

Adaptación y validación de un instrumento para medir las actitudes de los universitarios hacia la inteligencia artificial

Adaptation and validation of an instrument to measure university students' attitudes towards artificial intelligence

Gálvez-Marquina, M. C., Pinto-Villar, Y. M., Mendoza-Aranzamendi J. A. y Anyosa-Gutiérrez B. J.



Mario César Gálvez-Marquina. Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann (Perú)

Doctor en Educación, Maestro en Gestión Empresarial, Licenciado en Ciencias de la Comunicación, Abogado. Investigador en la Facultad de Ciencias Jurídicas y Empresariales de la Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann. Líneas de investigación: Ciencias de la Educación, Derecho.
<https://orcid.org/0000-0002-8948-5520>, mariogalvez110@gmail.com



Yenny Marilú Pinto-Villar. Escuela de Posgrado Newman (Perú)

Maestra en Administración de Negocios, Licenciada en Administración de Empresas. Coordinadora de Programa de Maestría en la Unidad de Empresa. Docente en la escuela de Posgrado Newman. Líneas de investigación: Economía y Negocios, Ciencias de la Educación.
<https://orcid.org/0000-0002-9813-1636> . yennymarilu.pinto@epnewman.edu.pe



Jessica Aleida Mendoza-Aranzamendi. Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann (Perú)

Maestra en Administración de Negocios, Licenciada en Administración de Empresas. Docente en la Facultad de Ciencias Jurídicas y Empresariales de la Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann. Líneas de investigación: Economía y Negocios, Ciencias de la Educación.
<https://orcid.org/0000-0001-9780-3683>, jmendozaa@unjbg.edu.pe



Bartolomé Jorge Anyosa-Gutiérrez. Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann (Perú)

Doctor en Administración, MBA en Comercio y Negociaciones Internacionales. Director de la Escuela de Administración y Docente en las asignaturas de Comercio Internacional en la Facultad de Ciencias Jurídicas y Empresariales de la Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann. Líneas de investigación: Economía y comercio internacional.
<https://orcid.org/0000-0001-6658-297X>, banyosag@unjbg.edu.pe

Recibido: 16-02-2024 – Aceptado: 22-07-2024

<https://doi.org/10.26441/RC23.2-2024-3493>

RESUMEN: El artículo tiene como objetivo adaptar y validar un instrumento para medir las actitudes de los estudiantes hacia la inteligencia artificial, desarrollado por Schepman y Rodway (2020). Esto se debe a que, al momento de realizar esta investigación, aún no se contaba con suficientes instrumentos que pudieran recopilar información valiosa para diseñar intervenciones educativas adaptadas a estas actitudes específicas. Se llevó a cabo una investigación cuantitativa y descriptiva con 411 estudiantes de diecisiete universidades en Perú. El instrumento consta de 32 ítems, evaluando actitudes positivas y negativas hacia la IA. La hipótesis que se probó, es que existe alta fiabilidad del instrumento de Schepman y Rodway (2020), luego de adaptarlo y validarlo en el contexto peruano. Tras realizar ajustes, se observaron mejoras en los valores del instrumento. Los resultados indican que, la fiabilidad total del instrumento fue aceptable con valores entre $p=,806$ y $p=,938$, según las dimensiones consideradas.

La correlación ítem-resto y el determinante de la matriz indicaron la posibilidad de agrupar los reactivos en dimensiones. Estos resultados respaldan la estructura interna del instrumento. La diversidad de dimensiones señala la complejidad de las actitudes hacia la IA, destacando la necesidad de investigaciones adicionales. En conclusión, la adaptación y validación del cuestionario mostraron alta fiabilidad, ya sea con dos dimensiones originales y 32 ítems, o con cuatro dimensiones propuestas y 26 ítems. El instrumento puede utilizarse efectivamente para medir las actitudes de los estudiantes peruanos hacia la IA. Se sugiere investigación adicional para comprender mejor las dimensiones identificadas y su impacto en el uso de la IA en la educación.

Palabras claves: validación de instrumento; inteligencia artificial; actitud del estudiante; universitarios.

ABSTRACT: The article aims to adapt and validate an instrument to measure students' attitudes towards artificial intelligence, developed by Schepman and Rodway (2020). This is due to the lack of sufficient instruments at the time of this research that could collect valuable information for designing educational interventions tailored to these specific attitudes. A quantitative and descriptive research was conducted with 411 students from seventeen universities in Peru. The instrument consists of 32 items, evaluating both positive and negative attitudes towards AI. The hypothesis tested was that the Schepman and Rodway (2020) instrument would demonstrate high reliability after being adapted and validated in the Peruvian context. Following adjustments, improvements in the instrument's values were observed. The results indicate that the overall reliability of the instrument was acceptable, with values ranging between 0.806 and 0.938, depending on the dimensions considered. The item-total correlation and the determinant of the matrix suggested the possibility of grouping the items into dimensions. These results support the internal structure of the instrument. The diversity of dimensions highlights the complexity of attitudes towards AI, underscoring the need for further research. In conclusion, the adaptation and validation of the questionnaire showed high reliability, whether with the original two dimensions and 32 items or with the proposed four dimensions and 26 items. The instrument can be effectively used to measure the attitudes of Peruvian students towards AI. Further research is suggested to better understand the identified dimensions and their impact on the use of AI in education

Keywords: instrument validation; artificial intelligence; student attitude; university students.

1. Introducción

El uso de la Inteligencia Artificial (IA) se presenta como uno de los grandes desafíos de la Quinta Revolución Industrial, según señala Cortés (2023). Este fenómeno está intrínsecamente relacionado con la evolución digital y el desarrollo de tecnologías innovadoras, como indican Blumen y Cepellos (2023). El campo de la IA ha captado la atención de investigadores de diversas disciplinas sociales (Burgos et al., 2023; Zsarnoczky-Dulhazi et al., 2024), quienes buscan entender y aprovechar su potencial. Sin embargo, definir la IA de manera precisa sigue siendo un reto, ya que se trata de un término amplio que engloba una tecnología no única, originada en los años 50 con los trabajos pioneros de Alan Turing. A pesar de ello, John McCarthy es reconocido como el padre de la IA, tras su propuesta en 1956 de que el aprendizaje y otros rasgos de inteligencia podrían ser simulados por máquinas (Barragán-Martínez, 2023; Brochado, 2023).

La capacidad de la IA para realizar tareas que requieren habilidades cognitivas humanas es uno de sus aspectos más destacados (Khan et al., 2023; Lopardo, 2023). Estas tareas incluyen la adquisición, el análisis y la percepción de datos multifacéticos, una habilidad que ha sido perfeccionada a lo largo de las décadas (Sun et al., 2024). La diversidad de aplicaciones de la IA refleja su versatilidad y su potencial para transformar múltiples sectores de la sociedad. Desde la educación hasta la investigación científica, la IA ofrece herramientas avanzadas para la recopilación y el análisis de datos, lo que permite obtener nuevas perspectivas y soluciones a problemas complejos (Lopardo, 2023). Esta capacidad de manejar grandes volúmenes de información y de realizar tareas complejas de manera eficiente subraya la importancia de seguir investigando y desarrollando la IA para maximizar sus beneficios.

A pesar de los avances y el entusiasmo en torno a la IA, es importante reconocer los desafíos y limitaciones que aún enfrenta. La falta de una definición precisa y consensuada del término refleja la complejidad y el alcance del campo (Piedra Alegría, 2023). Además, aunque la IA ha avanzado significativamente desde los días de Turing y McCarthy, su capacidad para replicar plenamente las habilidades cognitivas humanas sigue siendo un área de investigación activa (Barragán-Martínez, 2023; Brochado, 2023). La evolución de la IA continúa siendo impulsada por la colaboración interdisciplinaria y el constante desarrollo tecnológico, lo que destaca la necesidad de una comprensión profunda y crítica de sus implicaciones y aplicaciones. Este enfoque integral es esencial para aprovechar al máximo el potencial transformador de la IA en la sociedad moderna.

