



FACULTAD DE PSICOLOGÍA

**DEPENDENCIA A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ESTUDIANTES EN UNA
UNIVERSIDAD PÚBLICA EN LIMA CERCADO, 2024**

**Línea de investigación:
Psicología de los procesos básicos y psicología educativa**

Tesis para optar el Título Profesional de Licenciada en Psicología

Autora

Cruzado Orosco, Jennifer Lesly

Asesor

Díaz Hamada, Luis Alberto

ORCID: 0000-0002-9081-7625

Jurado

Valdez Sena, Lucía Emperatriz

Barboza Navarro, Evelyn

Aguilar Mori de Oporto, Karim

Lima - Perú

2026

DEPENDENCIA A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN
ESTUDIANTES EN UNA UNIVERSIDAD PÚBLICA EN LIMA
CERCADO, 2024|

INFORME DE ORIGINALIDAD

11 %	9 %	4 %	4 %
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	www.coursehero.com Fuente de Internet	1 %
2	Submitted to Universidad Cesar Vallejo Trabajo del estudiante	1 %
3	Submitted to La Salle: Universidad de la Salle Mexico Trabajo del estudiante	1 %
4	Submitted to Universidad Nacional Federico Villarreal Trabajo del estudiante	1 %
5	revistas.unfv.edu.pe Fuente de Internet	1 %
6	www.researchgate.net Fuente de Internet	<1 %
7	Susan Verónica Chacón Loaiza. "De la virtualidad a la inteligencia artificial: competencias investigativas en entornos virtuales", Revista Docencia Universitaria, 2025 Publicación	<1 %
8	repositorio.upao.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
9	1library.co Fuente de Internet	<1 %
10	www.utec.edu.sv Fuente de Internet	<1 %
11	repositorio.unfv.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
12	Submitted to Universidad Privada Boliviana Trabajo del estudiante	<1 %



FACULTAD DE PSICOLOGÍA

DEPENDENCIA A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN

ESTUDIANTES EN UNA UNIVERSIDAD PÚBLICA

EN LIMA CERCADO, 2024

Línea de investigación:

Psicología de los procesos básicos y psicología educativa

Tesis para optar el Título Profesional de Licenciada en Psicología

Autora

Cruzado Orosco, Jennifer Lesly

Asesor

Díaz Hamada, Luis Alberto

ORCID: 0000-0002-9081-7625

Jurado

Valdez Sena, Lucía Emperatriz

Barboza Navarro, Evelyn

Aguilar Mori de Oporto, Karim

Lima – Perú

2026

Pensamiento

“Que cada meta alcanzada sea el reflejo del esfuerzo, la pasión y la fe inquebrantable en uno mismo. Porque los sueños no se heredan: se construyen con disciplina, con amor por lo que se hace y con la valentía de quien la persiste aun en el silencio del cansancio”

Dedicatoria

La presente tesis está dedicada a mi madre, por su apoyo constante, por ser un pilar en los momentos difíciles y una presencia firme y serena en los momentos difíciles. Su acompañamiento ha sido esencial en este proceso; este logro también le pertenece. A mis amistades cercanas, por su presencia oportuna, su confianza y sus palabras de aliento que me ayudaron a mantener el rumbo. Y a mi compañera emplumada, cuya presencia fue compañía en momentos complejos y cuyo recuerdo permanece como un símbolo de calma y continuidad.

Agradecimiento

Agradezco inmensamente a Dios por darme sabiduría e inteligencia para poder desarrollar cada uno de los pasos de esta investigación.

Asimismo, agradezco a mi universidad y a mi asesor por estar presto a enseñarme todo lo necesario para sacar este producto académico con excelencia.

ÍNDICE

Resumen	x
Abstract	xi
I. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Descripción y formulación del problema	3
<i>1.1.1. Descripción del problema</i>	3
<i>1.1.2. Formulación del problema</i>	5
1.2. Antecedentes	6
<i>1.2.1. Antecedentes internacionales</i>	6
<i>1.2.2. Antecedentes nacionales</i>	9
1.3. Objetivos	11
<i>1.3.1. Objetivo general</i>	11
<i>1.3.2. Objetivo específico</i>	11
1.4. Justificación	12
1.5. Hipótesis	13
<i>1.5.1. Hipótesis general</i>	13
<i>1.5.2. Hipótesis específicas</i>	14
<i>1.5.3. Hipótesis estadísticas</i>	15
II. MARCO TEÓRICO	17
2.1. Bases teóricas sobre dependencia a la inteligencia artificial	17
<i>2.1.1. Evolución de la inteligencia artificial IA y como se ha vinculado a diferentes ámbitos</i>	17
<i>2.1.2. Definición de inteligencia artificial</i>	19

2.1.1.	<i>Características de la inteligencia artificial</i>	20
2.1.4.	<i>Utilidad de la IA en el contexto de la educación universitaria</i>	22
2.1.5.	<i>Chat GPT en la vida universitaria</i>	24
2.1.6.	<i>Ventajas de la inteligencia artificial</i>	26
2.1.7.	<i>Desventajas de la inteligencia artificial en el contexto de la educación universitaria</i>	26
2.1.8.	<i>Tipos de la inteligencia artificial</i>	28
2.2.	<i>Dependencia de la inteligencia artificial (IA)</i>	39
2.2.1.	<i>Definición de dependencia a la IA</i>	39
2.2.2.	<i>Características y manifestaciones de la dependencia a la IA</i>	40
2.2.3.	<i>Modelos teóricos explicativos de la dependencia tecnológica aplicada a la IA</i>	41
2.2.4.	<i>Factores asociados a la dependencia a la IA en estudiantes universitarios</i>	43
2.2.5.	<i>Consecuencias cognitivas, académicas y emocionales de la dependencia a la IA</i>	44
III.	MÉTODO	49
3.1.	Tipo de investigación	49
3.2.	Ámbito espacial y temporal	49
3.3.	Variables	50
3.3.1.	<i>Definición conceptual de la dependencia a la IE</i>	50
3.3.2.	<i>Definición operacional de la dependencia a la IE</i>	51
3.3.3.	<i>Operacionalización de la dependencia a la IE</i>	51

