apertura
Volumen 17, número 2, pp. 56-69 | Universidad de Guadalajara
http://doi.org/10.32870/Ap.v17n2.2678

Validación de una escala basada en UTAUT para uso de IA en universitarios

Validation of a UTAUT-based scale for the use of AI in university students

Christián Denisse Navarro Rodríguez*
Universidad de Sonora, México
https://orcid.org/0000-0001-6581-6607

Martín Omar Moreno Ruíz**
Universidad de Sonora, México
https://orcid.org./0000-0001-9123-028X

Ángel Emigdio Lagarda Lagarda***
Universidad de Sonora, México
https://orcid.org/0000-0003-1078-4243

Recepción del artículo: 26/03/2025 | Aceptación para publicación: 22/09/2025 | Publicación: 30/09/2025

RESUMEN

El estudio tuvo como objetivo desarrollar y validar un instrumento psicométrico basado en el modelo UTAUT para medir la aceptación y uso de la inteligencia artificial (IA) en estudiantes universitarios mexicanos. Se trató de una investigación cuantitativa, transversal y de tipo instrumental, con una muestra no probabilística por conveniencia de 213 estudiantes de la Universidad de Sonora. Se realizaron análisis de confiabilidad (alfa de Cronbach), análisis factorial confirmatorio y modelo Rasch. Los resultados evidenciaron propiedades psicométricas adecuadas, con buenos niveles de consistencia interna, validez de constructo y ajuste de ítems. La mayoría de las dimensiones mostraron correlaciones significativas, especialmente entre la expectativa de funcionamiento, la actitud hacia la tecnología y la intención de uso. Las limitaciones incluyeron el muestreo por conveniencia y la representación limitada de estudiantes avanzados. El principal aporte fue la validación de una escala contextualizada al uso de IA en la educación superior mexicana. Se concluyó que el instrumento es confiable y útil para futuras investigaciones e intervenciones educativas que promuevan el uso ético y efectivo de la IA.

ABSTRACT

This study aimed to develop and validate a psychometric instrument based on the UTAUT model to assess the acceptance and use of artificial intelligence (AI) among Mexican university students. It was quantitative, cross-sectional, and instrumental research, using a convenience sample of 213 students from the University of Sonora. Analyses included reliability (Cronbach's alpha), confirmatory factor analysis, and Rasch modeling. Results showed that the instrument had solid psychometric properties, with strong internal consistency, construct validity, and item fit. Significant correlations were found, especially between performance expectancy, attitude towards technology, and behavioral intention. Study limitations included the non-probabilistic sampling and the underrepresentation of senior students. The main contribution was the validation of a context-specific scale for assessing AI use in Mexican higher education. It was concluded that the instrument is reliable and valuable for future research and educational interventions aimed at fostering the ethical and effective use of AI.

Palabras clave
Inteligencia artificial; psicometría; educación; estudiantes universitarios

Keywords
Artificial intelligence; Psychometrics; Education; University students

SOBRE LOS AUTORES

* Doctora en Desarrollo Regional por el Centro de Investigación en alimentación y desarrollo, A.C. (CIAD). Profesora de asignatura de la Universidad de Sonora, México. ORCID: https://orcid.org/0000-0001-6581-6607, correo electrónico: christiandenisse.navarro@unison.mx

** Doctor en Innovación Educativa por la Universidad de Sonora. Profesor investigador de la Universidad de Sonora, México. ORCID: https://orcid.org./0000-0001-9123-028X, correo electrónico: martin.moreno@unison.mx

*** Doctor en Innovación Educativa por la Universidad de Sonora. Profesor de asignatura de la Universidad de Sonora, México. ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1078-4243, correo electrónico: angel.lagarda@unison.mx

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial (IA) ha revolucionado múltiples sectores y la educación superior no es la excepción. Su implementación ha permitido personalizar la experiencia de los estudiantes, optimizar la gestión académica y mejorar la enseñanza mediante sistemas adaptativos y tutorías inteligentes (Luckin *et al.*, 2018; Woolf, 2010, Ruano, 2025). Además, la IA potencia la creación de entornos de aprendizaje más dinámicos y accesibles, favoreciendo una educación más inclusiva y adaptativa (Zawacki-Richter *et al.*, 2019).

El impacto de la IA no se limita solo a la enseñanza o la gestión académica, sino que ha cambiado la manera en que los estudiantes de educación superior acceden, procesan y utilizan la información en su práctica estudiantil. Actualmente, los estudiantes recurren a la IA principalmente para la automatización de tareas, el aprendizaje personalizado y la investigación académica. Herramientas como asistentes virtuales, plataformas de aprendizaje adaptativo y aplicaciones basadas en IA permiten personalizar el estudio de acuerdo con el ritmo y estilo de aprendizaje de cada estudiante. Diversas investigaciones han documentado un uso creciente de herramientas de IA generativa entre estudiantes universitarios, destacando su utilidad en la redacción, resolución de problemas y búsqueda de información (Ashraaf *et al.*, 2025; Larios Soldevilla *et al.*, 2025; Zawacki-Richter *et al.*, 2019).

