

Articulo Huamantupa.pdf

 Universidad Peruana Union

Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid:::29566:607649341

Fecha de entrega

13 jul 2026, 2:55 p.m. GMT-5

Fecha de descarga

13 jul 2026, 7:58 p.m. GMT-5

Nombre del archivo

Articulo Huamantupa.pdf

Tamaño del archivo

580.5 KB

20 páginas

8681 palabras

51.071 caracteres

8% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- ▶ Bibliografía
- ▶ Texto citado
- ▶ Texto mencionado
- ▶ Coincidencias menores (menos de 11 palabras)

Fuentes principales

- 6%  Fuentes de Internet
- 3%  Publicaciones
- 5%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

Fuentes principales

- 6%  Fuentes de Internet
- 3%  Publicaciones
- 5%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Fuentes principales

Las fuentes con el mayor número de coincidencias dentro de la entrega. Las fuentes superpuestas no se mostrarán.

1	Internet	repositorio.upeu.edu.pe	1%
2	Trabajos entregados	Universidad Internacional de la Rioja on 2025-06-13	<1%
3	Trabajos entregados	American University Kyiv on 2025-04-28	<1%
4	Trabajos entregados	Universidad Cesar Vallejo on 2026-05-22	<1%
5	Internet	axoncomunicacion.net	<1%
6	Trabajos entregados	Universidad Europea de Madrid on 2026-05-28	<1%
7	Internet	www.revistadelnacional.com.py	<1%
8	Trabajos entregados	upeu on 2024-09-17	<1%
9	Internet	repositorio.uasb.edu.ec	<1%
10	Internet	ve.scielo.org	<1%
11	Trabajos entregados	Universidad Europea de Madrid on 2025-12-01	<1%

12	Trabajos entregados	Universidad Peruana Union on 2023-10-18	<1%
13	Publicación	Jinhwan Jo, Seung Hun Lee, Jeong Hoon Yang, Sung Mok Kim et al. "Impacto clínic...	<1%
14	Internet	alicia.concytec.gob.pe	<1%
15	Internet	repositorio.upeu.edu.pe:8080	<1%
16	Internet	revistahorizontes.org	<1%
17	Trabajos entregados	Escuela de Posgrado Newman on 2026-04-13	<1%
18	Publicación	Ingrid Bugge, Grete Dyb, Synne Øien Stensland, Øivind Ekeberg, Tore Wentzel-Lar...	<1%
19	Trabajos entregados	Universidad de Sevilla on 2026-06-08	<1%
20	Publicación	Miguel-Ángel López-Sáez, Dau García-Dauder, Ignacio Montero, Óscar Lecuona. " ...	<1%
21	Trabajos entregados	Universidad Anáhuac México on 2026-05-13	<1%
22	Trabajos entregados	Universidad del Desarrollo on 2026-03-25	<1%
23	Internet	core-cms.prod.aop.cambridge.org	<1%
24	Internet	revistas.uned.es	<1%
25	Internet	www.researchgate.net	<1%

26	Trabajos entregados UNIBA on 2025-05-16	<1%
27	Trabajos entregados Universidad de Córdoba on 2025-08-09	<1%
28	Internet cienciadigital.org	<1%
29	Internet docs.google.com	<1%
30	Internet patents.google.com	<1%
31	Internet publicacionesdigitales.anuies.mx	<1%
32	Internet www.frontiersin.org	<1%
33	Internet www.jove.com	<1%
34	Internet www.revistacodigocientifico.itslosandes.net	<1%

Autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial como predictor de la satisfacción con los estudios: el papel mediador de la motivación investigadora en universitarios peruanos

^{1*}Willian Huamantupa Mar, ²Analuz Maria Quispe-Mamani, ³Denis Frank-Cunza Aranzábal, ⁴Sandra Sadith Flores-Guillén

^{1,2,3,4}Unidad de Posgrado de Ciencias Humanas y Educación, Escuela de Posgrado,
Universidad Peruana Unión

¹<https://orcid.org/0000-0002-2240-0289>

²<https://orcid.org/0009-0007-9227-0583>

³<https://orcid.org/0000-0002-2980-7727>

⁴<https://orcid.org/0000-0001-5807-3200>

*Autor por correspondencia:

willianhuamantupa@upeu.edu.pe

Introducción: La inteligencia artificial (IA) está transformando los procesos educativos, influyendo en la motivación y la satisfacción de los estudiantes. Este estudio analizó el papel mediador de la motivación investigadora en la relación entre la autoeficacia en el uso de la IA y la satisfacción con los estudios en universitarios peruanos.

Método: Se realizó un estudio cuantitativo, transversal y explicativo con 559 estudiantes universitarios peruanos. Se aplicaron tres instrumentos validados: Escala de Autoeficacia en IA (GSE-6AI), Escala de Motivación Investigadora y Escala de Satisfacción con los Estudios.

Resultados: Los resultados mostraron correlaciones positivas y significativas entre todas las variables. La autoeficacia en IA predijo de forma directa la motivación investigadora ($\beta = .313$, $p < .001$) y la satisfacción con los estudios ($\beta = .100$, $p = .039$). Asimismo, la motivación investigadora influyó significativamente sobre la satisfacción académica ($\beta = .448$, $p < .001$) y desempeñó un papel mediador parcial, explicando el 58.3% del efecto total.

Conclusión: El estudio confirma que la motivación investigadora media la relación entre la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial y la satisfacción con los estudios, destacando la importancia de fortalecer la alfabetización digital y las competencias investigativas mediante estrategias pedagógicas basadas en IA.

Palabra clave: autoeficacia, inteligencia artificial (IA), satisfacción con los estudios, motivación investigadora, Estudiantes universitarios.

1. Introducción

La inteligencia Artificial (IA) está transformando de manera acelerada los ecosistemas de educación superior a nivel global, impulsando la transición hacia entornos de aprendizaje personalizados, interactivos y adaptativos (Carrión Montalván et al., 2024; Rong et al., 2023; Zhang et al., 2025;). El uso de tecnologías esenciales en la inteligencia artificial no solo está

cambiando los métodos tradicionales de enseñanza y aprendizaje, sino también cómo los estudiantes desarrollan habilidades académicas, autorregulación y experiencias participativas en contextos universitarios. Según la UNESCO (2023), esta integración es una oportunidad sin igual para promover la igualdad y mejorar la calidad educativa, aunque también advierte sobre los riesgos que conlleva, como el aumento de la dependencia tecnológica y las disparidades.

En el Perú es particularmente relevante la situación. Sin embargo, según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI 2023), un 98% de la población universitaria tiene acceso a internet, lo que posibilita las circunstancias ideales para emplear progresivamente herramientas de inteligencia artificial en actividades académicas y en procesos investigativos.

Pese a que ha crecido de manera acelerada la aplicación de las tecnologías inteligentes en la educación superior, todavía es limitada y fragmentaria la evidencia empírica respecto a sus impactos tanto psicológicos como educativos en los estudiantes universitarios de Perú (Acosta Enríquez et al., 2025). Esta situación tiene especial importancia en el contexto de Latinoamérica, donde las variables económicas, sociales y educativas tienen la capacidad de impactar significativamente en cómo los estudiantes interactúan con herramientas basadas en inteligencia artificial (Fernández-Miranda et al., 2024; González Torres et al., 2025).

La satisfacción con la educación es uno de los logros educativos más precisos de esta revolución tecnológica. Este constructo representa la valoración completa que el estudiante tiene de su vivencia en el campo académico y se define como un predictor esencial de su dedicación, persistencia y triunfo. En términos académicos (Merino-Soto et al., 2017; Santillán García et al., 2025). La satisfacción en el ámbito académico es un indicador fundamental del bienestar estudiantil, pues está asociada con la constancia académica, la dedicación a la institución, la eficiencia y la continuidad de los estudios a nivel superior. De acuerdo con investigaciones recientes (Akutay et al., 2024; Rehman et al., 2024), la satisfacción del estudiante mejorar con el uso de herramientas pedagógicas basados en inteligencia artificial, esto se logra a través de la retroalimentación inmediata, la promoción de la autonomía y la personalización del aprendizaje.