El objetivo de la investigación es: adaptar y validar un instrumento para medir las actitudes de los estudiantes hacia la inteligencia artificial.

Como hipótesis se plantea: el instrumento adaptado para medir las actitudes de los estudiantes hacia la inteligencia artificial tendrá una estructura factorial válida con una alta fiabilidad.

2. Marco referencial

La IA es desarrollada por empresas privadas que captan y analizan datos mediante algoritmos que simulan la inteligencia humana (Piedra Alegría, 2023). Estos algoritmos utilizan técnicas avanzadas de procesamiento del lenguaje natural para generar respuestas textuales coherentes, lo que ha permitido su aplicación en diversas áreas del conocimiento (Burgos et al., 2023). Una de las aplicaciones más destacadas es el aprendizaje automático, donde los algoritmos pueden realizar predicciones precisas sin la necesidad de instrucciones estáticas, adaptándose a nuevos datos de manera dinámica (Zsarnoczky-Dulhazi et al., 2024). Además, la IA se ha utilizado para abordar y entender problemas sociales complejos, proporcionando nuevas perspectivas y soluciones basadas en datos (Pinto-Villar et al., 2022). Otra área clave es la implementación de sistemas de apoyo a la decisión, que ayudan a elevar la phronesis humana, es decir, la sabiduría práctica aplicada a la toma de decisiones (Espinosa Zárata, 2023).

A pesar del uso de algoritmos avanzados (Iqbal y Sadaf, 2024), la IA actualmente no tiene la capacidad de generar ideas completamente nuevas por sí sola. Sin embargo, su capacidad para organizar y desarrollar datos de manera eficiente permite la redacción de textos académicos sin la intervención directa de humanos (Fernández-Samos Gutiérrez, 2023). La IA se considera un motor de transformación, innovación, crecimiento económico y estabilidad, alterando significativamente la manera en que vivimos, aprendemos, trabajamos y emprendemos (Akour et al., 2024; Barragán-Martínez, 2023; Mendoza et al., 2021). Es vista como una tecnología con un gran potencial para aplicaciones concretas en la sociedad (Ahmad, 2024; Alshahrani, 2024; Piedra Alegría, 2023) y actualmente es utilizada por el 12% de las organizaciones a nivel mundial para impulsar resultados y mejorar la eficiencia (Barragán-Martínez, 2023).

Sin embargo, también existen narrativas críticas que destacan el potencial disruptivo de la IA y los aspectos éticos y legales controvertidos asociados con su uso (Piedra Alegría, 2023). Herramientas como ChatGPT, desarrollada por OpenAI en 2022 (Burgos et al., 2023; Fernández-Samos Gutiérrez, 2023), tienen la capacidad de generar textos en diversos tópicos e idiomas con una calidad casi humana (De Vito, 2023; Segovia-Lohse, 2023), lo que ha generado debates sobre su pertinencia en la investigación científica. Estos debates se centran en la integridad y fiabilidad de los resultados generados por IA, sugiriendo que su uso debe ser cuidadosamente considerado y regulado (Gomes De Vasconcellos, 2023).

En el ámbito educativo, si bien, la tecnología siempre ha sido importante en el proceso de aprendizaje (Gálvez-Marquina et al., 2023; Labrador-Fernández, 2023), la IA está proporcionando oportunidades y recursos sin precedentes, mejorando las experiencias de

enseñanza y aprendizaje (Barragán-Martínez, 2023) orientados al logro del desarrollo sostenible de una educación equitativa, inclusiva y de calidad (Labrador-Fernández, 2023). Herramientas como Chatpdf.com y Humata.ia están siendo utilizadas en la investigación para seleccionar líneas de estudio y analizar datos de manera eficiente pues, sus nuevos algoritmos han permitido a la educación adelantarse a la época (Pegoraro y Curzel, 2023), lo que sugiere un crecimiento en su uso a nivel universitario (Roco-Videla et al., 2023). Los estudiantes universitarios emplean la IA para diversas tareas académicas como el *brainstorming*, la búsqueda bibliográfica, la redacción, la traducción y el análisis de datos (Burgos et al., 2023), pues sus decisiones algorítmicas de aprendizaje se utilizan para el desarrollo de tareas académicas (Almache Barreiro et al., 2023; Barrios, 2023), destacando la versatilidad y utilidad de estas tecnologías en el entorno educativo.

La IA se está convirtiendo en un recurso educativo esencial, especialmente en las universidades, donde los estudiantes la utilizan para sintetizar información bajo la guía de sus docentes (Lucana Wehr y Roldan Baluis, 2023). El impacto de la IA en la educación ha sido extensamente analizado, como en el Consenso de Beijing, que evaluó su gestión y apoyo en el ámbito educativo (Unesco, 2023). En China, por ejemplo, se han introducido nuevas carreras universitarias específicamente relacionadas con la IA, reflejando su creciente importancia (Avaro, 2023).

En ese sentido, el vínculo estudiante-IA se viene fortaleciendo, pero ello debe considerar las reacciones complejas del estudiante como organismo que relaciona sus necesidades, metas, valores y bienestar al interactuar con las IA (Leon et al., 2023) y sobre todo la actitud que el estudiante sienta por la IA, es decir, si está de acuerdo a o no con la IA y si su uso está justificado (Algarni et al., 2024; Amare et al., 2024), además, la actitud abarca las creencias de las personas sobre algo que incluye su interés, la confianza y el valor que le da (Simmons et al., 2024) por lo que es importante saber cómo piensan los estudiantes universitarios, para detectar actitudes negativas que puedan tener y cambiar efectivamente el comportamiento y actitud (Borg et al., 2024) a partir de la mejora de la confianza como elemento importante para la colaboración exitosa en el proceso de aprendizaje (Roesler et al., 2024), es así que se busca que las actitudes de los estudiantes se relacionen positivamente con su comportamiento (Miguel et al., 2024) al usar la IA y que pueden estar influenciada por la cultura y la comunidad universitaria (Khalid et al., 2023).

Uno de los instrumentos que mide la actitud hacia la IA es el desarrollado por Schepman y Rodway (2020), que consta de 32 ítems agrupados en actitudes positivas y actitudes negativas hacia la IA. La presente investigación tiene como objetivo la validación de este instrumento aplicado a universitarios peruanos, para determinar métricamente si puede ser utilizado en investigaciones que busquen analizar la actitud que tienen los estudiantes hacia la IA.

El estudio se llevó a cabo para desarrollar y validar una herramienta de medición de las actitudes de los estudiantes universitarios hacia la inteligencia artificial (IA). La metodología del estudio incluyó varias etapas clave. Primero, se obtuvo la aprobación ética del Comité de Ética de la Escuela de Psicología de la institución de los autores. Esta aprobación garantizó que el estudio se realizaría siguiendo los estándares éticos necesarios para la investigación con humanos.

Para la recolección de datos, se utilizó Prolific, una base de datos en línea de participantes en el Reino Unido, durante mayo de 2019. Los participantes, quienes recibieron una compensación económica por su participación, representaban una variedad de niveles educativos y experiencia en informática, lo que fue documentado en tablas que muestran la distribución de estos aspectos. Este enfoque permitió una representación diversificada y equitativa de la población objetivo, asegurando la relevancia y aplicabilidad de los resultados.

En cuanto a los instrumentos de medición, se diseñaron tres nuevas medidas específicas para el estudio, además de utilizar una medida validada existente, el Índice de Preparación Tecnológica

(Technology Readiness Index). Las nuevas medidas capturaron las actitudes generales hacia la IA, aplicaciones específicas de la IA y la preparación tecnológica de los participantes.

Las actitudes generales se evaluaron a través de ítems positivos y negativos basados en temas identificados en la literatura previa, mientras que las aplicaciones específicas se seleccionaron de noticias recientes sobre desarrollos en IA, proporcionando una perspectiva actual y relevante.

