



Intención de pago y dependencia hacia Inteligencia Artificial Generativa. Validación de escala y modelo estructural

Willingness to pay and dependence on Generative Artificial Intelligence. Scale validation and structural model

✉ **Carlos-Arturo Torres-Gastelú**

Universidad Veracruzana. México
<https://orcid.org/0000-0003-2527-9602>
torresgastelu@gmail.com

Carlos Torres-Real

Universidad Veracruzana. México
<https://orcid.org/0000-0003-3500-7803>
ctorresreal2@gmail.com

Recibido: 02 - 07 - 2026

Aceptado: 05 - 08 - 2026

Publicado: 14 - 08 - 2026

Cómo citar este artículo:

Torres-Gastelú, C. A., & Torres-Real, C. (2027). Intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa. Validación de escala y modelo estructural. *Revista Panamericana de Pedagogía*, 43, e3920. <https://doi.org/10.21555/rpp.3920>

Resumen

La proliferación de modelos de cobro en la Inteligencia Artificial Generativa (IAG) plantea desafíos sobre la equidad y la autonomía intelectual en estudiantes universitarios. El objetivo consistió en validar la escala Intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios (INPADE) y determinar el valor predictivo de la intención de pago sobre la dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en el contexto universitario. Estudio de corte cuantitativo con la participación de 1.047 estudiantes de la licenciatura en educación básica adscritos a la Universidad Pedagógica Veracruzana en México. La distribución de la muestra por sexo fue de 78,6% de mujeres y 21,4% de hombres. El procesamiento de los datos incluyó análisis factorial exploratorio y confirmatorio, invarianza por sexo y un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) utilizando SPSS, AMOS y JASP. Los resultados confirmaron una estructura de dos

Este trabajo está bajo una licencia Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).



factores con 10 ítems, consistencia interna aceptable ($\alpha > .852$) e invarianza escalar entre hombres y mujeres. El hallazgo principal mediante SEM evidenció que la intención de pago predice positiva y significativamente la dependencia ($\beta = .297$; $p < .001$). Se concluye que la escala INPADE posee propiedades psicométricas robustas y se demuestra empíricamente que la intención de pago predice significativamente una mayor dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa.

Palabras clave: Aprendizaje; Enseñanza superior; Estudiante universitario; Internet; Tecnología educacional.

Abstract

The proliferation of monetization models in Generative Artificial Intelligence (GenAI) raises critical concerns regarding equity and intellectual autonomy among university students. The objective was to validate the Intention to Pay and Dependence on Generative Artificial Intelligence Among University Students (INPADE) scale and determine the predictive value of payment intention on dependence toward generative artificial intelligence in the university context. A quantitative cross-sectional study was conducted with a sample of 1,047 undergraduate students in Basic Education from the Universidad Pedagógica Veracruzana in Mexico. The sample distribution by biological sex was 78.6% female and 21.4% male. Data processing included Exploratory and Confirmatory Factor Analysis (EFA/CFA), measurement invariance by sex, and Structural Equation Modeling (SEM) using SPSS, AMOS, and JASP software. The results confirmed a two-factor structure comprising 10 items, with acceptable internal consistency ($\alpha > .852$) and scalar invariance between males and females. The primary finding through SEM demonstrated that payment intention positively and significantly predicts technological dependence ($\beta = .297$; $p < .001$). It is concluded that the INPADE scale possesses robust psychometric properties, and it is empirically demonstrated that payment intention significantly predicts greater dependence toward artificial intelligence.

Keywords: Educational technology; Higher education; Internet; Learning; University student.

INTRODUCCIÓN

La llegada de la Inteligencia Artificial Generativa (IAG) a la educación superior trasciende la categoría de una simple mejora tecnológica. Más que una herramienta digital adicional, esta tecnología marca un punto de inflexión que, desde el punto de vista de los alumnos, redefine la naturaleza misma del aprendizaje y el acceso al conocimiento. Por su parte, bajo la mirada docente, implica redefinir el proceso mediante el cual se genera nuevo conocimiento o se transforma el ya existente para comunicarlo.

Desde el lanzamiento público de ChatGPT por OpenAI a finales de 2022, seguido rápidamente por competidores como Claude (Anthropic) y Gemini (Google), las insti-

tuciones de educación superior en todo el mundo se han visto inmersas en una transformación acelerada y, a menudo, caótica. Lo que comenzó como una curiosidad técnica se ha transformado en una infraestructura cognitiva esencial para millones de estudiantes, redefiniendo las competencias académicas básicas y planteando desafíos inéditos sobre la equidad, la autonomía intelectual y la sostenibilidad económica de la educación (Alotaibi y Alayed, 2025).

En el periodo comprendido entre 2023 y 2025, la literatura científica ha transitado desde análisis exploratorios sobre la integridad académica y el plagio, hacia investigaciones más sofisticadas que examinan cómo la IAG se integra en los flujos de trabajo cognitivos de los estudiantes y bajo qué condiciones económicas se produce el acceso a ella. La masificación del acceso a la inteligencia artificial generativa ha dado paso a modelos de negocio *freemium*, donde las capacidades cognitivas superiores (razonamiento complejo, análisis de datos masivos, multimodalidad) están reservadas para usuarios de pago.

Esto introduce una variable económica crítica en la ecuación del éxito académico: la disposición del estudiante a invertir capital financiero propio para obtener ventajas cognitivas artificiales (Kuberska y Ruszczyk, 2025). Por otro lado, la ubicuidad y potencia de estas herramientas han generado preocupaciones sobre una posible “atrofia cognitiva” o dependencia, donde el estudiante pierde la confianza en sus propias capacidades intelectuales sin la mediación tecnológica, fenómeno que requiere una medición precisa más allá de la simple frecuencia de uso (Rojas-Marín et al., 2024).

La rápida integración de la inteligencia artificial generativa en la educación superior ha transformado la dinámica del aprendizaje autónomo, donde la alineación de los servicios tecnológicos con las expectativas del alumnado se ha vuelto un factor determinante para la satisfacción y la intención de uso continuo. No obstante, este escenario de alta aceptación no es neutral; investigaciones recientes sugieren que una percepción positiva de la IA no solo facilita su adopción, sino que también incrementa la disposición de los estudiantes a pagar por servicios premium que ofrecen mayores capacidades operativas. Este fenómeno plantea un desafío ético y académico relevante, dado que niveles moderados de dependencia hacia estas herramientas ya se correlacionan con las actitudes de los universitarios, sugiriendo un vínculo estrecho entre la utilidad percibida de la tecnología y un posible riesgo de subordinación cognitiva ante sistemas automatizados.

De ahí que surja la necesidad de contar con un instrumento que permita conocer la intención de pago y la dependencia hacia estas herramientas en el contexto universitario. Esto da pauta a las siguientes preguntas de investigación: ¿Qué nivel de confiabilidad y validez posee la escala INPADE para medir la intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios? ¿Cuál es la capacidad predictiva y el nivel de influencia que ejerce la intención de pago sobre el grado de dependencia hacia la IAG en estudiantes universitarios? A partir de estas preguntas el objetivo de este estudio consistió en validar la escala INPADE y determinar el valor predictivo de la intención de pago sobre la dependencia hacia la inteligencia artificial generativa en el contexto universitario.