Además, la IA facilita el acceso y procesamiento de información por parte de los estudiantes, con herramientas como asistentes virtuales y modelos de procesamiento de lenguaje natural que apoyan la redacción y análisis de textos (Goel y Joyner, 2017; Holmes *et al.*, 2019). Sin embargo, el uso de IA también plantea desafíos, como la privacidad de los datos y la posible dependencia excesiva de los estudiantes, lo que podría afectar el pensamiento crítico y la creatividad (Selwyn, 2022). En esta línea, Kosmyna *et al.* (2025) encontraron que los estudiantes que escribieron con asistencia de modelos de lenguaje mostraron una menor conectividad cerebral, menor sentido de autoría y un rendimiento inferior tanto en niveles lingüísticos como conductuales en comparación con quienes trabajaron sin herramientas externas, lo que evidencia los posibles costos cognitivos y educativos del uso prolongado de estas tecnologías.

Es crucial que las universidades incorporen la enseñanza sobre el uso ético y eficiente de la IA, preparando a los estudiantes para un entorno académico y profesional cada vez más digitalizado

Instituciones como la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura han destacado la importancia de la formación en ética de la IA para garantizar su uso responsable en la educación (Unesco, 2021). Por ello, es crucial que las universidades incorporen en sus planes de estudio la enseñanza sobre el uso ético y eficiente de la IA, preparando a los estudiantes para un entorno académico y profesional cada vez más digitalizado. En este contexto de innovación educativa, resulta importante evaluar cómo los estudiantes adoptan la IA en su proceso de aprendizaje, para lo cual los modelos de aceptación de tecnología resultan herramientas teóricas valiosas.

Modelos de aceptación de tecnología en la educación superior

Para comprender la adopción de la IA por parte de los estudiantes en la educación superior, es fundamental analizar modelos teóricos como el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) y la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de la Tecnología (UTAUT) contextualizados al uso de IA por estudiantes universitarios. Por su parte, el modelo TAM, propuesto por Davis (1989), sostiene que la aceptación de una tecnología depende de dos factores clave: por un lado, la utilidad percibida, que es el grado en que un individuo cree que el uso de la tecnología mejorará su desempeño académico; y, por el otro, la facilidad de uso percibida, que se refiere a qué tan fácil resulta utilizar la tecnología. Estos factores influyen en la disposición de los estudiantes para integrar herramientas de IA en su aprendizaje (Marangunić y Granić, 2015).

La UTAUT, desarrollada por Venkatesh *et al.* (2003), amplía el TAM al incluir factores adicionales, como la expectativa de esfuerzo, la expectativa de rendimiento, la influencia social y las condiciones facilitadoras. En el ámbito de la educación superior, estos factores explican cómo el entorno académico y social influye en la adopción de tecnologías basadas en IA por parte de los estudiantes (Venkatesh *et al.*, 2012). Por ejemplo, si los profesores y compañeros fomentan el uso de asistentes de IA para la investigación y el aprendizaje, los estudiantes tendrán una mayor predisposición a utilizar estas herramientas. Estos marcos teóricos son particularmente útiles para analizar procesos de innovación educativa centrados en la integración de nuevas tecnologías en la formación universitaria.

La UTAUT se ha consolidado como un modelo robusto y completo para estudiar la aceptación de tecnologías. En México, Michel *et al.* (2012) tradujeron y evaluaron una versión del instrumento UTAUT en población universitaria, arrojando coeficientes de confiabilidad adecuados (α = .815 en total, y entre .678 y .913 en sus subescalas). Sin embargo, en este estudio no se evaluó la validez del constructo ni el ajuste de los ítems, además se centró en el uso de una plataforma de gestión académica en línea sin considerar las herramientas de IA en la educación superior. Esta brecha de investigación enfatiza la necesidad de adaptar y validar el instrumento para explorar con precisión la aceptación de la IA por parte de los estudiantes universitarios.

Según la revisión de la literatura hasta la fecha, no existen instrumentos con una teoría

sólida y validados con un método riguroso específicamente en el contexto mexicano que permitan medir con precisión la aceptación y uso de tecnologías basadas en IA por parte de estudiantes universitarios. A pesar de que la UTAUT ofrece una estructura teórica sólida, su aplicación directa al uso de IA requiere una adaptación específica, que contemple el carácter emergente de estas tecnologías como propuestas de innovación educativa.

Por ello, este estudio tiene como objetivo principal desarrollar y validar una escala que permita medir la aceptación y el uso de la IA en estudiantes universitarios mexicanos, ofreciendo evidencia de validez y confiabilidad. Para ello, se parte del modelo UTAUT y se adapta el instrumento existente de Michel *et al.* (2012) al uso de la IA en contextos educativos. Con la validación de este instrumento de medida, se espera contar con un recurso útil para futuros estudios que analicen el uso de la IA y otras variables en la educación superior.

MÉTODO

Este estudio se enmarca en el enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental, transversal y de tipo instrumental.

Participantes

La muestra estuvo conformada por 213 estudiantes universitarios de la Universidad de Sonora, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia. En cuanto a la preparatoria de origen, la mayoría provenía de COBACH (31.6%), seguido de escuelas privadas (26.9%), CECYTES (16.5%), CBTIS (15.1%) y otras instituciones públicas (9.9%). El rango de edad de los participantes fue de 17 a 34 años, con una media de 19.47 años (DE = 2.22), el grupo etario predominante fue el de 17 a 18 años (45.5%), seguido del grupo de 19 a 20 años (34.7%) y finalmente el de 21 años en adelante (19.7%). En cuanto al semestre que cursaban, la mayoría se encontraba en los primeros dos semestres (74.6%), lo que indica una alta representación de estudiantes de nuevo ingreso.

