apertura Volumen 18, número 2, pp. 20-39 | Universidad de Guadalajara
http://doi.org/10.32870/Ap.v18n2.2800

Validación de contenido de una escala del uso de la inteligencia artificial en el aprendizaje

Content Validation of a Scale for Assessing Artificial Intelligence Use in Learning

José Luis Girarte Guillén*
Universidad de Montemorelos, México
https://orcid.org/0000-0001-8765-0310

Omar Flores Laguna**
Universidad de Montemorelos, México
http://orcid.org/0000-0002-5894-7526

Recepción del artículo: 28/10/2025 | Aceptación para publicación: 08/09/2026 | Publicación: 30/09/2026

RESUMEN

El objetivo de este estudio fue determinar la validez de contenido de una escala desarrollada para evaluar el uso de la inteligencia artificial en el aprendizaje universitario (EPIA-U). El instrumento está compuesto por 28 ítems distribuidos en cuatro dimensiones: apoyo académico, personalización del estudio, satisfacción con el uso y dependencia percibida. Nueve jueces expertos en educación, tecnología e investigación valoraron cada ítem en función de los criterios de claridad, relevancia y congruencia, utilizando una escala tipo Likert de cuatro puntos. El análisis se realizó mediante los coeficientes V de Aiken (para ítems y dimensiones) y el coeficiente de validez de contenido (CVC) de Hernández-Nieto (2011) para la evaluación global. Los resultados mostraron valores de V de Aiken iguales o superiores al umbral de aceptación (≥ .75) en casi todos los ítems y en las dimensiones evaluadas. No obstante, algunos límites inferiores de los intervalos de confianza se situaron por debajo del criterio de .70. De manera complementaria, se obtuvo un CVC global de .90, reflejando un elevado nivel de acuerdo entre los jueces. Se efectuó un ajuste menor en la redacción de un ítem con índices bajos, lo que mejoró su precisión semántica. En conclusión, los resultados aportan evidencia favorable de validez de contenido de la EPIA-U y proporcionan una base para continuar con las fases posteriores de evaluación psicométrica en estudiantes universitarios.

Palabras clave
Validez de contenido; inteligencia artificial; educación superior; V de Aiken; validación de instrumento

ABSTRACT

The purpose of this study was to determine the content validity of a scale designed to evaluate the use of artificial intelligence in university learning (EPIA-U). The instrument consists of 28 items distributed across four dimensions—Academic support, Study personalization, Satisfaction with use, and Perceived dependence—and was subjected to the judgment of nine experts with backgrounds in education, technology, and research. The experts assessed each item according to the criteria of clarity, relevance, and congruence, using a four-point Likert scale. Data were analyzed through Aiken's V coefficient (for items and dimensions) and the Content Validity Coefficient (CVC) proposed by Hernández-Nieto (2011) for the global index. The results showed Aiken's V values equal to or above the acceptance threshold (≥ .75) for almost all items and across the evaluated dimensions. However, some lower confidence interval bounds fell below the .70 criterion. Complementarily, a global CVC of .90 was obtained, reflecting a high level of agreement among the judges. A minor wording adjustment was made to one item with lower indices, improving its semantic precision. In conclusion, the results provide favorable evidence of content validity for the EPIA-U and support its progression to subsequent phases of psychometric evaluation among university students.

Keywords
Content validity; Artificial intelligence; Higher education; Aiken's V; Instrument validation

SOBRE LOS AUTORES

* Universidad de Montemorelos, México, https://orcid.org/0000-0001-8765-0310

* Universidad de Montemorelos, México, http://orcid.org/0000-0002-5894-7526

INTRODUCCIÓN

La irrupción de la inteligencia artificial (IA) en la educación superior está transformando los entornos de enseñanza y aprendizaje a una velocidad sin precedentes. Herramientas como ChatGPT, Gemini o Claude, junto con sistemas de retroalimentación automática, asistentes de escritura académica y plataformas de personalización adaptativa, se han integrado rápidamente al ecosistema educativo. Estas tecnologías amplían las posibilidades para mejorar el rendimiento, la motivación y la experiencia estudiantil (Zawacki-Richter *et al.*, 2024; Baidoo-Anu *et al.*, 2024). No obstante, su aprovechamiento efectivo no depende únicamente de su disponibilidad, sino de cómo los estudiantes perciben su impacto real en el proceso de aprendizaje.

Comprender esta percepción del impacto del uso de la IA en el aprendizaje resulta decisivo para orientar decisiones pedagógicas, institucionales y formativas. Esta percepción comprende varias dimensiones que configuran la experiencia estudiantil con estas tecnologías: desde el apoyo académico que brinda la IA para resolver dudas o reforzar conocimientos, hasta su capacidad de personalizar la experiencia de aprendizaje, pasando por la satisfacción con el uso y la posible dependencia tecnológica, la cual podría comprometer la autonomía intelectual y el pensamiento crítico (Chan & Hu, 2023; Luo *et al.*, 2024; Hughes *et al.*, 2025).

La creciente incorporación de la IA en la educación superior ha impulsado también el desarrollo de instrumentos orientados a examinar distintos aspectos de la relación de los estudiantes con estas tecnologías. Estudios recientes han abordado, entre otros aspectos, los usos y percepciones de herramientas de IA en educación superior (Chao-Rebolledo & Rivera-Navarro, 2024), las actitudes de estudiantes universitarios hacia su utilización (Escalante-Jiménez, 2024), la percepción de la IA en contextos universitarios (Torres-Gastelú & Torres-Real, 2025) y la apropiación de herramientas de IA por parte de estudiantes (Lemus-Pool *et al.*, 2026). Asimismo, otros desarrollos psicométricos se han orientado hacia la alfabetización en IA y, más recientemente, hacia la apropiación y utilización de IA generativa (Khatri *et al.*, 2026). Estos antecedentes evidencian un avance significativo en la medición de la interacción con la IA; sin embargo, responden a constructos y propósitos

distintos. En este contexto, permanece la oportunidad de examinar específicamente la experiencia percibida del aprendizaje universitario mediado por IA, integrando en un mismo modelo tanto sus contribuciones percibidas –apoyo académico, personalización y satisfacción– como una dimensión crítica relacionada con la dependencia percibida y la posible afectación de la autonomía académica.

En respuesta a esta necesidad, este estudio presenta la construcción y validación de contenido de la Escala del Uso de la Inteligencia Artificial en el Aprendizaje Universitario (EPIA-U), un instrumento diseñado para captar cómo los estudiantes universitarios valoran y experimentan el uso de la IA en la educación superior.

El objetivo general fue evaluar la validez de contenido de la escala EPIA-U, sustentada en un modelo teórico compuesto por cuatro dimensiones interrelacionadas –apoyo académico, personalización del estudio, satisfacción con el uso y dependencia percibida– que explican el impacto percibido de la IA en los procesos de aprendizaje universitario.

Fundamentación teórica del modelo EPIA-U

Estudios recientes sobre la integración de la IA en la educación superior (Al-Emran *et al*., 2025; Baidoo-Anu *et al*., 2024; Cai *et al*., 2024; Chan & Hu, 2023; De Fine Licht, 2024; McGrath *et al*., 2024) coinciden en que el impacto de estas tecnologías en el aprendizaje debe abordarse desde una perspectiva multidimensional, en la que convergen componentes cognitivos, afectivos y conductuales.