ESTUDIOS RELACIONADOS

Con respecto a la dimensión “intención de pago”, estudios recientes en Portugal y Brasil sugieren que cuando el precio se percibe como razonable en relación con la mejora del rendimiento académico, tiene un impacto positivo significativo en la intención de uso continuado (Sergeeva et al., 2025). En este sentido, Ding et al. (2025) señalan que la intención de pagar por servicios de suscripción basados en IA aumenta cuando los usuarios perciben beneficios claros y un bajo nivel de riesgo, mientras que el riesgo percibido actúa como un factor inhibitorio. Además, los autores destacan que estas percepciones median la influencia de diferencias individuales, como los rasgos de personalidad, en la decisión de pago, lo que evidencia que la intención de pago responde a un proceso cognitivo complejo y no exclusivamente económico.

Sin embargo, la relación no es siempre lineal. Un estudio de 2025 encontró que, si bien el precio influye, su impacto es menor que el del hábito o la expectativa de desempeño (Namatovu y Kyambade, 2025). Esto sugiere que si la herramienta es indispensable (alta dependencia), la sensibilidad al precio podría disminuir, haciendo que la demanda sea inelástica. Desde el campo del comportamiento del consumidor, también se ha documentado que la experiencia positiva y la satisfacción derivadas del uso de sistemas basados en IA incrementan la intención de compra, especialmente cuando se desarrolla un vínculo afectivo con la tecnología, el cual refuerza la disposición a continuar pagando por el servicio (Bilal et al., 2024).

Por otra parte, estudios sobre cursos en línea masivos (MOOCs) y plataformas de aprendizaje han demostrado que el acto de pagar por un servicio aumenta significativamente el compromiso (*engagement*) del usuario. Un estudio longitudinal encontró que los usuarios que pagaron por un certificado o servicio premium mostraron un 17% a 20% más de participación que los usuarios gratuitos, impulsados por la necesidad psicológica de “amortizar” su inversión (Goli et al., 2022). En el contexto de la IAG, esto sugiere que una alta intención de pago (y su concreción) podría retroalimentar la dimensión de dependencia, creando un ciclo de refuerzo: pago porque la uso, y la uso más porque pagué.

Asimismo, un estudio sobre la economía del comportamiento de los estudiantes frente a ChatGPT realizado en Polonia encontró que el 94,4% de los encuestados usaba ChatGPT, pero el 88,9% se mantenía en la versión gratuita. La demanda es altamente sensible. Un aumento hipotético del 50% en el precio de la suscripción provocaría que el 36,1% de los suscriptores actuales cancelaran el servicio. Una reducción del 75% en el precio podría persuadir hasta al 70% de los usuarios gratuitos a convertirse en pagadores (Kuberska y Ruszczyk, 2025). Este estudio subraya que la intención de pago no es absoluta, sino altamente dependiente de la estructura de precios y la percepción de “ganga” o valor justo.

Investigaciones más recientes han incorporado variables afectivas para explicar la disposición a pagar por servicios asociados a la inteligencia artificial. Chen et al. (2025) encontraron que la ansiedad ante la IA, vinculada a temores sobre la obsolescencia de habilidades y la incertidumbre laboral, incrementa la disposición a pagar por productos de conocimiento relacionados con esta tecnología. Este efecto se encuentra mediado por el

valor percibido y moderado por la autoeficacia, de modo que los estudiantes con menor confianza en sus capacidades tienden a mostrar una mayor disposición a invertir económicamente en soluciones basadas en IA como estrategia de afrontamiento ante el cambio tecnológico.

Desde la perspectiva del comportamiento del consumidor, la satisfacción del usuario se posiciona como el principal motor de la voluntad de pago en herramientas como ChatGPT, siendo la utilidad y la inteligencia percibida sus antecedentes clave (Jo, 2025). En esta misma línea, la investigación sobre la IA generativa sugiere que tanto la utilidad como la satisfacción incrementan la intención de suscripción, un efecto que se ve potenciado cuando coexiste una percepción de ansiedad ante la tecnología (Liu et al., 2025).

En cuanto a los factores sociodemográficos, estudios recientes han identificado correlaciones significativas entre la disposición a pagar y variables como el sexo y la situación laboral. Los estudiantes varones tienden a mostrar una mayor disposición a pagar por herramientas de IA que sus contrapartes femeninas. Por otro lado, los estudiantes que trabajan o tienen ingresos propios muestran una mayor intención de pago. Aquellos que utilizan la IAG para fines comerciales o laborales (*freelancing*, emprendimiento) además de académicos, tienen una intención de pago significativamente mayor, ya que visualizan un retorno de inversión monetario directo (Lupa-Wojcik, 2024).

La transición del uso gratuito al premium está mediada por un ciclo que vincula la satisfacción, la actitud y la dependencia hacia la IA. Mientras que la satisfacción inicial con la herramienta asegura la intención de continuidad, los hallazgos de Arce et al. (2025) sugieren que una actitud positiva y niveles moderados de dependencia hacia la IA actúan como predictores claves de la adopción tecnológica. Esta sinergia no solo refuerza el uso habitual, sino que incrementa significativamente la probabilidad de que el estudiante realice una inversión económica en servicios avanzados, transformando la utilidad percibida en una disposición real de pago (Guevara-Reyes et al., 2025).

En relación con la dimensión dependencia hacia la inteligencia artificial, estudios realizados en América Latina (Perú, Colombia, México) entre 2024 y 2025 han puesto especial énfasis en cómo la dependencia afecta el pensamiento crítico. Un estudio regional encontró que el 60% de los estudiantes encuestados reconoce que la IA fomenta una dependencia en la resolución de problemas, desplazando el esfuerzo mental necesario para el aprendizaje profundo (Rojas-Marín et al., 2024).

Desde enfoques alternativos, Robayo-Pinzón et al. (2025) proponen medir la dependencia hacia la IA no solo mediante escalas perceptuales, sino también a través de procedimientos conductuales que permiten estimar el valor reforzante del uso de estas herramientas frente a incentivos monetarios. Además, la dependencia hacia la IA aumenta la propensión al plagio involuntario o a la deshonestidad académica, ya que el estudiante dependiente prioriza la entrega del producto sobre la integridad del proceso (Karahana-Adalı y Bilgili, 2025).

En México y la región andina (Perú, Ecuador, Colombia), los estudios destacan la tensión entre la oportunidad de cerrar brechas educativas mediante tutores de IA y el riesgo de exacerbar la dependencia en estudiantes con menor preparación previa. La va-

lidación de escalas en Perú y México sugiere que los estudiantes de esta región son particularmente conscientes de su vulnerabilidad ante la tecnología, expresando temores sobre su futuro laboral y la relevancia de sus habilidades humanas. En este sentido, se observa una fuerte presión por la “actualización tecnológica” para no quedar rezagados en el mercado laboral, lo que impulsa tanto la intención de pago como la dependencia hacia la IAG (Morales-García et al., 2024).