3.3.4. <i>Variables sociodemográficas</i>	
3.4. Población y muestra	52
3.4.1. <i>Población</i>	52
3.4.2. <i>Muestra</i>	53
3.5. Instrumentos	57
3.5.1. <i>Ficha técnica: Scale for dependence on artificial intelligence</i>	57
3.6. Procedimientos	60
3.7. Análisis de datos	61
IV. RESULTADOS	64
V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS	93
VI. CONCLUSIONES	96
VII. RECOMENDACIONES	99
VIII. REFERENCIAS	101
IX: ANEXOS	113

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Operacionalización de las variables de estudio	43
Tabla 2.	Operacionalización de las variables sociodemográficas	44
Tabla 3.	Análisis preliminar de los ítems (N=458)	48
Tabla 4.	Correlación ítem-test de los ítems (N=458)	50
Tabla 5.	Análisis factorial exploratorio de la Scale Development Artificial Intelligence (N=458).	51
Tabla 6.	Test de Chi cuadrado	53
Tabla 7.	Medidas de ajuste	53
Tabla 8.	Correlaciones moderadas	54
Tabla 9.	Coefficientes de correlación de la dependencia a la IA, actitudes hacia la IA y otra escala de dependencia (N=458).	54
Tabla 10.	Coefficientes de confiabilidad	55
Tabla 11.	Baremación según dimensiones y escala general	55
Tabla 12.	Diferencias significativas	56

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de plot para el modelo de 4 factores

54

RESUMEN

La presente investigación tuvo como propósito determinar las propiedades psicométricas de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial en estudiantes universitarios de una universidad pública de Lima. Para esto se trabajó con un enfoque cuantitativo de tipo instrumental de diseño psicométrico sobre una población de más de 500 estudiantes y con una muestra de 458 alumnos que formaron parte de la investigación, donde había una prevalencia de hombres sobre mujeres. Entre los resultados, se pudo identificar que el cuestionario cumple con los criterios de validez por medio de juicio de expertos y de la correlación ítem-test con puntuaciones superiores a 0.20. Asimismo, se determinó un cuestionario de cuatro factores que explicaban más del 68% de la varianza total, pero que no cumplió con los criterios de índice de ajuste por obtener puntuaciones inferiores a 0.9. En el caso del índice de confiabilidad se pudo identificar niveles superiores a 0.7 para la Escala Total y sus dimensiones, encontrando un nivel alto de confiabilidad. Por lo que se concluye que la Escala es válida y confiable para ser aplicada en entornos académicos.

Palabras clave: dependencia, inteligencia artificial, estudiantes universitarios, chat GPT

ABSTRACT

The purpose of this research was to determine the psychometric properties of the Artificial Intelligence Dependency Scale in university students from a public university in Lima. To do this, a quantitative approach of an instrumental type of psychometric design was used on a population of more than 500 students and with a sample of 458 students who were part of the research, where there was a prevalence of men over women. Among the results, it was possible to identify that the questionnaire meets the validity criteria through expert judgment and item-test evaluation with a score higher than 0.20. Likewise, a four-factor questionnaire was determined that explained more than 68% of the total variance, but did not meet the adjustment index criteria to obtain scores lower than 0.9. In the case of the reliability index, levels higher than 0.7 could be identified for the Total Scale and its dimensions, finding a high level of reliability. Therefore, it is concluded that the Scale is valid and reliable to be applied in academic environments.

Keywords: dependency, artificial intelligence, college students, GPT chat

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la incorporación acelerada de sistemas de inteligencia artificial (IA) en el ámbito universitario ha transformado de manera sustantiva las dinámicas de enseñanza, aprendizaje y producción académica. Herramientas basadas en IA generativa, asistentes virtuales y sistemas automatizados de resolución de problemas se han convertido en recursos de uso cotidiano para los estudiantes, especialmente en contextos de alta demanda académica y presión temporal. No obstante, el uso intensivo y poco reflexivo de estas tecnologías ha suscitado preocupación respecto a la posible emergencia de patrones de dependencia que podrían afectar el desarrollo del pensamiento crítico, la autonomía cognitiva y la autorregulación del aprendizaje (Kasneci et al., 2023; Dwivedi et al., 2023).

En este contexto, la presente investigación tiene como objetivo analizar la dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes universitarios de una universidad pública ubicada en Lima Cercado durante el año 2024, poniendo énfasis en la población de la Facultad de Psicología. Resulta relevante examinar el comportamiento de esta variable, dado que la dependencia a sistemas automatizados puede modificar la forma en que los estudiantes enfrentan las exigencias académicas, responden a las tareas formativas y construyen procesos de aprendizaje significativo. Diversos estudios advierten que la delegación constante de funciones cognitivas a herramientas tecnológicas puede generar un estilo de afrontamiento caracterizado por el facilismo, la búsqueda de respuestas inmediatas y la reducción del esfuerzo intelectual, lo que limita la capacidad de análisis, razonamiento profundo e independencia académica (Carr, 2020; Luckin et al., 2022).

Desde una perspectiva de salud mental, la dependencia a la inteligencia artificial puede comprenderse como una manifestación contemporánea de las adicciones conductuales asociadas

al uso problemático de tecnologías digitales. Si bien la IA constituye un recurso con alto potencial para optimizar procesos educativos, reducir la carga cognitiva y apoyar la toma de decisiones, su uso desmedido puede interferir en el funcionamiento cognitivo habitual, promoviendo una relación de dependencia basada en la inmediatez del acceso a la información y la automatización del pensamiento (Rosen et al., 2024). Esta situación cobra especial relevancia en estudiantes universitarios, quienes se encuentran en una etapa clave para la consolidación de habilidades metacognitivas, pensamiento abstracto y autorregulación emocional.

Asimismo, aunque la inteligencia artificial ofrece beneficios significativos en contextos académicos —como la optimización del tiempo, el apoyo en situaciones complejas o la preparación de presentaciones—, su utilización constante en actividades básicas del proceso formativo puede generar actitudes de conformismo, baja tolerancia a la frustración e impaciencia frente a tareas que requieren esfuerzo sostenido. Investigaciones recientes señalan que la sobre dependencia tecnológica se asocia con menor perseverancia académica, dificultades en la resolución autónoma de problemas y empobrecimiento del aprendizaje profundo, especialmente cuando las demandas educativas difieren de los escenarios previstos por los sistemas automatizados (Floridi et al., 2022; Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura [UNESCO], (2023).