Instrumento

Se utilizó un cuestionario basado en la adaptación al español del instrumento UTAUT realizado por Michel *et al.* (2012), con un total de 31 ítems distribuidos en ocho dimensiones: 1) “expectativa de funcionamiento”, referida al grado en que un sujeto cree que el uso de la tecnología mejorará su desempeño laboral o sus actividades (ej. Usar inteligencia artificial me permite trabajar rápidamente); 2) “expectativa del esfuerzo”, es el grado de facilidad de uso percibida hacia el uso de la tecnología (ej. Será fácil para mí convertirme en experto en usar inteligencia artificial); 3) “influencia social”, es el grado en el cual un individuo percibe que personas importantes para él consideran que debe utilizar una tecnología (ej. La gente que es importante para mí piensa que debo usar inteligencia artificial); 4) “condiciones facilitadoras”, se refiere a la percepción de contar con recursos, conocimientos y soporte técnico necesarios para utilizar la tecnología (ej. Tengo los recursos necesarios

A pesar de que la UTAUT ofrece una estructura teórica sólida, su aplicación directa al uso de IA requiere una adaptación específica, que contemple el carácter emergente de estas tecnologías como propuestas de innovación educativa

para usar inteligencia artificial); 5) "actitud frente al uso de la tecnología", es la valoración general que un sujeto tiene respecto al uso de una tecnología (ej. Usar la inteligencia artificial es una buena idea); 6) "autoeficacia", se refiere a la creencia del individuo sobre su capacidad para utilizar una tecnología específica (ej. Pudiera completar trabajos o tareas con inteligencia artificial si tuviera el tiempo suficiente); 7) "ansiedad", es el grado de inseguridad o sentimiento de aprensión al utilizar una tecnología (ej. Me siento nervioso sobre utilizar inteligencia artificial en mis tareas o trabajos académicos); y 8) "intención de uso de la tecnología", es el grado en el que un sujeto tiene intención consciente de utilizar tecnología en un futuro (ej. Tengo intenciones de utilizar inteligencia artificial en los siguientes tres meses) (Venkatesh *et al.*, 2003; Venkatesh y Bala, 2008).

Todos los ítems fueron valorados en una escala tipo Likert de cinco puntos, donde uno correspondía a "totalmente en desacuerdo" y cinco a "totalmente de acuerdo".

Procedimiento

La recolección de datos se realizó a través de un formulario en línea mediante Formularios de Google, aplicado entre noviembre de 2023 y febrero de 2024. Antes de responder al cuestionario, los estudiantes fueron informados sobre los objetivos del estudio, el carácter anónimo de las respuestas y la confidencialidad de los datos. La participación fue voluntaria.

Para evaluar la validez y confiabilidad del instrumento, se llevaron a cabo diversas pruebas estadísticas; la prueba de confiabilidad se realizó mediante el cálculo del coeficiente alfa de Cronbach para determinar la consistencia interna del instrumento

Análisis de datos

Para evaluar la validez y confiabilidad del instrumento, se llevaron a cabo diversas pruebas estadísticas. La prueba de confiabilidad se realizó mediante el cálculo del coeficiente alfa de Cronbach para determinar la consistencia interna del instrumento, tanto en cada dimensión como en su conjunto. Se incluyeron los índices de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y la prueba de esfericidad de Bartlett, con el fin de verificar la adecuación de la matriz de correlaciones para el análisis factorial. Para la interpretación de los resultados, se consideró que valores de KMO superiores a .80 indican una adecuación muestral meritoria o excelente, y que la significancia estadística en la prueba de Bartlett confirma que la matriz no es identidad y, por tanto, es factorizable (Field, 2018; Hair *et al.*, 2019).

El análisis factorial confirmatorio (AFC) se utilizó para evaluar la validez de constructo del modelo, analizando los índices de ajuste y la carga factorial de los ítems. Para evaluar el ajuste global, se utilizaron los criterios específicos del Índice de Ajuste Comparativo (CFI) y el Índice Tucker-Lewis (TLI), ambos con valores superiores a 0.9, además el Error de Aproximación (RMSEA) y la Raíz Cuadrática Media Residual Estandarizada (SRMR) con valores inferiores a 0.08 (Kline, 2016; Marsh *et al.*, 1999). Para identificar el modelo, se fijó la carga del primer ítem de cada factor en 1.

A partir de los resultados del AFC, se empleó la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI) bajo el modelo de Rasch, utilizando el Modelo de Escala de Calificación de Andrich (RSM) para ítems politómicos. Esto permitió evaluar el ajuste de los ítems

al modelo y confirmar la unidimensionalidad de las dimensiones, basándose en los valores Infit y Outfit dentro de un rango de 0.5 a 1.5. También se examinó la dificultad de cada ítem (Linacre, 2007).

Finalmente, se evaluaron las correlaciones entre las distintas dimensiones del modelo UTAUT con el propósito de determinar asociaciones relevantes, utilizando el coeficiente *r* de Pearson, donde valores entre .1 y .29 se consideran débiles; entre .3 y .49 se consideran moderados; y mayores de .5 se consideran fuertes (Cohen, 1988; Hernández *et al*., 2018).