Los instrumentos revisados evidencian distintas aproximaciones a la medición de la relación de los estudiantes con la IA (ver tabla 1), particularmente desde la actitud, la percepción y la apropiación tecnológica. En este marco, la EPIA-U se orienta específicamente a la experiencia percibida del aprendizaje universitario mediado por IA y articula cuatro dimensiones complementarias: apoyo académico, personalización del estudio, satisfacción con el uso y dependencia percibida. Esta configuración permite considerar conjuntamente aspectos favorables asociados con el uso de estas herramientas y las tensiones relacionadas con la autonomía del estudiante.

Tabla 1. Comparación de instrumentos recientes relacionados con el uso, la percepción y la apropiación de inteligencia artificial

Autor / instrumento	Población / enfoque	Tipo de validación	Dimensiones / estructura	Ítems	Evidencias psicométricas reportadas
Escalante-Jiménez (2024)	Estudiantes universitarios de educación; actitud y percepción ante el uso de IA	Instrumento *ad hoc*; evaluación de confiabilidad	Tres dimensiones: 1. Acercamiento a la inteligencia artificial 2. Aplicación de la inteligencia artificial por parte de los profesores 3. Aplicación de la inteligencia artificial para el aprendizaje	21	α = .780
Torres-Gastelú & Torres-Real (2025), PEIIA	Estudiantes universitarios; percepción de la IA en educación superior	Desarrollo y validación factorial	Siete factores: 1. Efectividad de uso de la IA (EIA) 2. Mejoras de aprendizaje (MDA) 3. Dependencia cognitiva y tecnológica (DCT) 4. Facilidad de uso (FDU) 5. Apoyo hacia el aprendizaje (AHA) 6. Reacciones emocionales hacia la IA (RIA) 7. Precisión de la IA (PIA)	35	α = .945; KMO = .960; AFE y AFC

Autor / instrumento	Población / enfoque	Tipo de validación	Dimensiones / estructura	Ítems	Evidencias psicométricas reportadas
Lemus-Pool *et al.* (2026), EAHIA-E	Estudiantes universitarios; apropiación de herramientas de IA	Diseño y validación psicométrica	Seis dimensiones: 1. Conocimiento de las herramientas 2. Actitud y motivación hacia la IA 3. Habilidades instrumentales 4. Habilidades informacionales 5. Habilidades didácticas 6. Consideraciones éticas y críticas	24	V de Aiken; α = .948; escalabilidad de Loevinger; AFC: χ^2/gl = 4.4, RMSEA = .061, CFI = .942
Khatri *et al.* (2026), GAIA	Usuarios de IA generativa; apropiación e integración de GenAI	Desarrollo y validación psicométrica multimétodo	Cinco dimensiones: apropiación integrativa, adoptiva, personalizada, de interfaz y ética; estructura jerárquica de segundo orden	19	Validez de contenido, confiabilidad, validez convergente, validez discriminante y validez nomológica
EPIA-U	Estudiantes universitarios; experiencia percibida del aprendizaje mediado por IA	Validez de contenido	Cuatro dimensiones: apoyo académico, personalización del estudio, satisfacción con el uso y dependencia percibida	28	V de Aiken con IC del 95 % y CVC

Fuente: elaboración propia.

Modelo conceptual del estudio

El modelo conceptual propuesto busca representar de manera estructurada el constructo "Uso de la inteligencia artificial (IA) para el aprendizaje" desde la perspectiva del estudiante universitario. Este constructo se define como la valoración subjetiva que realiza el estudiante sobre la forma en que las herramientas de IA influyen en su experiencia de aprendizaje, integrando tanto los aspectos positivos como los riesgos potenciales asociados a su uso.

Para captar esta percepción de forma multidimensional, el modelo se apoya en cuatro dimensiones teóricamente respaldadas:

- Apoyo académico, entendido como el nivel en que la IA asiste en tareas cognitivas, resolución de dudas, acceso a explicaciones complementarias y apoyo en procesos de estudio independiente.
- Personalización del estudio, referida al grado en que la IA permite adaptar el ritmo, nivel, contenido y modalidad del aprendizaje a las necesidades individuales del estudiante.
- Satisfacción con el uso, que expresa el sentimiento general de agrado, utilidad y conformidad con la experiencia de utilizar herramientas de IA para aprender.
- Dependencia percibida, que alude a la sensación de necesidad constante de recurrir a la IA, la cual podría afectar la autonomía, el pensamiento crítico y la toma de decisiones académicas.

El modelo conceptual parte del supuesto de que estas cuatro dimensiones son correlacionadas, pero independientes, y que juntas explican el constructo global. Además, reconoce la existencia de una tensión dinámica entre dimensiones como personalización y dependencia, o apoyo académico y satisfacción, lo que abre la posibilidad de futuras exploraciones sobre efectos mediadores o moderadores en los procesos de aprendizaje mediados por IA.

A continuación, se presenta una representación visual del modelo propuesto (figura 1):

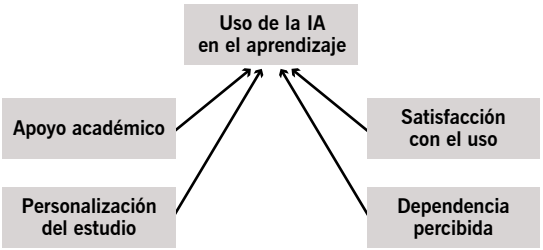


Figura 1. Modelo conceptual del uso de la inteligencia artificial en el aprendizaje.
Fuente: elaboración propia.

Uso de la inteligencia artificial para el aprendizaje

Apoyo académico

El uso de la IA como recurso de apoyo se ha consolidado como una de las transformaciones más significativas en la educación superior contemporánea. Diversos estudios coinciden en que las herramientas inteligentes actúan como mediadores cognitivos que facilitan la comprensión, el análisis y la producción de conocimiento, al ofrecer asistencia personalizada en procesos de estudio, resolución de problemas y desarrollo de habilidades metacognitivas. De acuerdo con Al-Emran *et al.* (2025), la efectividad de la IA depende de la adecuación entre la tarea académica y las funcionalidades tecnológicas (*Task-Technology Fit*). Cuando esta relación es alta, la IA reduce la carga cognitiva, optimiza el tiempo de aprendizaje y fortalece la motivación intrínseca, generando una percepción positiva de utilidad y pertinencia pedagógica.

En este sentido, la IA trasciende el papel de herramienta auxiliar para convertirse en un acompañante cognitivo que brinda tutoría y retroalimentación inmediata, favoreciendo el aprendizaje autorregulado. Chan y Hu (2023) destacan que los estudiantes valoran especialmente su capacidad para ofrecer explicaciones adicionales, generar ideas y apoyar la redacción, lo que incrementa la seguridad académica y propicia un aprendizaje más profundo. Estos hallazgos evidencian que la IA potencia el aprendizaje cuando se integra de forma reflexiva dentro de un marco pedagógico orientado a la comprensión más que a la simple ejecución de tareas.

De manera complementaria, Baidoo-Anu *et al.* (2024) muestran que los estudiantes perciben la IA generativa como una forma accesible de tutoría, que amplía las oportunidades de aprendizaje autónomo. Sin embargo, advierten que este beneficio requiere formación ética y crítica, ya que la dependencia excesiva podría erosionar la autoría y el juicio académico. En la misma línea, Falebita y Kok (2024) evidencian que la integración estratégica de la IA en la educación superior –particularmente en programas de ciencia y tecnología– fortalece la autogestión del conocimiento y la eficiencia en las tareas, siempre que se acompañe de políticas institucionales de alfabetización digital.