En síntesis, la adopción de la Inteligencia Artificial Generativa conlleva transformaciones conductuales que trascienden los hábitos de aprendizaje e impactan directamente en las dinámicas de consumo tecnológico. La evidencia sugiere que la transición hacia una intención de pago efectiva en el sector estudiantil no es un fenómeno aislado, sino el resultado de una convergencia entre la utilidad percibida de las funciones avanzadas, la presión por el cumplimiento de exigencias académicas y la consolidación de una dependencia hacia la IA. De este modo, la valoración económica de estas herramientas se configura como una respuesta estratégica del usuario ante un entorno educativo cada vez más mediado por soluciones automatizadas.

METODOLOGÍA

Para la validación de la escala INPADE se partió de un instrumento original que emana de la revisión de la literatura y que quedó conformado por 18 ítems organizados en dos dimensiones de estudio: intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa. A su vez la dimensión de intención de pago se dividía en tres subdimensiones: utilidad percibida de las funciones de pago (2 ítems); valor percibido (3 ítems) e intención de actualización o pago (3 ítems). Cabe señalar que la identificación tanto de las dimensiones como de los ítems relacionados con la intención de pago provienen de instrumentos validados en el contexto asiático, pero se consideró relevante su adecuación al contexto latinoamericano. En tanto la dimensión de dependencia hacia la IA estaba integrada por 10 ítems (tabla 1). Cada ítem era evaluado con una escala Likert de cinco valores: Totalmente en desacuerdo; En desacuerdo; Ni de acuerdo ni en desacuerdo; De acuerdo; y Totalmente de acuerdo.

Tabla 1

Estructura del instrumento

Dimensión	Descripción	N. Ítems	Ítems
Intención de pago	Evalúa la disposición conductual, cognitiva y afectiva del estudiante universitario hacia la inversión económica en versiones premium o características avanzadas de herramientas de IAG.	8	Utilidad percibida de las funciones de pago 1. Las funciones de pago de las herramientas de Inteligencia Artificial me ayudarían a realizar mis tareas escolares o académicas de forma más rápida y eficiente. 2. Considero que las herramientas de Inteligencia Artificial con funciones de pago mejorarían mi experiencia de aprendizaje y facilitarían mi estudio.
			Valor percibido 3. Considero que los beneficios de las versiones de pago de las herramientas de IA sí valen lo que cuestan. 4. Las funciones adicionales de las versiones de pago de las herramientas de IA ofrecen una buena relación entre el costo y los beneficios que brindan. 5. Pagar por una versión de pago de una herramienta de IA me parece razonable, considerando las ventajas académicas y de productividad que ofrece.
			Intención de actualización o pago 6. Estoy dispuesto(a) a pagar por funciones avanzadas o de pago en herramientas de IA, si realmente me ayudan en mis estudios. 7. He pensado en pagar por la versión de pago de alguna herramienta de IA que ya utilizo. 8. Tengo la intención de suscribirme o actualizarme a una versión de pago de una herramienta de IA cuando tenga los recursos económicos para hacerlo.
Dependencia	Evalúa el grado de subordinación cognitiva, operativa y psicológica del estudiante respecto al uso de la IAG en su dinámica académica y cotidiana.	10	9. Acostumbro copiar y pegar la información proporcionada por la IA para mis tareas. 10. Me resulta difícil encontrar la información que quiero sin ayuda de la IA. 11. Me resulta difícil mantener mi nivel de productividad sin ayuda de la IA. 12. Estoy acostumbrado a entregar mis tareas con la información generada por la IA. 13. Utilizo la IA para que se encargue de manera completa de los proyectos finales que debo de entregar. 14. Confío en las decisiones y recomendaciones que me da la IA como si fuera un experto. 15. Me siento más seguro usando información dada por la IA que en cualquier fuente de información. 16. Prefiero dejar mis tareas al final porque confío en que la IA me ayudará en el último momento. 17. Me he vuelto dependiente de las herramientas de IA. 18. Confío en la IA para realizar tareas educativas que antes realizaba manualmente.

Con miras a pilotear el instrumento se aplicó a 1.047 estudiantes de la Universidad Pedagógica Veracruzana en la que participaron nueve centros regionales que imparten la Licenciatura en Educación Básica: Ciudad Mendoza, Coatepec, Córdoba, Cosamaloapan, Minatitlán, Orizaba, San Andrés Tuxtla, Veracruz y Xalapa.

En la tabla 2 se muestran los valores de la frecuencia y porcentaje de la muestra organizada por semestre, se observa que hubo una distribución repartida de manera más o menos similar entre los cuatro semestres en los que se aplicó el instrumento.

Tabla 2
Distribución de la muestra por semestre

Semestre	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Primero	341	32,6	32,6
Tercero	279	26,6	59,2
Quinto	226	21,6	80,8
Séptimo	201	19,2	100,0
Total	1047	100,0	

En la tabla 3 se visualizan los valores de frecuencia y porcentaje de la muestra organizada por rango de edad. Para ello, se decidió aplicar cinco rangos de edad. Como se puede observar los valores predominantes fueron los estudiantes de 25 años o más (386), seguido del rango ubicado entre 19 a 20 años (260). Estos dos grupos concentran el 61,7% de la muestra.

Tabla 3
Distribución de la muestra por rango de edad

Rango de edad	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
17-18 años	150	14,3	14,3
19-20 años	260	24,8	39,2
21-22 años	185	17,7	56,8
23-24 años	66	6,3	63,1
25 años o más	386	36,9	100,0
Total	1.047	100,0	

Respecto a la distribución de la muestra por sexo, 823 fueron mujeres representando el 78,6%. Mientras que 224 fueron hombres correspondiendo al 21,4% de la muestra. Dada la naturaleza de los estudiantes que participaron en el estudio caracterizados por cursar una modalidad mixta presencial, los sábados y entre semana realizan actividades autónomas. En algunos casos, los docentes realizan video sesiones entre semana en un horario consensuado con la mayoría del grupo dado que algunos estudian o trabajan.

En este sentido, 620 de los participantes (59,2%) señalaron que trabajan, mientras que 427 de ellos indicaron que no lo hacían (40,8%). Con miras a tener una idea más clara acerca de la caracterización de la muestra se les preguntó por el número de horas que trabajaban. En la tabla 4 se visualizan los valores de la frecuencia y porcentaje de los cinco rangos de horas laborales establecidos. Se destaca que el 57,7% de los estudiantes combinan sus estudios con actividades laborales. Este dato es relevante para el estudio de la intención de pago, ya que, como sugiere Lupa-Wojcik (2024), disponer de ingresos propios o tener una necesidad de eficiencia laboral podría influir en la predisposición a contratar servicios premium de IA.