RESULTADOS

Inicialmente, se exploró el acceso a recursos tecnológicos por parte de los participantes. Los datos muestran una alta disponibilidad de dispositivos y conectividad, ya que 98.1% reportó contar con un teléfono inteligente, 84.5% con una computadora portátil y 98.6% con conexión a internet en el hogar. No obstante, únicamente 67.1% indicó tener un plan de datos móviles, lo que podría limitar el acceso constante a recursos digitales fuera del entorno doméstico. Asimismo, 87.8% señaló utilizar servicios de pago por internet como plataformas de *streaming*, lo que refleja una familiaridad generalizada con entornos digitales en contextos tanto académicos como personales.

En relación con el uso de inteligencia artificial, se identificó una frecuencia de uso considerable. De los estudiantes, 63.4% indicó emplearla en sus actividades académicas con distintas frecuencias, desde ocasional hasta muy frecuente. En cuanto a la percepción de su experiencia con estas herramientas, 30.9% la consideró importante y 19.2% muy importante, lo que sugiere una valoración positiva emergente, aunque 49.8% la clasificó como sin importancia.

En lo que respecta a las herramientas utilizadas, ChatGPT fue la más mencionada por los participantes (79.8%), seguida de Bing (7.5%) y otras plataformas (3.3%). Solo 9.4% reportó no hacer uso de ninguna herramienta basada en inteligencia artificial. Entre los principales propósitos de uso destacaron la búsqueda de información (53.1%), la corrección de textos (24.4%) y la elaboración de ensayos o trabajos para entrega (11.7%). Otros usos como la generación de imágenes, videos o audios fueron reportados con menor frecuencia, en todos los casos por debajo de 3%.

En lo que respecta a las herramientas utilizadas, ChatGPT fue la más mencionada por los participantes (79.8%), seguida de Bing (7.5%) y otras plataformas (3.3%). Solo 9.4% reportó no hacer uso de ninguna herramienta basada en inteligencia artificial

Los resultados del análisis de confiabilidad mostraron que la mayoría de las dimensiones del instrumento alcanzaron niveles aceptables de consistencia interna. Se observó que las dimensiones de “expectativa de funcionamiento” (.866), “actitud frente al uso de la tecnología” (.846), “influencia social” (.812), “autoeficacia” (.813), “ansiedad” (.863) e “intención de uso de la tecnología” (.924) presentaron alta fiabilidad; sin embargo, “expectativa del esfuerzo” (.742) se ubicó en un rango aceptable, mientras que “condiciones facilitadoras” (.698) estuvo por debajo del umbral recomendado, lo que sugirió la posible presencia de ítems que no contribuían adecuadamente a la consistencia de la escala.

Para mejorar la fiabilidad de esta dimensión, se realizó un nuevo análisis eliminando el ítem 20

Tabla 1. Índices de ajuste del modelo en el AFC inicial y final

Índice de ajuste	χ^2(gl)	CFI	TLI	RMSEA	SRMR
AFC inicial	787.086 (377) *	0.89	0.874	0.071	0.064
AFC final	638.680 (375) *	0.93	0.918	0.057	0.06

* p < .001.
Fuente: elaboración propia.

("Reconozco que existen personas o grupos que me pueden ayudar si se presentan problemas con el uso de inteligencia artificial"), lo que resultó en un incremento del coeficiente alfa de Cronbach de 0.698 a 0.756, mejorando la consistencia interna de la escala.

Los análisis complementarios de adecuación muestral indicaron un índice KMO = 0.890 y una prueba de esfericidad de Bartlett estadísticamente significativa (χ^2 = 3946.619, gl = 435, p < .001). Estos resultados confirman que la matriz de correlaciones es apropiada para el análisis factorial, respaldando la pertinencia de los análisis posteriores de AFC y TRI.

Seguido de esto, se realizó un AFC inicial según la estructura sugerida por Michel *et al.* (2012), el cual arrojó valores de ajuste cercanos a los valores aceptables (tabla 1). Tras analizar los índices de modificación se incluyeron correlaciones entre los errores, mostrando una mejora en el ajuste del modelo, lo que sugiere una mejor representación de la estructura factorial del instrumento. En la tabla 1 se presenta una comparación entre los índices obtenidos en el AFC inicial y el final.

Se realizó un análisis detallado de los valores de ajuste del modelo Rasch para evaluar la adecuación de los ítems en el instrumento (tabla 2). Los resultados indicaron que la mayoría de los ítems presentan un ajuste adecuado al modelo de Rasch, con valores de Infit y Outfit dentro del rango esperado. Específicamente, los ítems con Infit y Outfit cercanos a 1.0 muestran un ajuste ideal, como "La inteligencia artificial hace que el trabajo sea más interesante" (ítem 10, Infit = 1.035, Outfit = 1.038) y "Trabajar con inteligencia artificial es divertido" (ítem 11, Infit = 0.953, Outfit = 0.932). Por otro lado, un ítem presentó valores de Outfit inferiores a 0.5, lo que sugiere que es altamente predecible, y se considera en su análisis su valor de dificultad: "Planeo utilizar inteligencia artificial en los próximos tres meses" (31, Infit = 0.589, Outfit = 0.342, Dificultad = -0.04), indicando baja variabilidad en las respuestas y una baja dificultad. Considerando los valores obtenidos en AFC y que su predictibilidad sugiere que es claro y representativo de la intención de uso, no se eliminó de la escala final.