Finalmente, Hughes *et al.* (2025) señalan que la IA ha reconfigurado las dinámicas pedagógicas al permitir una mayor personalización y reducir la carga operativa docente, aunque subrayan la necesidad de mantener un equilibrio entre automatización y pensamiento crítico para preservar la calidad del aprendizaje universitario. En conjunto, esta evidencia empírica respalda la dimensión apoyo académico como un componente esencial del modelo EPIA-U, en tanto que describe el valor de la IA como mediador cognitivo que favorece la comprensión profunda, la autonomía y la eficiencia académica, sin sustituir el protagonismo intelectual del estudiante.

Personalización del estudio

La personalización mediada por IA constituye una de las transformaciones más profundas de la educación superior actual. Su principio central radica en la capacidad de los sistemas inteligentes para ajustar la enseñanza, el ritmo, los recursos y las estrategias pedagógicas de acuerdo

con las habilidades y preferencias del estudiante. Según Cai *et al.* (2024), este proceso puede explicarse desde la teoría sociocultural de Vygotsky y su concepto de Zona de Desarrollo Próximo (ZDP), donde la tecnología actúa como un andamiaje cognitivo que modula el nivel de apoyo que el estudiante recibe. Tras revisar 158 estudios empíricos, los autores concluyen que la IA permite identificar el nivel de competencia y avanzar dentro de la ZDP mediante retroalimentación inmediata, recomendaciones personalizadas y tutoría automatizada, lo que incrementa la motivación, el compromiso y la eficiencia del aprendizaje.

Este enfoque marca un cambio respecto a los modelos instruccionales tradicionales, al pasar de una enseñanza homogénea a entornos adaptativos. Chan y Hu (2023) destacan que los estudiantes perciben la IA como un acompañamiento ajustado a sus necesidades, al ofrecer asistencia para escribir, sintetizar información y recibir explicaciones a medida. Estas experiencias fortalecen la percepción de control y autoeficacia, favoreciendo un aprendizaje más profundo. Sin embargo, los autores advierten que la personalización debe incluir orientaciones éticas y pedagógicas que preserven la autonomía del estudiante y eviten una delegación excesiva de los procesos cognitivos.

Falebita y Kok (2024) señalan que la personalización mediante IA se ha convertido en un objetivo estratégico para las instituciones de educación superior. Su revisión sistemática muestra que los sistemas adaptativos de tutoría y las plataformas de retroalimentación automatizada son percibidos como mecanismos eficaces para mejorar la calidad del aprendizaje y fortalecer la equidad educativa, siempre que se acompañen de alfabetización digital e infraestructura adecuada. Por su parte, Dabis y Csáki (2024) analizan las respuestas institucionales al desafío ético de la IA generativa y advierten que la personalización plantea riesgos vinculados con la transparencia algorítmica y la protección de datos. Las universidades, por tanto, deben establecer marcos normativos que garanticen responsabilidad humana y eviten sesgos automatizados en la toma de decisiones educativas.

La literatura respalda la pertinencia de la dimensión ética dentro del modelo EPIA-U, al mostrar que la IA no solo permite ajustar la enseñanza a las diferencias individuales, sino que también exige formación crítica

El componente ético se integra como un componente transversal para el desarrollo sostenible de la personalización del aprendizaje en contextos universitarios. En conjunto, la literatura respalda la pertinencia de esta dimensión dentro del modelo EPIA-U, al mostrar que la IA no solo permite ajustar la enseñanza a las diferencias individuales, sino que también exige reflexión ética y formación crítica para evitar que la adaptabilidad se convierta en dependencia cognitiva.

Satisfacción con el uso

La satisfacción con el uso de la IA en contextos educativos constituye un indicador clave de adopción sostenida, pues integra componentes afectivos, cognitivos y utilitarios que reflejan la experiencia subjetiva del estudiante al interactuar con sistemas inteligentes. Según McGrath *et al.* (2024), esta satisfacción surge del equilibrio entre la utilidad percibida y la confianza en la capacidad de la IA para mejorar el aprendizaje sin sustituir el protagonismo humano. Su revisión sobre chatbots en educación superior muestra que los estudiantes se sienten más satisfechos cuando

Los universitarios reportaron altos niveles de agrado y menor ansiedad académica al usar herramientas generativas para estructurar ideas y mejorar la calidad lingüística de sus textos, aunque la satisfacción depende de la percepción de control

perciben interacciones coherentes, fiables y facilitadoras de la comprensión conceptual, aunque esta satisfacción disminuye ante la dependencia excesiva o la pérdida de agencia intelectual.

De manera complementaria, Anani, Nyamekye *et al.* (2025) y Anani, Azzahra *et al.* (2025) destacan que la satisfacción académica con el uso de la IA se vincula a la percepción de acompañamiento en procesos de escritura, argumentación y revisión textual. Los universitarios reportaron altos niveles de agrado y menor ansiedad académica al usar herramientas generativas para estructurar ideas y mejorar la calidad lingüística de sus textos, aunque la satisfacción depende de la percepción de control: los estudiantes se sienten más satisfechos cuando la IA actúa como colaborador cognitivo y no como sustituto de la autoría.

Asimismo, Baig y Yadegaridehkordi (2025) identifican tres factores mediadores de la satisfacción: facilidad de uso, confianza en la tecnología y congruencia con las expectativas pedagógicas. Su modelo de ecuaciones estructurales demuestra que la confianza y la utilidad percibida explican gran parte de la varianza en la satisfacción general con la IA, confirmando los postulados del *Technology Acceptance Model* (TAM), donde la satisfacción se entiende como el resultado emocional de una aceptación tecnológica eficaz y significativa.

En la misma línea, Shahzad *et al.* (2024) evidencian que la satisfacción con ChatGPT en educación superior china depende de la percepción de inteligencia, facilidad de uso y confianza en un funcionamiento ético y transparente. Así, la satisfacción refleja el grado de confianza percibida y media entre la utilidad tecnológica y la intención de adopción. De modo paralelo, Prasad y De (2024) confirman, en un contexto organizacional, que la satisfacción se asocia con el compromiso, la confianza y la percepción de utilidad, subrayando que el placer derivado de la interacción con sistemas generativos favorece el compromiso y el desempeño académico.

Finalmente, Luo *et al.* (2024) concluyen que los diseñadores educativos también reportan satisfacción al usar herramientas generativas para optimizar tareas y estimular la creatividad. Sin embargo, advierten que este bienestar tecnológico debe equilibrarse con preocupaciones éticas sobre la calidad, la privacidad y la autoría, ya que la satisfacción está estrechamente vinculada con la percepción de confianza, la transparencia y el control humano.

Dependencia percibida

El avance de la IA en entornos educativos ha traído consigo nuevas formas de dependencia tecnológica que inciden en la autonomía intelectual. Según Abbas *et al.* (2024), el uso intensivo de herramientas generativas produce un efecto dual: potencia la productividad y la confianza inicial del usuario, pero también reduce la iniciativa cognitiva al delegar en la IA tareas de análisis o redacción. Los autores describen esta tensión como sustitución cognitiva, fenómeno en el que la IA pasa de ser un apoyo para convertirse en mediadora indispensable, debilitando la autorregulación y el pensamiento crítico.

De manera complementaria, Chan y Hu (2023) advierten que aunque los estudiantes reconocen los beneficios de la IA generativa para redactar y organizar ideas, de la misma forma expresan preocupación por la pérdida de autonomía, creatividad

y aprendizaje genuino. En su estudio, los participantes manifestaron satisfacción por la eficiencia de la IA, pero también incomodidad ante la sensación de dependencia y la incertidumbre ética sobre sus límites. Esta percepción se asocia con la teoría del Presagio-Proceso-Producto de Biggs, que vincula las creencias y emociones del estudiante con la calidad de sus aprendizajes.