No obstante, de acuerdo con las pruebas recopiladas, el impacto de la IA no se define únicamente por su accesibilidad o por la frecuencia con que se emplea, sino más bien por cómo los estudiantes entienden y regulan cognitivamente sus interacciones con las tecnologías (Handoko et al., 2024; Liu y Ye, 2024). En este contexto, la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial (IA), que se define como la seguridad en la propia capacidad para utilizar las herramientas de IA de manera efectiva con el fin de lograr objetivos académicos, se presenta como un antecedente psicológico relevante, antecedente psicológico (Schutte & Li, 2025). La autoeficacia tecnológica, la satisfacción académica y el compromiso del alumno están relacionados positivamente con la percepción de competencia en el entorno académico (Anierobi et al., 2025; González-Pérez et al., 2025). Sin embargo, la mayoría de los estudios ha enfocado en relaciones directas, dejando de lado los procesos motivacionales que podrían aclarar cómo la percepción de competencia tecnológica afecta la experiencia académica a nivel universitario.

La teoría social cognitiva de Bandura (2001), define la autoeficacia como los juicios que se hacen sobre las propias habilidades competencias para planificar y ejecutar los cursos de acción necesarios para lograr ciertos niveles de determinados tipos de desempeño. Por tanto, la autoeficacia no solo funciona como un predictor directo de los resultados, sino también como un catalizador de sistemas motivacionales que median sus efectos conductuales. Se considera

un componente clave del comportamiento. Según Medici et Alabama. (2023), las creencias acerca de la autoeficacia afectan el esfuerzo que se pone, la selección de actividades, la perseverancia frente a los retos y el autogobierno emocional. Así pues, la autoeficacia actúa no solo como un predictor directo del comportamiento, sino también como un mecanismo de la psicología que fomenta procesos motivacionales vinculados con el desempeño cognitivo y académico.

Al aplicar la autoeficacia en el uso de la IA, este marco propone que los estudiantes que se consideran a sí mismos como capaces de usar las herramientas inteligentes no solo las utilizan con más frecuencia, sino que también desarrollan una mayor propensión a participar en tareas cognitivamente exigentes, incluidas actividades de investigación. (Ayanwale et al., 2024; Falebita y Kok, 2024). La literatura empírica sostiene que el simple acceso a la tecnología no es suficiente; los alumnos tienen que sentirse capaces y efectivos en su utilización para beneficiarse completamente de ella (Morales-García et al., 2024). Tendencia, estudios recientes han demostrado que la exposición y la capacitación en herramientas de IA generativa, como ChatGPT, se relacionan con niveles más altos de autoeficacia, motivación para el aprendizaje académico y dedicación al estudio (Lee et al., 2022; Yilmaz y Karaoglan Yilmaz, 2023). sin embargo, la literatura todavía no ha analizado con suficiente claridad de qué manera la autoeficacia en el uso de la IA refuerza específicamente la motivación investigadora como un mecanismo que ayuda a explicar la satisfacción académica.

La motivación investigadora, definida como el estímulo interno que guía la conducta, la persistencia y el interés hacia actividades de investigación y generación de conocimiento (Carranza Esteban Renzo Felipe et al., 2022; Maddens et al., 2023), es un elemento fundamental en la educación universitaria. Desde la Teoría de la Autodeterminación desarrollada por (Ryan y Deci, 2000), Satisfacer la necesidad psicológica de competencia promueve formas de motivación autodirigidas que se asocian con un mayor bienestar y satisfacción. En contextos educativos mediados por inteligencia artificial, las percepciones de dominio tecnológico podrían satisfacer dicha necesidad de competencia y, en consecuencia, fortalecer la motivación hacia actividades investigativas y de aprendizaje autónomo (ElSayad & Mamdouh, 2025).

La evidencia empírica, por otro lado, muestra que un mayor nivel de motivación hacia la investigación se asocia con una mayor integración académica, una sensación de logro y satisfacción con los estudios. (Ordóñez et al., 2021; Vergara-Morales, 2024). Modelos teóricos previos respaldan esta cadena causal, mostrando que la autoeficacia del uso de la IA influye en la motivación investigadora y el compromiso cognitivo, los cuales actúan como mediadores clave en la adopción de tecnología y la satisfacción con los estudios (Almulla 2024; Li et al., 2024). Estos antecedentes permiten plantear que la motivación investigadora podría funcionar como un mecanismo psicológico mediador entre las creencias de competencia tecnológica y la satisfacción con la experiencia universitaria.

En conjunto, estos antecedentes nos permiten ofrecer una articulación teórica integrada: Basado en los hallazgos de Chun et al., (2025), la autoeficacia en el uso de la IA fortalece la percepción de competencia tecnológica, lo que aumenta la motivación para la investigación; Esto, a su vez, aumenta la satisfacción con los estudios, promoviendo el compromiso, la autorregulación y la sensación de logro. Como consecuencia, estos procesos podrían traducirse en mayores niveles de satisfacción con los estudios universitarios. Aunque estudios recientes sugieren una relación positiva entre autoeficacia en IA y satisfacción académica Jia y Tu (2024), también existen

preocupaciones relacionadas con la dependencia tecnológica y el uso excesivo de herramientas generativas (Chen et al., 2025). Por ello, comprender los mecanismos psicológicos implicados en esta relación resulta relevante para promover formas de integración tecnológica más críticas, éticas y orientadas al bienestar académico.

Sin embargo, pese al crecimiento de investigaciones sobre inteligencia artificial en educación superior, aún no se han identificado estudios que evalúen empíricamente un modelo de mediación que integre autoeficacia en el uso de IA, motivación investigadora y satisfacción con los estudios en universitarios latinoamericanos, particularmente en el contexto peruano.

En respuesta a esta brecha, el presente estudio tiene como objetivo analizar si la motivación investigadora media la relación entre la autoeficacia en el uso de la IA y la satisfacción con los estudios en universitarios peruanos. Específicamente, nos proponemos tres objetivos: (1) evaluar la relación positiva entre la autoeficacia en el uso de la IA y la motivación investigadora, (2) examinar la relación positiva entre la motivación investigadora y la satisfacción con los estudios, y (3) analizar la relación directa entre la autoeficacia en el uso de la IA y la satisfacción con los estudios. Los hallazgos permitirán aportar evidencia teórico empírica sobre los mecanismos motivacionales implicados en el uso académico de la inteligencia artificial, así como orientar el diseño de estrategias educativas dirigidas al fortalecimiento de competencias digitales, investigativas y de bienestar estudiantil en educación superior.

2. Método

2.1 Diseño y participantes

La investigación tiene un diseño explicativo transversal y sigue una estrategia asociativa Ato et al., (2013), para establecer las relaciones entre las variables, siendo la motivación investigadora la variable que actúa como mediadora en dicha relación (Zhao et al., 2010).

La muestra fue reclutada mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, un método eficiente y ampliamente utilizado en investigación social, donde la recopilación de datos es rápida y barata; por lo tanto, se pueden obtener resultados en un período muy corto y acceder a poblaciones de interés (Ahmed, 2024). Los participantes consistieron en 559 estudiantes universitarios peruanos. Los criterios de inclusión fueron: estar matriculado en el año académico 2025-2, cursar entre el segundo y quinto año de estudios de pregrado y proporcionar consentimiento informado voluntario. El tamaño muestral fue calculado a priori utilizando la calculadora para modelos de ecuaciones estructurales de (Soper, 2025), la cual recomendó un mínimo de 489 participantes para detectar un efecto anticipado de 0.30 con un poder estadístico de 0.80 y un nivel de significancia de 0.05. La muestra final supera este mínimo, garantizando la robustez de los análisis.