En cuanto a la dificultad de los ítems, se identificó que los ítems más complicados incluyen: "Estoy seguro de que utilizaré IA en los próximos tres meses" (ítem 30, Dificultad = 0.08) y "Puedo llamar a alguien para que me ayude si me atoro en mi tarea con IA" (ítem 22, Dificultad = 0.63), lo que sugiere problemas para al momento de contestarlo. En contraste, los ítems más fáciles incluyen: "Tengo los recursos necesarios para usar IA" (ítem 17, Dificultad = -1.18) y "Usar IA es una buena idea" (ítem 9, Dificultad = -0.34), lo que indica una mayor comprensión por parte de los participantes (tabla 2).

En el análisis de correlación de Pearson los resultados mostraron asociaciones estadísticamente significativas entre todas las variables, consistente con lo esperado teóricamente, lo que refuerza la validez estructural del instrumento. Se encontró una fuerte correlación positiva entre la expectativa de funcionamiento y la actitud hacia el uso de la tecnología (r = 0.710, p < .001), así como entre expectativa de funcionamiento e intención de uso de la tecnología (r = 0.650, p < .001). Estos resultados sugieren que una mayor percepción de utilidad en el uso de la inteligencia artificial se relaciona con una actitud más favorable y una mayor disposición a emplearla en el futuro (ver tabla 3).

Asimismo, la actitud hacia el uso de la tecnología correlacionó de manera significativa con la

Tabla 2. Valores de dificultad y ajuste de los ítems según el modelo Rasch

Subescala	Ítem	Dificultad	Infit	Outfit
Expectativa de funcionamiento	1	-0.45	1.0482	1.0518
	2	-1.55	1.1546	1.2782
	3	1.17	0.8417	0.8563
	4	0.82	0.9081	0.9276
Expectativa de esfuerzo	5	0.2	1.043	1.0154
	6	0.94	1.1244	1.1509
	7	-0.87	1.0917	1.1533
	8	-0.27	0.7165	0.6987
Actitud frente al uso de la tecnología	9	-0.34	1.1441	1.1659
	10	0.83	1.0352	1.0377
	11	-0.40	0.9535	0.9320
	12	-0.10	0.8172	0.8288
Influencia social	13	0.33	0.9743	0.9701
	14	0.52	0.9305	0.9113
	15	-0.17	0.8482	0.8384
	16	-0.68	1.2338	1.2350
Condiciones facilitadoras	17	-1.18	1.1687	1.1480
	18	0.97	0.9736	0.9143
	19	0.21	0.8262	0.7779
Autoeficacia	21	0.29	0.9625	0.9557
	22	0.63	1.0073	1.0908
	23	-0.29	1.0100	0.9853
	24	-0.63	0.9688	0.8507
Ansiedad	25	-0.32	1.2228	1.2086
	26	-0.32	0.7906	0.8206
	27	-0.01	0.7631	0.7484
	28	0.64	1.1761	1.1803
Intención de uso de la tecnología	29	-0.04	1.2360	0.9381
	30	0.08	1.1397	0.8788
	31	-0.04	0.5885	0.3421

Fuente: elaboración propia.

intención de uso (r = 0.665, p < .001) y con la autoeficacia (r = 0.616, p < .001), lo que indica que una percepción positiva hacia la IA se asocia con una mayor confianza para utilizarla y con mayor probabilidad de uso. En cuanto a la expectativa de esfuerzo, esta presentó una correlación fuerte con las condiciones facilitadoras (r = 0.670, p < .001), lo que sugiere que la percepción de facilidad está vinculada con la existencia de recursos.

Tabla 3. Correlaciones de Pearson entre dimensiones del instrumento basado en el modelo UTAUT

	1	2	3	4	5	6	7	8
1. Expectativa de funcionamiento	—	—	—	—	—	—	—	—
2. Expectativa de esfuerzo	0.464**	—	—	—	—	—	—	—
3. Actitud hacia el uso de la tecnología	0.710**	0.532**	—	—	—	—	—	—
4. Influencia social	0.564**	0.239**	0.511**	—	—	—	—	—
5. Condiciones facilitadoras	0.346**	0.670**	0.505**	0.189*	—	—	—	—
6. Autoeficacia	0.433**	0.494**	0.616**	0.389**	0.454**	—	—	—
7. Ansiedad	0.063	0.247**	0.128	-0.044	0.196*	-0.030	—	—
8. Intención de uso	0.650**	0.486**	0.665**	0.500**	0.468**	0.409**	0.158*	—

* p < .05, ** p < .001.

Fuente: elaboración propia.

También se hallaron correlaciones entre la expectativa de esfuerzo y la actitud hacia el uso de la tecnología (r = .532, p < .001), así como una correlación moderada con la autoeficacia (r = .494, p < .001), lo que apunta a una asociación entre la percepción de facilidad, la confianza personal y la actitud positiva.

En contraste, la dimensión de ansiedad presentó correlaciones débiles o no significativas con la mayoría de las variables. En particular, se observó una correlación negativa no significativa con la influencia social (r = −.044, p = .524), y una correlación positiva débil pero significativa con la intención de uso (r = .158, p = .021), y con expectativa de esfuerzo (r = .247, p < .001), lo cual podría indicar que, si bien la ansiedad no actúa como un factor limitante central, sí podría tener un leve efecto sobre la disposición al uso de la IA.

