Ciencia y Educación
(L-ISSN: 2790-8402 E-ISSN: 2707-3378)
Vol. 7 No. 12.1
Edición Especial XII 2026

ADOPCIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR LATINOAMERICANA: REVISIÓN SISTEMÁTICA Y META-ANÁLISIS ESTRUCTURAL

ARTIFICIAL INTELLIGENCE ADOPTION IN LATIN AMERICAN HIGHER EDUCATION: A SYSTEMATIC REVIEW AND META-ANALYTIC STRUCTURAL EQUATION MODELLING

Autores: [1]Daniel Alexander Vera Paredes, [2]Wellington Arturo Álvarez Baque y [3]Luis Cristóbal Córdova Martínez.
[1]ORCID ID: https://orcid.org/0009-0001-9033-3399
[2]ORCID ID: https://orcid.org/0000-0002-8251-6259
[3]ORCID ID: https://orcid.org/0000-0003-3605-429X
[1]E-mail de contacto: dverap@unemi.edu.ec
[2]E-mail de contacto: walvarezb@unemi.edu.ec
[3]E-mail de contacto: lcordovam@unemi.edu.ec
Afiliación: [1*2*3*]Universidad Estatal de Milagro, (Ecuador).
Artículo recibido: 1 de Octubre del 2026.
Artículo revisado: 3 de Noviembre del 2026.
Artículo aprobado: 10 de Noviembre del 2026.
[1]Licenciado en Sistemas de Información, graduado de la Escuela Superior Politécnica del Litoral, (Ecuador). Magíster en Administración y Dirección de Empresas, graduado de la Universidad Tecnológica Empresarial de Guayaquil, (Ecuador). Magíster Universitario en Ingeniería de Software y Sistemas Informáticos, graduado de la Universidad Internacional de la Rioja, (España).
[2]Licenciado en Ciencias en Marketing, graduado de la Universidad de Surrey, (Reino Unido). Magíster en Ciencias en Manejo internacional de Marketing, graduado de la Universidad de Roehampton (Reino Unido).
[3]Licenciado en Sistemas de Información, graduado de la Escuela Politécnica del Litoral, (Ecuador). Magíster en Administración y Dirección de Empresas, graduado de la Universidad Tecnológica Empresarial de Guayaquil, (Ecuador). Magíster en Gerencia de Tecnologías de la Información, graduado de la Universidad Estatal de Milagro, (Ecuador). Especialista en Tecnologías de la Información, mención en Comercio y Negocio Electrónico, graduado de la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, (Ecuador).

Resumen

El objetivo de esta revisión fue estimar la magnitud combinada de los factores que explican la aceptación y el uso de la inteligencia artificial en estudiantes y docentes universitarios de América Latina y el Caribe, y contrastar qué modelo teórico reproduce mejor la evidencia regional. Se realizó una revisión sistemática conforme a la declaración para la publicación de revisiones sistemáticas y a su extensión para búsquedas, con protocolo registrado antes del cribado. Se consultaron ocho bases de datos y se hicieron tres rondas de búsqueda por citas, en español, inglés y portugués, para el periodo 2020 a 2026, limitando la selección a publicaciones de acceso abierto. El cribado y la extracción se hicieron por duplicado e independientemente. Las correlaciones se combinaron con modelos de efectos aleatorios y la matriz resultante se ajustó mediante modelos de ecuaciones estructurales en dos etapas, con análisis de moderadores, sesgo de publicación y sensibilidad. De 1.843 registros identificados se cribaron 1.152 y se incluyeron 73 estudios, con 74 muestras y 31.295 participantes; 58 aportaron matriz de correlaciones utilizable. La actitud mostró la asociación más fuerte con la intención de uso, seguida de la expectativa de desempeño, y la intención predijo el uso declarado. La teoría unificada reprodujo mejor la matriz combinada que el modelo de aceptación tecnológica. Ninguna relación alcanzó certeza alta por la elevada heterogeneidad. Se concluye que la influencia social y las condiciones facilitadoras ocupan en la región un lugar más visible que en las síntesis globales.

Palabras clave: Inteligencia artificial, Educación superior, Aceptación de tecnología, Revisión sistemática, Meta-análisis.

Abstract

This review aimed to estimate the pooled magnitude of the factors explaining acceptance and use of artificial intelligence among university students and faculty in Latin America and the Caribbean, and to test which theoretical model best reproduces the regional evidence. A

systematic review was conducted following the reporting statement for systematic reviews and its extension for literature searches, with a protocol registered before screening. Eight databases were searched and three rounds of citation chasing were run, in Spanish, English and Portuguese, for the period 2020 to 2026, restricted to open access publications. Screening and data extraction were performed independently and in duplicate. Correlations were pooled with random effects models and the resulting matrix was fitted through two stage structural equation modelling, with moderator, publication bias and sensitivity analyses. Of 1.843 records identified, 1.152 were screened and 73 studies were included, contributing 74 samples and 31.295 participants; 58 provided a usable correlation matrix. Attitude showed the strongest association with behavioural intention, followed by performance expectancy, and intention predicted self-reported use. The unified theory reproduced the pooled matrix better than the technology acceptance model. No relationship reached high certainty because of substantial heterogeneity. We conclude that social influence and facilitating conditions play a more visible role in the region than in global syntheses.

Keywords: Artificial intelligence, Higher education, Technology acceptance, Systematic review, Meta-analysis.

Sumário

O objetivo desta revisão foi estimar a magnitude combinada dos fatores que explicam a aceitação e o uso da inteligência artificial em estudantes e docentes universitários da América Latina e do Caribe, e verificar qual modelo teórico reproduz melhor a evidência regional. Realizou-se uma revisão sistemática conforme a declaração para a publicação de revisões sistemáticas e sua extensão para buscas, com protocolo registrado antes da triagem. Foram consultadas oito bases de dados e realizadas três rodadas de busca por citações, em espanhol, inglês e português, para o período de 2020 a 2026, limitando a seleção a publicações de acesso aberto. A triagem e a extração foram feitas em duplicata e de forma independente. As correlações foram combinadas com modelos de efeitos aleatórios e a matriz resultante foi ajustada por modelos de equações estruturais em duas etapas, com análises de moderadores, viés de publicação e sensibilidade. Dos 1.843 registros identificados, 1.152 foram triados e 73 estudos incluídos, com 74 amostras e 31.295 participantes; 58 forneceram matriz de correlações utilizável. A atitude apresentou a associação mais forte com a intenção de uso, seguida da expectativa de desempenho, e a intenção predisse o uso declarado. A teoria unificada reproduziu melhor a matriz combinada do que o modelo de aceitação tecnológica. Nenhuma relação alcançou certeza alta devido à elevada heterogeneidade. Conclui-sé que a influência social e as condições facilitadoras ocupam na região um lugar mais visível do que nas sínteses globais.

Palavras-chave: Inteligência artificial, Ensino superior, Aceitação de tecnologia, Revisão sistemática, Metanálise.

Introducción

La incorporación de herramientas de inteligencia artificial (IA) generativa a la vida universitaria ha sido rápida y, en buena medida, no planificada. En los dos últimos años la producción científica regional sobre el tema se ha multiplicado: de los 73 estudios que esta revisión incluye, 60 se publicaron entre 2025 y 2026. Las instituciones, sin embargo, siguen tomando decisiones sobre licencias, formación docente, normativa de uso o infraestructura sin un marco empírico propio que les diga dónde conviene intervenir. Los modelos de aceptación tecnológica ofrecen ese marco. El modelo de aceptación tecnológica (TAM) explica la intención de uso por la utilidad y la facilidad de uso percibidas (Davis, 1989). La teoría unificada de la aceptación y uso de la tecnología (UTAUT) añade la influencia social y las condiciones facilitadoras (Venkatesh et al., 2003), y su extensión UTAUT2 incorpora la motivación hedónica, el valor percibido y el hábito (Venkatesh et al., 2012). Sobre esa base

se han construido meta-análisis que combinan decenas de estudios: en tecnología educativa (Scherer et al., 2019) y en la propia UTAUT (Blut et al., 2022). El problema es que esas síntesis son globales y se apoyan en literatura indexada en inglés. Ninguna aísla la evidencia de América Latina y el Caribe (ALC), pese a que las condiciones de infraestructura, formación y acceso difieren, y a que las dimensiones culturales moderan las relaciones de estos modelos. La consecuencia práctica es que una universidad de la región que busque evidencia para orientar su política de IA encuentra estimaciones obtenidas en contextos distintos del suyo.

Esta revisión cubre ese vacío con tres decisiones deliberadas. Primera, incluir literatura en español y portugués indexada en bases regionales, que las síntesis globales no consultan. Segunda, restringir la selección a publicaciones de acceso abierto, de modo que cualquier lector pueda verificar los estudios de origen. Tercera, sintetizar mediante meta-análisis de ecuaciones estructurales (MASEM), que permite contrastar modelos completos y no solo relaciones aisladas (Cheung y Chan, 2005) El estudio persigue cinco objetivos: caracterizar la investigación regional; estimar la magnitud combinada de las relaciones entre los constructos de aceptación, la intención y el uso; contrastar qué modelo reproduce mejor la matriz combinada; examinar si las relaciones varían según la población, el país, el tipo de IA, el método de estimación o la calidad del estudio; y valorar la calidad metodológica, el sesgo de publicación y la certeza de la evidencia.