Tabla 4

Distribución de la muestra por rango de horas laborales

Rango de horas laborales	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje acumulado
Ninguna	443	42,3	42,3
De 1 a 20 horas	230	22,0	64,3
De 21 a 40 horas	189	18,1	82,3
De 41 a 60 horas	139	13,3	95,6
Más de 61 horas	46	4,4	100,0
Total	1.047	100,0	

En cuanto al procedimiento, se procedió a solicitar permiso a las autoridades de la Universidad Pedagógica Veracruzana. Tanto a las autoridades como a los estudiantes se les explicó que se trataba de un estudio de corte académico, sin fines de lucro y con miras a facilitar un diagnóstico para diseñar políticas que favorecieran la formación integral del estudiante. Se destacó el anonimato, así como la intención de la publicación de los resultados. Para la aplicación se usó la herramienta de Google Forms y se les envió vía correo electrónico a los estudiantes con las indicaciones respectivas.

Para la validación psicométrica del instrumento, se inició con un Análisis Factorial Exploratorio (AFE) empleando el método de componentes principales, complementado con el cálculo del Alfa de Cronbach para estimar la fiabilidad. Posteriormente, se realizó un Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) evaluando los índices de bondad de ajuste para verificar la congruencia del modelo teórico con los datos observados.

También, se llevó a cabo un Análisis Factorial Confirmatorio Multigrupo (AFCM) para examinar la invarianza del modelo. Finalmente, se evaluó un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) para contrastar la hipótesis de que la intención de pago influye sobre la dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa. El procesamiento estadístico se realizó mediante los paquetes estadísticos SPSS versión 25, AMOS versión 23 y JASP 0.95.4.

RESULTADOS

Análisis descriptivos

Se realizaron análisis descriptivos como evidencia de la normalidad univariada en la distribución de los puntajes de los ítems. En la tabla 5 se muestran los valores de medias (M), desviaciones estándar (DE), asimetría y curtosis de todos los ítems que componen el cuestionario INPADE. Los valores de asimetría y curtosis sugieren la existencia de normalidad univariada en la distribución de los puntajes de los ítems, debido a que los valores de asimetría y curtosis se consideran aceptables, al encontrarse en los rangos de -3 a +3 y de -10 a +10, respectivamente (Griffin y Steinbrecher, 2013; Kline, 2016).

Tabla 5*Medias, desviaciones estándar, asimetría y curtosis de los 18 ítems iniciales de INPADE*

Ítems	M	DE	Asimetría	Curtosis	Ítems	M	DE	Asimetría	Curtosis
INA01	2.88	0.943	-0.154	-0.011	DEP10	2.09	0.877	0.500	-0.183
INA02	2.81	0.956	-0.057	-0.312	DEP11	1.96	0.819	0.650	0.328
INA03	2.72	0.908	-0.041	-0.085	DEP12	1.88	0.815	0.651	0.054
INA04	2.79	0.874	-0.059	0.165	DEP13	1.65	0.788	1.222	1.688
INA05	2.67	0.966	0.036	-0.387	DEP14	1.87	0.827	0.672	0.058
INA06	2.62	1.088	0.148	-0.800	DEP15	1.82	0.824	0.691	-0.127
INA07	2.28	1.030	0.474	-0.479	DEP16	1.69	0.770	0.958	0.676
INA08	2.31	1.043	0.420	-0.529	DEP17	1.86	0.874	0.816	0.184
DEP09	1.89	0.815	0.647	0.087	DEP18	1.90	0.880	0.722	-0.077

Nota. INA = Intención de pago; DEP = Dependencia hacia la IAG.

Por consiguiente, todos los ítems muestran normalidad univariada en sus puntajes. Por otro lado, el ítem DEP16 fue el que presentó menor variabilidad en sus opciones de respuesta (alrededor de las opciones tres y cuatro), al tener la menor desviación estándar (0.77), con media de 1.69. Por su parte, el ítem INA06 fue el de mayor variabilidad (alrededor de las opciones tres y cuatro), al obtener la desviación estándar más alta (1.08), alrededor de la media de 2.62.

Análisis de fiabilidad

Para la confiabilidad de las subescalas, se realizó la prueba de alfa de Cronbach empleando el software SPSS® versión 25 (tabla 6). Se aprecia que el valor del alfa de Cronbach global de las dos subescalas fue alto (0.914).

Tabla 6*Alfa de Cronbach de las dimensiones y global del instrumento INPADE*

Dimensiones	Número de ítems	Alfa de Cronbach
Intención de pago	8	0.892
Dependencia hacia la IAG	10	0.933
Total	18	0.914

Análisis Factorial Exploratorio (AFE)

Se realizó un AFE deductivo, con un método de extracción de componentes principales con rotación Varimax, empleando el software estadístico SPSS en su versión 25. El criterio de exclusión fue aquellos ítems con cargas factoriales menores a 0.30 y aquellos que presentaban cargas mayores a este valor en dos factores según DeVellis (2012). Para el caso de la subescala de intención de pago (INA), el índice Kaiser, Meyer y Olkin (KMO) fue notable, de 0.87, y la prueba de esfericidad de Bartlett resultó significativa

($X^2 = 4511.08$, $p < 0.000$). Se obtuvo que una solución de dos factores que explicó 69.3% de la varianza total de los puntajes.

El KMO de la subescala de dependencia hacia la IAG (DEP) fue muy notable al alcanzar un valor de 0.94, y la prueba de esfericidad de Bartlett resultó significativa ($X^2 = 7006.07$, $p < 0.000$). Se obtuvo una solución con dos factores que explican 70.01% de la varianza total de los puntajes (Tabla 7).

Tabla 7

Resultados del AFE de las subescalas que componen el cuestionario intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios

Escala	KMO	X2	gl	X2/gl	% de var	factores	ítems
INA	0.87	4511.08	28	161.11	69.3%	2	8
DEP	0.94	7006.07	45	155.69	70.01%	2	10

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

A fin de corroborar la asociación de factores obtenida en el AFE, se llevó a cabo el AFC tomando como criterio base la teoría del instrumento y los análisis factoriales congruentes con el diseño de las subescalas. Además, se consideró el mínimo de dos ítems por factor. Para tal fin, se empleó el método de estimación de máxima verosimilitud para determinar la bondad de ajuste empírica del modelo.

Como resultado del AFC, se eliminaron los ítems que no se asociaron con los factores del modelo (Byrne, 2010; Cea-D'Ancona, 2002). De esta forma, se obtuvieron los modelos de medida por cada escala que cumplieron con los índices de bondad de ajuste, a fin de confirmar la sustentabilidad empírica del modelo. Los índices considerados fueron: el estadístico ji cuadrado sobre grados de libertad o relativa (X^2/gl), la raíz cuadrada de residual estandarizada (SRMR), el índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI), el índice de ajuste comparativo (CFI) y, finalmente, el error de la raíz cuadrada de la media de aproximación (RMSEA). Estos índices se consideran aceptables si sus valores superan los criterios de ajuste establecidos, que son ($X^2/\text{gl} > 1$; CFI y AGFI > 0.95 ; SRMR < 0.08 y RMSEA < 0.06 , de acuerdo con los parámetros propuestos por Brown (2015), Hooper et al. (2008) y Hu y Bentler (1999). A continuación, se presentan los resultados obtenidos en los índices de bondad de ajuste para cada una de las subescalas (tabla 8).