2.2 Instrumentos

Los instrumentos utilizados para la medición de las variables del estudio fueron los siguientes:

Escala de Satisfacción con los Estudios (Merino-Soto et al., 2017). El objetivo de esta escala es medir la satisfacción académica en estudiantes universitarios. Posee 3 ítems en formato Likert con 5 opciones de respuesta: “muy en desacuerdo” = 1, “en desacuerdo” = 2, “ni de acuerdo ni en desacuerdo” = 3, “de acuerdo” = 4, y “muy de acuerdo” = 5. Presenta evidencias

de confiabilidad ($\alpha = 0.788$) también presenta evidencias de validez en relación con otras variables de depresión y ansiedad (CFI = 0.92, GFI=0.99, RMSEA = 0.053).

Respecto al uso de la IA se utilizó la escala de Autoeficacia en el Uso de la Inteligencia Artificial - GSE-6AI [(Romppel et al., 2013), adaptación peruana (Morales-García et al., 2024)]. El objetivo de esta escala es medir la autoeficacia percibida en el uso de la inteligencia artificial (IA) en estudiantes universitarios. Posee 6 ítems con 4 opciones de respuesta en formato de diferencial semántico, que van desde “nada cierto” = 1, “apenas cierto” = 2, “moderadamente cierto” = 3 y “exactamente cierto” = 4. Presenta una estructura unidimensional y su invariancia factorial relacionada con el género, con evidencias de confiabilidad $\alpha = 0.91$; $\omega = 0.91$, Presenta también evidencias de validez (CFI = 0.99, TLI = 0.98, RMSEA = 0.04, SRMR = 0.02).

Para medir la motivación investigadora se utilizó la escala de Motivación Investigadora (Carranza et al., 2022). El objetivo de esta escala es medir la motivación investigadora para estudiantes universitarios peruanos. Posee 13 ítems con 5 opciones de respuesta en formato Likert, valores que van desde “Nada” = 1, “Raras ocasiones” = 2, “Algunas veces” = 3, “Frecuentemente” = 4 y “Siempre” = 5. Presenta una estructura factorial bidimensional, con índice de ajuste óptimos y también presenta evidencia de validez (CFI = 0.959, TLI = 0.950, RMSEA = 0.080, SRMR = 0.045), además también presenta evidencia de confiabilidad de la escala general ($\alpha = 0.87$), así como para el factor voluntad (ítems: 1 al 8; $\alpha = 0.79$) y para el factor interés (ítems: 9 al 13; $\alpha = 0.85$).

2.3 Procedimiento

La recolección de datos se llevó a cabo durante el segundo semestre académico de 2025. Previamente, el protocolo de este estudio fue revisado y aprobado por el Consejo de la Escuela de Posgrado de la Universidad Peruana Unión, según consta en la Resolución N° 7032025/UPeU-EPG-CEPG-D. Todos los procedimientos se realizaron en estricta conformidad con los principios éticos internacionales establecidos en la declaración de Helsinki (Puri et al., 2009).

Se diseñó un formulario digital utilizando Microsoft Forms 365. La primera sección del formulario consistió en una declaración de consentimiento informado, en la que se detallaban los objetivos del estudio, el carácter voluntario y anónimo de la participación, la confidencialidad en el manejo de los datos, el derecho a retirarse en cualquier momento sin consecuencia alguna y el uso exclusivo de la información para fines de investigación. Solo los participantes que marcaron la casilla de aceptación pudieron acceder a las secciones subsiguientes del cuestionario, las cuales incluían preguntas sociodemográficas y los instrumentos de medición descritos.

El reclutamiento de participantes se realizó mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia (Andrade, 2021). El enlace al formulario fue distribuido inicialmente por los investigadores a través de la aplicación de mensajería instantánea WhatsApp a grupos de estudiantes universitarios que cumplieran con los criterios de inclusión. Simultáneamente, se solicitó a estos contactos iniciales que reenviaran el enlace a otros compañeros de su red que también fueran estudiantes universitarios, con el fin de ampliar el alcance de la recolección. Este proceso de administración y distribución en línea aseguró la eficiencia en la recolección y permitió llegar a una muestra geográficamente dispersa de manera rápida y segura.

2.4 Análisis de datos

Los análisis descriptivos y el procesamiento de los datos iniciales se llevaron a cabo utilizando la versión 2.6.27 del programa Jamovi (The Jamovi Project, 2023). Utilizando la librería lavaan Rosseel, (2012), los modelos de ecuaciones estructurales fueron estimados mediante el programa R (R Core Team, 2023).

El análisis factorial confirmatorio (AFC) se llevó a cabo con la matriz de correlaciones policóricas y el estimador de mínimos cuadrados ponderados, con medias y varianzas corregidas (WLSMV; Finney y DiStefano, 2013) debido a que los ítems tienen una naturaleza ordinal. Se utilizaron el CFI, RMSEA y SRMR para evaluar la adecuación de los modelos, teniendo en cuenta que $CFI > 0.90$ Bentler, (1990), RMSEA es menor que $<.080$ MacCallum et al., (1996) y $SRMR < 0.080$ (Browne y Cudeck, 1992). Se evaluó la confiabilidad de las escalas a través de los coeficientes omega de McDonald (ω) y alfa de Cronbach (α).

Después, para evaluar el modelo de mediación, se utilizó el estimador de máxima verosimilitud robusto (MLR) en el modelo estructural, que es adecuado para variables continuas y resistente a las desviaciones de la normalidad multivariante (Muthén y Muthén, 2017). La significancia de los efectos directos se evaluó mediante la estadística z de Wald. Para los efectos indirectos, se utilizó un método bootstrap con 5.000 remuestreos para obtener intervalos de confianza del 95% para un efecto significativo si el intervalo no contenía cero (Kasper et al., 2024; MacKinnon et al., 2002). Un efecto se consideró estadísticamente significativo con un valor de $p < .05$. Todos los análisis se realizaron con un nivel de significancia establecido en $\alpha = 0.05$.

2.5 Consideraciones éticas

El estudio fue aprobado por el Comité de Ética de la Universidad Peruana Unión N° 7032025/UPeU-EPG-CEPG-D. Todos los procedimientos se realizaron de acuerdo con los principios éticos estipulados en la Declaración de Helsinki (World Medical Association, 2013).

3. Resultados

Previamente se realizó el análisis factorial confirmatorio (AFC) para verificar la estructura de cada instrumento en la muestra actual ($N = 559$). Dada la naturaleza ordinal de los ítems, se utilizó el estimador de mínimos cuadrados ponderados robustos (WLSMV) junto con matrices de correlaciones policóricas (Finney y DiStefano, 2013).

Para la escala de Autoeficacia en el uso de la Inteligencia Artificial (GSE-6AI), el modelo unidimensional mostró un excelente ajuste: $\chi^2(9) = 7.365$, $p = .031$; $CFI = .998$; $TLI = .996$; $RMSEA = .043$ (IC 90% [.012, .071]); $SRMR = .017$. Las cargas factoriales fueron adecuadas y estadísticamente significativas (λ entre .656 y .813, $p < .001$), respaldando la estructura unidimensional del constructo. Para la escala de Motivación Investigadora (MoINV-U), se especificó un modelo de dos factores correlacionados de primer orden (Voluntad e Interés). El modelo mostró un ajuste adecuado: $\chi^2(64) = 203.03$, $p < .001$; $CFI = .997$; $TLI = .997$; $RMSEA = .062$ (IC 90% [.053, .072]); $SRMR = .039$. Las cargas factoriales fueron estadísticamente significativas (λ entre .676 y .869, $p < .001$), y la correlación entre los factores fue alta ($r = .867$, $p < .001$). Finalmente, el modelo unidimensional para la escala de Satisfacción con los Estudios presentó un ajuste perfecto ($\chi^2(0) = 0.000$; $CFI = 1.000$; $TLI = 1.000$; $RMSEA = .000$;

SRMR = .000). Las cargas factoriales fueron altas y estadísticamente significativas: se01 ($\lambda = .819$), se02 ($\lambda = .825$) y se03 ($\lambda = .913$), $p < .001$ en todos los casos, lo que respalda la validez convergente del constructo.