Materiales y Métodos

El tipo de investigación consistió en una revisión sistemática con meta-análisis de adecuaciones estructurales, conforme a la declaración PRISMA 2020 (Page et al., 2021) y a su extensión PRISMA-S para el informe de las búsquedas (Rethlefsen et al., 2021). El protocolo se registró en OSF Registries (https://osf.io/8pvsx) el 19 de septiembre de 2026, antes de cualquier decisión de inclusión. Las cinco enmiendas posteriores están documentadas con fecha y justificación en el repositorio del proyecto.

Criterios de elegibilidad. Se incluyeron artículos de revista revisados por pares, publicados entre 2020 y 2026 en acceso abierto, en español, inglés o portugués, que informaran de estudios cuantitativos con estudiantes o docentes de instituciones de educación superior de ALC, midieran la aceptación, la intención o el uso de herramientas de IA y aplicaran un marco TAM, UTAUT, UTAUT2, de la teoría del comportamiento planificado, de la difusión de innovaciones o de la confirmación de expectativas. Se excluyeron actas de congreso, preprints, tesis y capítulos; los estudios multipaís sin datos de ALC separables; y los que no aportaran estadísticos utilizables, que se conservaron para la síntesis narrativa.

Fuentes y estrategia de búsqueda. El 19 de septiembre de 2026 se consultaron ocho bases: OpenAlex (834 registros), Scopus (370), Dialnet (191), DOAJ (169), SciELO (62), Redalyc (46), ScienceDirect (12) y ERIC (12). Web of Science no pudo consultarse por falta de suscripción institucional, limitación que se declara como enmienda al protocolo. A la búsqueda en bases se añadieron tres rondas de búsqueda por citas hacia atrás y hacia adelante, que aportaron 147 registros. El corpus se cerró el 27 de septiembre de 2026; la tercera ronda identificó 16 registros nuevos que no se incorporaron, y quedan listados para una futura actualización. *Población y muestra.* La unidad de análisis es el estudio primario, y dentro de él

la muestra independiente. Tras eliminar 691 duplicados quedaron 1.152 registros para cribado, de los que se seleccionaron 73 estudios con 74 muestras y 31.295 participantes. *Selección.* El cribado por título y resumen lo realizaron de forma independiente y a ciegas un revisor humano y un revisor de inteligencia artificial (Claude Opus 5, Anthropic), con una guía y un procedimiento registrados de antemano: un registro pasaba a texto completo si cualquiera de los dos lo marcaba como incluir o dudoso, de modo que el revisor automático nunca excluyó por sí solo, y un segundo revisor humano auditó una muestra aleatoria del 10 % de las exclusiones dobles.

El acuerdo fue $\kappa = 0{,}79$ en la calibración y $\kappa = 0{,}80$ tras la auditoría. El texto completo lo evaluaron dos revisores humanos por duplicado ($\kappa = 0{,}76$) y las 26 discrepancias se resolvieron por consenso. *Instrumentos y extracción.* Dos revisores extrajeron de forma independiente el 100 % de los estudios con un libro de códigos preparado de antemano y afinado en un piloto de cinco estudios. Se registraron datos bibliográficos, país, tipo de institución, población, tamaño muestral, herramienta de IA, marco teórico, método de estimación, índices de ajuste y, sobre todo, la matriz de correlaciones entre constructos; cuando no había matriz explícita se usaron las celdas fuera de la diagonal de la tabla de Fornell-Larcker.

Las 486 diferencias entre extracciones se conciliaron una a una. No se transcribieron las tablas rotuladas como correlaciones cuyos valores reproducen los coeficientes de ruta o muestran ceros exactos entre predictores, por no ser correlaciones observadas. *Calidad metodológica.* Cada estudio se evaluó con dieciséis ítems: los ocho de la lista del Joanna Briggs Institute para estudios transversales analíticos (Moola et al., 2020) y ocho propios sobre la calidad del modelo de ecuaciones estructurales. La evaluación fue por duplicado; el primer acuerdo fue $\kappa = 0{,}64$ y, tras acordar seis reglas de aplicación y repuntuar los ocho ítems afectados, las celdas en desacuerdo bajaron de 247 a 91, todas resueltas por consenso ($\kappa = 0{,}66$). *Análisis de datos.* Las correlaciones se transformaron a la z de Fisher y se combinaron con modelos de efectos aleatorios, estimación por máxima verosimilitud restringida y ajuste de Knapp-Hartung, con el paquete metafor (Viechtbauer, 2010).

Una celda entra en el análisis solo si la aportan al menos tres muestras. La matriz combinada se estimó con el procedimiento de dos etapas del paquete metaSEM (Cheung, 2015): efectos aleatorios en la primera etapa y mínimos cuadrados ponderados en la segunda. Los tres modelos se especificaron sobre las mismas siete variables observadas para que sus índices de ajuste fueran comparables.

Los moderadores se examinaron con el metaanálisis estructural de una etapa (Jak y Cheung, 2020). El sesgo de publicación se evaluó en las celdas con diez o más estudios mediante la prueba de Egger, el procedimiento de recorte y relleno y la corrección PET-PEESE. La certeza de la evidencia se valoró con una adaptación de GRADE para preguntas de asociación. Todo el análisis se ejecutó en R 4.6.1 con el entorno fijado mediante renv, y los datos, los scripts y el entorno se depositan con el artículo.

Resultados y Discusión

Selección de los estudios. Se identificaron 1.843 registros (1.696 en bases de datos y 147 por búsqueda por citas). Tras eliminar 691 duplicados se cribaron 1.152 registros y se excluyeron 854 por título y resumen. Se

buscaron 298 textos completos y se recuperaron 272 (91,3 %); los 26 restantes correspondieron a 14 artículos de pago, 5 en servidores caídos, 3 con enlace roto, 2 sin enlace localizable y 1 en una revista en mantenimiento, y se solicitaron 37 textos a sus autores sin obtener respuesta. De los 272 evaluados se excluyeron 199 con motivo registrado 110 por diseño o datos, 53 por constructos, 28 por población, 5 por fenómeno, 2 duplicados y 1 por tipo de publicación y se incluyeron 73 estudios. La figura 1 presenta el flujo completo.

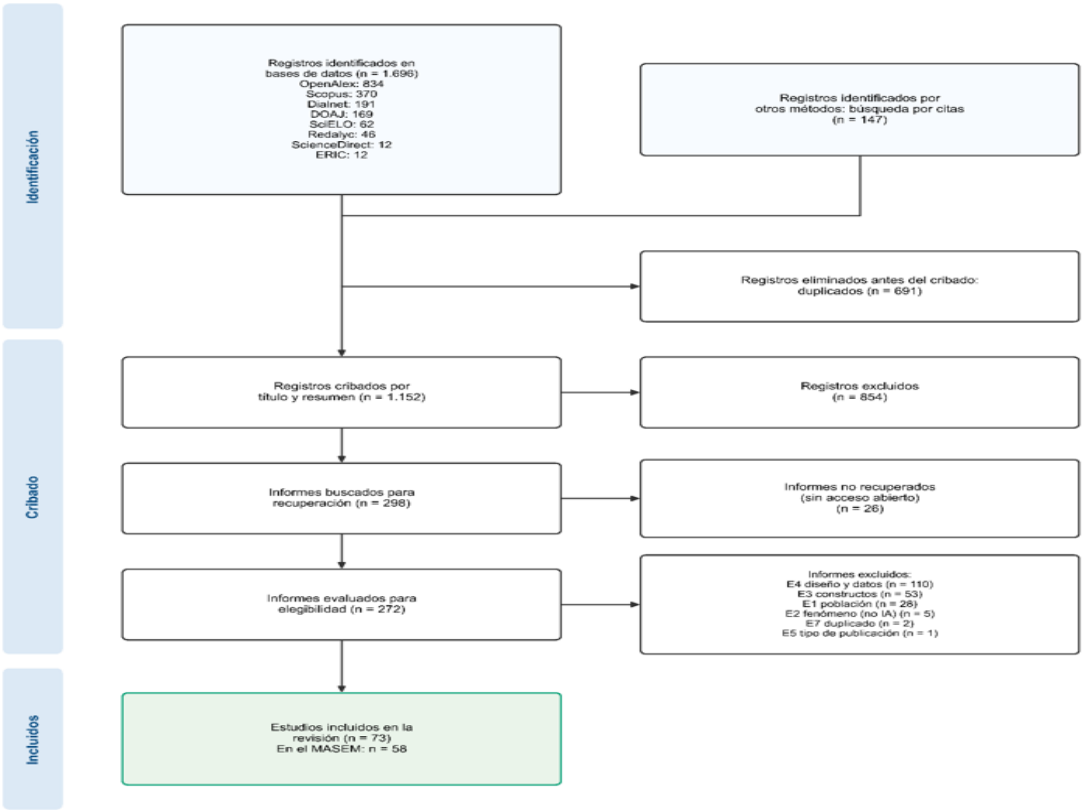


Figura 1: *Flujo de selección de los estudios según PRISMA 2020.*

Fuente: Elaboración propia.