Desde una perspectiva filosófica, De Fine Licht (2024) sostiene que la dependencia tecnológica excesiva representa un riesgo moral y pedagógico. Argumenta que el aprendizaje universitario requiere equilibrio entre asistencia tecnológica y esfuerzo intelectual, pues trasladar funciones cognitivas esenciales –como la argumentación o la resolución crítica de problemas– a sistemas automatizados vulnera la finalidad educativa de formar juicio autónomo. Además, advierte que la "comodidad cognitiva" generada por la IA puede conducir a la superficialidad en la comprensión y a la pérdida de reflexión ética sobre el conocimiento.

En la misma línea, Baidoo-Anu *et al.* (2024) señalan que muchos estudiantes utilizan ChatGPT para realizar tareas o responder evaluaciones, lo que incrementa su dependencia funcional. Su estudio muestra que quienes recurren constantemente a la IA presentan menor compromiso con el aprendizaje profundo y menor control sobre su proceso académico. Este fenómeno, denominado dependencia académica asistida, surge cuando la comodidad de obtener resultados inmediatos sustituye el proceso reflexivo de investigar, escribir y argumentar de manera independiente.

Por último, Falebita y Kok (2024) advierten que, en contextos con baja alfabetización digital, la dependencia puede amplificarse por falta de formación crítica. Tanto docentes como estudiantes tienden a usar herramientas generativas como sustitutos del razonamiento, reforzando prácticas automatizadas y reduciendo la interacción dialógica. Los autores subrayan la urgencia de establecer políticas institucionales que promuevan un uso responsable y autorregulado de la IA en la educación superior.

Construcción del instrumento

Para la construcción de los ítems, se llevó a cabo una revisión exhaustiva de la literatura científica en bases de datos académicas de alto impacto, entre estas Emerald Insight, SpringerLink y Taylor & Francis Online. Para cada dimensión del constructo se elaboraron ecuaciones de búsqueda específicas, que combinaron términos relacionados con la inteligencia artificial, la educación superior y el concepto particular a evaluar.

En la dimensión personalización del estudio, como ejemplo, se empleó la siguiente ecuación de búsqueda:

("artificial intelligence" OR "AI tools" OR "generative AI") AND ("personalized learning" OR "adaptive learning" OR "individual learning needs" OR "learning personalization" OR "tailored feedback") AND ("higher education" OR "university students" OR "college students")

Esta estrategia permitió identificar literatura reciente y relevante, la cual sirvió de respaldo teórico para la formulación inicial de los ítems en cada dimensión, asegurando la coherencia conceptual y la validez teórica del instrumento.

La vinculación entre las fuentes identificadas y los ítems no se estableció únicamente por correspondencia temática. La formulación de los reactivos se derivó de conceptos específicos recurrentes en la literatura revisada. En apoyo académico se consideraron, entre otros, la comprensión conceptual, la resolución de dudas, la generación de ideas y la organización de tareas; en personalización del estudio, la adaptación a necesidades, ritmo y estrategias individuales de aprendizaje; en satisfacción con el uso, la utilidad percibida, la experiencia favorable y la valoración del apoyo proporcionado por la IA; y en dependencia percibida, la delegación de procesos cognitivos, la disminución de autonomía y la necesidad percibida de recurrir a estas herramientas. La tabla 2 presenta la correspondencia

entre los ítems formulados y las fuentes teóricas de las que se derivaron estos fundamentos.

METODOLOGÍA

Juicio de expertos

Para la validación de contenido participaron nueve jueces expertos, seleccionados intencionalmente con base en su trayectoria académica, experiencia profesional y producción científica vinculada con la educación y las tecnologías emergentes. El panel estuvo integrado por especialistas en sistemas y ambientes virtuales, inteligencia artificial, educación, psicología educativa, sistemas computacionales, gestión educativa, estadística e investigación, con experiencia en el diseño, validación y aplicación de instrumentos de medición en educación superior. Esta composición permitió incorporar perspectivas

Tabla 2. Respaldo teórico de los ítems que conforman la escala sobre el uso de a inteligencia artificial para el aprendizaje

Ítem propuesto	Fuentes teóricas
Apoyo académico	
1. La IA me ha sido útil para desarrollar investigaciones académicas	Rivera-Ramírez et al. (2025); Pierrès *et al.* (2024)
2. La IA me ha permitido comprender conceptos académicos complejos	Falebita & Kok (2024); Zawacki-Richter *et al.* (2024)
3. La IA me ayuda a estructurar mis ideas antes de redactar trabajos académicos	Chan & Hu (2023); Al-Emran *et al.* (2025)
4. La IA me ayuda a resolver dudas académicas durante el estudio autónomo	Rivera-Ramírez et al. (2025); Pierrès *et al.* (2024)
5. La IA ha contribuido a mejorar mi desempeño en tareas académicas	Baidoo-Anu et al. (2024); Al-Emran *et al.* (2025)
6. La IA me permite profundizar en los contenidos abordados en clase	Falebita & Kok (2024); Hughes *et al.* (2025)
7. La IA me facilita la síntesis de información académica relevante	Al-Emran *et al.* (2025); Zawacki-Richter *et al.* (2024)
Personalización del estudio	
8. La IA se adapta a mi ritmo personal de estudio	Abbasi et al. (2025); Wang *et al.* (2024)
9. La IA me permite estudiar según mi estilo de aprendizaje	Chan & Hu (2023); Al-Zahrani & Alasmari (2024)
10. La IA me facilita el repaso de contenidos de manera personalizada	Wang *et al.* (2024); Baidoo-Anu *et al.* (2024)
11. La IA me ofrece explicaciones adaptadas a mi nivel de comprensión	Al-Zahrani & Alasmari (2024); Falebita & Kok (2024)
12. La IA me proporciona opciones de aprendizaje acordes a mis intereses	Airaj (2024); Baidoo-Anu *et al.* (2024)
13. La IA me ayuda a enfocarme en los temas que necesito reforzar	Cai *et al.* (2024); Chan & Hu (2023)

Ítem propuesto	Fuentes teóricas
14. La IA me permite adaptar el estudio según las necesidades de cada asignatura	Falebita & Kok (2024); Wang *et al.* (2024)
Satisfacción con el uso	
15. Me siento satisfecho con las respuestas que obtengo al utilizar la IA	Baig & Yadegaridehkordi (2025); Wang *et al.* (2024)
16. Me siento satisfecho con el apoyo que la IA brinda a mi aprendizaje	Cengiz & Peker (2025); Shahzad *et al.* (2024)
17. Me siento motivado a estudiar con mayor autonomía cuando utilizo la IA	McGrath *et al.* (2024); Luo *et al.* (2024)
18. Me siento más preparado académicamente gracias al uso de la IA	Chan & Hu (2023); Shahzad *et al.* (2024)
19. Me siento satisfecho con la manera en que la IA ha mejorado mi experiencia de estudio	Anani *et al.* (2025); Baig & Yadegaridehkordi (2025)
20. Me resulta satisfactorio usar la IA como apoyo para resolver problemas académicos	Shahzad *et al.* (2024); Prasad & De (2024)
21. Estoy satisfecho con los resultados que obtengo al usar la IA en mis estudios	Mah & Groß (2024); McGrath *et al.* (2024)
Dependencia percibida	
22. Me resulta difícil realizar tareas académicas sin utilizar la IA	Pierrès *et al.* (2024); Luo *et al.* (2024)
23. Utilizo la IA incluso cuando podría resolver una tarea sin su ayuda	Luo *et al.* (2024); De Fine Licht (2024)
24. Estoy habituado a utilizar la IA para obtener respuestas rápidas	Hughes et al. (2025); Abbas *et al.* (2024)
25. Considero que el uso frecuente de la IA puede limitar el desarrollo de mi pensamiento crítico	Pierrès et al. (2024); Luo *et al.* (2024)
26. Percibo que retengo menos información cuando utilizo la IA de forma constante	Anani et al. (2025); Luo *et al.* (2024)
27. Recurro a la IA incluso cuando no es estrictamente necesario	Chan & Hu (2023); Luo *et al.* (2024)
28. Me siento inseguro en mis tareas académicas cuando no tengo acceso a la IA	Luo et al. (2024); Pierrès *et al.* (2024)

Fuente: elaboración propia.

tecnológicas, pedagógicas, metodológicas y psicométricas al proceso de evaluación.