Tabla 1

Análisis Descriptivo, Fiabilidad y Correlaciones entre las Variables									
Variable	M	SD	g_1	g_2	α	ω	1	2	3
1. Autoeficacia en el uso de la IA	2.83	0.58							
2. Motivación Investigadora	3.55	0.69	-.0220	1.174	.835	.837			
3. Satisfacción con los estudios	3.76	0.87							

Nota: Nota. M = Media; SD = Desviación Estándar; g_1 = Asimetría; g_2 = Curtosis; α = Alfa de Cronbach; ω = Omega de McDonald. N = 559.

* $p < .001$.

Con respecto a la confiabilidad interna que se muestra en la Tabla 1, los coeficientes α y ω de McDonald indicaron una excelente consistencia interna en todos los instrumentos:

Autoeficacia en el uso de la IA ($\alpha = .864$; $\omega = .865$), Motivación Investigadora ($\alpha = .940$; $\omega = .941$) y Satisfacción con los Estudios ($\alpha = .835$; $\omega = .837$). Estos valores superan los criterios mínimos de .70 recomendados por Ismail et al., (2024), respaldando la fiabilidad de los constructos.

Los promedios obtenidos muestran grados moderadamente altos en los tres constructos, lo que señala una apreciación positiva del uso de la inteligencia artificial, además de un alto nivel de motivación investigadora y satisfacción con los estudios. Los valores de curtosis (g_2) y asimetría (g_1) se hallaron dentro de los límites admitidos ($|g_1|$ y $|g_2| < 1$), lo que sugiere una distribución más o menos normal. El análisis de correlación de Pearson mostró correlaciones positivas y estadísticamente significativas entre todas las variables. En particular, la autoeficacia en IA se correlacionó moderadamente con la motivación para la investigación ($r = .299$, $p < .001$) y con la satisfacción académica ($r = .240$, $p < .001$). Asimismo, la motivación investigadora presentó la correlación más alta con la satisfacción con los estudios ($r = .445$, $p < .001$), lo cual refuerza su papel mediador entre la autoeficacia tecnológica y la satisfacción general.

En cuanto al análisis de mediación para evaluar el rol mediador de la motivación investigadora en el vínculo entre la autoeficacia en el uso de la IA y la satisfacción con los estudios. Los resultados de los efectos directos se muestran en la Tabla 2 y la Figura 1. El efecto de la autoeficacia en IA sobre la motivación investigadora fue positivo y significativo ($\beta = .313$, $p < .001$). Asimismo, la motivación investigadora influyó significativamente en la satisfacción con

los estudios ($\beta = .448$, $p < .001$). Finalmente, el efecto directo de la autoeficacia en IA sobre la satisfacción también fue positivo y significativo ($\beta = .100$, $p = .039$).

Tabla 2
Análisis de Modelo de Mediación (Efectos Directos)

95% CI											
		Estimate	SE	Lower	Upper	Z			p		
		(β)									
A-IA →	MI	0.31	0.049	0.118	0.38	5.787	<.001	MI →	SE	0.45	0.048
		0.296	0.484	8.107	<.001						
A-IA →	SE	0.10	0.038	0.004	0.154	2.066			0.039		

Nota. β = coeficiente estandarizado; SE = error estándar; IC 95% = intervalo de confianza del 95%. Los valores provienen del modelo estructural con variable latente y estimador MLR.

Como se muestra en la Tabla 3, el impacto total de la autoeficacia en el uso de la IA sobre la satisfacción con los estudios fue relevante ($\beta = .240$, $p < .001$). Al incorporar la variable mediadora (motivación investigadora), el efecto directo de la autoeficacia en IA sobre la satisfacción continuó siendo significativo ($\beta = .100$, $p = .009$). Se observó que el efecto indirecto de la autoeficacia en el uso de la IA sobre la satisfacción mediante la motivación investigadora fue también significativo ($\beta = .140$, $p < .001$). Por lo tanto, se han identificado las relaciones significativas necesarias para establecer el efecto mediador.

Esto evidencia que la motivación investigadora tiene un efecto mediador parcial, complementario, en la relación entre la satisfacción con los estudios y la autoeficacia en IA (Zhao et al., 2010). Se estableció que el porcentaje de mediación de la motivación investigadora fue un 58.3%. No obstante, el impacto directo de la autoeficacia en IA sobre la satisfacción es del 41.7%, lo que sugiere que la motivación investigadora disminuye el efecto directo de la autoeficacia en IA sobre la satisfacción, aunque no se logra un efecto mediador completo.

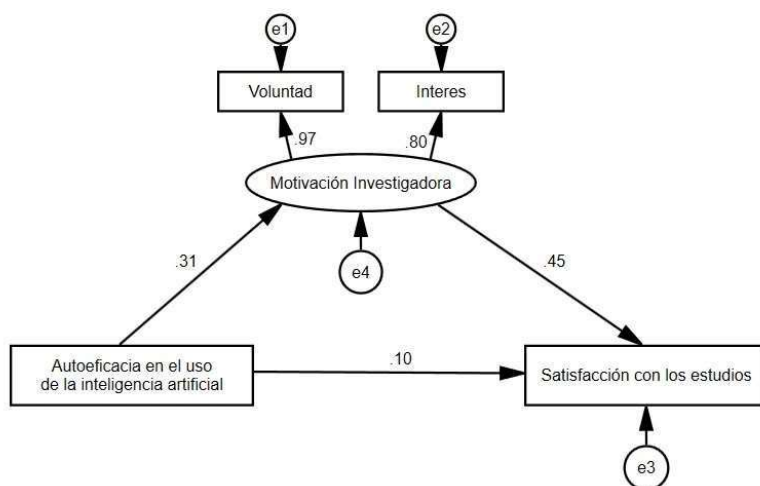
Tabla 3
Estimaciones de Mediación

95% Con idence Interval								
Effect	Label	Estimate (β)	SE	Lower	Upper	Z	p	% mediation
Indirect	a x b	0.14	0.038	0.065	0.215	3.68	< .001	58.3
Direct	c'	0.10	0.038	0.026	0.174	2.63	0.009	41.7
Total	c' + (a x b)	0.24	0.054	0.134	0.346	4.44	< .001	100.0

Nota. β = coeficiente estandarizado; SE = error estándar; IC 95% = intervalo de confianza bootstrap (5,000 remuestreos). El porcentaje de mediación se calculó como (efecto indirecto / efecto total) $\times$ 100.

Se puede observar el mismo resultado en el intervalo de confianza del método bootstrap. Por lo tanto, como los intervalos de confianza para el efecto indirecto (IC 95% [.065, .215]) y el efecto total (IC 95% [.134, .346]) no abarcan el cero, las correlaciones aquí son significativas ($\beta = .140$, $SE = .038$, IC 95% = .065; .215).

Figura 1
Diagrama estadístico



Nota. Elaboración propia.

4. Discusión

La presente investigación tuvo como objetivo analizar el rol mediador de la motivación investigadora en la relación entre la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial y la satisfacción con los estudios en estudiantes universitarios peruanos. Los resultados obtenidos sugieren que la percepción de competencia en el uso de herramientas de inteligencia artificial no solo se asocia directamente con mayores niveles de satisfacción académica, sino también con procesos motivacionales vinculados con la investigación científica, los cuales actúan como mecanismos psicológicos que fortalecen el compromiso y la experiencia académica del estudiante universitario.