Tabla 8

Índices de los modelos para medir las subescalas del cuestionario intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios

Modelo	Chi-cuadrado X2	gl	X2 relativa (X2/gl)	CFI	SRMR	RMSEA	AGFI
INA	14.314	2	7.157	.993	.019	.076*	.966
DEP	37.713	8	4.714	.991	.020	.059	.970

INA = Intención de pago; DEP = Dependencia hacia la IAG.

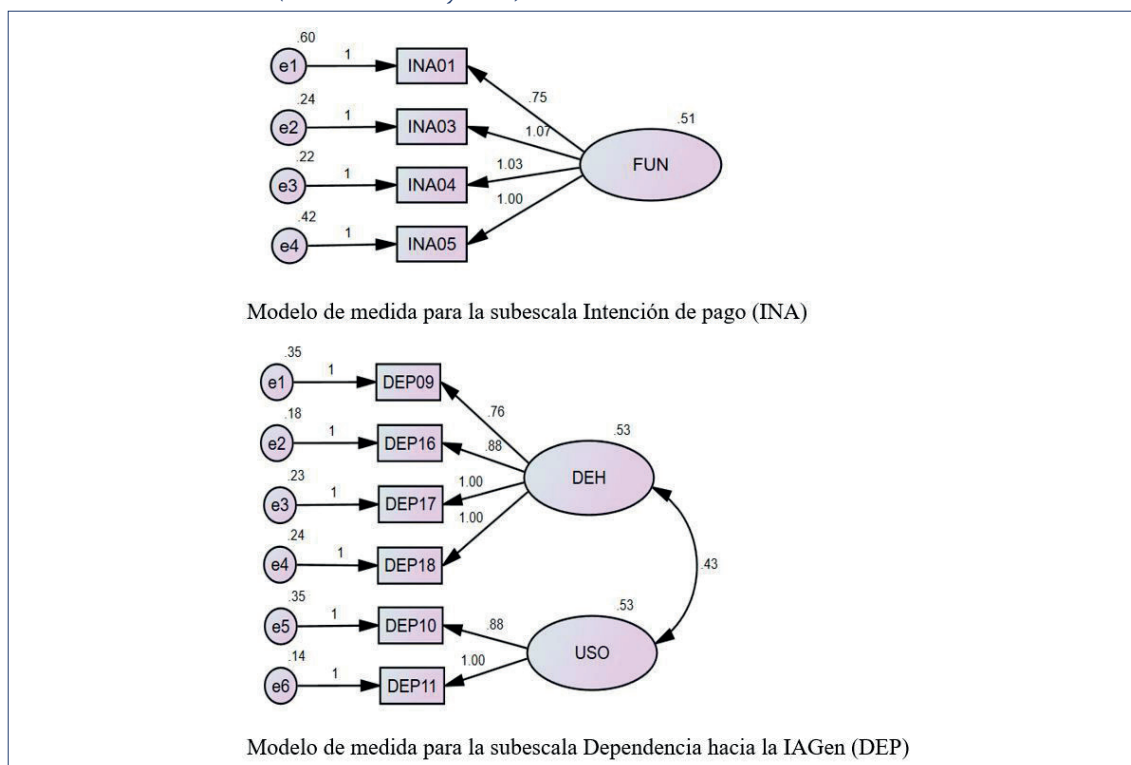
*Marca los índices que no cumplen con los criterios de bondad de ajuste del modelo.

Igualmente, como resultado del AFC, se obtiene que la subescala DEP es la única validada por la totalidad de sus índices de bondad de ajuste. Mientras tanto, en la subescala INA no se satisfacen los criterios de ajuste en uno de sus índices, el RMSEA, lo cual se desestima, ya que se pueden considerar validadas por sus cuatros índices restantes.

Una vez validadas las escalas, se presentan sus respectivos modelos de medida, de los cuales el correspondiente a la subescala INA, contempla un modelo unidimensional, el resto de ellos resultaron modelos de dos factores, con al menos dos variables observables por componente. Por lo tanto, para la subescala INA se llegó a un modelo de 4 ítems (INA01, INA03, INA04 e INA05). En la figura 1 se muestran los valores de los factores FUN (Funciones de la IA), DEH (Dependencia de la herramienta) y USO (Uso de la herramienta).

Figura 1

Modelos de medida de la escala intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios (subescalas INA y DEP)



Análisis Factorial Confirmatorio Multigrupo (AFCM)

Para verificar la estabilidad del instrumento entre grupos y descartar sesgos de medición debidos a la desproporción de la muestra (78,6% mujeres), se realizó un análisis de invarianza factorial multigrupo (tabla 9) mediante el software JASP. Los resultados mostraron que el modelo mantiene un ajuste robusto al imponer restricciones progresivas. Específicamente, la diferencia en el índice de ajuste comparativo entre el modelo métrico y el escalar fue mínima ($\Delta CFI < 0.01$), cumpliendo con los criterios de Cheung y Rensvold (2002) para asumir la invarianza escalar. Esto indica que las cargas factoriales y los interceptos son equivalentes para hombres y mujeres.

Tabla 9

Índices de ajuste de los modelos de invarianza factorial según el sexo

Modelo de invarianza	CFI	RMSEA	SRMR	Comparación	ACFI	Decisión
Métrica	0.980	0.097	0.058	-	-	-
Escalar	0.981	0.082	0.057	Escalar vs Métrica	0.001	Se acepta

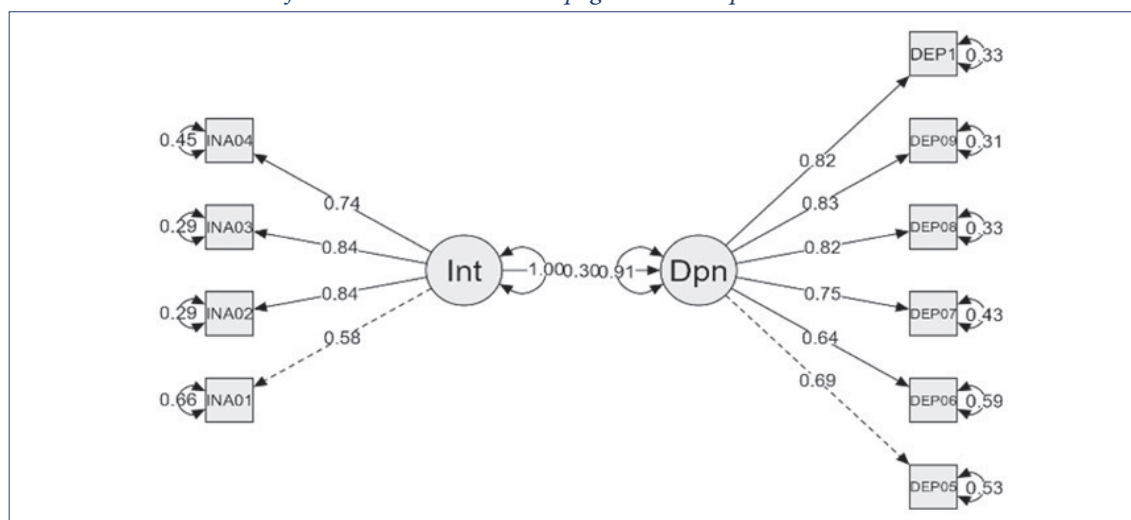
ΔCFI se calcula como el valor absoluto de la diferencia: $|0.981 - 0.980| = 0.001$. Al ser menor a 0.01, se confirma la invarianza).

