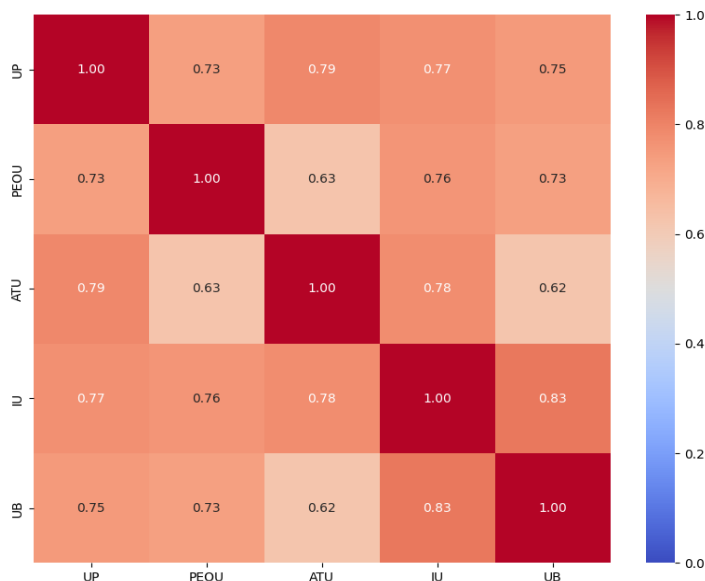
Los hallazgos mostraron conexiones positivas y relevantes entre todos los constructos estudiados. La utilidad percibida (UP) evidenció una fuerte correlación con la actitud hacia el uso (ATU) ($r = 0.79$), la intención de uso (IU) ($r = 0.77$) y el uso real (UB) ($r = 0.75$), corroborando así la hipótesis principal del modelo TAM acerca de cómo la percepción de utilidad influye directamente en la adopción de la tecnología.

Se mostró una correlación elevada entre la facilidad de uso percibida (PEOU) y la intención de uso ($r = 0.76$) y el uso real ($r = 0.73$), corroborando así su función como facilitador del comportamiento de adopción. Sin embargo, su correlación con la actitud hacia el uso ($r = 0.63$) fue moderada, lo que indicó que, en este escenario, la percepción de facilidad aportó a una disposición positiva, aunque no de manera decisiva.

Finalmente, la intención de uso (IU) se ubicó como el principal predictor del uso real (UB), con una correlación de $r = 0.83$, la más alta en la matriz, lo que subrayó su función mediadora entre las percepciones iniciales (UP, PEOU, ATU) y el comportamiento efectivo de uso. En la Figura 1 se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis de correlaciones.

Figura 1

Correlaciones entre constructos del modelo TAM aplicado



Fuente: Elaboración propia.

Los resultados del modelo de regresión lineal múltiple (Tabla 2) indicaron que, de los constructos analizados, la intención de uso (IU) se convirtió en el predictor más importante y al que mayor relevancia debe concederse en la descripción del uso real de herramientas de inteligencia artificial (UB) en el contexto de la educación superior. El coeficiente normalizado de IU fue igual a $\beta = 0.679$ y su valor de p fue $p < 0.001$, lo que supuso un impacto positivo y concluyente desde el punto de vista estadístico.

De igual modo, la utilidad percibida (UP) se identificó como un factor relevante ($\beta = 0.374$, $p = 0.024$), lo que indica que, a medida que los estudiantes perciben que las herramientas de inteligencia artificial aportan valor a sus tareas académicas, aumenta su nivel de uso.

La facilidad de uso percibida (PEOU) no fue significativa ($p = 0.2197$), lo que significa que en este modelo no tenía un efecto directo sobre el uso real al controlar por el resto de factores. Este hecho podría interpretarse como una priorización de las ventajas funcionales a las ventajas operativas en ambientes académicos en los que se hace más referencia a los efectos sobre el aprendizaje o rendimiento.