Características de los estudios. La producción se concentra en los dos últimos años: 13 estudios de 2024, 33 de 2025 y 27 de 2026. Por país, Perú aporta 24 estudios (Acosta et al., 2024a, 2024b, 2024c, 2025a, 2025b, 2025c, 2025d, 2025e, 2025f, 2025g; Arbulú Ballesteros et al., 2024; Ballesteros et al., 2025; Bravo y Sánchez, 2026; Cano y Nunez, 2024; Díaz et al., 2025; Hernández et al., 2026; Nunez et al., 2026; Salazar y Rivera, 2026; Talledo et al., 2026; Tomaylla et al., 2025, 2026; Ugaz et al., 2025; Urcos et al., 2026; Velasquez y Libaque 2024), México 13 (Ali et al., 2025; Bautista y Lazcano, 2026; Brosig et al., 2024; Duana et al., 2026; López et al., 2026; Mejía et al., 2026; Navarro et al., 2025; Nevárez y Elizondo, 2025; Salas et al., 2025; Salazar et al., 2025; Vázquez et al., 2024; Zamora y Gutiérrez, 2025; Zavala et al., 2026) y Ecuador 11 (Bosquez et al., 2025; Cabero et al., 2024; Caluña et al., 2025; Cevallos, 2026; Erazo et al., 2026; Espinoza et al., 2025; Guevara et al., 2025; Morales et al., 2025; Noblecilla y Raymond, 2025; Paredes et al., 2026; Álvarez et al., 2026); Chile aporta 4 (Grandón et al., 2026; Mogollón, 2025; Pérez et al., 2026;

Serrano et al., 2025), Colombia y Costa Rica 2 cada uno (Cabero et al., 2025; Gaviria et al., 2025; Ramírez et al., 2026; Tangarife et al., 2026), y Barbados, Brasil, Guatemala y República Dominicana 1 cada uno (Jackman et al., 2024; Ramos et al., 2026; Robles, 2025; Roca et al., 2024). Once estudios son multipaís (Baksh, 2025; Cabero et al., 2026; Cherrez et al., 2024; George et al., 2026a, 2026b; Marmolejo et al., 2026; Moody et al., 2026; Reyes et al., 2025; Saltos et al., 2025; Solórzano Solórzano et al., 2024; Vargas et al., 2025) y dos no declaran el país de la muestra (Paz et al., 2025; Rodriguez et al., 2025). El 74 % de las muestras son de estudiantes y el 19 % de docentes. Predomina la IA generativa (43 estudios) sobre las herramientas mixtas (29) y no generativas (1), y el método de mínimos cuadrados parciales sobre el basado en covarianzas. La tabla 1 resume estas características y la figura 2 muestra la distribución geográfica.

Tabla 1. *Características de los 73 estudios incluidos.*

Característica	Categoría	Estudios	%
País de la muestra	Perú	24	32,9
	México	13	17,8
	Ecuador	11	15,1
	Multipaís	11	15,1
	Chile	4	5,5
	Costa Rica	2	2,7
	Colombia	2	2,7
	No indicado	2	2,7
	Guatemala	1	1,4
	Barbados	1	1,4
	República Dominicana	1	1,4
	Brasil	1	1,4
Año de publicación	2025	33	45,2
	2026	27	37,0
	2024	13	17,8
Población (muestras)	Estudiantes	55	74,3
	Docentes	14	18,9
	Mixta	3	4,1
	Futuros docentes	1	1,4
	Investigadores	1	1,4
Tipo de inteligencia artificial	Generativa	43	58,9
	Mixta	29	39,7
	No generativa	1	1,4
Marco teórico declarado	otro	31	42,5
	TAM	15	20,5
	UTAUT2	10	13,7
	integrado	10	13,7
	UTAUT	5	6,8
	DOI	1	1,4
	ECM	1	1,4
Calidad metodológica	Moderada	43	58,9
	Baja	22	30,1
	Alta	8	11,0
Total		73	100,0

Fuente: Elaboración propia.

La concentración geográfica es el primer hallazgo que conviene subrayar: Perú, México y Ecuador suman 48 de los 73 estudios, mientras que no hay ninguno de Argentina, Bolivia, Paraguay, Uruguay o Venezuela, y solo uno del Caribe no hispanohablante. Cualquier lectura regional de esta evidencia descansa, en la práctica, sobre la zona andina. *Calidad metodológica.* Ocho estudios obtuvieron calidad alta, 43 moderada y 22 baja. Los puntos fuertes son la descripción de la población y del contexto y la adecuación del análisis estadístico al objetivo; los débiles, el control de factores de confusión, que el 84 % de los estudios no

aborda, la identificación de esos factores (88 %) y la ausencia de prueba de sesgo de método común (93 %). El 38 % de los estudios no estima un modelo de medida, por lo que los ítems referidos a la varianza media extraída y a la validez discriminante no les aplican.

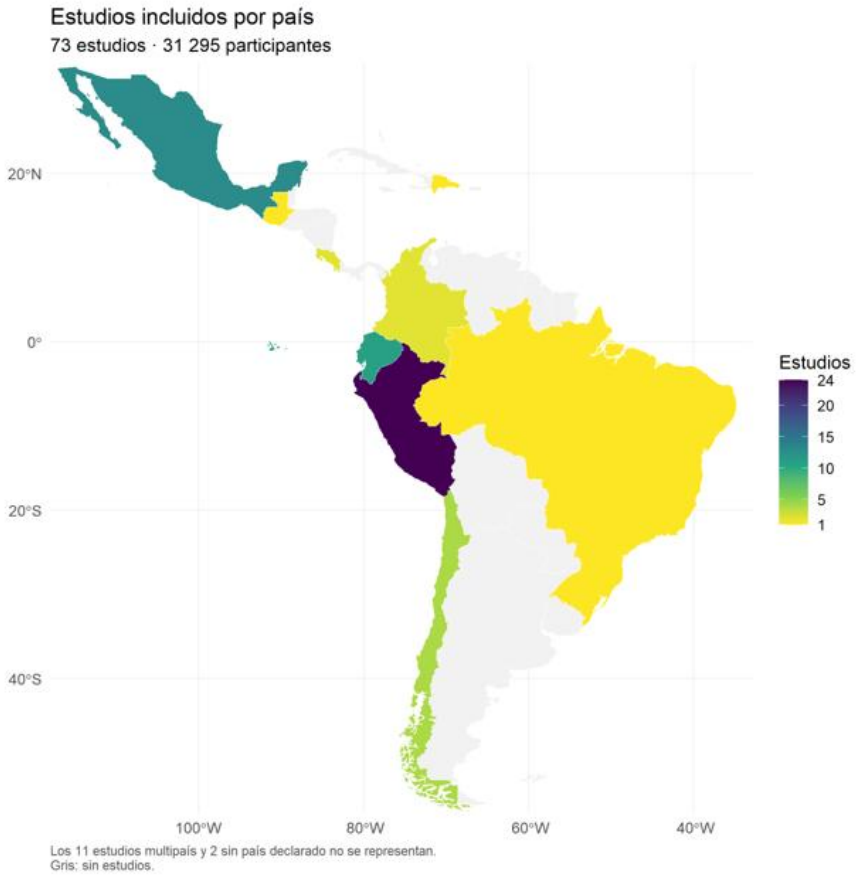


Figura 2. *Estudios incluidos por país.*

Fuente: Elaboración propia.

En las correlaciones combinadas, cincuenta muestras aportan al menos un par entre constructos del modelo, con 21.547 participantes y 296 correlaciones utilizables. De las 55 celdas posibles, 48 tienen algún dato y 33 alcanzan el mínimo de tres estudios. La tabla 2 recoge esas 33 relaciones con su magnitud combinada, su intervalo de confianza, su intervalo de predicción, su heterogeneidad y la certeza de la evidencia; la figura 3 las presenta como matriz. En la tabla 2 las relaciones mejor documentadas son la expectativa de desempeño con la intención (27 estudios; r = 0,66), la expectativa de esfuerzo con la de desempeño (24; r = 0,57), la expectativa de esfuerzo con la intención (21; r = 0,61) y la expectativa de desempeño con el uso (19; r = 0,55). Las asociaciones más fuertes con la intención son la actitud (13; r = 0,70) y la confianza (4; r = 0,80), y la más débil es la ansiedad ante la IA con la expectativa de desempeño (3; r = 0,24). La heterogeneidad es alta en casi todas las celdas, con una mediana de I^2 del 91,4 %. Los intervalos de predicción lo hacen patente: en la relación entre expectativa de desempeño e intención, el intervalo de confianza va de 0,60 a 0,72, pero el de predicción se abre de 0,25 a 0,87.

Tabla 2. *Correlaciones combinadas y certeza de la evidencia de las 33 relaciones con tres o más estudios.*