En este contexto, proporciona pruebas de que las ventajas educativas vinculadas con el uso de la Inteligencia Artificial no solo se basan en el acceso a la tecnología, sino también en cómo los alumnos consideran su capacidad para hacer un uso efectivo de esas herramientas en entornos académicos y científicos (Mohen et al., 2024).

Se encontró inicialmente que la autoeficacia en el uso de la IA influye de manera notable en la motivación para investigar ($\beta = .313$, $p < .001$). Este descubrimiento es coherente con la teoría de Bandura (2001) sobre la cognición social, que plantea que las creencias acerca de la autoeficacia afectan el esfuerzo dedicado, la elección de actividades y la perseverancia ante tareas cognitivas exigentes (Bandura, 2001; Handrianto, 2026). En el ambiente universitario actual, donde la integración de tecnologías inteligentes en los procesos de aprendizaje va en aumento, los alumnos que perciben mayores niveles más altos de competencia en el uso de instrumentos basados en inteligencia artificial suelen participar con más regularidad en tareas vinculadas a la búsqueda, análisis y producción del saber científico.

Los descubrimientos mencionados son congruentes con estudios recientes que señalan la autoeficacia tecnológica como un predictor importante de la motivación interna, el compromiso en lo académico y la implicación activa en procesos de aprendizaje guiados por inteligencia artificial (Chun et al., 2025; Vieriu & Petrea, 2025).

Además de su utilidad instrumental, la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial puede constituir un recurso psicológico que disminuye la incertidumbre en el ámbito académico y fortalece la confianza de los estudiantes para afrontar tareas de alta complejidad cognitiva, como el desarrollo de investigaciones universitarias (Ma & Chen, 2024). Este aspecto adquiere especial relevancia en el contexto latinoamericano, donde aún persisten limitaciones estructurales vinculadas al acceso a recursos científicos, la formación en metodología de la investigación y las oportunidades para desarrollar actividades investigativas. En este escenario, la inteligencia artificial puede contribuir a democratizar el acceso al conocimiento al favorecer el aprendizaje autónomo y fortalecer las competencias investigativas de estudiantes con diversas trayectorias educativas.

Desde esta perspectiva, las herramientas de inteligencia artificial pueden facilitar los procesos de aprendizaje autónomo y fortalecer el desarrollo de competencias investigativas. Sin embargo, el alcance de estos beneficios dependerá, en gran medida, del nivel de alfabetización digital de los estudiantes, del acompañamiento brindado por el profesorado y de las condiciones institucionales que promuevan un uso crítico, ético y reflexivo de estas tecnologías.

Además, la motivación investigadora mostró un efecto positivo y significativo sobre la satisfacción con los estudios ($\beta = .45$, $p < .001$). Este hallazgo demuestra que la satisfacción académica no solo depende únicamente en el rendimiento o en los factores institucionales, sino también del grado en que los estudiantes encuentran un propósito, interés y significado en las actividades orientadas a la generación de conocimiento científico (Ordóñez et al., 2021; Vergara Morales, 2024). Estos resultados son coherentes con la teoría de la autodeterminación propuesta por Ryan & Deci (2000), la cual sostiene que la satisfacción de la necesidad psicológica de competencia favorece formas de motivación más autónomas. A su vez, estas formas de motivación se asocian con el incremento de niveles de bienestar, compromiso académico y satisfacción con la experiencia universitaria (Ryan & Deci, 2000).

En consecuencia, los estudiantes que muestran un mayor interés por las actividades de investigación tienden a desarrollar una integración académica más sólida con su proceso formativo y a valorar de manera más positiva su experiencia educativa. Estos resultados sugieren que la motivación investigadora no es solo un factor académico adicional, sino también un componente psicológico clave para comprender el nivel de satisfacción de los estudiantes en entornos universitarios donde intervienen las tecnologías emergentes.

Los resultados también revelaron que la autoeficacia en el uso de la Inteligencia Artificial influye directamente sobre la satisfacción con los estudios ($\beta = .100$, $p = .039$), incluso cuando se incorpora la motivación investigadora como variable mediadora. Esto señala que la percepción de competencia tecnológica tiene dos efectos en la experiencia universitaria: uno es directo y se relaciona con un aumento de la autonomía y una disminución de los obstáculos académicos; el otro es indirecto y está vinculado al impulso de la motivación para hacer investigaciones científicas.

A pesar de que el impacto directo fue inferior al indirecto, los dos resultados muestran que la inteligencia artificial tiene que ser entendida no solo como una herramienta técnica, sino además como un componente capaz de tener influencia en aspectos emocionales, cognitivos y motivacionales del aprendizaje universitario (Hameli & Uven Ordun, 2022; Pareigis et al., 2024).

Los hallazgos confirmaron que, en cuanto al modelo de mediación, la motivación investigadora actúa como un mediador parcial entre la satisfacción con los estudios y la autoeficacia en el uso de la IA (Zhao et al., 2010). Este descubrimiento presenta una aportación importante a la literatura emergente acerca de la inteligencia artificial en la educación superior, ya que evidencia que los efectos favorables vinculados al uso de tecnologías inteligentes no solo tienen lugar directamente, sino también a través de procesos motivacionales que refuerzan el compromiso cognitivo y la sensación de éxito académico (C. Li & Mutlu, 2025).

Dicho de otro modo, la satisfacción académica relacionado con el uso de las tecnologías para fomentar el interés por aprender, investigar y tomar parte activa en el proceso de formación universitaria parece ser un factor clave para la satisfacción académica relacionada con el uso de inteligencia artificial (Almufarreh, 2024).

Los resultados, desde un punto de vista global, extienden la evidencia que ha sido desarrollada sobre todo en entornos europeos y asiáticos, donde se ha relacionado la inteligencia artificial con el perfeccionamiento del rendimiento académico, la personalización del aprendizaje y el mejoramiento del desempeño de los estudiantes. En cambio, el estudio actual proporciona evidencia desde el contexto peruano y América Latina. Este demuestra que la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial (IA) puede jugar un papel motivacional particularmente importante en contextos marcados por desigualdades educativas y brechas digitales persistentes (Fortuna et al., 2025; Msomi & Behara, 2026).

Estos hallazgos indican que la implementación estratégica de tecnologías inteligentes en la educación superior podría ayudar no solo el fortalecimiento de las competencias digitales sino también a desarrollar experiencias académicas más satisfactorias, participativas e inclusivas para estudiantes universitarios, además de fortalecer las habilidades digitales.

Sin embargo, los resultados deben ser analizados con precaución. A pesar de que la inteligencia artificial brinda importantes posibilidades para mejorar el aprendizaje a nivel universitario, también hay peligros relacionados con la dependencia de la tecnología, el debilitamiento del razonamiento crítico y el uso acrítico de instrumentos generativos (Chen et al., 2025; Jia & Tu, 2024). Por lo tanto, las instituciones de educación superior tienen que fomentar tácticas pedagógicas orientadas al uso ético, crítico y reflexivo de la Inteligencia Artificial, poniendo como prioridad no solo el progreso de capacidades técnicas, sino además habilidades vinculadas con el pensamiento crítico, la autorregulación del aprendizaje y la integridad académica.

En conclusión, se puede entender a partir de los resultados de este estudio que la relación entre la autoeficacia en el uso de inteligencia artificial y la satisfacción con los estudios es más compleja que lo que se había propuesto al principio en la literatura reciente. La satisfacción con los estudios universitarios no está determinada únicamente por la disponibilidad del acceso a tecnologías avanzadas, sino también la forma en que los alumnos interpretan, incorpora y

convierten esas herramientas en recursos que fortalecen su autonomía, motivación y percepción de competencia académica determina qué tan satisfechos están con sus estudios universitarios.

La autoeficacia en el uso de la IA se presenta, este marco, como una herramienta estratégica para fomentar experiencias educativas más resilientes, motivadoras y enfocadas al desarrollo científico en la educación superior.