Modelo de Ecuaciones Estructurales

Finalmente, se evaluó un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) para contrastar la hipótesis de que la intención de pago influye sobre la dependencia hacia la inteligencia artificial generativa mediante el software JASP. Los resultados confirmaron una relación positiva y estadísticamente significativa entre ambas variables. Específicamente, el modelo indicó que la intención de pago predice el nivel de dependencia hacia la inteligencia artificial generativa ($B = 0.303$; $\beta = .297$; $p < .001$). El valor crítico obtenido ($z = 9.198$) respalda la robustez de esta asociación, sugiriendo que a medida que aumenta la disposición del usuario a invertir económicamente en la herramienta, se incrementa proporcionalmente su dependencia hacia la misma. En la figura 2 se muestran los valores calculados para cada uno de los ítems de los dos factores: intención de pago (Int) y dependencia hacia la IAG (Dpn).

Figura 2

Modelo estructural de la influencia de la intención de pago sobre la dependencia hacia la IAG



Nota. Los valores sobre las flechas representan coeficientes estandarizados (β). * $p < .001$).

DISCUSIÓN

Al realizar el contraste de los resultados del presente trabajo con los estudios previos, se identifica que cada una de las dimensiones de la escala presentan elementos similares de otros instrumentos de la temática. Con respecto a la dimensión intención de pago (INA), la escala INPADE establece ítems sobre los beneficios y funciones adicionales de la versión de pago de la IA.

Esto coincide con el instrumento diseñado por Venkatesh et al. (2012) para estudiar la aceptación y el uso de la tecnología en un contexto de consumo, en su dimensión Valor del Precio (*Price Value*) incluye ítems sobre los beneficios de la IA. También, se asemeja con lo encontrado por Sergeeva et al. (2025) en su estudio, los autores muestran que el precio se percibe como razonable en relación con la mejora del rendimiento académico. Además, esto coincide con lo encontrado por Lupa-Wojcik (2024) en su estudio, aquellos que utilizan la IA para fines académicos tienen una intención de pago significativamente mayor, ya que visualizan un retorno de inversión monetario directo.

Sobre la dimensión dependencia hacia la IAG (DEP), la escala INPADE retoma ítems que involucran la confianza ciega y dependencia extrema a la IA para las tareas escolares. Lo cual se asemeja con el instrumento diseñado por García-Castro et al. (2025) para evaluar la dependencia de la IA en estudiantes de nivel secundaria, en su dimensión Confianza en la IA (*Trust in IA*) incluye ítems sobre la aceptación de las respuestas de la IA sin verificación crítica.

Asimismo, coincide con el instrumento elaborado por Chakraborty y Subramani (2025) para evaluar la utilización de herramientas de IA por parte de los estudiantes con fines académicos, en su dimensión dependencia de la IA (*AI Dependence*) incluye ítems sobre la dependencia de la IA para realizar tareas académicas. Igualmente esto se asemeja con el instrumento diseñado por Torres-Gastelú y Torres-Real (2025) para medir la percepción de la inteligencia artificial en la educación superior, en su dimensión dependencia cognitiva y tecnológica abarca ítems sobre la confianza excesiva y la dependencia de las herramientas de la IA.

Esto también coincide con lo encontrado por Rojas-Marín et al. (2024) en su estudio, los estudiantes reconocen que la IA fomenta una dependencia en la resolución de problemas, desplazando el esfuerzo mental necesario para el aprendizaje profundo. Además, esto se asemeja con lo encontrado por Karahan-Adalı y Bilgili (2025) en su estudio, la dependencia hacia la IA aumenta la propensión al plagio involuntario o a la deshonestidad académica debido a que el estudiante dependiente prioriza la entrega del producto sobre la integridad del proceso.

Aunque la muestra presentó una predominancia de participantes mujeres, el análisis de invarianza factorial reportado en los resultados demostró que el instrumento funciona de manera equivalente para ambos sexos (invarianza escalar). Esto sugiere que la escala INPADE es una medida robusta y libre de sesgos de género, lo cual permite comparar válidamente las puntuaciones entre hombres y mujeres en futuras investigaciones, superando una limitación común en estudios exploratorios de este tipo.

Por otra parte, en cuanto al análisis predictivo del modelo, destaca que la influencia de la intención de pago sobre la dependencia hacia la IAG representa una contribución original al campo, dada la ausencia de literatura previa en el contexto latinoamericano que explore este vínculo específico. Este hallazgo sugiere que la disposición económica del estudiante no es un acto de consumo aislado, sino un factor que podría estar mediando la profundidad del vínculo tecnológico y la habituación al uso de estas herramientas. Como prospectiva, se recomienda la integración de variables sociodemográficas y psicológicas adicionales en futuros modelos, con el fin de profundizar en la comprensión de las nuevas dinámicas de aprendizaje y los mecanismos que subyacen a la dependencia hacia la IAG en el entorno educativo.

Si bien el modelo estructural arrojó una significancia estadística contundente respecto a la influencia de la intención de pago sobre la dependencia ($p < .001$), es fundamental dimensionar el tamaño del efecto obtenido ($\beta = .297$) para comprender su alcance práctico. En el ámbito de la investigación del comportamiento tecnológico, este coeficiente representa un efecto moderado, indicando que la intención de invertir económicamente explica aproximadamente el 8,8% de la varianza en la dependencia hacia la IAG. La relevancia estadística confirma que la relación predictiva existe de manera consistente en la población de estudiantes, pero su alcance práctico sugiere que la disposición económica actúa como un catalizador importante, aunque coexiste con otros determinantes conductuales y del entorno que también impulsan la subordinación cognitiva.

Desde una perspectiva de política institucional, este tamaño de efecto plantea desafíos significativos para el contexto educativo. Considerando que el 57,7% de los estudiantes de la muestra combina sus estudios con actividades laborales, la intención de pago está intrínsecamente ligada al poder adquisitivo. Si la disposición a pagar incrementa de manera tangible la dependencia tecnológica, las instituciones de educación superior enfrentan el riesgo de una nueva brecha digital: aquella donde los estudiantes con recursos acceden a funciones cognitivas premium, mientras refuerzan hábitos de dependencia. En consecuencia, el diseño de políticas institucionales debería contemplar estrategias como la adquisición de licencias de IAG institucionales para democratizar el acceso y, simultáneamente, integrar programas de alfabetización en IA que enseñen a los estudiantes a utilizar estas herramientas como soporte, mitigando el riesgo de atrofia cognitiva.