Relación	k	N	r	IC 95 %	Intervalo de predicción	I² (%)	Certeza
Expectativa de desempeño – Intención	27	12.578	0,66	[0,60; 0,72]	[0,25; 0,87]	96	moderada
Expectativa de esfuerzo – Expectativa de desempeño	24	13.118	0,57	[0,50; 0,63]	[0,17; 0,81]	96	baja
Expectativa de esfuerzo – Intención	21	11.905	0,61	[0,51; 0,68]	[0,08; 0,87]	98	baja
Expectativa de desempeño – Uso	19	6.191	0,55	[0,49; 0,60]	[0,26; 0,75]	89	baja
Actitud – Intención	13	4.425	0,70	[0,58; 0,79]	[0,14; 0,92]	97	moderada
Expectativa de desempeño – Influencia social	13	3.608	0,59	[0,53; 0,64]	[0,37; 0,75]	82	baja
Actitud – Expectativa de desempeño	12	3.830	0,66	[0,58; 0,73]	[0,36; 0,84]	91	moderada
Influencia social – Intención	12	3.386	0,59	[0,53; 0,65]	[0,36; 0,76]	83	baja
Expectativa de esfuerzo – Influencia social	12	3.126	0,48	[0,39; 0,56]	[0,16; 0,71]	86	moderada
Actitud – Expectativa de esfuerzo	11	3.753	0,58	[0,51; 0,64]	[0,32; 0,76]	87	moderada
Intención – Uso	11	3.441	0,63	[0,52; 0,72]	[0,19; 0,86]	94	moderada
Condiciones facilitadoras – Expectativa de desempeño	10	2.507	0,44	[0,34; 0,54]	[0,14; 0,67]	83	moderada
Expectativa de esfuerzo – Condiciones facilitadoras	9	2.430	0,61	[0,50; 0,70]	[0,21; 0,83]	91	baja
Expectativa de esfuerzo – Uso	9	2.844	0,53	[0,41; 0,63]	[0,12; 0,78]	92	baja
Condiciones facilitadoras – Intención	8	2.020	0,55	[0,47; 0,63]	[0,32; 0,72]	76	baja
Influencia social – Uso	8	2.337	0,52	[0,39; 0,63]	[0,11; 0,78]	91	baja
Condiciones facilitadoras – Influencia social	7	1.943	0,49	[0,29; 0,65]	[-0,12; 0,83]	94	muy baja
Actitud – Uso	6	1.994	0,57	[0,35; 0,73]	[-0,07; 0,88]	96	muy baja
Actitud – Condiciones facilitadoras	5	1.333	0,45	[0,09; 0,71]	[-0,41; 0,89]	96	muy baja
Actitud – Influencia social	5	1.220	0,62	[0,40; 0,77]	[0,01; 0,89]	93	baja
Expectativa de esfuerzo – Hábito	5	1.778	0,48	[0,34; 0,61]	[0,13; 0,73]	84	baja
Condiciones facilitadoras – Uso	5	1.607	0,56	[0,43; 0,66]	[0,26; 0,76]	81	baja
Motivación hedónica – Expectativa de desempeño	5	1.743	0,62	[0,57; 0,67]	[0,53; 0,70]	36	moderada
Motivación hedónica – Influencia social	5	1.743	0,65	[0,47; 0,78]	[0,16; 0,88]	93	baja
Hábito – Expectativa de desempeño	5	1.778	0,56	[0,51; 0,60]	[0,50; 0,61]	10	moderada
Motivación hedónica – Intención	4	1.261	0,72	[0,63; 0,79]	[0,53; 0,84]	68	moderada
Confianza – Intención	4	6.115	0,80	[0,40; 0,95]	[-0,40; 0,99]	99	muy baja
Expectativa de esfuerzo – Motivación hedónica	4	1.261	0,57	[0,38; 0,71]	[0,12; 0,83]	87	baja
Condiciones facilitadoras – Motivación hedónica	4	1.261	0,67	[0,58; 0,74]	[0,48; 0,80]	64	moderada
Condiciones facilitadoras – Hábito	4	1.157	0,51	[0,19; 0,72]	[-0,21; 0,87]	92	muy baja
Ansiedad – Expectativa de desempeño	3	693	0,24	[-0,32; 0,67]	[-0,70; 0,88]	92	muy baja
Expectativa de desempeño – Confianza	3	5.366	0,54	[-0,06; 0,86]	[-0,60; 0,96]	96	muy baja
Confianza – Uso	3	1.216	0,62	[0,09; 0,88]	[-0,45; 0,96]	94	muy baja

Fuente: Elaboración propia.

La magnitud media está bien estimada; lo que no puede anticiparse con precisión es el resultado de un estudio nuevo. Esta distinción, que a menudo se omite en los metaanálisis del área, es la que separa una síntesis descriptiva de una herramienta de predicción. *Contraste de modelos*. La primera etapa combinó las matrices de 48 muestras sobre las siete variables del núcleo, y la matriz resultante es definida positiva. La tabla 3 compara los tres modelos sobre esas mismas variables. La teoría unificada reproduce mejor la matriz combinada por todos los índices. El resultado exige una lectura cuidadosa: ese modelo trata los cinco predictores como exógenos correlacionados, mientras que los otros dos imponen además una estructura entre ellos, al explicar la expectativa de desempeño por la de esfuerzo y la actitud por ambas. Buena parte de su ventaja proviene de no imponer esa estructura, y el desajuste de los otros dos señala justamente que la evidencia regional no sostiene que la expectativa de desempeño se explique solo por la de esfuerzo. En el modelo integrado reducido (tabla 4 y

figura 4), la intención predice el uso (β = 0,58) y las condiciones facilitadoras lo hacen directamente (β = 0,24). Sobre la intención pesan la actitud (β = 0,40), la influencia social (β = 0,35), la expectativa de desempeño (β = 0,34) y las condiciones facilitadoras (β = 0,25).

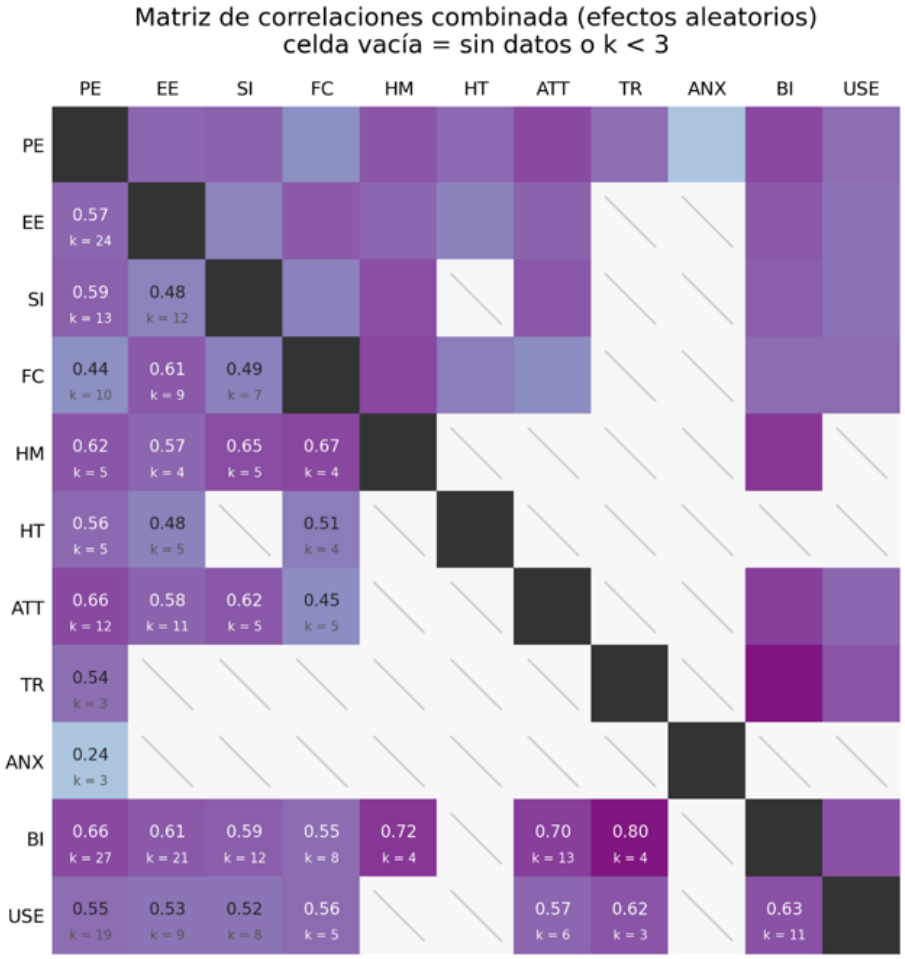


Figura 3. *Matriz de correlaciones combinada.*

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. *Ajuste de los tres modelos sobre las mismas siete variables observadas.*

Modelo	χ^2	gl	CFI	TLI	RMSEA	SRMR	AIC	BIC
Modelo de aceptación tecnológica	208,2	11	0,957	0,918	0,029	0,101	186,2	99,0
Teoría unificada	25,4	6	0,996	0,985	0,013	0,043	13,4	-34,2
Integrado reducido	128,5	8	0,974	0,931	0,027	0,080	112,5	49,1

Fuente: Elaboración propia.

La expectativa de esfuerzo actúa sobre todo de forma indirecta: predice la de desempeño (β = 0,70) y la actitud (β = 0,35), con un efecto indirecto total sobre la intención de 0,38. Su coeficiente directo resulta negativo (β = −0,29), un patrón de supresión que la verificación cruzada con lavaan no reproduce: estimado por mínimos cuadrados ordinarios sobre la misma matriz, ese coeficiente es +0,12.

Tabla 4. *Coeficientes y efectos indirectos del modelo integrado reducido.*

Efecto	β	IC 95 %
Expectativa de esfuerzo → Actitud	0,35	[0,22; 0,48]
Expectativa de desempeño → Actitud	0,41	[0,27; 0,54]
Actitud → Intención	0,40	[0,22; 0,58]
Expectativa de esfuerzo → Intención	-0,29	[-0,54; -0,07]
Condiciones facilitadoras → Intención	0,25	[0,14; 0,36]
Expectativa de desempeño → Intención	0,34	[0,19; 0,48]
Influencia social → Intención	0,35	[0,25; 0,46]
Expectativa de esfuerzo → Expectativa de desempeño	0,70	[0,66; 0,74]
Intención → Uso	0,58	[0,48; 0,69]
Condiciones facilitadoras → Uso	0,24	[0,13; 0,35]
Indirecto: desempeño → actitud → intención	0,16	[0,09; 0,26]
Indirecto total de esfuerzo sobre intención	0,38	[0,26; 0,52]
Indirecto: actitud → intención → uso	0,24	[0,13; 0,35]
Efecto total de desempeño sobre uso	0,29	[0,22; 0,38]

Fuente: Elaboración propia.