Mientras tanto, la actitud hacia el uso (ATU) presentó una relación inversamente proporcional con el uso real ($\beta = -0.208$), pero no alcanzó el nivel de significancia del 5% ($p = 0.0992$). Este indicio reveló una cierta complicación en las relaciones entre la tendencia actitudinal y la acción práctica, lo que podría requerir consideraciones desde la perspectiva de la investigación cualitativa o consideraciones de mediación mediante mediadores o modelos de mediación.

Tabla 2

Predecir el uso de herramientas de IA (UB)

Variable independiente	Coficiente (B)	Error estándar	Valor t	Valor p	IC 95% inferior	IC 95% superior
Constante	-0,087	0,362	-0,239	0,8117	-0,814	0,64
Utilidad Percibida (UP)	0,37	0,16	2,33	0,02	0,05	0,70
Facilidad de uso (PEOU)	0,17	0,13	1,24	0,22	-0,10	0,43
Actitud hacia el uso (ATU)	-0,21	0,12	-1,68	0,10	-0,46	0,04
Intención de uso (IU)	0,68	0,15	4,52	0,00	0,38	0,98

Fuente: Elaboración propia.

La intención de uso (IU) se configura como el predictor más potente y significativo del uso real (UB) de las herramientas de inteligencia artificial, siendo coherente con investigaciones anteriores que apuntan a la intención como el mejor determinante de la conducta real en los contextos tecnológicos (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003).

La utilidad percibida (UP) también mostró un impacto positivo y significativo sobre el uso real, lo que refuerza la idea de que los usuarios valoran principalmente los beneficios funcionales que estas tecnologías aportan a sus actividades académicas. Este hallazgo es coherente con la literatura que destaca la percepción de utilidad como un motor clave en la adopción tecnológica, especialmente en contextos donde la mejora del rendimiento es prioritaria (Venkatesh et al., 2003).

Estos resultados coinciden con lo reportado por Yong et al. (2010), quienes observaron que el uso de TIC aumenta a medida que los estudiantes avanzan en su formación universitaria, en gran parte debido a las exigencias curriculares, sobre todo en carreras tecnológicas. Además, identificaron que los estudiantes con un bachillerato de tres años tienden a utilizar más las TIC en comparación con aquellos que cursaron solo dos años. Por su parte, Calle-Díaz et al. (2024) destacaron que la percepción de utilidad y facilidad de uso influye directamente en la disposición de los estudiantes para emplear herramientas tecnológicas y compartir contenidos académicos. A mayor aceptación tecnológica, más efectiva es la difusión de información, lo que subraya la importancia de promover plataformas que sean percibidas como accesibles y funcionales dentro del entorno educativo.

En contraste, la facilidad de uso percibida (PEOU) no fue significativamente predictiva del uso real en simultáneo con el resto de constructos, aunque continuó siendo significativa en su relación con la intención de uso y el uso real. Esto podría indicar que, dentro la educación universitaria, la facilidad de uso podría desempeñar más bien el papel de facilitador indirecto influyendo sobre la intención de uso que el de predecir directamente el comportamiento eficaz. Se puede admitir que los estudiantes con experiencia anterior o habilidades digitales no vean la facilidad como un gran impedimento otorgando una mayor importancia a las ventajas que a la facilidad de las operaciones.

Investigaciones como la de Ngabiyanto et al. (2021) aportaron matices

e9024

relevantes al extender el modelo TAM, demostrando que la facilidad de uso no siempre influye de manera positiva en la intención de adopción. En su estudio, la disposición del docente fue el factor más determinante, incluso por encima de la percepción de utilidad, mientras que la facilidad de uso tuvo un efecto negativo y significativo sobre la intención de utilizar plataformas de aprendizaje en línea.

A su vez, existe un vínculo negativo, aunque no significativo, entre la actitud hacia el uso (ATU) y el uso real, lo que pudiera sugerir la complejidad y la heterogeneidad en las actitudes en el proceso de adopción tecnológica. Este resultado pone de manifiesto la necesidad de futuras investigaciones que analicen de qué manera los factores de contexto, emocionales o sociales puedan mediar esta relación, utilizando técnicas cualitativas o modelos estructurales más sofisticados.