Los jueces evaluaron la claridad, la relevancia y la congruencia de los ítems mediante una escala Likert de cuatro puntos (1 = no cumple con el criterio; 2 = cumple débilmente; 3 = cumple adecuadamente; 4 = cumple totalmente). Como resultado de esta fase, el instrumento quedó conformado por 28 ítems distribuidos en cuatro dimensiones: apoyo académico, personalización del estudio, satisfacción con el uso y dependencia percibida.

La validez de contenido fue evaluada mediante juicio de expertos, aportando evidencia sobre la pertinencia teórica y la adecuación semántica de los ítems y constituyendo así la primera fase del proceso de validación del instrumento.

Análisis de datos

Para determinar la validez de contenido del instrumento, se emplearon los coeficientes V de Aiken y el coeficiente de validez de contenido (CVC) propuesto por Hernández-Nieto (2011).

Ambos indicadores permiten cuantificar el nivel de acuerdo entre los jueces expertos respecto a la claridad, la relevancia y la congruencia de los ítems que integran cada dimensión del constructo.

V de Aiken

El coeficiente V de Aiken se utilizó para evaluar la validez de cada ítem y de las dimensiones del instrumento. Este coeficiente expresa el grado de concordancia entre los jueces en una escala que varía de 0 a 1, donde valores cercanos a 1 indican mayor validez de contenido. De acuerdo con Aiken (1985) y Penfield y Giacobbi (2004), se considera un nivel de aceptación adecuado cuando el valor obtenido es igual o superior a 0.75, lo que refleja una valoración alta de los ítems según los criterios establecidos.

$$V = \frac{\sum s}{n(c-1)}$$

donde:

- s = r–lo
- *r* la puntuación otorgada por cada juez al ítem
- *lo* la puntuación más baja posible en la escala utilizada
- *n* el número de jueces
- *c* el número de categorías en la escala de valoración

Límite inferior y superior

Merino y Livia (2011) señalan las fórmulas necesarias para el cálculo de los límites inferior y superior de los intervalos de confianza asociados a la V de Aiken. Estos intervalos permiten estimar con mayor precisión el grado de validez de contenido de los ítems evaluados, al considerar el posible error asociado a la valoración de los jueces.

$$L = \frac{2nkV + z^2 - z\sqrt{4nkV(1-V) + z^2}}{2((nk + z^2)}$$

donde*:*

- *L* = límite inferior del intervalo de confianza
- *U* = límite superior del intervalo de confianza
- *z* = valor crítico de la distribución normal estándar
- *V* = coeficiente de validez de contenido (V de Aiken)
- *n* = número de jueces participantes
- *k* = número de valores de la escala de valoración menos uno (k = c–1)

De acuerdo con la recomendación de los autores, el límite inferior debe alcanzar, como mínimo, un valor de 0.70 para considerar que el ítem presenta una validez de contenido adecuada. Valores inferiores a este umbral indicarían la necesidad de revisar o reformular el ítem, mientras que límites superiores cercanos a 1 reflejan un alto grado de acuerdo entre los jueces y, por tanto, una mayor precisión en la estimación de validez.

Validez de contenido de Hernández-Nieto

Maldonado y Santoyo (2024) señalan que el cálculo del coeficiente de validez de contenido total (CVCt) se realiza mediante la siguiente fórmula general:

$$CVCt = \frac{\sum CVCic}{N} = \left(\frac{\sum Xi/j}{VMX} - Pei\right)\left(\frac{1}{N}\right)$$

El coeficiente de validez de contenido inicial (CVCi) se obtiene mediante la siguiente expresión:

$$CVCi = \frac{\sum Xi/j}{VMX}$$

donde:

- $\sum Xi$ = sumatoria de las puntuaciones de los jueces participantes
- *j* = es el número de jueces
- *VMX* = puntuación máxima que puede alcanzar el ítem

Posteriormente, se calcula el coeficiente de validez de contenido corregido por cada ítem (CVCic), que incorpora el error asociado a la valoración del ítem:

$$CVCic=CVCi-Pei$$

en el cual el error de cada ítem (Pei) se estima como:

$$Pei=\left(\frac{1}{j}\right)^{j}$$

Finalmente, el coeficiente de validez de contenido total (CVCt) del instrumento se determina a partir del promedio de los CVCic de todos los ítems:

$$CVCt=\frac{\sum CVCic}{N}$$

Este coeficiente permite obtener una estimación global de la validez de contenido del instrumento, integrando los valores obtenidos para cada ítem y considerando la consistencia de las valoraciones emitidas por los jueces expertos. De esta manera, el CVCt ofrece una medida sintética del grado de acuerdo global y de la precisión semántica alcanzado en la evaluación del instrumento.

Según Hernández-Nieto (2011), al evaluar la validez de contenido de un instrumento se sugiere que el coeficiente de validez de contenido corregido de cada ítem (CVCic) alcance al menos .80. Este criterio se utiliza como referencia para valorar la adecuación y representatividad de los ítems respecto del constructo de interés.

RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados del proceso de validación de contenido del constructo "Uso de la inteligencia artificial para el aprendizaje", evaluado mediante el modelo EPIA-U.

Resultados V de Aiken

La tabla 3 muestra los resultados de los valores de V de Aiken comprendidos entre .778 y .926 en claridad, .741 y .889 en relevancia, y .778 y .926 en congruencia, lo que indica una alta consistencia en la evaluación de los jueces. Al considerar los umbrales propuestos valores iguales o superiores a .75 como aceptables, todos los ítems cumplen con el criterio, excepto el ítem 7 en relevancia, cuyo valor se aproxima al límite recomendado.

En esta dimensión los límites inferiores promedio fueron de .645 para claridad, .651 para relevancia y .713 para congruencia. Los valores correspondientes a claridad y relevancia se situaron por debajo del umbral recomendado de .70, mientras que el valor de congruencia lo superó, por lo que estos resultados deben interpretarse con cautela.

No obstante, el ítem 2 no alcanzó los criterios mínimos en los tres aspectos evaluados, por lo que se procedió a reformular su redacción con el propósito de mejorar su precisión conceptual y su coherencia con el constructo teórico. La versión final del ítem quedó formulada como: "La IA me ayuda a comprender conceptos académicos que resultan difíciles".

La tabla 4 presenta los resultados específicos de la dimensión personalización del estudio, obtenidos mediante el coeficiente V de Aiken. Los valores reportados muestran rangos comprendidos entre .778 y .963 en claridad, .741 y .926 en relevancia, y .852 y .926 en congruencia, lo que indica una alta concordancia en las valoraciones emitidas por los jueces expertos.