En conjunto, estos resultados muestran el funcionamiento individual de los ítems, la validez de constructo, la validez convergente y consistencia interna en la estructura del modelo UTAUT adaptado al contexto del uso de inteligencia artificial en la educación superior.

DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio muestran que el instrumento basado en el modelo UTAUT, adaptado al contexto del uso de inteligencia artificial en educación superior, presenta propiedades psicométricas sólidas. En particular, las dimensiones de expectativa de funcionamiento, actitud frente al uso de la tecnología e intención de uso mostraron altos niveles de confiabilidad y fuertes correlaciones entre sí, lo cual coincide con lo reportado por Venkatesh *et al.* (2003) y refuerza su vigencia para evaluar la aceptación tecnológica. Del mismo modo, se observan patrones similares a los hallados por Michel *et al.* (2012), quienes validaron este instrumento en población mexicana en el contexto de plataformas de gestión académica en línea.

La presente investigación complementa los aportes previos al enfocar el análisis en el uso de herramientas de inteligencia artificial, una dimensión emergente que amplía el alcance del instrumento original. Además, el uso del modelo Rasch permitió observar con mayor precisión el comportamiento de los ítems, identificando

aquellos con menor ajuste o discriminación. Esta aproximación metodológica enriqueció el proceso de validación y constituye una de las fortalezas del estudio, al ofrecer un análisis más detallado que va más allá del enfoque tradicional basado únicamente en confiabilidad interna.

Adicionado a esto, el análisis factorial confirmatorio reveló índices de ajuste aceptables que mejoraron tras la incorporación de correlaciones entre errores, lo cual también ha sido observado en adaptaciones culturales de UTAUT en otras investigaciones (Oshlyansky *et al.*, 2007).

También es relevante considerar el contexto tecnológico de los participantes al interpretar estos hallazgos. El alto nivel de acceso a dispositivos electrónicos, como teléfonos inteligentes y computadoras portátiles, junto con una amplia disponibilidad de internet en el hogar, ofrece un entorno favorable para la incorporación de herramientas de inteligencia artificial en el ámbito académico. No obstante, el hecho de que un tercio de los estudiantes no cuente con un plan de datos móviles sugiere posibles limitaciones en el acceso continuo a estos recursos fuera del hogar, lo cual podría impactar en la frecuencia y profundidad del uso de estas tecnologías.

Los datos también revelan un uso extendido de herramientas de IA, en particular de plataformas como ChatGPT, así como una percepción mayoritariamente positiva sobre su utilidad académica. Estos resultados coinciden con investigaciones recientes que han documentado una adopción creciente de ChatGPT por parte de estudiantes universitarios como apoyo en la búsqueda de información, redacción de textos y resolución de tareas académicas (Castillo-Martínez *et al.* 2024; Kasneci *et al.*, 2023). Si bien esta tendencia puede fortalecer la autonomía y eficiencia estudiantil, también se han señalado preocupaciones respecto al desarrollo del pensamiento crítico, la originalidad en la escritura y el riesgo de una dependencia excesiva en estas tecnologías (Susnjak, 2022).

Por tanto, la aceptación de la IA por parte de los estudiantes parece estar influenciada no solo por actitudes positivas, sino también por condiciones materiales y culturales que favorecen su integración en las prácticas académicas cotidianas. Esta relación entre acceso, uso y percepción podría explorarse más a fondo en futuros estudios, considerando también variables como la frecuencia de uso, el propósito académico y el tipo de herramientas empleadas.

Los resultados también evidencian diferencias interesantes respecto a otros trabajos. Por ejemplo, mientras que en estudios previos se ha reportado que la ansiedad hacia la tecnología actúa como barrera para su uso (Marangunić y Granić, 2015), en este caso la ansiedad mostró correlaciones débiles o nulas con la mayoría de las dimensiones, lo que sugiere que los estudiantes actuales podrían tener mayor familiaridad y menor resistencia emocional al uso de herramientas basadas en IA. Esto puede deberse a una mayor exposición a estas tecnologías desde etapas educativas tempranas o al contexto digitalizado que caracteriza la educación pospandemia.

La dimensión de ansiedad mostró correlaciones débiles con la mayoría de las variables, lo cual coincide con investigaciones recientes que indican que, gracias a su familiaridad digital, los estudiantes actuales experimentan menos ansiedad como

La aceptación de la IA por parte de los estudiantes parece estar influenciada no solo por actitudes positivas, sino también por condiciones materiales y culturales que favorecen su integración en las prácticas académicas cotidianas

barrera para usar nuevas tecnologías (Roy *et al.*, 2022; Sova *et al.*, 2024). Sin embargo, este hallazgo también podría reflejar diferencias individuales en la forma en que los estudiantes perciben y enfrentan la incorporación de la IA en sus prácticas académicas (Wu y Li, 2025). Esta variabilidad apunta a que la ansiedad podría no funcionar como un factor central de aceptación tecnológica en contextos contemporáneos, sino más bien como un moderador o un constructo emergente ligado a experiencias previas, habilidades digitales o actitudes hacia la innovación educativa. Futuras investigaciones podrían explorar este constructo a mayor profundidad, evaluando su interacción con variables como autoeficacia tecnológica, exposición a la IA o formación en ética digital.