En este contexto, Al-Abdullatif (2024) amplió el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM), integrando la habilidad en IA (inteligencia artificial), el TPACK inteligente y la confianza percibida, e indicaba que era importante considerar no solo las variables individuales, sino también las organizacionales y pedagógicas para poder explicar de manera más explícita cuáles son las barreras y los facilitadores para la adopción. Va más allá y advierte de las limitaciones de utilizar medidas autoinformadas, que pueden no reflejar el uso real de las tecnologías, sugiriendo que en futuras investigaciones las medidas vayan acompañadas de datos observacionales para tener una visión más ajustada de la adopción de la IA como parte de la enseñanza universitaria.

Las correlaciones que se establecen entre los constructos corroboraron la consistencia interna del modelo TAM en el presente análisis, lo que refuerza la idea de que las percepciones iniciales inciden en la intención, y que esta última afecta el comportamiento final. De manera similar, Barz et al. (2024) validaron el modelo TAM en estudiantes universitarios, incidiendo en la adicionalidad de la autorregulación del aprendizaje y la tendencia hacia la tecnología en el aumento de la aceptación de los ambientes de aprendizaje electrónico. Aunque también consideran la autoeficacia digital como un constructo externo, no encontraron un efecto significativo en su relación con la facilidad de uso ni con la utilidad percibida, evidenciando que la adopción de la tecnología puede ser un proceso complejo y que requiere de más investigación.

Limitaciones y futuras líneas de investigación

El estudio presenta limitaciones relacionadas con el tamaño reducido de la muestra ($N = 55$), lo que restringe la estabilidad y generalización de los resultados. Asimismo, el uso de un muestreo no probabilístico por conveniencia limita la validez externa de los hallazgos. Aunque el alfa de Cronbach ($\alpha = 0,974$) refleja una buena fiabilidad de los ítems, se recomienda ajustar y validar los instrumentos en futuras investigaciones. Para fortalecer la robustez y aplicabilidad de los resultados, se sugiere ampliar el tamaño muestral, emplear técnicas de muestreo probabilístico y explorar nuevas variables

Conclusiones

Este estudio reafirma la utilidad y la validez del TAM para explicar la

implementación de herramientas de inteligencia artificial en el contexto de la educación universitaria, ya que se ha determinado que la Intención de Uso (IU) se considera el predictor más importante del uso real del mismo y, a su vez, este dato indica que la motivación y la predisposición a emplear Inteligencia Artificial son elementos indispensables para la implementación efectiva de estas herramientas.

Además, la Utilidad Percibida (UP) también tiene un peso importante al influir positivamente en el uso real, lo que refleja el hecho de que las personas que utilizan estas herramientas valoran estos beneficios prácticos y funcionales que la IA puede aportar a sus actividades académicas, en contraposición con la Facilidad de Uso Percibida (PEOU), que se ha conformado como no significativa para la predicción directa del uso real, lo que indicaría que, en el contexto de la educación superior, la simple y exitosa utilización de estas herramientas puede no tener un papel tan importante en comparación con la percepción de valor para el uso de la tecnología correspondiente.

La postura del uso evidenció, por otro lado, una correlación negativa no relevante con el uso real, una evidencia que sugiere que la actitud podría tener una relación compleja, lo que invita a su estudio bajo enfoques de tipo metodológico complementarios. Por consiguiente, las entidades educativas tienen que anteponer las estrategias de impulsión de la utilidad perceptible de la inteligencia artificial a través de la práctica formativa, impulsar la intención de uso por medio de programas de concienciación constante, conocer las actitudes a través de estudios de carácter cualitativo para poder contrarrestar los bloqueos, llevar a cabo un seguimiento de aspectos técnicos y organizativos que pueden hacer más probable su adopción. Todas estas pautas son imprescindibles para garantizar un uso eficaz y sostenido de las herramientas de Inteligencia Artificial en el ámbito académico.