En este sentido, la presente investigación aborda una problemática emergente y aun incipientemente explorada en el ámbito científico, integrando evidencia estadística reciente y enfoques teóricos vinculados a la adicción tecnológica, la cognición distribuida y la psicología del aprendizaje. El estudio busca contribuir al conocimiento empírico sobre los efectos psicológicos y educativos de la dependencia a la inteligencia artificial, aportando información relevante para el

diseño de estrategias preventivas y orientaciones éticas en el uso de tecnologías inteligentes en la educación superior.

El documento se organiza en varios capítulos. En el Capítulo I se desarrolla el planteamiento del problema, los antecedentes nacionales e internacionales, los objetivos, la justificación y las hipótesis de investigación. El Capítulo II presenta el marco teórico, abordando las conceptualizaciones, características y modelos explicativos de la dependencia a la inteligencia artificial y del uso problemático de tecnologías digitales. El Capítulo III describe el método, detallando el tipo y diseño de investigación, la población y muestra, la operacionalización de variables, los instrumentos de recolección de datos y los procedimientos de análisis estadístico. El Capítulo IV expone los resultados mediante tablas y figuras sustentadas en análisis descriptivos e inferenciales. El Capítulo V corresponde a la discusión de los hallazgos en contraste con estudios previos. Finalmente, el Capítulo VI presenta las conclusiones, el Capítulo VII formula recomendaciones, el Capítulo VIII reúne las referencias bibliográficas y el Capítulo IX incluye los anexos e instrumentos utilizados.

I.1. Descripción y formulación del problema

1.1.1. Descripción del problema

La inteligencia artificial se ha convertido en una herramienta sumamente novedosa para todas las personas, en especial, para aquellos estudiantes que necesitan cumplir con sus actividades sin que tengan que usar mucho tiempo o recursos. De esta manera, el uso de estas herramientas se convierte en algo obligatorio más que opcional, en especial, en una población que tiene muchas demandas por la frecuencia de actividades, debido a que, algunos estudiantes universitarios trabajan, estudian y tienen carga familiar, lo que dificulta la realización y cumplimiento de tareas.

A nivel mundial, el mercado de la inteligencia artificial generativa ha experimentado un crecimiento significativo en los últimos años. Las estimaciones disponibles muestran una expansión sostenida de los ingresos asociados con esta tecnología, impulsada por la creciente utilización de herramientas de IA generativa, como sistemas de generación de texto, imágenes y otros contenidos digitales (Taylor, 2024). De esta manera se convierte en un mercado muy amplio y de buen retorno económico (Statista, 2024). Aproximadamente el 80 % de las personas en algunos países utiliza herramientas basadas en inteligencia artificial, incluso sin ser plenamente consciente de ello (Romero, 2023). Asimismo, el 62 % de los consumidores encuestados manifestó preocupación por la manera en que las organizaciones utilizan sus datos personales en aplicaciones de inteligencia artificial, mientras que el 60 % señaló haber perdido confianza en las organizaciones debido al uso de esta tecnología (Cisco, 2023). Ahora bien, esta no es la única razón de preocupación, ya que el uso excesivo de la inteligencia artificial puede reducir las oportunidades de ejercitar la memoria y afectar el pensamiento crítico y la capacidad para resolver problemas de manera independiente (Real Academia Nacional de Medicina de España [RANME], 2024).

En el Perú, el 28 % de las empresas implementaba activamente la inteligencia artificial, según el Global AI Adoption Index 2022, elaborado por Morning Consult para IBM. Este porcentaje ubicaba al país en el cuarto lugar de Latinoamérica, por debajo de Brasil, México y Chile, evidenciando el avance progresivo de la adopción de esta tecnología en el ámbito empresarial nacional (Serrano, 2023).

En el Perú, el 70 % de las personas encuestadas manifestó confiar en productos y servicios que utilizan inteligencia artificial, porcentaje que ubicó al país en el primer lugar de Latinoamérica y por encima de México (65 %), Colombia (64 %), Chile (63 %), Brasil (57 %) y Argentina (55

%). Estos resultados corresponden a la encuesta “Attitudes towards Artificial Intelligence”, realizada por Ipsos para el Foro Económico Mundial (Universidad de Lima, 2024). Asimismo, la incorporación de la inteligencia artificial genera preocupación respecto a sus posibles efectos sobre el empleo. En el Perú, aproximadamente un tercio de la población manifestó temor a perder su trabajo durante los siguientes diez años como consecuencia de la automatización y la inteligencia artificial. Esta preocupación presentó diferencias según determinadas características sociodemográficas, observándose una mayor percepción de seguridad laboral entre los hombres que entre las mujeres. Asimismo, el 30 % de los peruanos manifestó rechazo a que la inteligencia artificial realizara el trabajo de los médicos, mientras que el 50 % prefería que esta tecnología asistiera a los profesionales de la salud sin reemplazarlos (Torrado, 2019).

En Lima, aún resulta limitada la disponibilidad de información específica sobre la magnitud y frecuencia del uso de herramientas de inteligencia artificial entre los estudiantes. No obstante, diversos sondeos y estudios realizados en el ámbito educativo evidencian que estas herramientas, particularmente Chat GPT, vienen siendo utilizadas como apoyo para la realización de actividades y tareas académicas. Si bien su utilización puede facilitar el acceso a información y apoyar determinados procesos de aprendizaje, el uso excesivo o dependiente plantea interrogantes respecto al desarrollo autónomo de habilidades como el análisis, la comprensión lectora, la argumentación y la elaboración de trabajos académicos a partir de criterios propios. En este sentido, la problemática no radica necesariamente en el uso de la inteligencia artificial, sino en la posibilidad de que su utilización frecuente sustituya procesos cognitivos que deberían ser desarrollados directamente por los estudiantes. Asimismo, resulta pertinente considerar sus posibles implicancias en el ámbito social y académico, especialmente cuando el estudiante delega de manera recurrente actividades de razonamiento, búsqueda, selección y elaboración de

información. Finalmente, se identifica la necesidad de contar con instrumentos psicométricamente adecuados que permitan evaluar el uso problemático, dependencia o patrones de utilización excesiva de herramientas de inteligencia artificial en población estudiantil, particularmente en el contexto de Lima Metropolitana.

1.1.2. Formulación del problema

Por ende, se plantea la siguiente interrogante:

¿Cuáles son las propiedades psicométricas de una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024?