En cuanto al límite inferior de los intervalos de confianza, los valores promedio registrados fueron de .711 para claridad, .675 para relevancia y .675 para congruencia. Aunque el valor correspondiente a claridad superó el umbral recomendado de .70, los valores de relevancia y congruencia se situaron ligeramente por debajo, por lo que estos resultados deben interpretarse con cautela.

La tabla 5 presenta los resultados correspondientes a la dimensión satisfacción con el uso, ob-

Tabla 3. Validez de contenido de la dimensión apoyo académico

Ítems	Criterio	V de Aiken	Límite inferior	Límite superior
Ítem 1	Claridad	0.778	0.592	0.894
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.815	0.633	0.918
Ítem 2	Claridad	0.778	0.592	0.894
	Relevancia	0.778	0.592	0.894
	Congruencia	0.778	0.592	0.894
Ítem 3	Claridad	0.852	0.675	0.941
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.926	0.766	0.979
Ítem 4	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.889	0.719	0.961
Ítem 5	Claridad	0.778	0.592	0.894
	Relevancia	0.852	0.675	0.941
	Congruencia	0.926	0.766	0.979
Ítem 6	Claridad	0.815	0.633	0.918
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.926	0.766	0.979
Ítem 7	Claridad	0.852	0.675	0.941
	Relevancia	0.741	0.553	0.868
	Congruencia	0.926	0.766	0.979
Total	Claridad	0.825	0.645	0.925
	Relevancia	0.831	0.651	0.928
	Congruencia	0.884	0.713	0.959

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4. Validez de contenido de la dimensión personalización del estudio

Ítems	Criterio	V de Aiken	Límite inferior	Límite superior
Ítem 8	Claridad	0.778	0.592	0.894
	Relevancia	0.741	0.553	0.868
	Congruencia	0.889	0.719	0.961
Ítem 9	Claridad	0.889	0.719	0.961
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.852	0.675	0.941
Ítem 10	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.926	0.766	0.979
	Congruencia	0.926	0.766	0.979

Ítem 11	Claridad	0.963	0.817	0.993
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.926	0.766	0.979
Ítem 12	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.778	0.592	0.894
	Congruencia	0.889	0.719	0.961
Ítem 13	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.852	0.675	0.941
Ítem 14	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.852	0.675	0.941
Total	Claridad	0.882	0.711	0.958
	Relevancia	0.852	0.675	0.941
	Congruencia	0.852	0.675	0.941

Fuente: elaboración propia.

tenidos mediante el coeficiente V de Aiken. Los valores registrados fluctuaron entre .815 y .916 en claridad, .815 y .963 en relevancia, y .778 y .963 en congruencia, lo que refleja un consenso consistente entre los jueces expertos en la valoración de la precisión conceptual y semántica de los ítems.

Con respecto al límite inferior de los intervalos de confianza a 95%, los promedios obtenidos fueron de .739 para claridad, .657 para relevancia y .713 para congruencia. Los valores correspondientes a claridad y congruencia superaron el umbral recomendado de .70, mientras que el valor de relevancia se situó por debajo de este criterio, por lo que estos resultados deben interpretarse con cautela.

En conjunto, los resultados aportan evidencia favorable de validez de contenido para la dimensión satisfacción con el uso y respaldan su permanencia en esta fase inicial de evaluación del instrumento.

Tabla 5. Validez de contenido de la dimensión satisfacción con el uso

Ítems	Criterio	V de Aiken	Límite inferior	Límite superior
Ítem 15	Claridad	0.852	0.675	0.941
	Relevancia	0.926	0.766	0.979
	Congruencia	0.815	0.633	0.918
Ítem 16	Claridad	0.889	0.719	0.961
	Relevancia	0.963	0.817	0.993
	Congruencia	0.963	0.817	0.993
Ítem 17	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.926	0.766	0.979
	Congruencia	0.889	0.719	0.961
Ítem 18	Claridad	0.815	0.633	0.918
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.778	0.592	0.894

Ítems	Criterio	V de Aiken	Límite inferior	Límite superior
Ítem 19	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.815	0.633	0.918
Ítem 20	Claridad	0.889	0.719	0.961
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.889	0.719	0.961
Ítem 21	Claridad	0.852	0.675	0.941
	Relevancia	0.852	0.675	0.941
	Congruencia	0.815	0.633	0.918
Total	Claridad	0.905	0.739	0.970
	Relevancia	0.836	0.657	0.931
	Congruencia	0.884	0.713	0.959

Fuente: elaboración propia.

La tabla 6 presenta los resultados correspondientes a la dimensión dependencia percibida. Los valores obtenidos del coeficiente V de Aiken oscilaron entre .741 y .926 en claridad, .778 y .889 en relevancia, y .778 y .926 en congruencia, lo que denota un consenso sólido en la valoración de la precisión conceptual y semántica de los ítems.

En relación con el límite inferior de los intervalos de confianza a 95%, los valores promedio fueron de .706 para claridad, .726 para relevancia y .675 para congruencia. Los valores correspondientes a claridad y relevancia superaron el umbral recomendado de .70, mientras que el valor de congruencia se situó por debajo de este criterio, por lo que estos resultados deben interpretarse con cautela.

En conjunto, los resultados aportan evidencia favorable de validez de contenido para la dimensión dependencia percibida y respaldan su permanencia en esta fase inicial de evaluación del instrumento.

Validez de contenido de Hernández-Nieto

La tabla 7 presenta los resultados globales correspondientes a la validez de contenido, evaluada mediante el coeficiente de validez de contenido (CVC) propuesto por Hernández-Nieto, cuya descripción se presenta a continuación.

1) Cálculo de la sumatoria de las puntuaciones de los jueces ($\sum Xi$).
   En el ítem 1 se obtuvo la suma del puntaje asignado por cada juez en los tres criterios evaluados –claridad, relevancia y congruencia–, con un puntaje máximo posible de 12 puntos por juez.
   La sumatoria de los puntajes de los nueve jueces fue:

$$\sum Xi = 94$$

2) Promedio por número de jueces ($\sum Xi/j$).
   El valor obtenido (94) se dividió entre el número de jueces (9):

$$\frac{94}{9}$$

3) Determinación del valor máximo del ítem (VMX).
   Debido a que cada ítem fue evaluado en tres criterios (claridad, relevancia y congruencia) con una escala de 1 a 4 puntos, el valor máximo posible fue:

$$VMX = 12$$

Tabla 6. Validez de contenido de la dimensión dependencia percibida

Ítems	Criterio	V de Aiken	Límite inferior	Límite superior
Ítem 22	Claridad	0.889	0.719	0.961
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.889	0.719	0.961
Ítem 23	Claridad	0.741	0.553	0.868
	Relevancia	0.815	0.633	0.918
	Congruencia	0.926	0.766	0.979
Ítem 24	Claridad	0.926	0.766	0.979
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.852	0.675	0.941
Ítem 25	Claridad	0.889	0.719	0.961
	Relevancia	0.852	0.675	0.941
	Congruencia	0.852	0.675	0.941
Ítem 26	Claridad	0.852	0.675	0.941
	Relevancia	0.778	0.592	0.894
	Congruencia	0.815	0.633	0.918
Ítem 27	Claridad	0.889	0.719	0.961
	Relevancia	0.852	0.675	0.941
	Congruencia	0.852	0.675	0.941
Ítem 28	Claridad	0.852	0.675	0.941
	Relevancia	0.889	0.719	0.961
	Congruencia	0.778	0.592	0.894
Total	Claridad	0.878	0.706	0.956
	Relevancia	0.894	0.726	0.964
	Congruencia	0.852	0.675	0.941

Fuente: elaboración propia.