Referencias

- Al Badi, A., Al Siyabi, N., Alsalmi, K., Al Handhali, K., Alsalmi, S., & Al-Kharusi, A. (2024). Factors affecting the use of Microsoft Teams® based on Technology Acceptance Model (TAM): Perspectives of teachers and students in higher education. In *Proceedings of the 2024 8th International Conference on Digital Technology in Education (ICDTE)* (pp. 13-21). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3696230.3696254>
- Al-Abdullatif, A. M. (2024). Modeling Teachers' Acceptance of Generative Artificial Intelligence Use in Higher Education: The Role of AI Literacy, Intelligent TPACK, and Perceived Trust. *Education Sciences*, 14(11), 1209. <https://doi.org/10.3390/educsci14111209>
- Amron, M. T., & Noh, N. H. M. (2021). Technology Acceptance Model (TAM) for analysing cloud computing acceptance in higher education institution (HEI). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1176(1), 012036. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1176/1/012036>
- Barz, N., Benick, M., Dörrenbächer-Ulrich, L. & Perels, F. (2024). Students' acceptance of e-learning: Extending the technology acceptance model with

- self-regulated learning and affinity for technology. *Discovery Education*, 3, 114. <https://doi.org/10.1007/s44217-024-00195-7>
- Buana, A., & Linarti, U. (2021). Measurement of Technology Acceptance Model (TAM) in using e-learning in higher education. *Jurnal Teknologi Informasi dan Pendidikan*, 14(2), 165-171. <https://doi.org/10.24036/tip.v14i2>
- Calle-Díaz, D. M., Porras-Cruz, F. L., & Santamaría-Freire, E. J. (2024). Modelo de aceptación tecnológica y la difusión de contenidos en estudiantes universitarios. *MQRInvestigar*, 8(4), 5685-5705. <https://doi.org/10.56048/MQR20225.8.4.2024.5685-5705>
- Chintalapati, N., & Daruri, V. S. K. (2017). Examining the use of YouTube as a learning resource in higher education: Scale development and validation of TAM model. *Telematics and Informatics*, 34(6), 853-860. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2016.08.008>
- Contreras, F. C., & Guerrero, J. C. O. (2025). La integración de la IA en la educación superior: Una experiencia en el aprendizaje estudiantil. *Revista Tribunal*, 5 (11). <https://doi.org/10.59659/revistatribunal.v5i11.140>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13 (3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Fathema, N., Shannon, D., & Ross, M. (2015). Expanding the Technology Acceptance Model (TAM) to examine faculty use of learning management systems (LMSs) in higher education institutions. *MERLOT Journal of Online Learning and Teaching*, 11(2), 210-232. https://jolt.merlot.org/Vol11no2/Fathema_0615.pdf
- Galdames, I. S. (2024). Integración de la Inteligencia Artificial en la Educación Superior: Relevancia para la Inclusión y el Aprendizaje. *SciComm Report*, 4(1). <https://doi.org/10.32457/scr.v4i1.2487>
- Ibrahim, F., Münscher, J. C., Daseking, M., & Telle, N. T. (2025). The technology acceptance model and adopter type analysis in the context of artificial intelligence. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1496518>
- Kanont, K., Srisermbhok, A., Rungruang, P., & Boonprakob, M. (2024). Generative-AI, a learning assistant? Factors influencing higher-ed students' technology acceptance. *The Electronic Journal of e-Learning*, 22 (6), 18-33. <https://doi.org/10.34190/ejel.22.6.3196>
- Morales, J. E. H. (2025). Adopción de herramientas de inteligencia artificial en la Universidad Francisco Gavidia. *Realidad y Reflexión*, 1 (60). <https://doi.org/10.5377/ryr.v1i60.19866>
- Mourtajji, L., & Arts-Chiss, N. (2024). Unleashing ChatGPT: Redefining Technology Acceptance and Digital Transformation in Higher Education. *Administrative Sciences*, 14(12), 325. <https://doi.org/10.3390/admsci14120325>
- Ngabiyanto, A., Nurkhin, A., Widiyanto, I. H. S., & Kholid, A. M. (2021). Teacher's

intention to use online learning: An extended technology acceptance model (TAM) investigation. *Journal of Physics: Conference Series*, 1783(1), 012123. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1783/1/012123>