1.2. Antecedentes

1.2.1. Antecedentes nacionales

Morales-García et al. (2024), desarrollaron en Lima una teoría basándose en la dependencia a la inteligencia artificial con el objetivo de desarrollar y validar una escala de dependencia en jóvenes universitarios. Este estudio se realizó bajo el enfoque cuantitativo de tipo instrumental para el desarrollo de una escala de evaluación sobre un total de 528 estudiantes con edades comprendidas entre los 18 y 37 años a quienes se les aplicó una encuesta denominada Escala de Dependencia de la IA (DAI) compuesta por cinco dimensiones: Sentimiento de vulnerabilidad, preocupación por la relevancia y el desempeño, necesidad de mantener una buena imagen, búsqueda de validación externa y miedo por la obsolescencia personal. Se realizó un Análisis factorial exploratorio por medio de los mínimos cuadrados no ponderados con rotación oblicua y el Análisis Factorial Confirmatorio dio resultados de CFI=0.99, TLI: 0.98, RMSEA=0.05 y SRMR=0.02. Dentro de los valores descriptivos se encontró que la dimensión de obsolescencia

encontró la media más alta (2,8) y la dimensión sentimiento de vulnerabilidad el más bajo (2,4). Finalmente, se concluye que la escala es válida para su empleo en la identificación de la dependencia a la inteligencia artificial. Se recomienda considerar las diferencias culturales, socioeconómicas o educativas que posean los encuestados y que altere los resultados respecto a la dependencia de la IA.

Sevilla y Barrios (2024), elaboraron una investigación en Lima, con el objetivo de adaptar y validar un instrumento que facilita la evaluación de los estudiantes respecto a sus actitudes con la inteligencia artificial. Para esto adoptaron, una investigación instrumental de enfoque cuantitativo, transeccional sobre un conjunto de 400 estudiantes a quienes se les aplicó un instrumento de 22 ítems con un estilo de respuesta tipo likert, encontrado que: La escala era válida con el uso del coeficiente de Aiken superior a 0.97 con el apoyo de 10 expertos en el tema. Asimismo, se realizó el análisis de confiabilidad, obteniendo un alfa de cronback de 0.94. En lo que respecta al análisis exploratorio se encontró un índice de KMO=0.94. En la selección de los ítems, se consideraron reactivos que superaran los 0.50, quedando un Modelo de tres factores que mostraban un buen índice de ajuste con un RMSEA= 0.084, TLI= 0.871 y NFI=0.851. Por lo que se concluye que, el instrumento presentado cumple con criterios de validez y confiabilidad que se requiere para poder calificar las actitudes hacia la inteligencia artificial.

Gálvez-Marquina et al. (2024), Publicaron un artículo que tuvo como propósito principal adaptar y validar un instrumento que mide las actitudes hacia la inteligencia artificial, que fue elaborado inicialmente por Schepman y Rodway. Para que esto sea posible, trabajaron con un instrumento de 32 ítems sobre una muestra de 411 estudiantes en una investigación de tipo instrumental con enfoque cuantitativo. Entre los resultados se encontraron que había una correlación de Pearson Determinante= 5,655E-6, con un KMO con un valor $p=.863$ y una prueba

de esfericidad de Bartlett con un valor $p=,00$. Luego de análisis factorial exploratorio, se confirmó que se debe componer por dos factores, el primero con 13 reactivos y el segundo con 11 reactivos que se ajustan a un modelo con los siguientes valores: RMSEA (0.60), CFI (.854), TLI (.834) y NFI (.780). Por lo que se concluye que el instrumento es capaz de medir las actitudes hacia los estudiantes con una estructura válida y confiable.

Gutiérrez-Aguilar et al. (2023) desarrollaron en Perú una investigación orientada a validar variables predictoras relacionadas con el uso de Chat GPT en estudiantes universitarios, considerando la eficiencia en la adquisición de información, creatividad, competencia en escritura, competencia lingüística, desempeño académico y satisfacción. El estudio se realizó bajo un enfoque cuantitativo y contó con una muestra de 400 estudiantes universitarios de ambos sexos. Para examinar las propiedades de los instrumentos se emplearon análisis factoriales exploratorios y confirmatorios. Los resultados permitieron obtener evidencias de fiabilidad y validez de las medidas utilizadas para analizar los factores vinculados al empleo de Chat GPT en el ámbito académico. Los autores concluyeron que estas variables permiten aproximarse a la comprensión de la utilidad de Chat GPT y de su influencia en la educación superior, señalando la necesidad de continuar investigando sus efectos en diferentes contextos universitarios

1.2.2. Antecedentes internacionales

Zhang et al. (2024), publicaron un artículo que tuvo como objetivo principal analizar las causas y las consecuencias de la dependencia de la IA usando ChatGPT. Para esto se hizo uso de un modelo teórico basado en la Interacción PACE (Persona, afecto, cognición y ejecución) sobre un total de 300 universitarios analizando a la variable en asociación interna con la autoeficacia académica, el estrés y las expectativas de desempeño, por ende, se basa en una metodología con parámetros cuantitativos descriptivos correlacional con el uso de un instrumento de 6 ítems que

abordan el tema de la dependencia a la IA. A nivel correlacional se encontró que la autoeficacia académica se encuentra en relación negativa con la dependencia a la inteligencia artificial ($r=-0.081$; $p<0.05$) y el estrés académico se relaciona de manera positiva con la dependencia emocional ($r=0.242$, $p<0.05$). A nivel descriptivo se encontró que la dependencia a la Inteligencia artificial tiene una media de 2.806 y una desviación estándar de 0.788. Por ende, se recomienda en estudios futuros que se reevalúe la dependencia a la inteligencia artificial entre los universitarios considerando algunos aspectos éticos.

Galván y Calderón (2024), desarrollaron una investigación que tuvo como objetivo validar la versión castellanizada de un cuestionario que permitía conocer sobre la alfabetización, percepción y motivación que lleva a las personas al uso de la IA. Para esto, se usó el modelo TAM con tres dimensiones: utilidad de uso percibida, facilidad de uso percibida e intención de comportamiento, en un instrumento de 8 ítems sobre una muestra de 134 estudiantes encontrándose un $KMP=.73$, $X^2=350.79$; $p<.001$. Luego del análisis del modelo se encontraron los siguientes resultados CFI (1), TLI (1.007), RMSEA (.000) y SMR (.040). Por lo que se concluye que existe una escala válida y confiable que permite conocer mejor si las personas tienen la intención de usar la inteligencia artificial.