Por otro lado, la dimensión de condiciones facilitadoras presentó una confiabilidad marginal en su forma original, situación similar a la reportada por Michel *et al.* (2012). Esto indica que la percepción de apoyo institucional o de disponibilidad de recursos puede variar significativamente según el entorno y que algunos ítems de esta dimensión podrían requerir ajustes contextuales más específicos, como lo ha sugerido también Marchewka y Kostiwa (2007) al evaluar sistemas de gestión de aprendizaje en entornos educativos diversos.

Entre las limitaciones del estudio destaca el muestreo no probabilístico por conveniencia y el tamaño moderado de la muestra. Estos factores reducen la posibilidad de generalizar los hallazgos a la totalidad de la población universitaria, en especial porque el grupo de participantes estuvo sobrerrepresentado por estudiantes de primeros semestres. Esta condición podría sesgar los resultados hacia una visión más exploratoria de la IA, diferente de la que podrían mostrar estudiantes de niveles avanzados o de otras instituciones con características socioculturales distintas. Por lo tanto, los resultados deben interpretarse con cautela y como un primer acercamiento contextualizado al fenómeno. Se recomienda replicar el estudio en poblaciones más amplias, diversas y con muestreo probabilístico, de manera que sea posible comprobar la estabilidad del modelo y avanzar hacia conclusiones de mayor alcance en términos de validez externa.

Otra limitación que debe considerarse es que, aunque este estudio aportó evidencia sólida de validez de constructo mediante AFC y TRI, no se exploraron otras formas de validez como la convergente o la predictiva. Esto se debe a que no se aplicaron instrumentos adicionales de comparación ni se contó con un diseño longitudinal que permitiera observar relaciones prospectivas entre las puntuaciones y conductas de uso real de IA. Reconocemos que estas limitaciones restringen la generalización de las inferencias sobre el alcance del instrumento. No obstante, se considera fundamental que futuras investigaciones incorporen medidas externas relacionadas (como alfabetización digital, actitudes hacia la tecnología o desempeño académico) y diseños longitudinales, a fin de evaluar si la escala predice el uso sostenido de la IA y se correlaciona de manera significativa con constructos teóricamente vinculados. De esta manera, se podrá robustecer la validez del instrumento y confirmar su aplicabilidad en diferentes contextos educativos.

Se considera fundamental que futuras investigaciones incorporen medidas externas relacionadas y diseños longitudinales, a fin de evaluar si la escala predice el uso sostenido de la IA

A pesar de estas limitaciones, el estudio ofrece varias fortalezas: la adaptación cuidadosa del instrumento a un contexto tecnológico emergente, el uso combinado de métodos clásicos y modernos de análisis psicométrico, y la incorporación de datos recientes que permiten actualizar el marco de análisis sobre aceptación de tecnología. Además, representa una oportunidad para iniciar un diálogo más amplio sobre el papel de la inteligencia artificial en la formación universitaria, tanto desde una perspectiva técnica como ética, como han planteado organismos internacionales como la Unesco (2021).

Finalmente, los resultados abren múltiples oportunidades para futuras investigaciones. El instrumento validado puede aplicarse en otras instituciones y regiones, explorarse en distintas disciplinas académicas o compararse con otros modelos teóricos como el TAM. También puede servir para evaluar el impacto de intervenciones educativas dirigidas a fomentar un uso responsable y reflexivo de la inteligencia artificial en el aula.

CONCLUSIONES

Este estudio ofrece un aporte significativo al adaptar y validar un instrumento para medir la aceptación y uso de la inteligencia artificial en estudiantes universitarios, con base en un modelo teórico consolidado. La escala resultante demostró propiedades psicométricas adecuadas, incluyendo consistencia interna, validez de constructo y ajuste del modelo, lo que la convierte en una herramienta útil para evaluar la disposición de los estudiantes hacia el uso de tecnologías emergentes en el contexto educativo.

La validación del instrumento en población mexicana permite contar con una medida específica y contextualizada, lo cual contribuye a llenar una brecha importante en la investigación sobre inteligencia artificial en educación superior. Este instrumento puede ser utilizado tanto por investigadores como por instituciones educativas interesadas en diseñar políticas, intervenciones o estrategias de formación relacionadas con el uso ético y efectivo de estas tecnologías.

Se recomienda replicar este estudio en muestras más amplias y diversas, aplicar el instrumento en distintos contextos educativos y explorar relaciones con otras variables relevantes como habilidades digitales, rendimiento académico, motivación, actitudes éticas o trabajo colaborativo

Como proyección futura, se recomienda replicar este estudio en muestras más amplias y diversas, aplicar el instrumento en distintos contextos educativos y explorar relaciones con otras variables relevantes como habilidades digitales, rendimiento académico, motivación, actitudes éticas o trabajo colaborativo. También sería valioso desarrollar estudios longitudinales que permitan observar cambios en la aceptación tecnológica a lo largo del tiempo o ante distintas intervenciones formativas.

REFERENCIAS

Ashraaf, K., Muda, Z., Razali, N., Rahman, B. T. F. & Jabar, N. F. A. (2025). Exploring ChatGPT Utilisation in Higher Education. *Gading Journal for the Social Sciences*, *28*(2), 166-178. https://gadingssuitm.com/index.php/gadingss/article/view/679/493

Castillo-Martínez, I., Flores-Bueno, D., Gómez-Puente, S. & Vite-León, V. (2024). AI in higher education: A systematic literature review. *Frontiers in Education*, *9*, 1391485. https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1391485

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Lawrence Erlbaum Associates.