El procedimiento involucró a los participantes completando cuestionarios en línea que evaluaban sus actitudes generales hacia la IA, su comodidad y percepción de capacidad en aplicaciones específicas de IA, y su preparación tecnológica general. Se implementaron verificaciones de atención para asegurar la calidad de los datos recolectados. El proceso completo, que incluía el consentimiento informado y la *debriefing*, tomó en promedio 19 minutos por participante, garantizando una experiencia de participación eficiente y rigurosa.

La preparación y tratamiento de datos incluyeron la gestión de casos de datos cuantitativos faltantes para asegurar la integridad del conjunto de datos. Este paso fue importante para mantener la precisión y validez de los análisis posteriores.

En cuanto a las actitudes generales hacia la IA, los resultados mostraron una mezcla de apoyo y preocupaciones. Un porcentaje significativo de participantes expresó cautela, especialmente en áreas donde la IA podría tener implicaciones éticas o de desplazamiento laboral. La escala desarrollada mostró buena validez convergente y discriminante en comparación con el Índice de Preparación Tecnológica, confirmando su utilidad como herramienta de medición.

Los participantes también evaluaron su comodidad y la capacidad percibida de la IA en una variedad de tareas específicas. Los resultados indicaron que los participantes estaban más cómodos con aplicaciones de IA en áreas menos intrusivas y expresaron más reservas en contextos sensibles, como decisiones judiciales o el uso de información médica personal. Este hallazgo destaca la importancia de considerar el contexto y la naturaleza de las aplicaciones de IA al evaluar las actitudes hacia esta tecnología.

La evaluación de la preparación tecnológica mostró una distribución de niveles de experiencia y comodidad con la tecnología, reflejando una amplia gama de experiencias entre los participantes. La correlación con las actitudes hacia la IA indicó que la familiaridad y la comodidad con la tecnología en general influían en las percepciones de la IA. Este resultado sugiere que aumentar la exposición y la educación sobre la IA podría mejorar las actitudes hacia su uso.

Finalmente, el estudio proporcionó una herramienta valiosa para medir las actitudes hacia la IA entre los estudiantes universitarios, destacando la importancia de considerar tanto los aspectos positivos como los negativos de la IA en la sociedad actual. Esta herramienta puede ser utilizada en investigaciones futuras para explorar más a fondo las percepciones y preocupaciones sobre la IA, contribuyendo al desarrollo de políticas y prácticas que fomenten una adopción responsable y beneficiosa de la inteligencia artificial.

La validación inicial de Schepman y Rodway (2020) se inició con la traducción y adaptación de sus ítems positivos y negativos (Tabla 1).

Tabla 1. Traducción y adaptación de los reactivos del instrumento sobre la actitud hacia la IA

Ítem	Traducción	Varianza	Correlación ítem-resto	Media	SD
1	Cuando pienso en el uso futuro de la Inteligencia Artificial, me da escalofríos y me siento incomodo.	,844	,419	3,37	,919
2	El uso de la Inteligencia Artificial pondrá en peligro a nuestra sociedad.	,679	,298	4,22	,824
3	Estoy impresionado con lo que puede hacer con la Inteligencia Artificial	,918	,350	3,31	,958
4	La Inteligencia Artificial me parece siniestra.	,675	,398	3,75	,821
5	La creación de la Inteligencia Artificial me hace admirar el ingenio humano.	,980	,347	3,66	,990
6	Confiaría los ahorros de mi vida a un sistema de inversiones con Inteligencia Artificial.	,938	,427	2,86	,968
7	El desarrollo de la Inteligencia Artificial representa una amenaza a la estabilidad laboral de las personas.	,736	,315	3,80	,858
8	Tengo un rechazo espontáneo por la Inteligencia Artificial.	1,084	,404	2,96	1,041
9	Quisiera usar sistemas de Inteligencia Artificial en todas las actividades mi vida cotidiana.	,928	,311	2,88	,963
10	Los sistemas de Inteligencia Artificial funcionan mejor que los del ser humano.	,862	,288	3,94	,929
11	La gente como yo será reemplazada si la Inteligencia Artificial se usa cada vez más.	,957	,440	3,04	,978
12	La Inteligencia Artificial proporciona nuevas oportunidades para este país.	,998	,449	3,00	,999
13	Es mejor dejar algunas decisiones complejas a sistemas de Inteligencia Artificial.	,818	,419	3,13	,904
14	La sociedad simplemente dejará que la Inteligencia Artificial se encargue de todo.	1,037	,379	2,93	1,018
15	Los sistemas de Inteligencia Artificial cometen errores de información.	,875	,421	3,49	,935
16	La Inteligencia Artificial ayuda al desarrollo de las personas.	,966	,408	2,75	,983
17	Se debe prohibir que los sistemas de Inteligencia Artificial tomen decisiones de vida o muerte.	1,005	,409	2,77	1,002
18	Los sistemas artificialmente inteligentes solo deberían ser utilizado para asuntos de poca importancia.	,898	,230	3,73	,948
19	Me fascina absolutamente todo sobre la Inteligencia Artificial.	1,151	,171	3,76	1,073
20	Me emociona lo que se ha logrado con la Inteligencia Artificial.	,928	,204	2,96	,963
21	Un agente artificialmente inteligente haría mejor los trabajos de rutina que los empleados	,785	,142	3,82	,886
22	Las empresas solo usan Inteligencia Artificial para aumentar sus ganancias sin beneficiar a la gente común.	1,161	,252	3,13	1,078
23	La Inteligencia Artificial tiene limitaciones.	1,122	,452	3,10	1,059
24	Me preocupa que las aplicaciones de Inteligencia Artificial se apropien de mis datos personales	1,274	,082	2,53	1,129
25	Me gustaría usar la Inteligencia Artificial en todas las actividades de mi trabajo.	1,166	,133	2,89	1,080
26	Las organizaciones utilizan la Inteligencia Artificial en contra de las buenas costumbres de las personas.	,769	,354	3,09	,877
27	Los sistemas de Inteligencia Artificial están ayudando a las personas a ser más felices.	,760	,182	3,61	,872
28	Para las transacciones rutinarias, prefiero interactuar con un sistema de Inteligencia Artificial que con uno que no lo es.	,918	,321	3,40	,958
29	La Inteligencia Artificial se utiliza para saber ilegalmente los datos de las personas.	1,317	,314	3,05	1,148
30	La Inteligencia Artificial podría tomar el control de la gente.	,923	,141	3,09	,961
31	Todas las aplicaciones de Inteligencia Artificial son muy útiles para mí.	1,081	,217	2,56	1,040
32	En el futuro, la sociedad se beneficiará de la Inteligencia Artificial.	,826	,134	2,36	,909

Fuente: Traducido de Schepman y Rodway (2020).
Traducido por: Ethel Lazarte Gonzales, agradecimiento por su colaboración.

3. Metodología

La investigación es cuantitativa, de alcance descriptivo, no experimental de diseño transversal que permite adaptar y validar las propiedades psicométricas de la escala de actitudes hacia la Inteligencia Artificial de Schepman y Rodway (2020).

El tamaño muestral recomendado es de mínimo 300 individuos. Según Roco Videla et al. (2021) una muestra superior a 300 observaciones en este tipo de investigaciones permite tener mayores garantías respecto a la validez del instrumento. Este criterio ha sido utilizado en diversas investigaciones como en el estudio de Validación de la Escala de Actitudes hacia la Investigación de Quezada-Berumen et al. (2019) en el que se aplicó una muestra de 392 estudiantes y Jiménez-Alé et ál. (2023) que aplicó una muestra de 407 personas. A pesar de este sustento teórico y para asegurar que el tamaño de la muestra es el óptimo, se tiene que en el año 2022 el número de estudiantes universitarios fue de 1'256,017 estudiantes según Diario Gestión (2023) y aplicando la fórmula para población finita, se tiene que la muestra debe ser un mínimo de 385 estudiantes, en tal sentido, en la presente investigación se tiene una muestra representativa ya que participaron 411 estudiantes de diecisiete universidades de Perú, de los cuales el 57,66 % pertenecía a universidades públicas y el 40,88 % de estudiantes a universidades privadas, ubicadas en los departamentos de Arequipa (6,33 %), Cajamarca (8,03 %), Huánuco (2,92 %), La libertad (3,89 %), Lambayeque (3,89 %), Lima (6,81 %), Moquegua (3,41 %), Puno (5,11 %), San Martín (4,87 %), Tacna (40,88 %), Tumbes (9 %) y Ucayali (4,87 %). El 48,42 % de encuestados fue hombre y el 51,58 % fue mujer.