Huang et al. (2024), realizaron una investigación que tuvo como objetivo general identificar los factores predictivos de la dependencia de la IA. Para esto, se realizó una metodología de tipo cuantitativa con un programa de cohort de dos ondas sobre 3843 adolescentes con un modelo de retardo cruzado y de mediación semi-longitudinal usando un instrumento de cinco ítems que se seleccionaron en función de la Escala de dependencia a los teléfonos inteligentes con una confiabilidad por alfa de cronbach de 0.881, y con validez de constructo CFI =0.955, TLI = 0.987, RMSEA = 0.059, CFI=0.992, TLI = 0.980. Entre los resultados más relevantes se encontró que el

9.56% dependía de manera subjetiva de la Inteligencia artificial, el 12.32% reportó un uso excesivo de la IA, el 9.53% reportó un uso excesivo que afectaba sus estudios y relaciones personales, y un 9,68% que mantenían síntomas de abstinencia. Asimismo se encontró que había una fuerte correlación entre la depresión y la dependencia a la IA, así como de la ansiedad con la dependencia a la IA, un modelo que mostró un buen ajuste ($\chi^2 = 27,211$, $df = 6$, $p < 0,001$; $CFI = 0,991$, $TLI = 0,978$; $RMSEA = 0,030$, IC del 90 % [0,019, 0,042]). En el segundo modelo sobre depresión, motivación de uso de IA, modelo de dependencia de IA ($\chi^2 = 37,761$, $df = 4$, $p < 0,001$; $CFI = 0,991$, $TLI = 0,924$; $RMSEA = 0,047$, IC del 90 % [0,034, 0,061]). Por ende, se recomienda que se debe dar paso a evaluaciones generales del uso de la inteligencia artificial y sus funciones. También se debe evaluar el impacto de la misma en la población joven.

Mishra y Madalaimuthu (2024), en la India, realizaron una investigación que buscó evaluar la intención conductual y la dependencia de ChatGPT en estudiantes de una universidad. Para esto, se realizó una escala de 21 ítems que medía ocho aspectos diferentes en una muestra de 150 estudiantes con un método cuantitativo encontrándose un KMO de 0.919 y una prueba de Barlett significativa, esta escala estuvo basada en el modelo UTAUT – 2 y se adaptó al ChatGPT en el contexto académico. Así mismo, se encontró un alfa de cronbach de 0.886, evidenciando que la prueba cumple con los criterios de confiabilidad y validez. Entre los resultados más importantes, se encontró que una de las mayores razones por las que se usa constantemente la inteligencia artificial es para tener nuevas ideas (19.4%), síntesis de conocimiento 9.7%, para hacer tarea de escritura (17.6%), generar nuevas ideas 12.1%, síntesis de conocimientos 22.4%. Por ende, se concluye con la escala elaborada se puede identificar la intención conductual hacia la dependencia de ChatGPT.

Wang y Wang (2022), publicaron un artículo que buscó definir el concepto de ansiedad por la Inteligencia Artificial (AIA) y analiza las aplicaciones teóricas y prácticas del instrumento. Con el uso de una investigación instrumental y el análisis de 301 encuestados se examinan a detalle la fiabilidad, la validez de criterio, contenido, discriminante, convergente y nomológica con el uso de una escala de 50 ítems donde se encontró: correlaciones corregidas en la evaluación ítem-test, con índices inferiores a 0.40 para los ítems 31 y 50. Se encontró una prueba de esfericidad de Barlett ($\chi^2 = 19774.6$; $p < 0.001$). Luego de esto, se consideraron solo 21 ítems con un conjunto de 4 factores. Y con un coeficiente de alfa total de 0.964. Por lo que se concluye que la Escala propuesta para analizar la ansiedad por la inteligencia artificial es válida y confiable y facilita conocer la variable.

Schepman y Rodway (2020) desarrollaron en el Reino Unido un estudio orientado a construir y realizar la validación inicial de la General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS), instrumento destinado a evaluar las actitudes generales de las personas hacia la inteligencia artificial. La investigación partió de una escala de 32 ítems, distribuidos inicialmente en 16 enunciados positivos y 16 negativos, con respuestas tipo Likert. El análisis factorial exploratorio se realizó con datos de aproximadamente 100 participantes adultos. Los autores concluyeron que la GAAIS presenta propiedades psicométricas favorables, junto con evidencias de validez convergente y discriminante, constituyéndose en una medida útil para estudiar las actitudes generales hacia la inteligencia artificial. No obstante, recomendaron continuar su validación utilizando muestras nuevas y de mayor tamaño.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Determinar las propiedades psicométricas de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.

1.3.2. *Objetivos específicos*

- Identificar las evidencias de validez de contenido en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.
- Identificar la validez interna en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.
- Determinar el análisis factorial confirmatorio en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.
- Determinar la confiabilidad por consistencia interna de la escala de dependencia hacia la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.
- Identificar la baremación por niveles para la escala total y sus dimensiones en la Escala de dependencia hacia la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.
- Identificar la dependencia a la inteligencia artificial según sexo en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.

1.4. Justificación

El estudio parte de una justificación teórica debido a que se busca conocer más acerca de las referencias y enfoques que existen sobre la dependencia a la inteligencia artificial, por medio de un compendio de toda la teoría existente alrededor del tema, de modo que, se podrá considerar la información presentada para poder abordar futuras investigaciones con factores predictivos.

La justificación metodológica se representa por medio de la obtención de información estadísticas al validar instrumentos en una población específica de una variable poco conocida. Asimismo, se facilita también la identificación de la frecuencia o presencia del fenómeno en la población, con el uso de datos objetivos partiendo de una escala validada. De modo que, el estudio permite especificar el nivel de dependencia y las diferencias significativas entre el sexo, edad y bases. Por ende, partiendo de la información brindada se podrán realizar investigaciones cuasi experimentales que ayuden a identificar cuál es la mejor metodología para atender este problema.

Por último, a nivel práctico se fundamenta porque la información encontrada por medio de la recolección de datos y su posterior análisis, permitirá evidenciar las consecuencias de un uso desmedido de la inteligencia artificial, y facilitará la aplicación de programas que busquen prevenir la dependencia, intervenir en aquellos que ya han desarrollado el problema, y atender las consecuencias que se deriven del problema, poniendo énfasis en la reeducación ética para un uso adecuado de la inteligencia artificial.