5. Limitaciones de la investigación y futuras líneas de estudio

Si bien esta investigación aporta hallazgos significativos sobre la relación entre la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial, la motivación investigadora y la satisfacción con los estudios, es conveniente reconocer algunas limitaciones. Aunque este estudio ofrece resultados significativos acerca la relación entre la autoeficacia en el uso de la IA, la motivación investigadora y la satisfacción con los estudios, es apropiado aceptar algunas restricciones.

Primero, el diseño transversal evita que se crean relaciones causales duraderas entre las variables estudiadas. Investigaciones futuras podrían utilizar diseños longitudinales o métodos que permitan establecer inferencias causales más sólidas y contribuir a discernir si una variable tiene un impacto real en otra, más allá de meras correlaciones. Estas perspectivas favorecerían el análisis del avance en la motivación para investigar, la autoeficacia al emplear la inteligencia artificial y el nivel de satisfacción con los estudios a través de los años universitarios.

Segundo, la evidencia se basó en autoinformes, lo que tiene el potencial de introducir sesgos relacionados con la deseabilidad social o limitaciones asociadas a las percepciones subjetivas de los estudiantes. Para tratar esta cuestión, los estudios futuros deberían combinar los autoinformes con fuentes de información complementarias, tales como indicadores del rendimiento académico, datos de observación o informes de los profesores, con el fin de robustecer la comprensión del comportamiento estudiantil y corroborar las construcciones psicológicas desde diversos puntos de vista.

En tercer lugar, la muestra no probabilística se enfocó en instituciones académicas del sur peruano, lo que dificulta extrapolar los hallazgos a alumnos de otras regiones, quienes podrían experimentar circunstancias distintas con respecto a su motivación para estudiar y su autoeficacia al manejar IA. Los estudios posteriores podrían aumentar la representatividad de la muestra al incluir variados entornos educativos y emplear tácticas digitales y de reclutamiento que muestren la diversidad de la población universitaria en Perú.

En cuarto lugar, el modelo indicó que el 23.9% de la varianza en satisfacción con los estudios ($R^2 = .239$) se debe a otros factores que no fueron tomados en cuenta en esta investigación, lo cual sugiere que estos podrían tener un impacto sobre la satisfacción con los estudios. Para aumentar la capacidad de explicación del modelo, los estudios futuros podrían incorporar variables adicionales, como el compromiso académico, la ansiedad tecnológica o el apoyo social.

A pesar de estas limitaciones identificadas, la presente investigación muestra fortalezas significativamente importantes. En primer lugar, se utilizaron instrumentos que habían sido validados a nivel psicométrico y un modelo de ecuaciones estructurales (SEM), lo que aporta mayor robustez metodológico y permite una interpretación de conexiones complejas entre las

variables y otorga solidez a nivel metodológico. Asimismo, esta investigación es un aporte innovador en el campo latinoamericano, porque analiza cómo la IA puede promover el avance de la motivación investigadora y la satisfacción con los estudios en la educación nivel universitario.

6. Conclusiones

Los hallazgos de esta investigación confirman que la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial se constituye como un predictor significativo de la motivación investigadora, que a su vez incide directamente en la satisfacción con los estudios universitarios. Igualmente, la motivación investigadora actúa como un mediador parcial en esta relación, lo que indica el aumento con la percepción de competencia en el uso de la inteligencia artificial no solo fortalece el interés por la investigación, sino que también contribuye a incrementar la satisfacción con los estudios y a favorecer una mayor vinculación de los estudiantes y su institución educativa.

Estos hallazgos concuerdan con investigaciones recientes que resaltan la importancia de la alfabetización en IA y la autonomía digital como pilares del compromiso académico y el aprendizaje autónomo (Estrada-Araoz et al., 2025; Zhang et al., 2025). Este estudio, en particular, traslada esta evidencia al contexto latinoamericano y demuestra que la confianza en el uso de las herramientas de inteligencia artificial puede ayudar a reducir las brechas tecnológicas estructurales y fomentar una cultura de investigación más equitativa e inclusiva en las universidades peruanas.

Se recomienda que, desde una perspectiva práctica, las entidades de educación superior promuevan programas de alfabetización digital y de investigación respaldada por inteligencia artificial. Estas aplicaciones deben centrarse en la capacidad científica, la ética tecnológica y el desarrollo del pensamiento crítico. Asimismo, los maestros deben fomentar entornos de aprendizaje autónomos y analíticos que integren la inteligencia artificial como herramienta para fortalecer la autoeficacia y una identidad investigadora sostenible.

Para comprender cómo la autoeficacia en el uso de la inteligencia artificial puede contribuir a desarrollar una educación universitaria más centrada en el estudiante, resiliente y que motive al alumnado, las investigaciones futuras deberían ampliar y replicar el modelo, incorporando factores emocionales, contextuales y longitudinales.

7. Declaración de la disponibilidad de datos

Los conjuntos de datos generados y analizados durante el presente estudio están disponibles previa solicitud razonable al autor correspondiente. Debido a consideraciones éticas y de confidencialidad de los participantes, los datos no se comparten públicamente, pero pueden ser proporcionados en formato anonimizado a investigadores interesados que cumplan los criterios para el acceso a datos confidenciales.

8. Declaración de ética

1
1 El presente estudio fue realizado conforme a los principios éticos de la Declaración de Helsinki (2013) y las normas de investigación con seres humanos vigentes en el Perú. La investigación fue aprobada por el Comité de Ética de la Universidad Peruana Unión (UPeU).

10 Todos los participantes fueron informados acerca de los objetivos del estudio, la confidencialidad de la información y su derecho a retirarse en cualquier momento así como se muestra el link del formulario: <https://forms.office.com/r/77777yCyT3>. Posteriormente, otorgaron su consentimiento informado voluntario antes de responder el cuestionario.

9. Fondos

5 El/Los autor(es) declaran haber recibido apoyo financiero para la investigación, autoría y/o publicación de este artículo. Este estudio fue financiado por la Universidad Peruana Unión.

10. Incompatibilidad

9 Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés financiero, institucional o personal que pueda haber influido en la realización o interpretación de los resultados de este estudio.

Todos los autores participaron activamente en la concepción, desarrollo, análisis y redacción d

Referencias

Acosta-Enriquez, B. G., Ballesteros, M. A. A., Guzman Valle, M. de los A., Angaspilco, J. E. M., Aquino Lalupú, J. del R., Jaico, J. L. B., Germán Reyes, N. C., Alarcón García, R. E., & Castillo, W. E. J. (2025). The mediating role of academic stress, critical thinking and performance expectations in the influence of academic self-efficacy on AI dependence: Case study in college students. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100381. <https://doi.org/10.1016/J.CAEAI.2025.100381>

Ahmed, S. K. (2024). How to choose a sampling technique and determine sample size for research: A simplified guide for researchers. *Oral Oncology Reports*, 12, 100662. <https://doi.org/10.1016/j.oor.2024.100662>

Akutay, S., Yüceler Kaçmaz, H., & Kahraman, H. (2024). The effect of artificial intelligence supported case analysis on nursing students' case management performance and satisfaction: A randomized controlled trial. *Nurse Education in Practice*, 80, 104142. <https://doi.org/10.1016/J.NEPR.2024.104142>

Almufarreh, A. (2024). Determinants of Students' Satisfaction with AI Tools in Education: A PLS-SEM-ANN Approach. *Sustainability* 2024, Vol. 16, Page 5354, 16(13), 5354. <https://doi.org/10.3390/su16135354>

Almulla, M. A. (2024). Investigating influencing factors of learning satisfaction in AI ChatGPT for research: University students perspective. *Heliyon*, 10(11), e32220. <https://doi.org/10.1016/J.HELİYON.2024.E32220>

Andrade, C. (2021). The Inconvenient Truth About Convenience and Purposive Samples.