Para levantar información se utilizó el instrumento desarrollado por Schepman y Rodway (2020), de 32 ítems, que evalúa la actitud hacia la IA a partir de dos dimensiones, una sobre actitud favorable y la otra sobre actitud desfavorable hacia la IA.

Para el levantamiento de datos se contactó con docentes universitarios de las universidades de la Pontificia Universidad Católica del Perú, la Escuela de Administración de Negocios para Graduados, Universidad Católica Santa María, Universidad Privada Santo Toribio de Mogrovejo, Universidad César Vallejo, Universidad de Huánuco, Universidad Los Ángeles de Chimbote, Universidad Nacional del Altiplano, Universidad Nacional de Moquegua, Universidad Nacional de Cajamarca, Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann, , Universidad Nacional de Tumbes, Universidad Nacional de Trujillo, Universidad Nacional de Ucayali, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Universidad Privada del Norte y Universidad Privada de Tacna, quienes aplicaron el instrumento en su institución de educación superior desde el 23 de noviembre al 13 de diciembre del año 2023 mediante el Google Form, posteriormente los datos fueron tabulados para su análisis.

4. Resultados

Se halló una varianza aceptable que permite establecer que los reactivos pueden discriminar la percepción de los encuestados (Tabla 2).

La Matriz de la correlación de Pearson entre ítems arrojó un Determinante = $5,655E-6$; que indica que sí es posible agrupar los reactivos en dimensiones. Previamente, para poder establecer la posibilidad de aplicar un análisis factorial confirmatorio se aplicó la prueba de Kaiser-Meyer Olkin y la prueba de esfericidad de Bartlett (Tabla 3).

La prueba KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) arrojó un valor de $p=,863$, que es mayor que $,05$. Este resultado indica que los datos son adecuados para realizar un análisis factorial, ya que un valor de KMO superior a $,50$ sugiere que las correlaciones parciales entre las variables son relativamente pequeñas. Esto implica que las variables tienen suficientes correlaciones comunes y, por lo tanto, es apropiado proceder con el análisis factorial.

Tabla 2. Varianza de los reactivos del instrumento sobre la actitud hacia la IA

Reactivo	Media	Varianza	Reactivo	Media	Varianza
P1	3,37	,844	P17	2,77	1,005
P2	4,22	,679	P18	3,73	,898
P3	3,31	,918	P19	3,76	1,151
P4	3,75	,675	P20	2,96	,928
P5	3,66	,980	P21	3,82	,785
P6	2,86	,938	P22	3,13	1,161
P7	3,80	,736	P23	3,10	1,122
P8	2,96	1,084	P24	2,53	1,274
P9	2,88	,928	P25	2,89	1,166
P10	3,94	,862	P26	3,09	,769
P11	3,04	,957	P27	3,61	,760
P12	3,00	,998	P28	3,40	,918
P13	3,13	,818	P29	3,05	1,317
P14	2,93	1,037	P30	3,09	,923
P15	3,49	,875	P31	2,56	1,081
P16	2,75	,966	P32	2,36	,826

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. KMO y Bartlett del instrumento sobre la actitud hacia la IA

Pruebas de KMO y Bartlett		Resultado
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,863
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	4815,058
	gl	496
	Sig.	,000

Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, la prueba de esfericidad de Bartlett mostró un valor de $p=,00$, que es menor que $,05$. Esto significa que las varianzas son significativamente diferentes en la población y no son iguales, lo que respalda la presencia de correlaciones suficientes entre las variables para justificar un análisis factorial. Esta prueba confirma que existe una estructura subyacente que puede ser identificada mediante el análisis factorial.

Considerando que teóricamente el instrumento mide dos dimensiones (actitudes positivas y actitudes negativas), se realizó un análisis factorial exigiendo la extracción de estos dos factores. Para ello, se utilizó el método de análisis de componentes principales, fijando la extracción en dos factores. Como método de rotación se aplicó Varimax, que facilita la interpretación de los factores al maximizar la varianza de los coeficientes de carga. El análisis factorial reveló la varianza total explicada por estos dos factores (Tabla 4), lo cual proporciona una visión clara de cómo las variables originales se agrupan en torno a estas dos dimensiones teóricas y fueron.

Tabla 4. Varianza total explicada con dos dimensiones fijas

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	6,704	20,95	20,951	6,704	20,951	20,951	6,458	20,182	20,182
2	4,231	13,22	34,174	4,231	13,223	34,174	4,478	13,992	34,174
3	2,274	7,11	41,282						
4	1,486	4,64	45,926						
5	1,286	4,02	49,944						
...									
32	,104	,33	100,000						

Fuente: Elaboración propia.

La matriz de componentes rotada (Tabla 5) permitió establecer que las dimensiones deben estar compuestas por los siguientes ítems:

Tabla 5. Matriz de componente rotado para dos dimensiones

Reactivos	Componente		Reactivos	Componente	
	1	2		1	2
P15	,697		P2	,296	
P4	,694		P21	,176	
P8	,689		P27	,143	
P12	,667		P31		,722
P3	,650		P25		,704
P13	,643		P29		,670
P1	,634		P22		,641
P5	,630		P24		,632
P7	,612		P32		,590
P16	,597		P26		,564
P17	,588		P23		,517
P11	,581		P28		,514
P6	,533		P20		,508
P14	,516		P30		,457
P9	,498		P18		,421
P10	,454		P19		,222

Fuente: Elaboración propia.

La prueba de componentes rotados encontró que el primer factor debe tener 19 reactivos y el segundo factor 13 reactivos. El modelo inicial y el modificado (Tabla 6) arrojaron los siguientes valores:

Tabla 6. Comparación de modelos con dos factores inicial-modificado

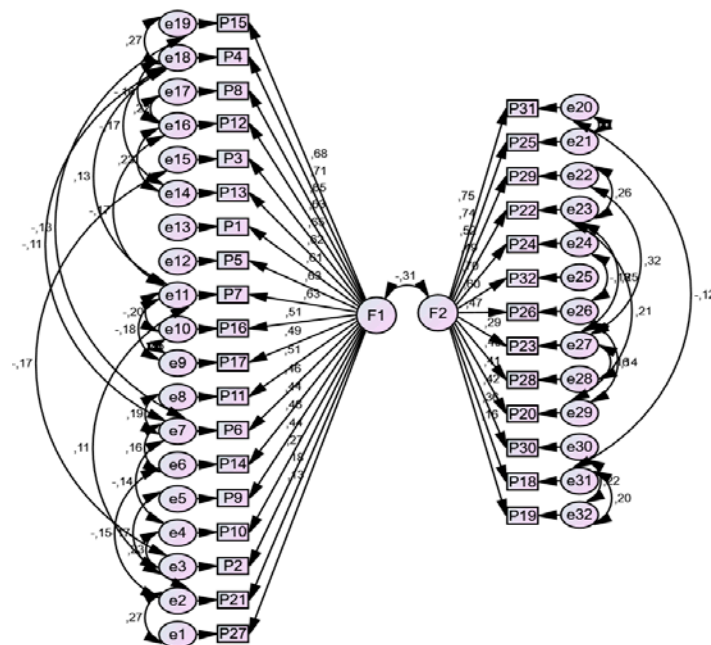
Modelos	Medidas de ajuste absoluto		Medidas de ajuste incremental			Medidas de ajuste de la Parsimonia			
	Chi-cuadrado	RMSEA	CFI	TLI	NFI	PCFI	PNFI	AIC	Chi-cuadrado normado
Modelo 2 factores	,000	,09	,66	,63	,60	,61	,56	2186,86	4,30
Modelo 2 factores modificado	,000	,06	,87	,85	,80	,76	,69	1254,01	2,31

Fuente: Elaboración propia.