Rosli, M. S., Saleh, N. S., Md. Ali, A., Abu Bakar, S., & Mohd Tahir, L. (2022). A Systematic Review of the Technology Acceptance Model for the Sustainability of Higher Education during the COVID-19 Pandemic and Identified Research Gaps. *Sustainability*, 14(18), 11389. <https://doi.org/10.3390/su141811389>

Sergeeva, O. V., Zheltukhina, M. R., Shoustikova, T., Tukhvatullina, L. R., Dobrokhoto, D. A., & Kondrashev, S. V. (2025). Understanding higher education students' adoption of generative AI technologies: An empirical investigation using UTAUT2. *Contemporary Educational Technology*, 17 (2), ep571. <https://doi.org/10.30935/cedtech/16039>

Sánchez-Prieto, J. C., Olmos-Migueláñez, S., & García-Peñalvo, F. J. (2016). *Do Mobile Technologies Have a Place in Universities?: The TAM Model in Higher Education*. In L. Briz-Ponce, J. Juanes-Méndez, & F. García-Peñalvo (Eds.), *Handbook of Research on Mobile Devices and Applications in Higher Education Settings* (pp. 25-52). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-0256-2.ch002>

Vanduhe, V. Z., Nat, M., & Hasan, H. F. (2020). Continuance intentions to use gamification for training in higher education: Integrating the Technology Acceptance Model (TAM), social motivation, and Task Technology Fit (TTF). *IEEE Access*, 8, 21473-21484. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2966179>

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27 (3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>

Widodo, D. S., Rachmawati, D., Wijaya, H., Maghfuriyah, A., & Udriya, U. (2024). AI adoption in higher education institution: An integrated TAM and TOE model. *Dinasti International Journal of Education Management and Social Science*, 6 (2), 1029-1039. <https://doi.org/10.38035/dijemss.v6i2.3645>

Yong, L. A., Rivas Tovar, L. A., & Chaparro, J. (2010). Modelo de aceptación tecnológica (TAM): un estudio de la influencia de la cultura nacional y del perfil del usuario en el uso de las TIC. *Innovar*, 20(36), 187-203. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-50512010000100014&lng=en&tlng=es

Zambrano Vera, D. A., Castelo Naveda, M. del C., Zambrano Solís, M. J., & Vinocunga Pillajo, R. D. (2024). Adopción de Inteligencia Artificial Generativa en el ámbito educativo: Aplicación del Modelo de Aceptación Tecnológica. *Polo del Conocimiento*, 9 (12), 1983-1996. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11816-3>



Sobre el autor principal

Jesús L. Vivanco Enriquez: docente de talleres y laboratorios de innovación en educación superior, experiencia laboral como asistente en base de datos y creación de contenido educativo sobre IA. Maestro en Gestión y Políticas de la Innovación y la Tecnología por parte de la Pontificia Universidad Católica del Perú y Bachiller en Ciencias de la Educación por la Universidad Nacional de Educación ‘Enrique Guzmán y Valle’.

Declaración de responsabilidad autoral

Jesús L. Vivanco Enriquez 1: Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Recursos, Software, Supervisión, Validación/Verificación, Visualización, Redacción/borrador original y Redacción.

Silvana Tabata Espinoza Gómez 2: Conceptualización, Curación de Datos, Análisis formal. Redacción/borrador original y Redacción.

Hayashi Rafael Mateo Nuñez 3: Conceptualización, Recursos, Software, Supervisión, Validación. Redacción/borrador original y Redacción.

Piero Alejandro Vilca Ramírez 4: Análisis formal, Investigación, Recursos, Análisis formal, Supervisión. Redacción/borrador original y Redacción.

Jesús Manuel Chíncha Llecllish 5: Análisis formal, Investigación, Recursos, Análisis formal, Supervisión. Redacción/borrador original y Redacción.

Agradecimientos:

Financiación:

Recursos propios