- Indian Journal of Psychological Medicine, 43(1), 86–88.
<https://doi.org/10.1177/0253717620977000>
- Anierobi, E. I., Amjad, A. I., Agogbua, V. U., Aslam, S., Fakhrou, A., Alanazi, A. A., Nwogbo, V. N., Eleje, L. I., Alshamsi, H., Khan, S., & Javaid, S. (2025). Artificial intelligence utilization: A determinant of academic self-efficacy, engagement, and satisfaction of university students. *Environment and Social Psychology*, 10(3), 3504.
<https://doi.org/10.59429/esp.v10i3.3504>
- Ato, M., López, J. J., & Benavente, A. (2013). Un sistema de clasificación de los diseños de investigación en psicología. *Anales de Psicología / Annals of Psychology*, 29(3), 1038–1059. <https://doi.org/10.6018/analesps.29.3.178511>
- Ayanwale, M. A., Frimpong, E. K., Opesemowo, O. A. G., & Sanusi, I. T. (2024). Exploring Factors That Support Pre-service Teachers' Engagement in Learning Artificial Intelligence. *Journal for STEM Education Research* 2024, 1–31. <https://doi.org/10.1007/S41979-024-00121-4>
- Bandura, A. (2001). Social cognitive theory: An agentic perspective. *Annual Review of Psychology*, 52(Volume 52, 2001), 1–26. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.1>
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238–246. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.107.2.238>
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1992). Alternative Ways of Assessing Model Fit. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 230–258.
<https://doi.org/10.1177/0049124192021002005>
- Carranza Esteban Renzo Felipe, Mamani Benito Oscar, Huancahuire Vega Salomon, & K. Lingana Susana. (2022). Design and Validation of a Research Motivation Scale for Peruvian University Students (MoINV-U). *Frontiers in Education*, 7, 791102.
<https://doi.org/10.3389/feduc.2022.791102>
- Chen, C., Hu, W., & Wei, X. (2025). From anxiety to action: exploring the impact of artificial intelligence anxiety and artificial intelligence self-efficacy on motivated learning of undergraduate students. *Interactive Learning Environments*, 33(4), 3162–3177. <https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2440877>
- Chun, Z., Ning, Y., Chen, J., & Wijaya, T. T. (2025). Exploring the interplay among artificial intelligence literacy, creativity, self-efficacy, and academic achievement in college students: Findings from PLS-SEM and FsQCA. *Education and Information Technologies*, 1–34. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13617-2>
- ElSayed, G., & Mamdouh, H. A. (2025). AI-driven learning: evaluating the role of chatbots in enhancing student motivation and learning outcomes. *Journal of Applied Research in Higher Education*, 1–13. <https://doi.org/10.1108/JARHE-04-2025-0301>
- Estrada-Araoz, E. G., Mamani-Roque, M., Quispe-Aquise, J., Manrique-Jaramillo, Y. V., & Cruz-Laricano, E. O. (2025). Academic self-efficacy and dependence on artificial intelligence in a sample of university students[Autoeficácia acadêmica e dependência da

inteligência artificial em uma amostra de estudantes universitários][Autoeficacia académica y dependencia de la inteligencia artificial en una muestra de estudiantes universitarios]. *Sapienza*, 6(1), e25008. <https://doi.org/10.51798/sijis.v6i1.916>

Falebita, O. S., & Kok, P. J. (2024). Artificial Intelligence Tools Usage: A Structural Equation Modeling of Undergraduates' Technological Readiness, Self-Efficacy and Attitudes. *Journal for STEM Education Research*, 1–26. <https://doi.org/10.1007/s41979024-00132-1>

Fernández-Miranda, M., Román-Acosta, D., Jurado-Rosas, A. A., Limón-Dominguez, D., Torres-Fernández, C., Fernández-Miranda, M., Román-Acosta, D., Jurado-Rosas, A. A., Limón-Dominguez, D., & Torres-Fernández, C. (2024). Artificial Intelligence in Latin American Universities: Emerging Challenges. *Computación y Sistemas*, 28(2), 435–450. <https://doi.org/10.13053/cys-28-2-4822>

Finney, S. J., & DiStefano, C. (2013). Nonnormal and categorical data in structural equation modeling. In *Structural equation modeling: a second course* (Segunda Ed, 11). Information Age Publishing Inc.

Fortuna, A., Prasetya, F., Samala, A. D., Rawas, S., Criollo-C, S., Kaya, D., Raihan, M., Andriani, W., Safitri, D., & Nabawi, R. A. (2025). Artificial intelligence in personalized learning: A global systematic review of current advancements and shaping future opportunities. *Social Sciences & Humanities Open*, 12, 102114. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2025.102114>

González-Pérez, S., Molina-López, M. M., González Rico, P., & Aznar Fernández Montesinos, G. (2025). Autoeficacia académica y diversidad en la era de la Inteligencia Artificial. *Revista Prisma Social*, 2025-October(51), 246–261. <https://doi.org/10.65598/rps.5940>

González Torres, V. H., Lucero Baldevenites, E. V., Ruiz Esparza, M. de J. A., BrachoFuenmayor, P. L., & de Lamarque, C. P. C. (2025). Artificial intelligence in Latin American higher education: implementations, ethical challenges, and pedagogical effectiveness. *LatIA*, 3, 304–304. <https://doi.org/10.62486/latia2025304>

Hameli, K., & Uven Ordun, G. (2022). The mediating role of self-efficacy in the relationship between emotional intelligence and organizational commitment. *European Journal of Management Studies*, 27(1), 75–97. <https://doi.org/10.1108/EJMS-05-2021-0033>

Handoko, B. L., Thomas, G. N., & Indriaty, L. (2024). Adoption and Utilization of Artificial Intelligence to Enhance Student Learning Satisfaction. 11th International Conference on ICT for Smart Society: Integrating Data and Artificial Intelligence for a Resilient and Sustainable Future Living, ICISS 2024 - Proceeding. <https://doi.org/10.1109/ICISS62896.2024.10751260>

Handrianto, C. (2026). Learning motivation and self-efficacy of Indonesian international students in Malaysian universities: A structural equation modeling (SEM) approach. *Journal of International Students*, 16(11), 65–82. <https://doi.org/10.32674/9msrh666>

- INEI. (2023). Instituto Nacional de Estadística e Informática.
<https://m.inei.gob.pe/prensa/noticias/el-773-de-la-poblacion-del-pais-de-6-anos-ymasde-edad-uso-internet-en-el-segundo-trimestre-del-ano-2023-14580/>
- Ismail, R., Retnawati, H., Sugiman, Setiawati, F. A., Imawan, O. R., & Santoso, P. H. (2024). Optimal Scale Points for Reliable Measurements: Exploring the Impact of Scale Point Variation. *JP3I (Jurnal Pengukuran Psikologi Dan Pendidikan Indonesia)*, 13(1), 44–56. <https://doi.org/10.15408/jp3i.v13i1.34173>
- Jia, X. H., & Tu, J. C. (2024). Towards a New Conceptual Model of AI-Enhanced Learning for College Students: The Roles of Artificial Intelligence Capabilities, General SelfEfficacy, Learning Motivation, and Critical Thinking Awareness. Volume 12, Issue 3, 12(3). <https://doi.org/10.3390/systems12030074>
- Kasper, D., Schulz-Heidorf, K., & Schwippert, K. (2024). Multiple Group Comparisons of the Fixed and Random Effects From the Generalized Linear Mixed Model. *Sociological Methods and Research*, 53(1), 448–504. <https://doi.org/10.1177/0049124120986182>
- Lee, Y. F., Hwang, G. J., & Chen, P. Y. (2022). Impacts of an AI-based chatbot on college students' after-class review, academic performance, self-efficacy, learning attitude, and motivation. *Educational Technology Research and Development*, 70(5), 1843–1865. <https://doi.org/10.1007/S11423-022-10142-8/METRICS>
- Li, C., & Mutlu, A. K. (2025). The Interplay of Personal Learning Experience, Social Emotional Learning and Autonomy in Promoting Well-Being in AI-Assisted Language Learning: A Self-Determination Theory Approach. *European Journal of Education*, 60(4), e70354. <https://doi.org/10.1111/ejed.70354>
- Liu, L., & Ye, P. (2024). Research on college students' learning satisfaction from the perspective of big data technology: The moderating role of content quality. *ACM International Conference Proceeding Series*, 178–183. <https://doi.org/10.1145/3691720.3691750>
- Li, X., Zhang, J., & Yang, J. (2024). The effect of computer self-efficacy on the behavioral intention to use translation technologies among college students: Mediating role of learning motivation and cognitive engagement. *Acta Psychologica*, 246, 104259. <https://doi.org/10.1016/J.ACTPSY.2024.104259>
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, 1(2), 130–149. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.1.2.130>
- MacKinnon, D. P., Lockwood, C. M., Hoffman, J. M., West, S. G., & Sheets, V. (2002). A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. *Psychological Methods*, 7(1), 83–104. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.7.1.83>
- Maddens, L., Depaepe, F., Raes, A., & Elen, J. (2023). Fostering students' motivation towards learning research skills: the role of autonomy, competence and relatedness support.