Luego de mejorar las medidas de calidad de ajuste mediante la modificación de los índices, se observó una mejora significativa en los valores obtenidos. Esto indica que los cambios realizados en el modelo han resultado en un ajuste más preciso y adecuado a los datos, reflejando una mejor representación de las relaciones subyacentes entre las variables (Figura 1).

Además, la estadística de fiabilidad del instrumento fue evaluada utilizando la prueba de Alfa de Cronbach. En general, el instrumento completo mostró una alta confiabilidad con un valor de $p=,806$, lo cual es considerado como un buen nivel de consistencia interna. En términos más específicos, la Dimensión 1 del instrumento obtuvo una confiabilidad aún mayor con un valor de $p=,873$, indicando una excelente consistencia interna para este conjunto de ítems. La Dimensión 2 también mostró una alta fiabilidad con un valor de $p=,819$. Estos resultados sugieren que tanto el instrumento en su totalidad como sus dimensiones individuales son altamente fiables y adecuados para la medición de las actitudes positivas y negativas que pretende evaluar.

Figura 1. Modelo con dos factores



Fuente: Elaboración propia.

Considerando las cuatro dimensiones que también propone Schepman y Rodway (2020), se analizó exigiendo las cuatro dimensiones teóricas fijas. El análisis factorial, consideró el método de extracción del análisis de componentes principales con dos factores fijos a extraer, con método de rotación Varimax. En la Tabla 7 se tiene que la varianza total explicada fue:

Tabla 7. Varianza total explicada con cuatro dimensiones fijas

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	6,704	20,951	20,951	6,704	20,951	20,951	5,856	18,299	18,299
2	4,231	13,223	34,174	4,231	13,223	34,174	4,451	13,908	32,207
3	2,274	7,108	41,282	2,274	7,108	41,282	2,469	7,715	39,922
4	1,486	4,644	45,926	1,486	4,644	45,926	1,921	6,004	45,926
5	1,286	4,019	49,944						
6	1,082	3,380	53,324						
...									
32	,104	,325	100,000						

Fuente: Elaboración propia.

La matriz de componentes rotada (Tabla 8) determinó que los factores deben estar compuestas por los siguientes ítems:

Tabla 8. Matriz de componente rotado para dos dimensiones

	Componente					Componente					Componente			
	1	2	3	4		1	2	3	4		1	2	3	4
P12	,676				P6	,571				P28	,498			
P3	,671				P9	,495				P30	,399			
P8	,640				P31		,700			P21		,590		
P11	,618				P29		,696			P19		,587		
P1	,618				P25		,685			P27		,525		
P5	,611				P22		,671			P10		,489		
P14	,606				P24		,609			P2		,476		
P4	,605				P32		,589			P18		,418		
P15	,602				P26		,562			P16			,796	
P7	,600				P23		,541			P17			,763	
P13	,592				P20		,532							

Fuente: Elaboración propia.

La prueba de componentes rotados encontró que el primer factor debe tener 13 reactivos, el segundo factor 11 reactivos, el tercer factor 6 reactivos y el cuarto factor 2 reactivos. El modelo inicial y el modificado (Tabla 9) arrojaron los siguientes valores:

Tabla 9. Comparación de modelos con cuatro factores inicial-modificado

Modelos	Medidas de ajuste absoluto		Medidas de ajuste incremental			Medidas de ajuste de la Parsimonia			
	Chi-cuadrado	RMSEA	CFI	TLI	NFI	PCFI	PNFI	AIC	Chi-cuadrado normado
Modelo 2 factores	,000	,073	,776	,757	,706	,716	,652	1660,9196	3,181
Modelo 2 factores modificado	,000	,060	,854	,834	,780	,752	,687	1334,487	2,491

Fuente: Elaboración propia.

Al ajustar las medidas de calidad mediante la modificación de los índices, se lograron valores más altos. Esto demuestra que los cambios implementados en el modelo han permitido un ajuste más preciso y adecuado a los datos. Una mejor calidad de ajuste sugiere que el modelo modificado refleja de manera más precisa las relaciones subyacentes entre las variables, mejorando así la validez y confiabilidad del análisis (Figura 2).

La prueba de Alfa de Cronbach se utilizó para medir la confiabilidad del instrumento, o sea, su consistencia interna. Los resultados mostraron diferentes niveles de confiabilidad para cada dimensión del instrumento. La Dimensión 1 obtuvo una confiabilidad de $\alpha = ,876$, lo que indica un nivel excelente de consistencia interna. Esto significa que los ítems dentro de esta dimensión son muy coherentes y miden consistentemente el mismo constructo.

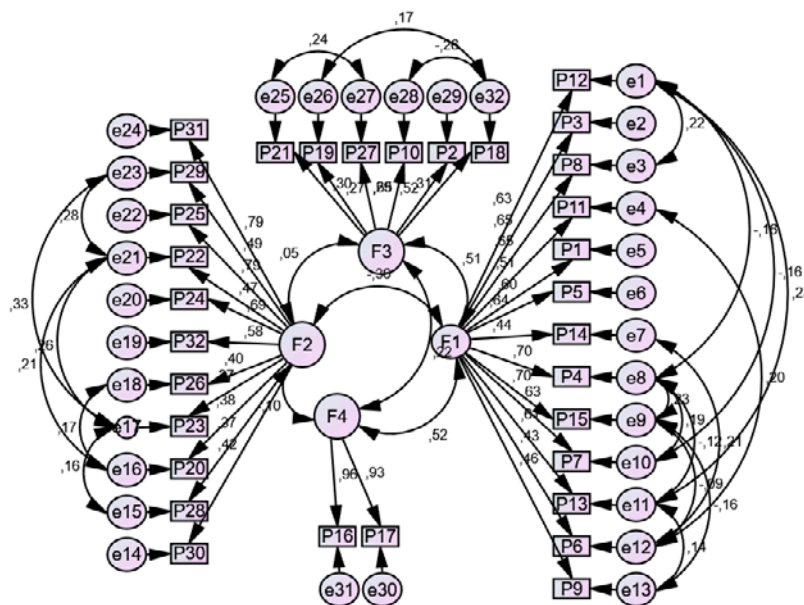
Para la Dimensión 2, la prueba de Alfa de Cronbach reveló una confiabilidad de $\alpha = ,825$. Este valor también indica un buen nivel de consistencia interna, sugiriendo que los ítems de esta dimensión están bien alineados y son fiables para medir el constructo correspondiente.

No obstante, la Dimensión 3 mostró una confiabilidad de $\alpha = ,559$, indicando una consistencia interna baja. Este resultado sugiere que los ítems de esta dimensión no están tan bien alineados y pueden no estar midiendo el mismo constructo de manera consistente. Esta área podría necesitar una revisión y posible ajuste de los ítems para mejorar la confiabilidad.

Por último, la Dimensión 4 presentó una confiabilidad de $\alpha = ,938$, un valor extremadamente alto. Esto indica una excelente consistencia interna, sugiriendo que los ítems de esta dimensión son muy coherentes y fiables para medir el constructo correspondiente. En conjunto, estos resultados proporcionan una visión clara de la confiabilidad de cada dimensión del instrumento, destacando áreas de fortaleza y otras que pueden necesitar ajustes adicionales.