3) Cálculo del coeficiente de validez inicial (*CVCi*).
   Se obtuvo aplicando la fórmula correspondiente, con un resultado para el ítem 1 de:

$$CVCi=.87$$

4) Estimación del error de cada ítem (*Pei*).
   Se calculó el error asociado a la valoración del ítem, dando como resultado para el ítem 1:

$$Pei=2.58117E\text{-}09$$

5) Cálculo del coeficiente de validez corregido (*CVCic*).
   Este coeficiente incorpora el error estimado del ítem, de acuerdo con la expresión:

$$CVCic=CVCi\text{-}Pei$$

6) Obtención del coeficiente de validez de contenido total (*CVCt*).
   Finalmente, se promedió el valor corregido de todos los ítems, obteniéndose el coeficiente de validez de contenido total (CVCt) del instrumento:

$$CVCt=.90$$

Tabla 7. Análisis global del instrumento según Hernández- Nieto (2011)

Ítems	∑Xi	∑Xi/j	VMX	CVCi	Pei	CVCic
1	94	10.44	12.00	0.87	2.58117E-09	0.87
2	90	10.00	12.00	0.83	2.58117E-09	0.83
3	97	10.78	12.00	0.90	2.58117E-09	0.90
4	98	10.89	12.00	0.91	2.58117E-09	0.91
5	96	10.67	12.00	0.89	2.58117E-09	0.89
6	98	10.89	12.00	0.91	2.58117E-09	0.91
7	95	10.56	12.00	0.88	2.58117E-09	0.88
8	92	10.22	12.00	0.85	2.58117E-09	0.85
9	96	10.67	12.00	0.89	2.58117E-09	0.89
10	102	11.33	12.00	0.94	2.58117E-09	0.94
11	100	11.11	12.00	0.93	2.58117E-09	0.93
12	97	10.78	12.00	0.90	2.58117E-09	0.90
13	97	10.78	12.00	0.90	2.58117E-09	0.90
14	99	11.00	12.00	0.92	2.58117E-09	0.92
15	97	10.78	12.00	0.90	2.58117E-09	0.90
16	103	11.44	12.00	0.95	2.58117E-09	0.95
17	101	11.22	12.00	0.94	2.58117E-09	0.94
18	94	10.44	12.00	0.87	2.58117E-09	0.87
19	96	10.67	12.00	0.89	2.58117E-09	0.89
20	99	11.00	12.00	0.92	2.58117E-09	0.92
21	95	10.56	12.00	0.88	2.58117E-09	0.88
22	99	11.00	12.00	0.92	2.58117E-09	0.92
23	94	10.44	12.00	0.87	2.58117E-09	0.87
24	99	11.00	12.00	0.92	2.58117E-09	0.92
25	97	10.78	12.00	0.90	2.58117E-09	0.90
26	93	10.33	12.00	0.86	2.58117E-09	0.86
27	97	10.78	12.00	0.90	2.58117E-09	0.90
28	95	10.56	12.00	0.88	2.58117E-09	0.88
					Promedio	0.90

Fuente: elaboración propia.

El CVC global obtenido fue de .90, valor que refleja un elevado nivel de acuerdo global entre los jueces expertos. Este resultado constituye evidencia complementaria de validez de contenido del instrumento y debe interpretarse conjuntamente con los resultados obtenidos mediante la V de Aiken y sus respectivos intervalos de confianza.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

El objetivo de esta investigación fue determinar la validez de contenido de una escala diseñada para evaluar el uso de la inteligencia artificial en el aprendizaje universitario (EPIA-U).

En términos generales, los resultados obtenidos aportan evidencia favorable de validez de

contenido del instrumento. Los análisis realizados con el coeficiente V de Aiken (1985) mostraron un elevado nivel de consenso entre los jueces expertos, con valores por ítem y por dimensión que, en casi todos los casos, alcanzaron o superaron el umbral de .75. No obstante, los intervalos de confianza mostraron límites inferiores por debajo de .70 en diversos criterios e ítems, por lo que estos resultados deben interpretarse con cautela y considerarse en las fases posteriores de evaluación del instrumento.

El análisis de los 28 ítems mediante el método de Hernández-Nieto (2011) arrojó un CVC global = .90, con valores individuales comprendidos entre .83 y .95. Este resultado refleja un elevado nivel de acuerdo en las valoraciones de los jueces y aporta evidencia favorable respecto de la claridad, pertinencia y coherencia de los ítems con las dimensiones teóricas que integran el modelo.

Estos hallazgos sugieren que, de acuerdo con la valoración de los jueces, los ítems diseñados representan adecuadamente las dimensiones teóricas del constructo, son pertinentes respecto al objetivo del estudio y presentan una redacción comprensible. El proceso de ajuste aplicado al ítem 2 contribuyó a perfeccionar su precisión conceptual y coherencia interna.

En conjunto, la escala se organiza conceptualmente en las dimensiones: apoyo académico, personalización del estudio, satisfacción con el uso y dependencia percibida, las cuales resultan relevantes para evaluar las percepciones de los estudiantes universitarios sobre el uso de la inteligencia artificial en su aprendizaje.

El proceso de validación de contenido permitió obtener evidencia sobre la pertinencia teórica y la adecuación semántica de los ítems en relación con las dimensiones conceptuales propuestas, así como determinar el grado de concordancia entre las valoraciones emitidas por los jueces expertos.

Los resultados aportan evidencia favorable de validez de contenido de la EPIA-U, sustentada en la valoración de los jueces expertos respecto de la claridad, relevancia y congruencia de los ítems. Estos hallazgos corresponden a una primera fase del proceso de validación del instrumento y proporcionan una base para continuar con su evaluación psicométrica en la población objetivo.

Entre las limitaciones del estudio se reconoce que el instrumento aún no ha sido sometido a una aplicación piloto ni a análisis de su estructura factorial y consistencia interna. En etapas posteriores será necesario examinar su funcionamiento empírico mediante su aplicación en estudiantes universitarios y obtener evidencias adicionales de confiabilidad, estructura factorial y validez convergente y discriminante. Asimismo, la comparación empírica con instrumentos afines permitirá precisar su comportamiento y aporte diferencial dentro de la evaluación del uso de la IA en el aprendizaje universitario.

Esta configuración complementa los enfoques identificados en instrumentos recientes centrados en actitudes, alfabetización, apropiación y uso de la IA, al focalizar la medición en la experiencia percibida del aprendizaje universitario mediado por estas herramientas e integrar en un mismo modelo dimensiones asociadas con sus beneficios percibidos y con la dependencia percibida.