- Instructional Science, 51(1), 165–199. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s11251022-09606-4>
- Ma, Y., & Chen, M. (2024). AI-empowered applications effects on EFL learners' engagement in the classroom and academic procrastination. BMC Psychology 2024 12:1, 12(1), 739-. <https://doi.org/10.1186/s40359-024-02248-w>
- Medici, G., Grote, G., Igit, I., & Hirschi, A. (2023). Technological self-efficacy and occupational mobility intentions in the face of technological advancement: a moderated mediation model. European Journal of Work and Organizational Psychology, 32(4), 538–548. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2023.2197215>
- Merino-Soto, C., Dominguez-Lara, S., & Fernández-Arata, M. (2017). Validación inicial de una Escala Breve de Satisfacción con los Estudios en estudiantes universitarios de Lima. Educación Médica, 18(1), 74–77. <https://doi.org/10.1016/J.EDUMED.2016.06.016>
- Moheno, J. M., Calzada, M. A. H., & Ortega-Mohedano, J. (2024). ChatGPT enters the classrooms: Student perceptions of the incorporation of artificial intelligence tools in the teaching of Economics and Business. Educational Media International, 61(4), 352–367. <https://doi.org/0.1080/09523987.2024.2436737>
- Morales-García, W. C., Sairitupa-Sanchez, L. Z., Morales-García, S. B., & Morales-García, M. (2024). Adaptation and psychometric properties of a brief version of the general selfefficacy scale for use with artificial intelligence (GSE-6AI) among university students. Frontiers in Education, 9, 1293437. <https://doi.org/10.3389/FEDUC.2024.1293437>
- Msoni, A. M., & Behara, K. (2026). Investigating Digital Divide Barriers, Institutional Support, and Students' Perceptions of AI-Driven Mathematics Learning. Education Sciences 2026, Vol. 16, Page 442, 16(3), 442. <https://doi.org/10.3390/educsci16030442>
- Muthén, Linda. K., & Muthén, Bengt. O. (2017). Mplus user's guide: Statistical analysis with latent variables, user's guide (8th ed.). Muthén & Muthén. https://www.statmodel.com/download/usersguide/MplusUserGuideVer_8.pdf
- Ordóñez, J. L., Méndez-Ulrich, J. L., & López, A. M. (2021). (Motivación y satisfacción académica entre los estudiantes de educación: una perspectiva internacional)[Motivación y satisfacción académica de los estudiantes de educación: Una visión internacional]. Educación XX1, 24(1), 45–68. <https://doi.org/10.5944/educXX1.26491>
- Pareigis, J., Kvarnström, M., Cefa, B., Bai, J. Y. H., Zawacki-Richter, O., Uhlin, L., Jakobsson, N., & Theilmeier, G. (2024). Open networked learning – a course, a community, an approach. International Journal for Academic Development, 29(2), 169–184. <https://doi.org/10.1080/1360144X.2024.2350652>
- Puri, K. S., Suresh, K. R., Gogtay, N. J., & Thatte, U. M. (2009). Declaration of Helsinki, 2008: Implications for stakeholders in research. Journal of Postgraduate Medicine, 55(2), 131–134. <https://doi.org/10.4103/0022-3859.52846>

- R Core Team. (2023). R: A Language and environment for statistical computing (4.3). <https://cran.r-project.org>
- Rehman, A. ur, Behera, R. K., Islam, M. S., Abbasi, F. A., & Imtiaz, A. (2024). Assessing the usage of ChatGPT on life satisfaction among higher education students: The moderating role of subjective health. *Technology in Society*, 78, 102655. <https://doi.org/10.1016/J.TECHSOC.2024.102655>
- Romppel, M., Herrmann-Lingen, C., Wachter, R., Edelmann, F., Dungen, H. D., Pieske, B., & Grande, G. (2013). A short form of the General Self-Efficacy Scale (GSE-6): Development, psychometric properties and validity in an intercultural non-clinical sample and a sample of patients at risk for heart failure. *GMS Psycho-Social-Medicine*, 10, 1–7. <https://doi.org/10.3205/PSM000091>
- Rong, Q., Xiao, Y., Kong, W., & Gao, X. (2023). Empowering Higher Education: A Comprehensive Review of Artificial Intelligence Integration. In *Lecture Notes in Educational Technology: Part* (pp. 179–184). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/978-981-99-5961-7_21
- Rosseel, Y. (2012). Lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software*, 48(2). <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55(1), 68–78. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>
- Santillán-García, N., Rueda-Espinoza, K., Orozco-Moreno, Z., Moreta-Herrera, R., & Rodas, J. A. (2025). The mediating role of satisfaction with life in the relationship between hope and academic satisfaction among Ecuadorian university students. *Revista de Psicodidáctica (English Ed.)*, 30(1), 500154. <https://doi.org/10.1016/J.PSICOE.2024.500154>
- Schutte, N. S., & Li, H. (2025). The role of self-efficacy and curiosity in student use of artificial intelligence (AI). *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 22:1, 22(1), 73-. <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00574-6>
- Soper, D. S. (2025). Free A-priori Sample Size Calculator for Structural Equation Models - Free Statistics Calculators. <https://danielsoper.com/statcalc/calculator.aspx?id=89> The Jamovi Project. (2023). Jamovi (2.4.14). <https://www.jamovi.org>
- UNESCO. (2023). Education in the age of artificial intelligence - UNESCO Biblioteca Digital. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000387029_eng
- Vergara-Morales, J. (2024). Modelación de factores motivacionales relacionadas con la satisfacción académica: un estudio multinivel. *Liberabit. Revista Peruana de Psicología*, 30(1), e811. <https://doi.org/10.24265/liberabit.2024.v30n1.811>

- Vieriu, A. M., & Petrea, G. (2025). The Impact of Artificial Intelligence (AI) on Students' Academic Development. *Education Sciences* 2025, Vol. 15, Page 343, 15(3), 343. <https://doi.org/10.3390/educsci15030343>
- World Medical Association. (2013). World Medical Association declaration of Helsinki: Ethical principles for medical research involving human subjects. *JAMA*, 310(20), 2191–2194. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053>
- Yilmaz, R., & Karaoglan Yilmaz, F. G. (2023). The effect of generative artificial intelligence (AI)-based tool use on students' computational thinking skills, programming selfefficacy and motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100147. <https://doi.org/10.1016/J.CAEAI.2023.100147>
- Zhang, C. (Xinyi), Wang, L. H., & Rice, R. E. (2025). U.S. college students' acceptability and educational benefits of ChatGPT from a digital divide perspective. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100385. <https://doi.org/10.1016/J.CAEAI.2025.100385>
- Zhao, X., Lynch, J. G., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(2), 197–206. <https://doi.org/10.1086/651257>