II. MARCO TEÓRICO

2.2. Bases teóricas sobre dependencia a la inteligencia artificial (IA)

La inteligencia artificial (IA) se define como el campo interdisciplinario de la informática y las ciencias cognitivas orientado al diseño de sistemas capaces de ejecutar tareas que, tradicionalmente, requieren de la inteligencia humana, tales como el razonamiento, el aprendizaje, la toma de decisiones y la resolución de problemas complejos. En las últimas décadas, la IA ha dejado de ser un constructo teórico para convertirse en una tecnología transversal que influye de manera directa en ámbitos como la educación, la salud, la economía, la industria y la vida cotidiana, transformando los procesos cognitivos, sociales y organizacionales de las personas (Russell y Norvig, 2021; Floridi et al., 2022).

Desde una perspectiva contemporánea, la inteligencia artificial no solo se limita a la automatización de tareas, sino que integra sistemas de aprendizaje automático, redes neuronales profundas y modelos de lenguaje generativo que permiten la adaptación progresiva del sistema a partir de grandes volúmenes de datos. Esta evolución ha favorecido una interacción cada vez más estrecha entre los usuarios y las tecnologías inteligentes, generando beneficios significativos, pero también nuevos desafíos éticos, cognitivos y psicológicos, especialmente en poblaciones jóvenes y académicas (UNESCO, 2023; Kasneci et al., 2023).

2.2.1. Evolución de la IA y como se ha vinculado a diferentes ámbitos

Los antecedentes históricos de la inteligencia artificial se remontan a la década de 1940, cuando McCulloch y Pitts desarrollaron uno de los primeros modelos formales que intentaban explicar el funcionamiento del cerebro humano mediante redes neuronales artificiales, sentando las bases teóricas para el estudio computacional de la inteligencia (Pardiñas, 2020). Estos aportes

iniciales permitieron concebir la posibilidad de simular procesos mentales a través de sistemas artificiales.

Posteriormente, durante la Segunda Guerra Mundial, Alan Turing desempeñó un papel fundamental en el desarrollo de las primeras máquinas de cálculo automático, orientadas al descifrado de códigos militares. A partir de estas experiencias, Turing publicó su influyente trabajo sobre la posibilidad de que las máquinas pudieran exhibir comportamientos inteligentes, proponiendo el conocido “test de Turing”, lo que llevó a que sea reconocido como uno de los principales precursores de la inteligencia artificial moderna (Dormido y De la Cruz, 1989; Russell y Norvig, 2021).

El término “inteligencia artificial” fue acuñado formalmente por McCarthy et al. (1955) durante la Conferencia de Dartmouth, considerada un hito fundacional de esta disciplina. En dicho evento participaron investigadores como Newell y Simon, quienes desarrollaron programas orientados a la resolución de problemas lógicos y teoremas matemáticos mediante principios computacionales. Sin embargo, las limitaciones tecnológicas de la época y la alta complejidad de los problemas abordados condujeron a períodos de estancamiento conocidos como los “inviernos de la IA”, caracterizados por la reducción del financiamiento y del interés científico en el área (Troncoso, 2022).

A partir de la década de 1980, el desarrollo de sistemas basados en conocimiento, la incorporación de algoritmos de retropropagación en redes neuronales y el avance de la teoría de la probabilidad y la toma de decisiones marcaron un nuevo impulso para la inteligencia artificial. Estos avances permitieron superar algunas de las limitaciones previas y facilitaron la expansión de aplicaciones prácticas en diversos sectores, consolidando la IA como una tecnología clave en el desarrollo científico y tecnológico contemporáneo (Russell y Norvig, 2021; Floridi et al., 2022).

Como resultado de esta evolución, la inteligencia artificial ha sido aplicada en múltiples ámbitos, entre los que destacan (García, 2004; Troncoso, 2022):

- **Configuración:** selección y organización óptima de componentes en sistemas informáticos y entornos digitales complejos.
- **Diagnóstico:** identificación de fallas en hardware y software, apoyo al diagnóstico médico, detección de averías en sistemas de transporte y comunicaciones.
- **Análisis e interpretación:** procesamiento de grandes volúmenes de datos para la exploración geológica, el análisis químico, la modelación matemática avanzada, la biología computacional y la seguridad estratégica.
- **Monitorización:** supervisión de funciones vitales en entornos hospitalarios, análisis financiero en tiempo real y elaboración de reportes automatizados para organizaciones públicas y privadas.
- **Planificación:** evaluación de créditos y préstamos, optimización de procesos productivos, diseño de experimentos y gestión de recursos industriales.
- **Sistemas de diseño:** desarrollo y adaptación de microcircuitos, plantas químicas, sistemas de transporte y entornos industriales complejos.
- **Desarrollo de software:** automatización parcial o total del diseño, programación y prueba de aplicaciones informáticas mediante sistemas inteligentes.

En la actualidad, estas aplicaciones se han ampliado con la aparición de modelos de inteligencia artificial generativa, los cuales permiten la creación automática de textos, imágenes y soluciones complejas, incrementando su presencia en el ámbito educativo y académico, lo que plantea nuevas oportunidades, pero también riesgos asociados a la dependencia cognitiva y al uso no regulado de estas tecnologías.

2.2.2. Definición de inteligencia artificial

El concepto de inteligencia artificial fue introducido formalmente por John McCarthy, quien la definió como la ciencia e ingeniería orientada a la creación de máquinas capaces de exhibir comportamientos inteligentes. No obstante, los fundamentos teóricos de esta disciplina se remontan a los aportes de Alan Turing, considerado uno de los principales precursores de la inteligencia artificial, al proponer criterios para determinar si una máquina puede ser considerada inteligente a partir de su capacidad para imitar procesos cognitivos humanos (Ray et al., 2022; Russell y Norvig, 2021). Desde estos primeros planteamientos, el desarrollo de la inteligencia artificial ha atravesado diversas etapas marcadas por avances significativos y periodos de estancamiento, lo que ha permitido su consolidación progresiva como una tecnología aplicada en múltiples ámbitos del quehacer humano.

En términos generales, la inteligencia artificial puede definirse como un campo de la informática dedicado al diseño y desarrollo de sistemas computacionales capaces de percibir información del entorno, analizar grandes volúmenes de datos, aprender de la experiencia y generar respuestas o decisiones de manera autónoma o semiautónoma. Estos sistemas buscan reproducir, en distintos niveles, funciones propias de la inteligencia humana, tales como el razonamiento, la planificación, la resolución de problemas y la toma de decisiones, con el propósito de optimizar procesos y facilitar la vida cotidiana de las personas (Ghosh y Thirugnanam, 2021; Nivedhaa, 2024).