La diferencia se explica porque el procedimiento de dos etapas pondera cada celda por su precisión, y las celdas con más estudios dominan la solución. En consecuencia, ese coeficiente se informa como un efecto condicional inestable y no como un hallazgo sustantivo: lo que sostiene la evidencia es que la facilidad de uso percibida influye a través de la utilidad y de la actitud, no en contra de la intención.Los modelos UTAUT2 e integrado completo que el protocolo preveía no son estimables con esta evidencia, porque las celdas que implican hábito, motivación hedónica, confianza y ansiedad no alcanzan el mínimo de tres estudios. Sus hipótesis se contrastan solo en los metaanálisis univariados de la tabla 2. *Moderadores.* De los seis moderadores examinados, solo la calidad metodológica modera significativamente el conjunto de rutas (χ^2 = 18,8; gl = 10; p = 0,042), y explica en promedio el 16 % de la heterogeneidad entre muestras. El año de publicación (p = 0,058), el idioma (p = 0,076) y la población (p = 0,096) quedan cerca del umbral con el número de muestras disponible: son candidatos para reexaminar cuando la base crezca, no efectos descartados. El tipo de IA (p = 0,912) y el método de estimación (p = 1,000) no moderan nada apreciable, lo que resulta tranquilizador respecto de una preocupación habitual en esta literatura: que los resultados dependan de si el estudio usó mínimos cuadrados parciales o covarianzas.

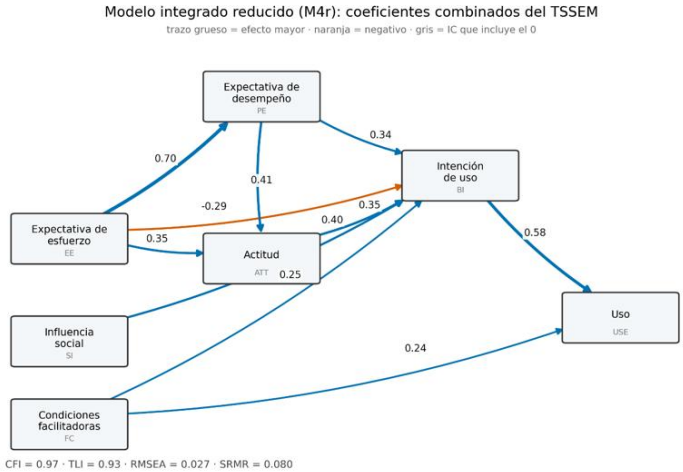


Figura 4. *Diagrama de rutas del modelo integrado reducido.*

Tabla 5. *Moderadores examinados con meta-análisis estructural de una etapa.*

Moderador	Muestras	χ^2	gl	p	R^2 medio
Calidad metodológica	48	18,8	10	0,042	0,16
Año de publicación	48	17,8	10	0,058	0,08
Idioma (español frente a inglés)	45	16,9	10	0,076	0,11
Población (docentes frente a estudiantes)	44	16,1	10	0,096	0,12
Tipo de inteligencia artificial	32	4,7	10	0,912	0,13
Método de estimación	28	1,1	10	1,000	0,10

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto al sesgo de publicación y sensibilidad, de las doce celdas con diez o más estudios, la prueba de Egger resulta significativa en cuatro. El procedimiento de recorte y relleno imputa estudios en cuatro celdas y, en todas ellas, la estimación corregida sube en lugar de bajar: la relación entre expectativa de esfuerzo e intención pasa de 0,61 a 0,67 con siete estudios imputados. La corrección PET-PEESE apunta en la misma dirección. La asimetría del embudo existe, pero no sugiere que las correlaciones publicadas estén infladas, sino más bien que los estudios pequeños de la región informan asociaciones algo menores. Los análisis de sensibilidad no alteran ninguna conclusión. Al excluir los 22 estudios de calidad baja, las rutas del modelo se mueven como máximo 0,03; al restringir el análisis a las 26 muestras estimadas con mínimos cuadrados parciales, como máximo 0,10.

Dejando fuera un estudio cada vez, las celdas grandes apenas se mueven, mientras que las sensibles son las pequeñas, lo que refuerza la cautela con las relaciones de menos de seis estudios. Certeza de la evidencia. Ninguna de las 33 relaciones alcanza certeza alta: 11 quedan en moderada, 14 en baja y 8 en muy baja. La causa dominante es la inconsistencia, ya que el I^2 supera el 75 % en 29 celdas, seguida de la imprecisión en las que tienen menos de diez estudios. Las mejor sostenidas son la actitud con la intención, la expectativa de desempeño con la intención, la actitud con la expectativa de desempeño y la intención con el uso. En el extremo opuesto, las ocho relaciones de certeza muy baja incluyen todas las que implican confianza y ansiedad, cuyos intervalos de predicción cruzan el cero.

Los estudios sin matriz. Quince de los 73 incluidos no publican una matriz de correlaciones utilizable y quedan fuera del modelo (Acosta et al., 2024b; Brosig et al., 2024; Cano y Nunez, 2024; Cevallos, 2026; Cherrez et al., 2024; Espinoza et al., 2025; Grandón et al., 2026; Guevara et al., 2025; López et al., 2026; Marmolejo et al., 2026; Morales et al., 2025; Robles, 2025; Salazar y Rivera, 2026; Salazar et al., 2025; Serrano et al., 2025). Su aportación a la síntesis es narrativa y coherente con la cuantitativa: la varianza explicada de la intención que informan tiene una mediana cercana a 0,53, el mismo orden que el modelo combinado, y coinciden en el signo de todos los efectos.

Su valor añadido está en los constructos que el modelo no pudo estimar percepciones éticas, riesgo, disfrute, emociones y antropomorfismo, y en un caso que merece atención: un estudio con estudiantes de Derecho en Chile informa una varianza explicada de solo 0,15, lo que sugiere que la disciplina puede moderar estas relaciones. *Comparación con la evidencia global.* La diferencia regional más clara afecta a la influencia social. En esta síntesis su asociación con la intención ($r = 0,59$) y su coeficiente en el modelo ($\beta = 0,35$) son del mismo orden que los de la expectativa de desempeño, mientras que en las síntesis

globales de la teoría unificada suele aparecer como el predictor más débil del núcleo (Blut et al., 2022). Las condiciones facilitadoras conservan además un efecto directo sobre el uso, lo que en el contexto regional resulta plausible: la infraestructura y el soporte siguen siendo una restricción real y no un supuesto. La relación entre actitud e intención, en cambio, no muestra diferencias apreciables respecto de lo informado para el modelo de aceptación tecnológica en tecnología educativa (Scherer et al., 2019).

Respecto de la evidencia, la heterogeneidad es alta y los intervalos de predicción son anchos; la evidencia está concentrada en tres países; la calidad es mayoritariamente moderada o baja y es el único moderador significativo; y casi todas las muestras son transversales y de conveniencia, de modo que las relaciones son asociativas y no causales. Una matriz publicada no es internamente consistente, aunque la parte que aporta al modelo sí lo es y su transcripción se verificó valor a valor contra la tabla original.

Respecto del proceso, no pudo consultarse Web of Science, la restricción a acceso abierto introduce un sesgo de acceso que no se puede cuantificar, el corpus se cerró dejando fuera 16 registros posteriores, 26 textos no se recuperaron y 14 estudios con matriz no utilizable esperan respuesta de sus autores. El cribado por título y resumen incorporó un revisor automático, con un diseño conservador que impedía que excluyera por sí solo y con auditoría humana; aun así, es una desviación de la práctica habitual que se declara como tal.

Conclusiones

De los resultados presentados, de su análisis y de su discusión se obtienen las siguientes conclusiones sobre la adopción de la inteligencia artificial en la educación superior de América Latina y el Caribe: 1. La evidencia regional es abundante y reciente, 73 estudios con 31.295 participantes, el 82 % publicados en 2025 y 2026, pero está concentrada en tres países y es de calidad mayoritariamente moderada o baja. 2. La actitud hacia la inteligencia artificial es el correlato más fuerte de la intención de uso ($r = 0,70$) y media el efecto de la utilidad y de la facilidad percibidas; la intención, a su vez, predice el uso declarado ($\beta = 0,58$).

3. La influencia social ocupa en la región un lugar de primer orden, con un peso equivalente al de la expectativa de desempeño, a diferencia de lo que informan las síntesis globales. 4. Las condiciones facilitadoras son el único factor con efecto directo sobre el uso además de la intención, y son también el más accionable desde la gestión universitaria. 5. La teoría unificada reproduce mejor la matriz combinada que el modelo de aceptación tecnológica, si bien parte de su ventaja proviene de imponer menos estructura entre los predictores.

6. Ninguna de las 33 relaciones examinadas alcanza certeza alta: la heterogeneidad entre estudios impide establecer parámetros firmes, de modo que las magnitudes informadas deben leerse como estimaciones medias y no como valores esperables en un estudio concreto. 7. El hábito, la motivación hedónica, la confianza y la ansiedad ante la inteligencia artificial no pueden contrastarse con la evidencia disponible, por no alcanzar el mínimo de tres estudios en las celdas que los implican. 8. Quince estudios quedaron fuera del modelo combinado por no publicar su matriz de correlaciones, lo que señala una práctica de reporte que la comunidad regional debería corregir.