Finalmente, dimensionar la magnitud de este efecto abre vías precisas para futuras investigaciones. Como se ha señalado, resulta imperativo explorar cómo otras variables pueden alterar esta relación. Investigaciones posteriores podrían determinar si el efecto predictivo de la intención de pago sobre la dependencia ($\beta = .297$) se intensifica de manera moderada por variables sociodemográficas, como el estatus laboral o el rango de edad, considerando que una proporción importante de los encuestados tiene 25 años o más. Asimismo, se requiere evidencia longitudinal que evalúe si la materialización de dicho pago consolida un ciclo de retroalimentación que eleve los niveles de dependencia a largo plazo.

CONCLUSIONES

Tras el análisis de las propiedades métricas de la escala INPADE, en la subescala INA se excluyó el constructo Pago de la herramienta (PAH) por carecer de indicadores adecuados. La consistencia interna global del instrumento depurado integrado por diez ítems fue adecuada ($\alpha = .851$, $\omega = .852$). Al analizar por dimensiones, el factor de intención de pago obtuvo coeficientes de $\alpha = .834$ y $\omega = .838$, mientras que el factor de dependencia hacia la IAG presentó valores de $\alpha = .890$ y $\omega = .892$. Esto indica que las subescalas miden el constructo para el cual fueron creadas, de modo que la escala INPADE permite conocer la intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios. Tras los análisis aquí presentados, la escala queda conformada por dos factores y 10 ítems (Anexo 1).

De manera general, en las dos subescalas que conforman el instrumento se encontraron algunas oportunidades de mejora para obtener la evidencia empírica necesaria para sostener los constructos que se buscan identificar. Con lo anterior, se comprueba la hipótesis inicial, y se concluye que la escala INPADE posee niveles aceptables de confiabilidad para medir la intención de pago y dependencia hacia la inteligencia artificial generativa en estudiantes universitarios.

Con respecto a la caracterización de la muestra, si bien existió una predominancia significativa de participantes mujeres (78,6%), los análisis de invarianza factorial confirmaron la equivalencia escalar del instrumento entre sexos. Esto permite descartar sesgos de medición atribuibles al género, concluyéndose que la estructura de la escala INPADE es robusta e interpreta los constructos de manera equivalente tanto en hombres como en mujeres.

Finalmente, respecto a la hipótesis de que la intención de pago influye sobre la dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa. Los resultados del modelado sugieren que a medida que aumenta la disposición del usuario a invertir económicamente en la herramienta, se incrementa proporcionalmente su dependencia hacia la misma.

A pesar de la representatividad de la muestra, una limitante del estudio radica en su enfoque exclusivo en un programa educativo del área de humanidades. Por ello, se recomienda replicar la investigación en otras áreas del conocimiento y niveles educativos de posgrado. Asimismo, futuras líneas de estudio deberían identificar factores adicionales que inciden en la dependencia hacia la IAG, con el fin de diseñar estrategias institucionales que regulen su uso ético y promuevan el desarrollo de nuevas competencias digitales, evitando así el posible detrimento de las capacidades cognitivas de los estudiantes.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

Carlos-Arturo Torres-Gastelú: Administración del proyecto; Conceptualización; Escritura - revisión y edición; Investigación; Metodología; Recursos; Supervisión; Validación.

Carlos Torres-Real: Análisis formal; Curación de datos; Escritura - borrador original; Escritura - revisión y edición; Visualización.

FINANCIACIÓN

El presente estudio no contó con financiamiento externo y fue desarrollado como parte de un proyecto académico de investigación en el ámbito de la educación superior.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existieron intereses financieros, institucionales o comerciales que pudieran influir en el diseño, desarrollo, análisis o interpretación de los resultados.

CUMPLIMIENTO ÉTICO

El presente estudio se condujo en estricto apego a los principios éticos internacionales para la investigación con seres humanos, fundamentándose en los preceptos del Código de Núremberg, la Declaración de Helsinki, el Informe Belmont y la legislación aplicable en materia de protección de datos personales.

Todos los participantes involucrados en el desarrollo de la investigación —tanto los jueces expertos que intervinieron en la validación de contenido de la escala INPADE como los estudiantes universitarios que conformaron la muestra para el análisis predictivo— recibieron y aceptaron un consentimiento informado previo a su participación. En dicho documento se especificaron el propósito del estudio, la naturaleza voluntaria de su colaboración, la confidencialidad y el anonimato estricto en el tratamiento de las respuestas, así como el derecho a retirarse en cualquier momento sin repercusión alguna.

Asimismo, la investigación se rigió por los principios de integridad científica establecidos en la Declaración de Singapur, garantizando la honestidad intelectual, la transparencia en el diseño metodológico y el rigor en el análisis estadístico sobre la intención de pago y la dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa. Los autores declaran que los datos presentados son originales, veraces y obtenidos mediante procedimientos éticamente sustentados, sin incurrir en prácticas de fabricación, falsificación o manipulación de la información.

OBJETOS DE CIENCIA ABIERTA

El instrumento validado (escala INPADE) se encuentra incorporado en la sección de anexos del presente artículo para su libre consulta y aplicación en futuras investigaciones. Por su parte, los conjuntos y matrices de datos brutos derivados del estudio no están depositados en repositorios de acceso público con la finalidad de salvaguardar la debida confidencialidad de los participantes; no obstante, los datos anonimizados se encuentran disponibles para fines de verificación científica y académica previa solicitud justificada al autor de correspondencia.