Considerando 26 ítems en cuatro dimensiones teóricas luego de extraer los ítems 21, 24, 25, 27, 30 y 32 por presentar muy baja correlación ítem-resto se realizó el análisis factorial, que también utilizó el método de extracción a través de análisis de componentes principales. También se usó como método de rotación Varimax. En la Tabla 10 se presenta la varianza total explicada.

Figura 2. Modelo con cuatro factores



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 10. Varianza total explicada con cuatro dimensiones fijas

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	6,247	24,027	24,027	6,247	24,027	24,027	5,403	20,782	20,782
2	3,241	12,464	36,490	3,241	12,464	36,490	3,224	12,402	33,184
3	1,853	7,127	43,617	1,853	7,127	43,617	2,102	8,083	41,267
4	1,382	5,314	48,931	1,382	5,314	48,931	1,993	7,664	48,931
5	1,074	4,129	53,060						
6	,999	3,844	56,904						
7	,919	3,282	58,329						
...									
26	,105	,404	100,000						

Fuente: Elaboración propia.

Mientras que la matriz de componente rotado (Tabla 11) permitió establecer los ítems de las cuatro dimensiones de la siguiente manera:

Tabla 11. Matriz de componente rotado para cuatro dimensiones

	Componente					Componente					Componente			
	1	2	3	4		1	2	3	4		1	2	3	4
P12	,695				P15	,610				P20		,554		
P3	,682				P14	,564				P28		,538		
P7	,643				P9	,523				P16			,900	
P13	,638				P6	,501				P17			,893	
P5	,634				P29		,729			P2				,604
P1	,631				P22		,717			P19				,548
P8	,622				P31		,617			P10				,517
P4	,621				P23		,605			P18				,477
P11	,618				P26		,576							

Fuente: Elaboración propia.

Con 26 ítems y cuatro dimensiones, la prueba de componentes rotados encontró que el primer factor debe tener 13 reactivos, el segundo factor 7 reactivos, el tercer factor 2 reactivos y el cuarto factor 4 reactivos. El modelo inicial y el modificado (Tabla 12) obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 12. Comparación de modelos con dos factores inicial-modificado

Modelos	Medidas de ajuste absoluto		Medidas de ajuste incremental			Medidas de ajuste de la Parsimonia			
	Chi-cuadrado	RMSEA	CFI	TLI	NFI	PCFI	PNFI	AIC	Chi-cuadrado normado
Modelo 2 factores	,000	,075	,81	,786	,75	,73	,67	1142,92	3,33
Modelo 2 factores modificado	,000	,068	,85	,83	,79	,74	,69	1003,86	2,88

Fuente: Elaboración propia.

Después de mejorar las medidas de calidad de ajuste mediante la modificación de los índices, se obtuvieron valores significativamente mejores. Estos ajustes permitieron que el modelo se adaptara de manera más precisa a los datos disponibles, reflejando de forma más fiel las relaciones subyacentes entre las variables analizadas. Este proceso de refinamiento del modelo es importante para asegurar que las conclusiones derivadas del análisis sean válidas y confiables (Figura 3).

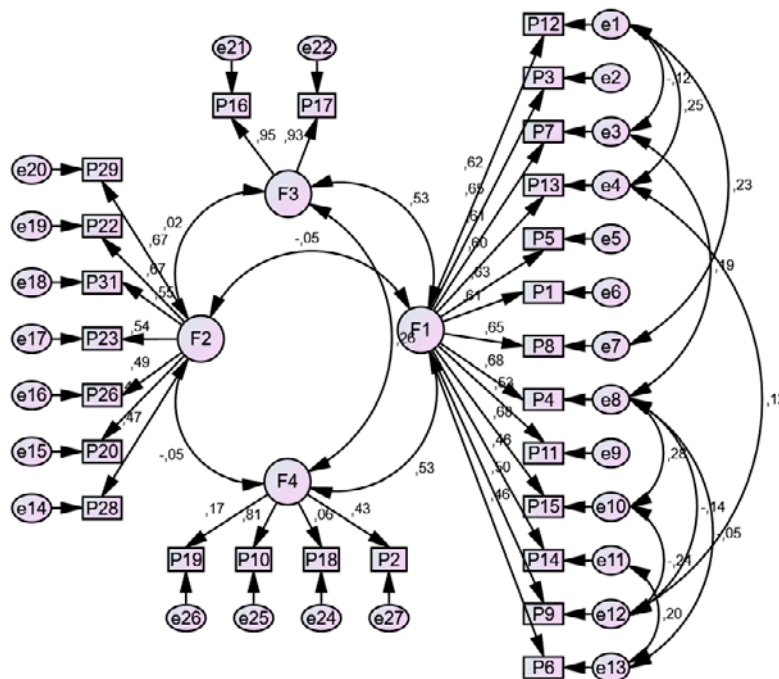
En cuanto a la fiabilidad del instrumento, evaluada mediante la prueba de Alfa de Cronbach, se obtuvo un valor total de $p=,826$. Este resultado indica un alto nivel de consistencia interna en el conjunto de ítems del instrumento, sugiriendo que las preguntas están bien alineadas y miden de manera coherente los constructos teóricos propuestos.

Desglosando por dimensiones, la Dimensión 1 mostró una excelente fiabilidad con un valor de $p=,876$. Esto significa que los ítems en esta dimensión son altamente consistentes entre sí, proporcionando una medida fiable del constructo correspondiente. La Dimensión 2 también presentó una buena fiabilidad, con un valor de $p=,754$, lo que indica una adecuada consistencia interna, aunque con un margen de mejora.

La Dimensión 3 destacó con una fiabilidad extremadamente alta de $p=,938$, lo que sugiere una coherencia excepcional entre los ítems de esta dimensión. Esto refuerza la confianza en las medidas obtenidas para este constructo específico. Sin embargo, la Dimensión 4 presentó una fiabilidad baja de $p=,452$, señalando una inconsistencia considerable entre los ítems. Este resultado indica la necesidad de revisar y posiblemente modificar los ítems de esta dimensión para mejorar su fiabilidad y asegurar que midan de manera adecuada el constructo teórico.

Aunque la mayoría de las dimensiones del instrumento muestran buenos niveles de fiabilidad, hay áreas específicas, como la Dimensión 4, que requieren atención adicional para mejorar la consistencia interna. Estos hallazgos son fundamentales para fortalecer la validez del instrumento y garantizar que las mediciones sean precisas y útiles para futuros análisis.

Figura 3. Modelo con cuatro factores y 26 ítems



Fuente: Elaboración propia.

5. Discusión y conclusiones

La discusión de los resultados obtenidos en la validación del instrumento de medición de actitudes hacia la Inteligencia Artificial (IA) revela varias dimensiones fundamentales para comprender la percepción de los estudiantes universitarios respecto a esta tecnología emergente. Según la estructura del instrumento propuesto por Schepman y Rodway (2020), los resultados indican que las actitudes hacia la IA pueden agruparse en diferentes dimensiones. Inicialmente, se plantearon dos dimensiones (actitudes positivas y negativas), pero el análisis sugiere la posibilidad de considerar hasta cuatro dimensiones distintas.

Cuando se analizan solo dos factores en 32 ítems, se observa que el primer factor agrupa 19 ítems y el segundo factor agrupa 13 ítems. Estos resultados sugieren una diversidad de actitudes hacia la IA. Tras realizar ajustes, se observaron mejoras en los valores del instrumento de medición. La prueba de confiabilidad mediante el coeficiente Alfa de Cronbach indicó una confiabilidad total de $p=,806$. Además, las dimensiones específicas mostraron alta confiabilidad, con la Dimensión 1 obteniendo $p=,873$ y la Dimensión 2 alcanzando $p=,819$. Estos resultados sugieren una sólida consistencia interna tanto del instrumento en su conjunto como de las dimensiones individuales, reforzando su validez y fiabilidad en la medición de actitudes hacia la IA.