Referencias Bibliográficas

Acosta, B., Arbulú, M., Arbulu, C., Orellana, M., Gutiérrez, C., Pizarro, J., Gutiérrez, N. D., Cuenca, H., Ayala, D. y López, C. (2024). Knowledge, attitudes, and perceived Ethics regarding the use of ChatGPT among generation Z university students. International Journal for Educational Integrity, 20(1). https://doi.org/10.1007/s40979-024-00157-4

Acosta, B. G., Arbulú, M. A., Huamaní, O., López, C. y Saavedra, K. (2024b). Analysis of college students' attitudes toward the use of ChatGPT in their academic activities: Effect of intent to use, verification of information and responsible use. BMC Psychology, 12(1). https://doi.org/10.1186/s40359-024-01764-z

Acosta, B. G., Arbulú, C. G., Huamaní, O., Arbulú, M. y Paredes, A. (2024c). Exploring attitudes toward ChatGPT among college students: An empirical analysis of cognitive, affective, and behavioral components using path analysis. Computers and Education: Artificial Intelligence, 7, 100320. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100320

Acosta, B., Reyes, M., Huamani, O., Carreño, L., Padilla, J., Fernández, A., García, A. y Briceño-Hernandez, R. (2025a). Exploring the Determinants of the Sustainable Use of Artificial Intelligence in Peruvian University Teachers: A Structural Equation Modeling Analysis. Sustainability, 17(7), 2834. https://doi.org/10.3390/su17072834

Acosta, B., Huamaní, O., Morales, J., Heredia, O., Ruiz, J., Blanc, L. y Veliz, S. (2025). The mediating role of work stress and the performance expectations in the effect of academic overload on the use of AI models among preservice teachers: A cross-sectional study. BMC Psychology, 13(1). https://doi.org/10.1186/s40359-025-03367-8

Acosta, B. G., Villena, L. I., Huamaní, O., López, C., Cabrera, B. M., Saavedra, W. y Arbulu, C. G. (2025). Acceptance of Artificial Intelligence as a Teaching Strategy Among University Professors: The Role of Habit, Hedonic Motivation, and Competence for Technology Integration. Human Behavior and Emerging Technologies, 2025(1). https://doi.org/10.1155/hbe2/5933157

Acosta B. G., Ballesteros, M. A., Guzman, M., Angaspilco, J. E., Blanco-García, L. E., Ventura, G. C., Requejo, J. C. y Torre, M. C. (2025). Determinants of AI Use in University Teachers: The Role of Leadership, Teaching Concerns, and Constructivist Pedagogical Beliefs. Human Behavior and Emerging Technologies, 2025(1). https://doi.org/10.1155/hbe2/4834893

Acosta, B. G., Arbulu, M., Vilcapoma, C. R., Huamaní, O., Martin, J. A., Martel, R., Arbulu, C. G. y Arbulú, J. C. (2025). AI in academia: How do social influence, self-efficacy, ¿and integrity influence researchers' use of AI models? Social Sciences & Humanities Open, 11, 101274. https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2025.101274

Acosta, B. G., Guzmán, M., Arbulú, M., Arbulú, J. C., Arbulu, C. G., Torres, I., Silva, P. M. y Saavedra, K. (2025). What is the influence of psychosocial factors on artificial intelligence appropriation in college students? BMC Psychology, 13(1). https://doi.org/10.1186/s40359-024-02328-x

Acosta, B. G., Huamaní, O., Morales-Angaspilco, J. E., Campoverde, G., Ruiz, J. A., Blanco-García, L. E. y Huaranga, L. (2025g). Influence of perceived ethics, prejudice, and teacher concerns on artificial intelligence literacy and implementation: A cross-sectional study using path analysis. Computers in Human Behavior Reports, 20, 100829. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2025.100829

Ali, F., Ahmed, A., Alipour, M. A. y Terashima-Marin, H. (2025). Adoption of AI-coding assistants in programming education: Exploring trust and learning motivation through an extended technology acceptance model. Journal of Computers in Education, 13(3), 821–859. https://doi.org/10.1007/s40692-025-00375-w

Álvarez, M., Cudco, G., Gamboa, D. y Páez, D. (2026). Generative AI in Technology-Oriented Higher Education: A Systematized Review and Survey on Students' Perceptions

of Performance, Autonomy, and Ethical Implications. Computers, 15(7), 466. https://doi.org/10.3390/computers15070466

Arbulú, M. A., Acosta, B. G., Ramos, E. V., García, H. D., Cruz, L. E., Blas, J. E., Arbulú, J. C., Licapa-Redolfo, G. S. y Farfán, G. C. (2024). The Sustainable Integration of AI in Higher Education: Analyzing ChatGPT Acceptance Factors Through an Extended UTAUT2 Framework in Peruvian Universities. Sustainability, 16(23), 10707. https://doi.org/10.3390/su162310707

Baksh, S. (2025). Investigating Students' AI Usage Through the Community of Inquiry (CoI) Framework: A Mixed-Method Study in the Caribbean Region. SDGs Studies Review, 6, e036. https://doi.org/10.37497/sdgs.v6istudies.36

Ballesteros, M., Acosta, B., Valle, M., Morales, J., Callejas, J., Luján, J, Blanco, L., García, H. y Jordan, O. (2025). The influence of social norms and word-of-mouth marketing on behavioral intention and behavioral use of generative AI chatbots among university students. Computers in Human Behavior Reports, 19, 100760. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2025.100760

Bautista, I. y Lazcano, G. (2026). Frecuencia de Uso como Factor Asociado a la Percepción Académica de la Inteligencia Artificial Generativa en Estudiantes Universitarios de Administración. Prisma ODS: Revista Multidisciplinaria sobre Desarrollo Sostenible, 5(3), 586–605. https://doi.org/10.65011/prismaods.v5.i3.310

Blut, M., Chong, A., Tsigna, Z. y Venkatesh, V. (2022). Meta-Analysis of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Challenging its Validity and Charting a Research Agenda in the Red Ocean. Journal of the Association for Information Systems, 23(1), 13–95. https://doi.org/10.17705/1jais.00719

Bosquez, V., Bedoya, I., Mora, M. y Martínez, M. (2025). Percepción docente sobre inteligencia artificial generativa en educación superior: Análisis de confianza, utilidad y adopción pedagógica tras una intervención formativa. Journal of Science and Research: Revista Ciencia e Investigación. https://doi.org/10.5281/zenodo.20291643

Bravo, A. O. y Sánchez, J. E. (2026). Factores que influyen en la aceptación y uso de la inteligencia artificial en instituciones universitarias. Revista Venezolana de Gerencia, 31(Especial 15), e31e157. https://doi.org/10.52080/rvgluz.31.e15.7

Brosig, M. E., Ábrego, D. y Niño, C. I. (2024). Afecto y Cognición: Modelando la Conducta Estudiantil hacia la Inteligencia Artificial en Maestrías. Vinculatégica EFAN, 10(6), 141–157. https://doi.org/10.29105/vtga10.6-1057

Cabero, J., Palacios, A., Loaiza, M. I. y Andrade, P. S. (2024). The impact of pedagogical beliefs on the adoption of generative AI in higher education: Predictive model from UTAUT2. Frontiers in Artificial Intelligence, 7. https://doi.org/10.3389/frai.2024.1497705

Cabero, J., Palacios, A., Rojas, H. y Fernández, V. (2025). Prediction of the Use of Generative Artificial Intelligence Through ChatGPT Among Costa Rican University Students: A PLS Model Based on UTAUT2. Applied Sciences, 15(6), 3363. https://doi.org/10.3390/app15063363

Cabero, J., Barroso, J., Loaiza, M. I. y Palacios, A. (2026). Artificial Intelligence in higher education: Cognitive, emotional, behavioral and ethical attitudes of Latin American students. Journal of New Approaches in Educational Research, 15(1). https://doi.org/10.1007/s44322-026-00063-2

Caluña, E., Diaz, D., Caluña, C. y Capelo, F. A. (2025). Sociodemographic predictors and usability perceptions explaining academic use intention of ChatGPT among university students in Ecuador. Frontiers in Education, 10. https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1649034

Cano, J. y Nunez, N. (2024). Unlocking innovation: How enjoyment drives GenAI use in higher education. Frontiers in Education, 9. https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1483853

Cevallos, G. E. (2026). Artificial Intelligence Literacy and Responsible Use In Higher

Education: A Structural Model Of Behavioral Intention Among Ecuadorian University Students. Journal of Intelligent Decision Making and Information Science, 3(5s), 1256–1272. https://doi.org/10.59543/jidmis.v3.1264

Cherrez, I., Gallardo, J. C., Robles, K., Osorio, M. F., Velez, E. M., Leon, M., Pauletto, P., Aguilar-Díaz, F. C., Squassi, A., González, S. P., Cordero, E., Chavez, K. L., Calderon, J. C., Bousquet, J., Bedbrook, A. y Faytong-Haro, M. (2024). Understanding Health Care Students' Perceptions, Beliefs, and Attitudes Toward AI-Powered Language Models: Cross-Sectional Study. JMIR Medical Education, 10, e51757. https://doi.org/10.2196/51757

Cheung, M. y Chan, W. (2005). Meta-analytic structural equation modeling: A two-stage approach. Psychological Methods, 10(1), 40–64. https://doi.org/10.1037/1082-989x.10.1.40

Cheung, M. W. L. (2015). metaSEM: An R package for meta-analysis using structural equation modeling. Frontiers in Psychology, 5. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.01521

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

Díaz, G., Flores, Y., Peñaranda, C., Capquequi, E. y Ibarra, C. (2025). ChatGPT como agente inteligente de retroalimentación académica: Análisis correlacional de su percepción en estudiantes universitarios. European Public & Social Innovation Review, 11, 1–19. https://doi.org/10.31637/epsir-2026-2132

Duana, M., Ramírez, A, Figueroa, G., Cortés, C. H. y Amador, J. (2026). Evaluación psicométrica de los constructos predominantes en la adopción de ChatGPT en la educación superior: Una muestra mexicana. Interfases, 23, 37–61. https://doi.org/10.26439/interfases2026.n023.8785