Desde esta perspectiva, la inteligencia artificial integra un conjunto de técnicas y modelos matemáticos que permiten a los sistemas informáticos adaptarse dinámicamente a nuevas entradas de información, incrementando su precisión y eficiencia con el uso continuo. Estas capacidades hacen que la IA sea considerada una herramienta clave para la toma de decisiones en contextos

diversos, que van desde tareas operativas sencillas hasta el análisis de problemas complejos en ámbitos como la educación, la salud, la economía y la investigación científica (Sutiene et al., 2024).

El funcionamiento de la inteligencia artificial se sustenta principalmente en el aprendizaje automático (machine learning), el cual permite a los sistemas identificar patrones y relaciones a partir de conjuntos de datos previamente proporcionados. De acuerdo con Ki y Kwang (2022), existen diversos enfoques fundamentales que explican la forma en que la IA aprende y genera respuestas, entre los cuales destacan:

- **Árboles de decisión**, que estructuran la información a partir de variables independientes y dependientes, facilitando la clasificación y predicción de resultados.
- **Modelos probabilísticos basados en el teorema de Bayes**, utilizados para establecer clasificaciones y estimar la probabilidad de ocurrencia de determinados eventos.
- **Métodos de votación mayoritaria**, en los cuales múltiples modelos contribuyen a la predicción final de una variable dependiente.
- **Máquinas de soporte vectorial**, que operan mediante la construcción de hiperplanos que separan los datos maximizando la distancia entre distintos grupos.
- **Redes neuronales artificiales**, compuestas por nodos interconectados mediante pesos que simulan el funcionamiento de las neuronas humanas.
- **Aprendizaje profundo (deep learning)**, caracterizado por el uso de múltiples capas ocultas que permiten un procesamiento más rápido y preciso de la información.

En conjunto, estos enfoques explican la capacidad de la inteligencia artificial para generar resultados de manera eficiente y adaptable, consolidándola como una tecnología con alto impacto en los procesos cognitivos y decisionales de los usuarios, lo que justifica su análisis en relación

con fenómenos emergentes como la dependencia a la inteligencia artificial en el contexto universitario.

2.2.3. Características de la inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) ha evolucionado significativamente a lo largo de las últimas décadas, desarrollando enfoques técnicos diversos que han marcado distintas etapas en su crecimiento. Según Boucher (2020), la IA se puede dividir en tres olas principales de desarrollo técnico, que han sido cruciales para su evolución y su impacto en diferentes ámbitos.

2.2.3.1. Primera ola. IA simbólica. La primera ola de la inteligencia artificial, conocida como "simbólica", se refiere a los sistemas de expertos desarrollados en las primeras etapas de la IA. Este enfoque se basa en la programación de reglas estrictas y algoritmos, en los que las máquinas siguen un conjunto predeterminado de instrucciones para generar una respuesta basada en el conocimiento preexistente. Estos sistemas operan bajo una lógica difusa, que permite cierta flexibilidad, facilitando la confianza en situaciones inciertas y propagando el conocimiento intuitivo dentro de los límites de las reglas. Este tipo de inteligencia artificial es adecuada para entornos altamente estructurados y previsibles, donde las reglas son claras y no hay margen para el error. Aunque la IA simbólica no es tan flexible como los sistemas más avanzados, marcó un paso crucial hacia el desarrollo de las técnicas actuales (Boucher, 2020).

2.2.3.2. Segunda ola. IA basada en datos. A partir del año 2000, la segunda ola de la IA comenzó a consolidarse con un enfoque basado en datos, lo que impulsó el resurgimiento de la inteligencia artificial tal como la conocemos hoy. Esta fase se caracteriza por el uso de redes neuronales artificiales, que imitan de manera simplificada el funcionamiento del cerebro humano. A diferencia de los sistemas simbólicos, los sistemas basados en redes neuronales aprenden a partir

de grandes cantidades de datos y ajustan sus parámetros internos para mejorar continuamente las predicciones y respuestas. Este enfoque permite a la IA abordar problemas más complejos, ya que, a medida que se aumenta la complejidad de las redes neuronales, se incrementa su capacidad para resolver tareas más sofisticadas y abstractas. Esta es la base del aprendizaje automático, un campo dentro de la IA que ha experimentado avances significativos en áreas como la visión computarizada, el procesamiento del lenguaje natural y la robótica (Lukasz y Grzegorz, 2023).

2.2.3.3. Tercera ola. IA general. La tercera ola de la inteligencia artificial se refiere a los desarrollos futuros, donde se busca alcanzar un nivel de inteligencia más generalizada. Esta IA "fuerte" es capaz de operar en una amplia gama de contextos y problemas, con la habilidad de aprender y adaptarse de manera similar a la inteligencia humana. Aunque todavía no se ha alcanzado este tipo de inteligencia artificial, se están explorando enfoques avanzados como la emulación cerebral y la computación cuántica, que podrían proporcionar la base para sistemas más avanzados y autónomos (Boucher, 2020). Esta tercera ola de IA se está desarrollando bajo el concepto de IA explicativa y contextual, que permite a las máquinas no solo tomar decisiones, sino también explicar el razonamiento detrás de ellas, mejorando la transparencia y la confianza en las aplicaciones de IA.

2.2.4. Aplicaciones y enfoques de la IA

Desde sus primeras aplicaciones hasta los desarrollos más recientes, la inteligencia artificial se ha utilizado para automatizar tareas en diversos campos. Entre las áreas más destacadas se encuentran:

2.2.4.1. Aprendizaje automático (Machine Learning). Técnicas que permiten a los sistemas aprender de los datos y mejorar sus resultados sin intervención humana directa (Jartarkar

et al., 2022). Este enfoque es fundamental en la IA moderna y se utiliza en aplicaciones como la predicción de tendencias, el diagnóstico médico y la personalización de servicios.

2.2.4.2. Sistemas basados en reglas. En estos sistemas, las decisiones se toman mediante un conjunto predefinido de reglas. Esta técnica sigue siendo utilizada en la IA para aplicaciones como la planificación de rutas y la gestión de procesos industriales (Lukasz y Grzegorz, 2023).

2.2.4.3. Redes neuronales artificiales. Modelos matemáticos que imitan la estructura y el funcionamiento del cerebro, permitiendo a las máquinas realizar tareas complejas como el reconocimiento de patrones y la predicción. Las redes neuronales se entrenan con grandes volúmenes de datos y ajustan sus parámetros para mejorar la precisión de sus resultados (Jartarkar et al., 2022).