Al considerar cuatro dimensiones teóricas propuestas en 32 ítems, se identifican diferentes patrones de agrupación de ítems, lo que podría indicar que las actitudes hacia la IA son más complejas y multifacéticas de lo inicialmente asumido. Tras un análisis de componentes rotados, se identificaron cuatro factores: el primero con 13 ítems, el segundo con 11, el tercero con 6 y el cuarto con 2. Mediante modificaciones en las medidas de calidad de ajuste, se lograron valores mejorados. La prueba de confiabilidad (Alfa de Cronbach) reveló niveles de fiabilidad variados: Dimensión 1 $p=,876$, Dimensión 2 $p=,825$, Dimensión 3 $p=,559$ y Dimensión 4 $p=,938$. Estos resultados indican una estructura interna compleja, pero con niveles aceptables de consistencia en las distintas dimensiones del instrumento.

Con cuatro dimensiones teóricas propuestas en 26 ítems, tras excluir cuatro ítems debido a su baja correlación ítem-resto, se realizó un análisis factorial utilizando el método de extracción de componentes principales y rotación Varimax. Este análisis identificó que el primer factor debía tener 13 ítems, el segundo 7, el tercero 2 y el cuarto 4. Después de los ajustes para mejorar las medidas de calidad de ajuste, se lograron valores mejorados. La fiabilidad total del instrumento, evaluada con el Alfa de Cronbach, fue de $p=,826$, y las dimensiones específicas mostraron diferentes niveles de fiabilidad: Dimensión 1 $p=,876$, Dimensión 2 $p=,754$, Dimensión 3 $p=,938$ y Dimensión 4 $p=,452$. Estos resultados sugieren una estructura interna compleja, con una fiabilidad general aceptable y variaciones en la consistencia interna en las distintas dimensiones del instrumento.

Los resultados muestran que la fiabilidad del instrumento en general es aceptable, con valores que oscilan entre $p=,806$ y $p=,938$ según la cantidad de dimensiones consideradas. Esto sugiere que el instrumento tiene una consistencia interna razonable, especialmente cuando se consideran dos o cuatro dimensiones. La matriz de correlación de Pearson entre ítems proporciona información sobre la relación entre las diferentes preguntas del instrumento. El determinante de la matriz es extremadamente bajo ($5,655E-6$), lo que indica que es posible agrupar los ítems en dimensiones, respaldando la estructura interna del instrumento.

La diversidad de dimensiones identificadas en las actitudes hacia la IA señala la necesidad de investigaciones adicionales que exploren a fondo estos aspectos. Futuros estudios podrían centrarse en comprender las razones detrás de estas dimensiones y cómo influyen en el comportamiento de los estudiantes frente a la IA. Los resultados obtenidos en la validación del instrumento proporcionan información valiosa sobre la complejidad de las actitudes de los estudiantes universitarios hacia la IA. Este conocimiento puede ser importante para diseñar

intervenciones educativas efectivas y adaptadas a las actitudes específicas de los estudiantes hacia esta tecnología. Sin embargo, se sugiere la necesidad de investigaciones adicionales para profundizar en la comprensión de las dimensiones identificadas y su impacto en el uso de la IA en el ámbito educativo.

En la investigación se concluyó que, el instrumento adaptado para medir las actitudes de los estudiantes hacia la inteligencia artificial desarrollado por Schepman y Rodway (2020) mostró una estructura factorial válida con una alta fiabilidad, ya sea en sus dos dimensiones originales y 32 ítems ($p=,806$) o en las cuatro dimensiones propuestas en este estudio con 26 ítems ($p=,826$), por lo que puede ser utilizada en futuras investigaciones con población de similares características.

Bibliografía

- Ahmad, A. Y. A. B. (2024). Ethical implications of artificial intelligence in accounting: A framework for responsible ai adoption in multinational corporations in Jordan. *International Journal of Data and Network Science*, 8(1), 401–414. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2023.9.014>
- Akour, I., Alzyoud, M., Alquqa, E. K., Tariq, E., Alzboun, N., Al-Hawary, S. I. S., & Alshurideh, M. T. (2024). Artificial intelligence and financial decisions: Empirical evidence from developing economies. *International Journal of Data and Network Science*, 8(1), 101–108. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2023.10.013>
- Algarni, A. A., Alwusaydi, R. M., Alenezi, R. S., Alharbi, N. A., & Alqadi, S. F. (2024). Knowledge and attitude of dentists toward minimally invasive caries management in Almadinah Almunawwarah province, KSA. *Journal of Taibah University Medical Sciences*, 19(1), 10–17. <https://doi.org/10.1016/j.jtumed.2023.08.005>
- Almache Barreiro, J. C., & Márquez, J. A. (2023). Implicaciones éticas de la IA y su potencial impacto en el derecho internacional. *Revista San Gregorio*, 1(54), 209–231. <https://doi.org/10.36097/rsan.v1i54.2458>
- Alshahrani, A. (2024). Artificial intelligence technologies utilization for detecting explosive materials. *International Journal of Data and Network Science*, 8(1), 617–628. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2023.8.023>
- Amare, M., Arndt, C., Guo, Z., & Seymour, G. (2024). Variation in women's attitudes toward intimate partner violence across the rural–urban continuum in Ethiopia. *World Development*, 174, 106451. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2023.106451>
- Anishchenko, M. A., Gidenko, I., Kaliman, M., Polyvaniuk, V., & Demianchuk, Y. V. (2023). Artificial Intelligence in Medicine: Legal, Ethical and Social Aspects. *Acta Bioethica*, 29(1), 63–72. <https://doi.org/10.4067/S1726-569X2023000100063>
- Avaro, D. (2023). La industria de la inteligencia artificial: Una carrera por su liderazgo. *Problemas del Desarrollo. Revista Latinoamericana de Economía*, 54(212), 105–127. <https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2023.212.69959>
- Barragán-Martínez, X. (2023). Situación de la Inteligencia Artificial en el Ecuador en relación con los países líderes de la región del Cono Sur. *FIGEMPA: Investigación y Desarrollo*, 16(2), 23–38. <https://doi.org/10.29166/revfig.v16i2.4498>
- Barrios, I. (2023). Inteligencia artificial y redacción científica: Aspectos éticos en el uso de las nuevas tecnologías. *Medicina Clínica y Social*, 7(2), 46–47. <https://doi.org/10.52379/mcs.v7i2.278>
- Blumen, D., & Cepellos, V. M. (2023). Dimensões do uso de tecnologia e Inteligência Artificial (IA) em Recrutamento e Seleção (R&S): Benefícios, tendências e resistências. *Cadernos EBAPE. BR*, 21(2), e2022-0080. <https://doi.org/10.1590/1679-395120220080>