Erazo, C. V., Montalvo, H. J., Pineda, S. S. y Mena, C. E. (2026). Conocimientos, actitudes y prácticas sobre inteligencia artificial en docentes de Medicina de una universidad multicampus del Ecuador. Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, 10(3), 4690–4703. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i3.24536

Espinoza, M. G., Cabezas, R., Perez, M., Carvache, O. y Carvache, W. (2025). AIDUA (artificial intelligence device use and acceptance) model to assess the acceptance of AI in the learning practices of higher education students. Cogent Education, 12(1). https://doi.org/10.1080/2331186x.2025.2560618

Gaviria, D., Valencia, A., Arango, J., Raunelli, J., Verde, L. y Valencia, J. (2025). Intention to use AI in accounting education: An analysis from the TAM and TPB perspectives. Frontiers in Education, 10. https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1637857

George, C. E., Bustamante, S. P., Buenestado, M. y Monzalvo, L. (2026a). Bridging minds and machines: Perception of artificial intelligence in scientific writing across Latin America. Frontiers in Education, 11. https://doi.org/10.3389/feduc.2026.1816853

George, C. E., Mérida, E. J., Yeguas, E. y Monzalvo, L. (2026b). Artificial Intelligence Acceptance in Higher Education: Perceptions from Mexico, Spain, and Finland. Information, 17(6), 575. https://doi.org/10.3390/info17060575

Grandón, E., Badilla, E., Ramírez, P. E., Correa, F. y Rioseco, V. (2026). Alfabetización en inteligencia artificial generativa en estudiantes de derecho: Su relación con la intención de uso y rendimiento académico en Chile. Revista Científica en Ciencias Sociales, 8(1), 01–13. https://doi.org/10.53732/rccsociales/e81081

Guevara, R. J., Saltos Y. M., Montero, M. F. y Ordóñez, A. E. (2025). Impacto de la inteligencia artificial en el aprendizaje autónomo de estudiantes universitarios. MQRInvestigar, 9(3), e985. https://doi.org/10.56048/mqr20225.9.3.2025.e985

Haddaway, N. R., Page, M. J., Pritchard, C. C. y McGuinness, L. A. (2022). PRISMA2020: An R package and Shiny app for producing

PRISMA 2020-compliant flow diagrams, with interactivity for optimised digital transparency and Open Synthesis. Campbell Systematic Reviews, 18(2). https://doi.org/10.1002/cl2.1230

Hernández, J., Jaraa, L. y Chau, K. (2026). Factors influencing accounting students attitudes towards AI tools in higher education using PLS SEM. Discover Artificial Intelligence, 6(1). https://doi.org/10.1007/s44163-026-01376-z

Jackman, G. A., Marshall, I. A. y Carrington, T. (2024). Opportunity or Threat: Investigating Faculty Readiness to Adopt Artificial Intelligence in Higher Education. Caribbean Journal of Education and Development, 1(2), 47–70. https://doi.org/10.46425/cjed1201029055

Jak, S. y Cheung, M. W. L. (2020). Meta-analytic structural equation modeling with moderating effects on SEM parameters. Psychological Methods, 25(4), 430–455. https://doi.org/10.1037/met0000245

López A., Roque, R. V. y Salazar, R. (2026). Adoption and use of ChatGPT among university IT students: An exploratory study. Contemporary Educational Technology, 18(1), ep624. https://doi.org/10.30935/cedtech/17864

Marmolejo, F., Abadia, R., Karakale, Ö., Barrera-Causil, C., Männikkö, N., Ghorbani, B. D., Strzelecki, A., Nwizu, S., Tavares, C., Castillo, M., Escajal, B., Rodriguez, P., Som, B., Ngo, V. G., Özdoğru, A. A., Ariyabuddhiphongs, K., Thongrin, S. y Tejada, J. (2026). University students' perceptions and adoptions of AI: A cross-national study. Discover Artificial Intelligence, 6(1). https://doi.org/10.1007/s44163-026-01042-4

Mejía, J., Rojas, O. G., Mora, C. O. y Patiño, J. P. (2026). Modelo Integrado de Adopción de la IA en la Educación Superior (IMAI4HE). Revista de la Educación Superior, 55(217), 91–119. https://doi.org/10.36857/resu.2026.217.3627

Mogollón, M. (2025). Percepciones y desafíos de los docentes ante el uso de inteligencia artificial generativa en la práctica pedagógica virtual. Revista Colombiana de Educación, 97, e22440. https://doi.org/10.17227/rce.num97-22440

Moody, R., Mack, A. J., Stephens, A., McCaig, M. y Morrison, B. (2026). Generative artificial intelligence in higher education: An investigation of perceptions, reported use and cultural implications among Caribbean students. Caribbean Educational Research Journal, 10(1), 48–65. https://doi.org/10.1108/cerj-03-2025-0005

Moola, S., Munn, Z., Tufanaru, C., Aromataris, E., Sears, K., Sfetcu, R., Currie, M., Lisy, K., Qureshi, R., Mattis, P. y Mu, P. (2020). Chapter 7: Systematic reviews of etiology and risk. JBI Manual for Evidence Synthesis. https://doi.org/10.46658/jbimes-20-08

Morales, E., Cervantes, D., Morales, C. y Altamirano, F. (2025). Factors Influencing Satisfaction and Continued Use Intention of ChatGPT in the Academic Context: Analysis Using Structural Equation Modeling. Data and Metadata, 4, 728. https://doi.org/10.56294/dm2025728

Navarro, C. D., Moreno, M. O. y Lagarda, Á. E. (2025). Validation of a UTAUT-based scale for the use of AI in university students. Apertura, 17(2), 56–69. https://doi.org/10.32870/ap.v17n2.2678

Nevárez, J. y Elizondo, J. (2025). Faculty acceptance and use of generative artificial intelligence in their practice. Frontiers in Education, 10. https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1427450

Noblecilla, G. E. y Raymond, F. E. (2025). Implementación de la Inteligencia Artificial por Estudiantes de Pregrado en Ecuador: Modalidad en Línea. Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, 9(2), 6410–6439. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i2.17373

Nunez, N. A., Salvador, C. y Poma, J. (2026). How attitude shapes generative AI adoption intentions among graduate students. Computers in Human Behavior Reports, 24, 101257. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2026.101257

Page, M. J., McKenzie, J., Bossuyt, P., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A.,

Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S. y Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. BMJ, n71. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

Paredes, M., Bolanos, C., Ortiz M., Martinez-, J., Sanchez, M. y Moreno, M. (2026). Understanding perceived learning and the role of digital self-efficacy in generative AI adoption among STEM and non-STEM students. Cogent Education, 13(1). https://doi.org/10.1080/2331186x.2026.2614093

Paz, D. E., Ponte, S. I., Chávez, A. O. y Guanilo, H. A. (2025). Use of Artificial Intelligence and its Relation to the Perception of its Impact on Higher Education. Sinergias Educativas. https://www.sinergiaseducativas.mx/index.php/revista/article/view/472

Pérez, N., Martíne, L., Quidel, M. y Sandoval, F. (2026). ChatGPT, ally or enemy? Personal appraisal, beliefs, challenges, and applications in higher education: A mixed-method approach. Texto Livre, 19. https://doi.org/10.1590/1983-3652.2026.62724

Peterson, R. A. y Brown, S. P. (2005). On the Use of Beta Coefficients in Meta-Analysis. Journal of Applied Psychology, 90(1), 175–181. https://doi.org/10.1037/0021-9010.90.1.175

Ramírez, M., Quesada, E. y Araya, F. (2026). Efectos cognitivos y actitudinales de un taller de nivelación de Matemática General mediado por IA generativa con prompt de tutor socrático. Innovación Integral, 3(2), 1180–1207. https://doi.org/10.70577/bpksp840

Ramos, P. H., Ferreira, C. S., Goulart, L. L., Beltrão, J. V. C., Monteiro, F. L. V., Lira, P. D., Mendes, S. J. F. y Ugulino, V. M. (2026). Assessing the Psychological Impact of AI on Computer and Data Science Education: An Exploratory Study. Journal of the Brazilian Computer Society, 32(1), 906–918. https://doi.org/10.5753/jbcs.2026.6085

Rethlefsen, M. L., Kirtley, S., Waffenschmidt, S., Ayala, A. P., Moher, D., Page, M. J., Koffel, J. B., Blunt, H., Brigham, T., Chang, S., Clark, J., Conway, A., Couban, R., de Kock, S., Farrah, K., Fehrmann, P., Foster, M., Fowler, S. A., Glanville, J. y Young, S. (2021). PRISMA-S: An extension to the PRISMA Statement for Reporting Literature Searches in Systematic Reviews. Systematic Reviews, 10(1). https://doi.org/10.1186/s13643-020-01542-z

Reyes, G., Tolozano, R., George, C., Rumbaut, D. y Barzola J. (2025). Adoption of artificial intelligence applications in higher education. Frontiers in Education, 10. https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1680401

Robles, R. E. (2025). Factores determinantes en la adopción de inteligencia artificial en la educación superior dominicana. Cuaderno de Pedagogía Universitaria, 22(43), 79–103. https://doi.org/10.29197/cpu.v22i43.647

Roca, M. D. L., Chan, M. M., Garcia-Cabot, A., Garcia-Lopez, E. y Amado-Salvatierra, H. (2024). The impact of a chatbot working as an assistant in a course for supporting student learning and engagement. Computer Applications in Engineering Education, 32(5). https://doi.org/10.1002/cae.22750