REFERENCIAS

Abbas, M., Jam, F. A., & Khan, T. I. (2024). Is it harmful or helpful? Examining the causes and consequences of generative AI usage among university students. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *21*(1), 10. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00444-7

Abbasi, B. N., Wu, Y., & Luo, Z. (2025). Exploring the impact of artificial intelligence on curriculum development in global higher education institutions. *Education and Information Technologies*, *30*(1), 547-581. https://doi.org/10.1007/s10639-024-13113-z

Airaj, M. (2024). Ethical artificial intelligence for teaching-learning in higher education. *Education and Information Technologies*, *29*(13), 17145-17167. https://doi.org/10.1007/s10639-024-12545-x

Al-Emran, M., Abu-Hijleh, B., & Alsewari, A. A. (2025). Examining the impact of Generative AI on social sustainability by integrating the information system success model and technology-environmental, economic, and social sustainability theory. *Education and Information Technologies*, *30*, 9405-9426. https://doi.org/10.1007/s10639-024-13201-0

Al-Zahrani, A. M., & Alasmari, T. M. (2024). Exploring the impact of artificial intelligence on higher education: Opportunities and challenges. *Humanities and Social Sciences Communications*, *11*(1), 912. https://doi.org/10.1057/s41599-024-02814-2

Anani, G. E., Nyamekye, E., & Bafour-Koduah, D. (2025). Using artificial intelligence for academic writing in higher education: The perspectives of university students in Ghana. *Discover Education*, *4*(1), 46. https://doi.org/10.1007/s44217-025-00434-5

Anani, S., Azzahra, R., y Darmawan, T. (2025). Using artificial intelligence for academic writing: Students' experiences, challenges, and ethical reflections in higher education. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, *8*, 100245. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100245

Baidoo-Anu, D., Asamoah, D., Amoako, I., & Mahama, I. (2024). Exploring student perspectives on generative artificial intelligence in higher education learning. *Discover Education*, *3*(1), 98. https://doi.org/10.1007/s44217-024-00173-z

Baig, M. I., & Yadegaridehkordi, E. (2025). Factors influencing academic staff satisfaction and continuous usage of generative artificial intelligence (GenAI) in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *22*(1), 5. https://doi.org/10.1186/s41239-025-00506-4

Cai, L., Msafiri, M. M., & Kangwa, D. (2024). Exploring the impact of integrating AI tools in higher education using the Zone of Proximal Development. *Education and Information Technologies*, *30*, 7191-7264. https://doi.org/10.1007/s10639-024-13112-0

Cengiz, S., & Peker, A. (2025). Generative artificial intelligence acceptance and artificial intelligence anxiety among university students: The sequential mediating role of attitudes toward artificial intelligence and literacy. *Current Psychology*, *44*, 7991-8000. https://doi.org/10.1007/s12144-025-07433-7

Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *20*(1), 43. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8

Chao-Rebolledo, C., & Rivera-Navarro, M. Á. (2024). Usos y percepciones de herramientas de inteligencia artificial en la educación superior en México. *Revista Iberoamericana de Educación*, *95*(1), 57-72. https://doi.org/10.35362/rie9516259

Dabis, A., & Csáki, C. (2024). AI and ethics: Investigating the first policy responses of higher education institutions to the challenge of generative AI. *Humanities and Social Sciences Communications*, *11*(1), 1006. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03526-z

De Fine Licht, K. (2024). Generative Artificial Intelligence in higher education: Why the "banning approach" to student use is sometimes morally justified. Philosophy & Technology, *37*(3), 113. https://doi.org/10.1007/s13347-024-00799-9

Escalante-Jiménez, J. L. (2024). Actitud de los estudiantes universitarios de educación ante el uso de la inteligencia artificial. *Ciencia y Sociedad*, *49*(2), 3-17. https://doi.org/10.22206/cys.2024.v49i2.3082

Falebita, O. S., & Kok, P. J. (2024). Strategic goals for artificial intelligence integration among STEM academics and undergraduates in African higher education: A systematic review. *Discover Education*, *3*(1), 151. https://doi.org/10.1007/s44217-024-00252-1

Hernández-Nieto, R. (2011). *Instrumentos de recolección de datos en ciencias sociales y ciencias biomédicas*. Universidad de los Andes.

Hughes, L., Malik, T., Dettmer, S., Al-Busaidi, A. S., & Dwivedi, Y. K. (2025). Reimagining Higher Education: Navigating the Challenges of Generative AI Adoption. *Information Systems Frontiers*. https://doi.org/10.1007/s10796-025-10582-6

Khatri, P., Duggal, H. K., Thomas, A., Corvello, V., Prałat, E., & Shiva, A. (2026). Development and validation of the generative artificial intelligence appropriation (GAIA) Scale: A comprehensive measurement tool for assessing user engagement and utilisation. *Technovation*, *150*, 103379. https://doi.org/10.1016/j.technovation.2025.103379

Lemus-Pool, M. C., Alvarado Pérez, R., y Rodríguez Ríos, R. (2026). Validación de la Escala de Apropiación de Herramientas de Inteligencia Artificial para Estudiantes. *Apertura*, *18*(1), 52-67. https://doi.org/10.32870/Ap.v18n1.2762

Luo, G., Niu, C., Lu, L., Wu, L., & Huang, L. (2025). Empirical study on the double-edged effects of generative artificial intelligence on team creativity among university students. *Education and Information Technologies*, *30*, 18853-18878. https://doi.org/10.1007/s10639-025-13527-3

Luo, T., Muljana, P. S., Ren, X., & Young, D. (2024). Exploring instructional designers' utilization and perspectives on generative AI tools: A mixed methods study. *Educational Technology Research and*

Development, *73*, 741-766. https://doi.org/10.1007/s11423-024-10437-y

Mah, D.-K., y Groß, N. (2024). Artificial intelligence in higher education: Exploring faculty use, self-efficacy, and ethical awareness. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *21*(1), 58. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00458-1

Maldonado-Suárez, N., y Santoyo-Telles, F. (2024). Validez de contenido por juicio de expertos: Integración cuantitativa y cualitativa en la construcción de instrumentos de medición. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, *17*(2), 1-19.

McGrath, C., Farazouli, A., & Cerratto-Pargman, T. (2024). Generative AI chatbots in higher education: A review of an emerging research area. *Higher Education*, *89*, 1533-1549. https://doi.org/10.1007/s10734-024-01288-w

Merino Soto, C., y Livia Segovia, J. L. (2009). Intervalos de confianza asimétricos para la validez de contenido: Un programa Visual Basic para la V de Aiken. *Anales de Psicología*, *25*(1), 169-171. https://revistas.um.es/analesps/article/view/74821

Penfield, R. D., & Giacobbi, P. R. (2004). Applying a score confidence interval to Aiken's item content-relevance index. *Measurement in Physical Education and Exercise Science*, *8*(4), 213-225. https://doi.org/10.1207/s15327841mpee0804_3

Pierrès, O., Darvishy, A., & Christen, M. (2024). Exploring the role of generative AI in higher education: Semi-structured interviews with students with disabilities. *Education and Information Technologies*, *30*, 8923-8952. https://doi.org/10.1007/s10639-024-13134-8

Prasad, K. D. V., & De, T. (2024). Generative AI as a catalyst for HRM practices: Mediating effects of trust. *Humanities and Social Sciences Communications*, *11*(1), 1362. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03842-4

Shahzad, M. F., Xu, S., & Javed, I. (2024). ChatGPT awareness, acceptance, and adoption in higher education: The role of trust as a cornerstone. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *21*(1), 46. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00478-x

Torres-Gastelú, C. A., y 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

Wang, D., Liu, Y., Jing, X., Liu, Q., & Lu, Q. (2024). Catalyst for future education: An empirical study on the impact of artificial intelligence generated content in higher education. *Education and Information Technologies*, *29*(10), 11802-11825. https://doi.org/10.1007/s10639-024-13135-7

Zawacki-Richter, O., Bai, J. Y. H., Lee, K., Slagter Van Tryon, P. J., & Prinsloo, P. (2024). New advances in artificial intelligence applications in higher education? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *21*(1), 32, s41239-024-00464–3. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00464-3

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:

Girarte Guillén, J. L. y Flores Laguna, O. (2026). Validación de contenido de una escala del uso de la inteligencia artificial en el aprendizaje. *Apertura*, *18*(2), 20-39. http://doi.org/10.32870/Ap.v18n2.2800