- Borg, K., Faulkner, N., Slattery, P., & Tear, M. J. (2024). Understanding and Changing Community Attitudes Toward Vulnerable Families: A Review of Literature and Practice. *Family & Community Health*, 47(1), 66–79. <https://doi.org/10.1097/FCH.0000000000000373>
- Brochado, M. (2023). Inteligência artificial e ética: Um diálogo com lima vaz. *Kriterion: Revista de Filosofia*, 64(154), 75–98. <https://doi.org/10.1590/0100-512x2023n15404mb>
- Burgos, L. M., Suárez, L. L., & Benzadón, M. (2023). Inteligencia artificial ChatGPT y su utilidad en la investigación: El futuro ya está aquí. *Medicina (Buenos Aires)*, 83(3), 500–503.
- Cortés, M. E. (2023). Neurociencias, cibernética e inteligencia artificial: Recordando a Humberto Maturana (1928-2021). *Revista Ecuatoriana de Neurología*, 32(2), 12–13. <https://doi.org/10.46997/revecuatneuro132200012>
- De Vito, E. L. (2023). Inteligencia artificial y chatGPT. ¿Usted leería a un autor artificial? *Medicina (Buenos Aires)*, 83(2), 329–336.
- Diario Gestión. (2023, mayo 1). ¿Qué estudian los peruanos?: las 12 carreras con mayor población. <https://gestion.pe/peru/que-estudian-los-peruanos-las-12-carreras-con-mayor-poblacion-noticia/>
- Espinosa Zárate, Z. (2023). ¿La inteligencia artificial como mejora cognitiva?: De los Sistemas de apoyo a la decisión (DSSs) a las Reflection machines. *Veritas*, 55, 93–115. <https://doi.org/10.4067/S0718-92732023000200093>
- Fernández-Samos Gutiérrez, R. (2023). Artificial intelligence in medical writing and in scientific papers. *Angiología*, 75(5), 281–283. <https://doi.org/10.20960/angiologia.00512>
- Gálvez-Marquina, M. C., Mendoza-Aranzamendi, J. A., Pinto-Villar, Y. M., Silva Delgado, O., & Bernabé Menéndez, R. A. (2023). Actitudes relacionadas con la ciencia en estudiantes universitarios. *Comuni@cción: Revista de Investigación en Comunicación y Desarrollo*, 14(1), 16–26. <https://doi.org/10.33595/2226-1478.14.1.751>
- Gomes De Vasconcellos, V. (2023). Editorial – Inteligência artificial e coautoria de trabalhos científicos: Discussões sobre utilização de ChatGPT em pesquisa e redação científicas. *Revista Brasileira de Direito Processual Penal*, 9(3). <https://doi.org/10.22197/rbdpp.v9i3.913>
- Iqbal, Z., & Sadaf, S. (2024). Artificial Intelligence / Machine Learning-based Innovations – A Review of Patent Eligibility Standards, Policies, Open Issues and Guiding Framework. *Expert Systems with Applications*, 239, 121819. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121819>
- Jiménez-Alés, R., Páez-González, R., de la Torre-Quiralte, M. L., Poch-Olivé, M. L., Boukichou-Abdelkader, N., & Andrés Esteban, E. M. (2023). Creación y validación de un instrumento para cuantificar actitudes, conocimientos y dificultades en el abordaje de los problemas sociales. *Anales de pediatría (Barcelona, Spain: 2003)*, 98(6), 418-426. <https://doi.org/10.1016/j.anpedi.2022.12.010>
- Khalid, G., Saleh, A. M., Shabila, N., Bogren, M., & Shakely, D. (2023). Attitudes towards induced abortion among gynecologists in Kurdistan region of Iraq. *BMC Women's Health*, 23(1), 609. <https://doi.org/10.1186/s12905-023-02768-4>
- Khan, I. U., Mittal, N., & Ansari, Mohd. A. (2023). Applications of VLSI Design in Artificial Intelligence and Machine Learning. En A. Kumar, S. L. Tripathi, & K. Srinivasa Rao (Eds.), *Machine Learning for VLSI Chip Design* (1a ed., pp. 1–17). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119910497.ch1>
- Labrador-Fernández, J. G. (2023). Implicaciones éticas de la Inteligencia Artificial en las Ciencias de la Educación. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 8(16), 1–3. <https://doi.org/10.35381/r.k.v8i16.2545>
- Lopardo, H. Á. (2023). La inteligencia artificial en la redacción de artículos científicos. *Acta bioquímica clínica latinoamericana*, 57(2), 173–173.
- Lucana Wehr, Y. E., & Roldan Baluis, W. L. (2023). Chatbot basado en inteligencia artificial para la educación escolar. *Horizontes. Revista de Investigación en Ciencias de la Educación*, 7(29), 1580–1592. <https://doi.org/10.33996/revistahorizontes.v7i29.614>

- Mendoza Aranzamendi, J. A., Pinto Villar, Y. M., & Galvez Marquina, M. C. (2021). Peruana del bicentenario: Promotora del emprendimiento en tiempos de crisis. *Comuni@cción: Revista de Investigación en Comunicación y Desarrollo*, 12(4), 332–342. <https://doi.org/10.33595/2226-1478.12.4.586>
- Miguel, I., Santos, A., Venâncio, C., & Oliveira, M. (2024). Knowledge, concerns and attitudes towards plastic pollution: An empirical study of public perceptions in Portugal. *Science of The Total Environment*, 906, 167784. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167784>
- Pegoraro, R., & Curzel, E. (2023). Convocatoria de Roma por la Ética de la IA: El nacimiento de un movimiento. *Medicina y Ética*, 34(2), 315–349. <https://doi.org/10.36105/mye.2023v34n2.01>
- Piedra Alegría, J. (2023). Anotaciones iniciales para una reflexión ética sobre la regulación de la Inteligencia Artificial en la Unión Europea. *Revista de Derecho*, 28, e3264. <https://doi.org/10.22235/rd28.3264>
- Pinto-Villar, Y. M., Mendoza-Aranzamendi, J. A., Alvarez-Becerra, R., Begazo-Zegovia, J. M., Tuesta Panduro, J. A., & Gálvez-Marquina, M. C. (2022). Comparación del estado de los indicadores de violencia doméstica en universitarias antes y durante la pandemia por COVID-19. *Revista Universidad y Sociedad*, 14(S2), 605–613.
- Ponce de Leon CGRM, Mano LY, Fernandes DS, Paula RAP, Brasil GC, & Ribeiro LM. (2023). Artificial intelligence in the analysis of emotions of nursing students undergoing clinical simulation. *Revista Brasileira de Enfermagem*, 76(suppl 4), e20210909. <https://doi.org/10.1590/0034-7167-2021-0909>
- Quezada-Berumen, L., Moral de la Rubia, J., & Landero-Hernández, R. (2019). Validación de la Escala de Actitud hacia la Investigación en Estudiantes Mexicanos de Psicología. *Revista Evaluar*, 19(1). <https://doi.org/10.35670/1667-4545.v19.n1.23874>
- Roco-Videla, Á., Aguilera-Eguía, R., Olguín-Barraza, M., & Flores-Fernández, C. (2023). The role of artificial intelligence in systematic reviews: Implications and challenges for scientific dissemination. *Angiología*. <https://doi.org/10.20960/angiologia.00552>
- Roesler, E., Vollmann, M., Manzey, D., & Onnasch, L. (2024). The dynamics of human–robot trust attitude and behavior—Exploring the effects of anthropomorphism and type of failure. *Computers in Human Behavior*, 150, 108008. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.108008>
- Schepman, A., & Rodway, P. (2020). Initial validation of the general attitudes towards Artificial Intelligence Scale. *Computers in Human Behavior Reports*, 1, 100014. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2020.100014>
- Segovia-Lohse, H. A. (2023). La inteligencia artificial en la ciencia médica. *Cirugía paraguaya*, 47(2), 7–8. <https://doi.org/10.18004/sopaci.2023.agosto.7>
- Simmons, F. R., Soto-Calvo, E., Adams, A.-M., Francis, H. N., Patel, H., & Hartley, C. (2024). Longitudinal associations between parental mathematics anxiety and attitudes and young children's mathematics attainment. *Journal of Experimental Child Psychology*, 238, 105779. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2023.105779>
- Sun, T., Feng, B., Huo, J., Xiao, Y., Wang, W., Peng, J., Li, Z., Du, C., Wang, W., Zou, G., & Liu, L. (2024). Artificial Intelligence Meets Flexible Sensors: Emerging Smart Flexible Sensing Systems Driven by Machine Learning and Artificial Synapses. *Nano-Micro Letters*, 16(1), 14. <https://doi.org/10.1007/s40820-023-01235-x>
- Unesco. (2023). Consenso de Beijing sobre la inteligencia artificial y la educación. *Perfiles Educativos*, 45(180), 176–182. <https://doi.org/10.22201/iisue.24486167e.2023.180.61303>
- Zsarnoczky-Dulhazi, F., Agod, S., Szarka, S., Tuza, K., & Kopper, B. (2024). AI based motion analysis software for sport and physical therapy assessment. *Revista Brasileira de Medicina do Esporte*, 30, e2022_0020. https://doi.org/10.1590/1517-8692202430012022_0020i