Rodriguez, M. O., Barrientos, A. R., Málaga-, C. P., Chávez, F. G. y Arguedas , R. W. (2025). Ethics and biases in the use of ChatGPT for academic research. International Journal of Innovative Research and Scientific Studies, 8(1), 874–885. https://doi.org/10.53894/ijirss.v8i1.4432

Salas, G. N., Cuevas, A. I. y Cavazos, R. L. (2025). Prácticas estudiantiles e integración de IA en la vida universitaria. Revista Vínculos: Ciencia, Tecnología y Sociedad, 22(1). https://revistas.udistrital.edu.co/index.php/vinculos/article/view/24575

Salazar, L. y Rivera, L. (2026). Model of Acceptance of Artificial Intelligence Devices

in Higher Education. Computers, 15(1), 46. https://doi.org/10.3390/computers15010046

Salazar, M. A., Martínez, O. J., Galván, E., Ravina R., Hernández, L. G. y Gómez, D. (2025). AI as a facilitator of creativity and wellbeing in business students: A multigroup approach between public and private universities. Encontros Bibli: Revista Eletrônica de Biblioteconomia e Ciência da Informação, 30, 1–30. https://doi.org/10.5007/1518-2924.2025.e103485

Saltos, P. A., Vasquez, A. C., Morán, C. E. y Peñaherrera, R. S. (2025). The quality of higher education in the digital age: Indicators, assurance models and the impact of artificial intelligence. Data and Metadata, 4, 855. https://doi.org/10.56294/dm2025855

Scherer, R., Siddiq, F. y Tondeur, J. (2019). The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education. Computers & Education, 128, 13–35. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.09.009

Serrano, J., Vidal, C., von, P., Gómez, R. y Campos, F. (2025). Functional vs Ethical Drivers in Generative AI Adoption: A PLS-SEM Study in Business Education. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 16(8). https://doi.org/10.14569/ijacsa.2025.0160872

Solórzano, S. S., Pizarro, J. M., Díaz, J. G., Arias, J. E., Zamora, M. A., Lozzelli, M. M., Montes, J. C., Acosta, B. G. y Arbulú, M. A. (2024). Acceptance of artificial intelligence and its effect on entrepreneurial intention in foreign trade students: A mirror analysis. Journal of Innovation and Entrepreneurship, 13(1). https://doi.org/10.1186/s13731-024-00412-5

Talledo, B., De La Cruz, F. A. y Lazo, D. (2026). Adoption of Artificial Intelligence and Sustainable Learning Outcomes in Engineering Education: Evidence from the Technology Acceptance Model. Sustainability, 18(10), 4673. https://doi.org/10.3390/su18104673

Tangarife, V., OsorioC. F. y López, P. A. (2026). Determinants of the Adoption of Generative Artificial Intelligence in Academic Research: A Structural Equation Model from Colombian Universities. Trends in Higher Education, 5(3), 98. https://doi.org/10.3390/higheredu5030098

Tomaylla, Y., Pérez, G., Gutiérrez, O., Chicaña-Huanca, S. y Duche, A. (2025). Artificial intelligence on students satisfaction in higher education: The role of positive attitude, continuous use intention, and perceived usefulness. Journal of Technology and Science Education, 15(3), 629. https://doi.org/10.3926/jotse.3422

Tomaylla, Y., Paredes, F., Del Pilar, M. y Melgar, L. (2026). Motivation and generative artificial intelligence: Perceived benefits among advertising and multimedia students. International Journal of Evaluation and Research in Education (IJERE), 15(1), 544. https://doi.org/10.11591/ijere.v15i1.36429

Ugaz, M., Navarro, Y., Corzo, J. y Urueña, A. (2025). ¿Are Peruvian Tertiary Students Using Artificial Intelligence in Their Academic Activities? Artificial Intelligence and Applications. https://doi.org/10.47852/bonviewaia5202646465

Urcos, W., Urcos, C., Urcos, J. y Osorio, Q. (2026). Psychometric Evidence and Associative Analysis of Dimensions of Familiarity, Frequency of Use and Satisfaction with AI Tools in University Research Training. International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 25(5), 779–799. https://doi.org/10.26803/ijlter.25.5.34

Van de Schoot, R., de Bruin, J., Schram, R., Zahedi, P., de Boer, J., Weijdema, F., Kramer, B., Huijts, M., Hoogerwerf, M., Ferdinands, G., Harkema, A., Willemsen, J., Ma, Y., Fang, Q., Hindriks, S., Tummers, L. y Oberski, D. L. (2021). An open source machine learning framework for efficient and transparent systematic reviews. Nature

Machine Intelligence, 3(2), 125–133. https://doi.org/10.1038/s42256-020-00287-7

Vargas, J. B., Nolasco, M. A., Velásquez, N. C., Gambetta, R. L., Martinez, A. N. y Espinoza, S. M. (2025). Relative Advantage and Compatibility as Drivers of ChatGPT Adoption in Latin American Higher Education: A PLS SEM Study Towards Sustainable Digital Education. Sustainability, 17(18), 8329. https://doi.org/10.3390/su17188329

Vázquez J. C., Henao, C., Lis, J. P. y Palomino, S. (2024). Importance of University Students' Perception of Adoption and Training in Artificial Intelligence Tools. Societies, 14(8), 141. https://doi.org/10.3390/soc14080141

Velasquez, P. R. y Libaque, C. F. (2024). Main factors driving the use of ChatGPT by undergraduate students: An exploratory and preliminary study in Peru. Issues in Information Systems, 25(1), 402–418. https://doi.org/10.48009/1_iis_2024_133

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. y 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

Venkatesh, V., Thong, J. Y. L. y Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. MIS Quarterly, 36(1), 157–178. https://doi.org/10.2307/41410412

Viechtbauer, W. (2010). Conducting Meta-Analyses in R with the metafor Package. Journal of Statistical Software, 36(3). https://doi.org/10.18637/jss.v036.i03

Zamora, I. y Gutiérrez, G. (2025). Attitudes of University Professors towards the Use of Artificial Intelligence in Teaching and Learning. International Journal of Multidisciplinary Research and Analysis, 08(01). https://doi.org/10.47191/ijmra/v8-i01-46

Zavala, M, Rodríguez, A. y Camacho, L. (2026). Asociación y relación predictiva de la inteligencia artificial en el posgrado: Correlaciones entre uso ético, frecuencia y expectativas. IE Revista de Investigación Educativa de la REDIECH, 17, e2787. https://doi.org/10.33010/ie_rie_rediech.v17i0.2787

Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional. Copyright © Daniel Alexander Vera Paredes, Wellington Arturo Álvarez Baque y Luis Cristóbal Córdova Martínez.

Declaraciones éticas y editoriales del artículo

Contribución de los autores (Taxonomía CRediT)

Daniel Alexander Vera Paredes: conceptualización de la investigación, diseño metodológico, desarrollo del proceso investigativo, análisis formal de los datos, redacción del borrador original del manuscrito, revisión crítica del contenido científico y supervisión general del estudio.

Wellington Arturo Álvarez Baque: curación y organización de los datos, participación en la recolección de información, validación de los resultados obtenidos y elaboración de representaciones gráficas y visualización de los datos.

Luis Cristóbal Córdova Martínez.: provisión de recursos académicos y materiales para el desarrollo del estudio, apoyo en la administración del proyecto investigativo y revisión editorial del manuscrito antes de su publicación.

Declaración de conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con la investigación presentada, la autoría del manuscrito ni la publicación del presente artículo.

Declaración de financiamiento

La presente investigación no recibió financiamiento específico de agencias públicas, comerciales o de organizaciones sin fines de lucro. En caso de existir financiamiento institucional o externo, este deberá ser declarado explícitamente por los autores en esta sección.

Declaración del editor

El editor responsable certifica que el proceso editorial del presente artículo se desarrolló conforme a los principios de integridad científica, transparencia y buenas prácticas editoriales. El manuscrito fue sometido a un proceso de evaluación mediante revisión por pares doble ciego, garantizando la confidencialidad de la identidad de los autores y revisores durante todo el proceso de dictamen académico. Asimismo, el editor declara que el artículo cumple con los criterios científicos, metodológicos y éticos establecidos por la revista.

Declaración de los revisores

Los revisores externos que participaron en la evaluación del presente manuscrito declaran haber realizado el proceso de revisión de manera objetiva, independiente y confidencial. Asimismo, manifiestan que no mantienen conflictos de interés con los autores ni con la investigación evaluada, y que sus observaciones y recomendaciones se fundamentan exclusivamente en criterios científicos, metodológicos y académicos.

Declaración ética de la investigación

Los autores declaran que la investigación se desarrolló respetando los principios éticos de la investigación científica, garantizando la confidencialidad de los datos y el respeto a los participantes del estudio. En los casos en que la investigación involucre seres humanos, los procedimientos deben ajustarse a los principios éticos establecidos en la Declaración de Helsinki y a las normativas institucionales correspondientes.

Declaración sobre el uso de inteligencia artificial

Los autores declaran que el uso de herramientas de inteligencia artificial, en caso de haberse utilizado durante el proceso de investigación o redacción del manuscrito, se realizó únicamente como apoyo técnico para mejorar la claridad del lenguaje o el análisis de información, manteniendo siempre la responsabilidad intelectual sobre el contenido del artículo. Las herramientas de inteligencia artificial no fueron utilizadas como autoras del manuscrito ni sustituyen la responsabilidad académica de los investigadores.

Disponibilidad de datos

Los datos que respaldan los resultados de esta investigación estarán disponibles previa solicitud razonable al autor de correspondencia, respetando las normas éticas y de confidencialidad establecidas por la investigación.