REFERENCIAS

- Alotaibi, H., & Alayed, A. (2025). Adoption of generative AI in higher education: Understanding usage through a technology acceptance model. *International Journal of Advanced and Applied Sciences*, 12(12), 31-43. <https://doi.org/10.21833/ijaas.2025.12.004>
- Arce, C., Gavilanes, J., Arce, E., Haro, E., & Bonilla-Jurado, D. (2025). Artificial intelligence in higher education: Predictive analysis of attitudes and dependency among Ecuadorian university students. *Sustainability*, 17(17), Artículo 7741. <https://doi.org/10.3390/su17177741>
- Bilal, M., Zhang, Y., Cai, S., Akram, U., & Halibas, A. (2024). Artificial intelligence is the magic wand making customer-centric a reality! An investigation into the relationship between consumer purchase intention and consumer engagement through affective attachment. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 77, Artículo 103674. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103674>
- Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research* (2.^a ed.). The Guilford Press.
- Byrne, B. M. (2010). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (2.^a ed.). Routledge.
- Cea-D'Ancona, M. Á. (2002). *Análisis multivariable: Teoría y práctica en la investigación social*. Síntesis.
- Chakraborty, D., & Subramani, D. (2025). *Development and validation of the Academic AI Usage Scale (AAIUS)* [Preprint]. Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-7605472/v1>
- Chen, J., He, M., & Sun, J. (2025). AI anxiety and knowledge payment: The roles of perceived value and self-efficacy. *BMC Psychology*, 13(1), Artículo 208. <https://doi.org/10.1186/s40359-025-02510-9>
- Cheung, G. W., & Rensvold, R. B. (2002). Evaluating goodness-of-fit indexes for testing measurement invariance. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9(2), 233-255. https://doi.org/10.1207/S15328007SEM0902_5
- DeVellis, R. F. (2012). *Scale development: Theory and applications* (3.^a ed.). SAGE.
- Ding, N., Chen, M., & Hu, L. (2025). Examining the impact of Big Five personality traits on Generation Z designers' subscription to paid AI drawing tools using SEM and fsQCA. *Scientific Reports*, 15(1), Artículo 17587. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-02926-8>
- García-Castro, R. A., Bartesaghi-Aste, W. M., Morales-Quezada, J. L., & Arocutipa-Huanacuni, L. E. (2025). Artificial intelligence dependence in academic tasks: Design and validation of the SAID questionnaire. *Online Journal of Communication and Media Technologies*, 15(4), Artículo e202529. <https://doi.org/10.30935/ojcmmt/17303>
- Goli, A., Chintagunta, P. K., & Sriram, S. (2022). Effects of payment on user engagement in online courses. *Journal of Marketing Research*, 59(1), 11-34. <https://doi.org/10.1177/00222437211016360>
- Griffin, M. M., & Steinbrecher, T. D. (2013). Large-scale datasets in special education research. En R. C. Urbano (Ed.), *International review of research in developmental disabilities* (vol. 45, pp. 155-183). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-407760-7.00004-9>
- Guevara-Reyes, R. J., Saltos-Verdezoto, Y. M., Montero-Garofalo, M. F., & Ordóñez-Vargas, A. E. (2025). Impacto de la inteligencia artificial en el aprendizaje autónomo de estudiantes universitarios. *MQRInvestigar*, 9(3), Artículo e985. <https://doi.org/10.56048/MQR20225.9.3.2025.e985>

- Hooper, D., Coughlan, J., & Mullen, M. (2008). Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60. <https://doi.org/10.21427/D7CF7R>
- Hu, L.-T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Jo, H. (2025). Uncovering the reasons behind willingness to pay for ChatGPT-4 Premium. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(2), 994-1009. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2307692>
- Karahan-Adalı, G., & Bilgili, A. (2025). Generative AI in higher education: Students' perspectives on adoption, ethical concerns, and academic impact. *Acta Infologica*, 9(1), 147-166. <https://doi.org/10.26650/acin.1670197>
- Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4.^a ed.). The Guilford Press.
- Kuberska, D., & Ruszczyk, K. (2025). To pay or not to pay? Investigating students' willingness to pay for ChatGPT. *Olsztyn Economic Journal*, 20(2), 169-183. <https://doi.org/10.31648/oje.11625>
- Liu, Y., Park, Y., & Wang, H. (2025). The mediating effect of user satisfaction and the moderated mediating effect of AI anxiety on the relationship between perceived usefulness and subscription payment intention. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 84, Artículo 104176. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104176>
- Lupa-Wojcik, I. (2024). Students' willingness to pay for access to ChatGPT. *European Research Studies Journal*, 27(3), 730-745. <https://doi.org/10.35808/ersj/3462>
- Morales-García, W. C., Sairitupa-Sánchez, L. Z., Morales-García, S. B., & Morales-García, M. (2024). Development and validation of a scale for dependence on artificial intelligence in university students. *Frontiers in Education*, 9, Artículo 1323898. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1323898>
- Namatovu, A., & Kyambade, M. (2025). Leveraging AI in academia: University students' adoption of ChatGPT for writing coursework (take home) assignments through the lens of UTAUT2. *Cogent Education*, 12(1), Artículo 2485522. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2485522>
- Robayo-Pinzón, O., Rojas-Berrio, S., Camargo, J., & Foxall, G. (2025). Generative artificial intelligence (GenAI) use and dependence: An approach from behavioral economics. *Frontiers in Public Health*, 13, Artículo 1634121. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1634121>
- Rojas-Marín, F. Á., Espinoza-Padilla, J. G., & Mendoza-Pacheco, M. F. (2024). Inteligencia artificial: Dependencia y la afección del pensamiento crítico. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 8(4), 12590-12608. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4.13462
- Sergeeva, O. V., Zheltukhina, M. R., Shoustikova, T., Tukhvatullina, L. R., Dobrokhoto, D. A., & Kondrashev, S. V. (2025). Understanding higher education students' adoption of generative AI technologies: An empirical investigation using UTAUT2. *Contemporary Educational Technology*, 17(2), Artículo ep571. <https://doi.org/10.30935/cedtech/16039>
- Torres-Gastelú, C. A., & Torres-Real, C. (2025). Validación de una escala sobre la percepción de la inteligencia artificial en la educación superior. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(2), 5706-5725. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i2.17324

Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & 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>

ANEXOS

Anexo 1. Escala validada INPADE

Intención de pago y dependencia hacia la Inteligencia Artificial Generativa en estudiantes universitarios (INPADE)

Objetivo: Analizar las actitudes de los estudiantes universitarios respecto a su intención de pago y dependencia en IAG.

Señale con una “X” la opción elegida o indica la respuesta requerida.

Licenciatura: _____ Semestre: ____ Edad: ____ Sexo: Hombre () Mujer ()

Escriba en la casilla de cada aseveración, el número que considere más adecuado tomando en cuenta los siguientes valores de la escala: (1) **Totalmente en desacuerdo**, (2) **En desacuerdo**, (3) **Ni de acuerdo ni en desacuerdo**, (4) **De acuerdo** y (5) **Totalmente de acuerdo**.

No.	Intención de pago (INA)	
1	Las funciones de pago de las herramientas de Inteligencia Artificial me ayudarían a realizar mis tareas escolares o académicas de forma más rápida y eficiente (INA01)	
2	Considero que los beneficios de las versiones de pago de las herramientas de IA sí valen lo que cuestan (INA02)	
3	Las funciones adicionales de las versiones de pago de las herramientas de IA ofrecen una buena relación entre el costo y los beneficios que brindan (INA03)	
4	Pagar por una versión de pago de una herramienta de IA me parece razonable, considerando las ventajas académicas y de productividad que ofrece (INA04)	
Dependencia (DEP)		
5	Acostumbro copiar y pegar la información proporcionada por la IA para mis tareas (DEP05)	
6	Me resulta difícil encontrar la información que quiero sin ayuda de la IA (DEP06)	
7	Me resulta difícil mantener mi nivel de productividad sin ayuda de la IA (DEP07)	
8	Prefiero dejar mis tareas al final porque confío en que la IA me ayudará en el último momento (DEP08)	
9	Me he vuelto dependiente de las herramientas de IA (DEP09)	
10	Confío en la IA para realizar tareas educativas que antes realizaba manualmente (DEP10)	

Gracias por su participación.