Davis, F. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008

Field, A. (2018). *Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics*. SAGE.

Goel, A. & Joyner, D. (2017). Using AI to teach AI: Lessons from an online AI class. *AI Magazine*, *38*(2), 48-59. https://doi.org/10.1609/aimag.v38i2.2732

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J. & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis*. Cengage.

Hernández, J., Espinosa, J., Peñaloza, M., Rodríguez, J., Chacón, J., Toloza, C., Arenas, M., Carrillo, S. & Bermúdez, V. (2018). Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: definición, propiedades y suposiciones. *Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, *37*(5), 587-595. http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev_aavft/article/view/16165

Holmes, W., Bialik, M. & Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign. https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10139722/

Kasneci, E., Sessler, K., Gröschner, A., Chen, W. & Golla, D. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, *103*, 102274. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274

Kline, R. (2016). Principles and practice of structural equation modeling. Canadian Psychology, 40(3), 381. https://dl.icdst.org/pdfs/files4/befc0f8521c770249dd18726a917cf90.pdf

Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I., Maes, P. (2025). Your brain on ChatGPT: Accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task (preprint). *arXiv.* https://arxiv.org/abs/2506.08872

Larios, O. A., Mendoza, V., Urdanegui, R., Zilberman, J., Lizola-Margolis, P. E., Flores, A. V., ... & Aviles , J. R. (2025). Adoption of AI tools and their impact on the academic research output of business school students. *Cogent Education*, *12*(1). https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2556892

Linacre, J. (2007). *Winsteps® Rasch measurement computer program user's guide* (Version 3.61.2). Winsteps.com.

Luckin, R. & Holmes, W. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson Education. https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/1475756/

Marangunić, N. & Granić, A. (2015). Technology acceptance model: A literature review from 1986 to 2013. *Universal Access in the Information Society*, *14*(1), 81-95. https://doi.org/10.1007/s10209-014-0348-1

Marchewka, J. & Kostiwa, K. (2007). An application of the UTAUT model for understanding student perceptions using course management software. *Communications of the IIMA*, *7*(2), 93-104. https://doi.org/10.58729/1941-6687.1038Marsh, H., Hau, K.-T. & Wen, Z. (2004). In search of golden rules: Comment on hypothesis-testing approaches to setting cutoff values for fit indexes and dangers in overgeneralizing Hu and Bentler's (1999) findings. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *11*(3), 320-341. https://doi.org/10.1207/s15328007sem1103_2

Michel, M., Torres, L. & Quevedo, L. (2012). Estudio de traducción y confiabilidad del instrumento de la Teoría Unificada de la Aceptación y Uso de la Tecnología (UTAUT). *Apertura*, *4*(2), 96-105. http://www.udgvirtual.udg.mx/apertura/index.php/apertura/article/view/319/285

Oshlyansky, L., Cairns, P. & Thimbleby, H. (2007). Validating the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) tool cross-culturally. *Proceedings of the 21st British HCI Group Annual Conference on People and Computers: HCI... but not as we know it*. *2*, 83-86. British Computer Society.

Ruano, J.-C. (2025). The transformative impact of artificial intelligence on higher education: A critical reflection on current trends and futures directions. *International Journal of Chinese Education*, *14*(1). https://doi.org/10.1177/2212585X251319364

Roy, R., Babakerkhell, M. D., Mukherjee, S. & Pal, D. (2022). Evaluating the intention for the adoption of AI-based robots in universities. *IEEE Access.* https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3225555

Sova, R., Tudor, C., Tartavulea, C. V. & Dieaconescu, R. I. (2024). Artificial intelligence tool adoption in higher education: A structural equation modeling approach to understanding impact factors among economics students. *Electronics*, *13*(18), 3632. https://doi.org/10.3390/electronics13183632

Selwyn, N. (2022). The future of AI and education: Some cautionary notes. *European Journal of Education*, *57*, 620-631. https://doi.org/10.1111/ejed.12532

Susnjak, T. (2022). ChatGPT: The End of Online Exam Integrity? *ArXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.09292

Unesco. (2021). Recommendation on the ethics of artificial intelligence. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137

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

Venkatesh, V. & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, *39*(2), 273-315. https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x

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

Woolf, B. (2010). *Building intelligent interactive tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning*. Morgan Kaufmann. https://dl.acm.org/doi/10.5555/2155693

Wu, X. & Li, H. (2025). A systematic review of AI anxiety in education. *AI and Ethics, Springer.* https://doi.org/10.1007/s43681-025-00783-9

Zawacki-Richter, O., Marín, V., Bond, M. & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education–Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *16*(1), 1-27. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

Este artículo es de acceso abierto. Los usuarios pueden leer, descargar, distribuir, imprimir y enlazar al texto completo, siempre y cuando sea sin fines de lucro y se cite la fuente.

CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO

Navarro Rodríguez, C. D., Moreno Ruíz, M. O. y Lagarda Lagarda, Á. E. (2025). Validación de una escala basada en UTAUT para uso de IA en universitarios. *Apertura*, *17*(2), 56-69. http://doi.org/10.32870/Ap.v17n2.2678