2.2.4.4. Métodos bayesianos. Este enfoque probabilístico es utilizado para la clasificación y predicción, y es especialmente eficiente en situaciones en las que se requiere estimar probabilidades, como en diagnósticos médicos o predicción de eventos (Tursunaliyeva et al., 2023).

2.2.5. Aplicaciones del aprendizaje automático

El aprendizaje automático es un subcampo crucial de la IA, que se caracteriza por la capacidad de los sistemas para aprender y mejorar sin intervención humana explícita. Esto se logra mediante la implementación de algoritmos que ajustan las predicciones y decisiones del sistema a medida que este recibe nuevos datos. Según Jartarkar et al. (2022), este enfoque es especialmente útil en tareas que involucran patrones complejos o relaciones no lineales en grandes volúmenes de datos. El aprendizaje supervisado, en el que los datos etiquetados se utilizan para enseñar al modelo, y el aprendizaje no supervisado, en el que el modelo identifica patrones por sí mismo, son dos de los enfoques más comunes en la práctica.

2.2.6. Utilidad de la IA en el contexto de la educación universitaria

La incorporación de la inteligencia artificial en la educación superior ha generado transformaciones significativas en los procesos de enseñanza, aprendizaje y gestión institucional. Su utilidad no se limita únicamente a docentes y estudiantes, sino que se extiende a los distintos actores que participan en la administración universitaria y en la toma de decisiones estratégicas. En este sentido, la inteligencia artificial se ha consolidado como una herramienta clave para optimizar recursos, mejorar la calidad educativa y fortalecer la experiencia académica integral (Fajardo et al., 2023).

Diversos estudios destacan que la aplicación de la inteligencia artificial en el ámbito universitario permite identificar oportunidades de innovación pedagógica y organizacional, favoreciendo entornos educativos más flexibles, eficientes y centrados en el estudiante (Vera, 2023). Entre las principales utilidades de la inteligencia artificial en la educación superior se identifican las siguientes:

2.2.6.1. Aprendizaje personalizado. La inteligencia artificial posibilita la personalización del proceso de enseñanza–aprendizaje al adaptarse a las características, intereses y ritmos individuales de los estudiantes. Mediante algoritmos de aprendizaje automático, los sistemas inteligentes analizan patrones de comportamiento académico, estilos de aprendizaje y niveles de desempeño, permitiendo identificar fortalezas y áreas de mejora. A partir de esta información, la IA genera recomendaciones personalizadas, contenidos adaptativos y estrategias de retroalimentación que contribuyen a potenciar el rendimiento académico y el aprendizaje significativo (Vera, 2023; Kasneci et al., 2023).

2.2.6.2. Eficiencia y efectividad del proceso educativo. Una de las principales dificultades en el sistema universitario es la sobrecarga administrativa asociada a la gestión de documentos, trámites académicos y procesos de evaluación. En este contexto, la inteligencia artificial facilita la automatización de tareas repetitivas y administrativas, permitiendo a docentes y gestores educativos concentrarse en actividades de mayor valor pedagógico y estratégico. La implementación de sistemas inteligentes contribuye a agilizar procesos institucionales, reducir errores operativos y mejorar la calidad del servicio educativo ofrecido a los estudiantes (Fajardo et al., 2023).

2.2.6.3. Acceso y adquisición de recursos educativos. La inteligencia artificial amplía las posibilidades de acceso a recursos educativos, especialmente en contextos donde la disponibilidad de materiales especializados es limitada o implica altos costos. El uso de simuladores virtuales, laboratorios digitales y plataformas de aprendizaje basadas en IA permite a las universidades ofrecer experiencias formativas innovadoras a bajo costo, favoreciendo la comprensión de contenidos complejos y el desarrollo de competencias prácticas. Estas herramientas contribuyen a democratizar el acceso al conocimiento y a reducir brechas educativas dentro del sistema universitario (Vera, 2023).

2.1.6.4. Optimización de programas educativos y retención estudiantil. Otra utilidad relevante de la inteligencia artificial radica en su capacidad para detectar patrones de riesgo académico, tales como bajo rendimiento, dificultades de comprensión o desmotivación estudiantil. A partir del análisis de datos académicos, los sistemas inteligentes pueden diseñar programas educativos personalizados orientados a reforzar contenidos específicos y mejorar la retención del aprendizaje. Esta capacidad predictiva contribuye a disminuir la deserción universitaria y a

fortalecer el desempeño académico de los estudiantes, promoviendo trayectorias educativas más sostenibles (Kasneci et al., 2023).

2.1.7. Chat GPT en la vida universitaria

En los últimos años, una de las herramientas de inteligencia artificial más utilizadas en el ámbito universitario ha sido Chat GPT, cuya implementación ha generado múltiples aplicaciones en la vida académica. De acuerdo con la UNESCO (2023), la utilidad de esta herramienta se concentra en cuatro áreas principales:

2.1.7.1. Enseñanza y aprendizaje. Chat GPT contribuye a optimizar los procesos de enseñanza y aprendizaje al proporcionar apoyo académico inmediato, resolver dudas conceptuales y facilitar la comprensión de contenidos. Su uso permite a los estudiantes contar con un recurso complementario que favorece el aprendizaje autónomo, siempre que se emplee de manera ética y regulada dentro del proceso formativo.

2.1.7.2. Investigación académica. En el ámbito de la investigación universitaria, Chat GPT es utilizado como apoyo en diversas fases del proceso investigativo, tales como la generación de ideas, la organización de proyectos, la búsqueda preliminar de información y la traducción de fuentes bibliográficas. Asimismo, puede colaborar en la redacción académica, el parafraseo y la codificación de datos, lo que agiliza el desarrollo de informes y productos científicos, aunque su uso debe ser supervisado para garantizar la originalidad y el rigor académico (UNESCO, 2023).

2.1.7.3. Gestión administrativa. Desde una perspectiva administrativa, Chat GPT y otros sistemas basados en IA contribuyen a mejorar la eficiencia institucional al responder consultas frecuentes de la comunidad educativa, facilitar procesos de matrícula e inscripción y brindar información académica de manera continua. Al funcionar como asistentes virtuales disponibles las

24 horas, estas herramientas mejoran la experiencia del usuario y reducen la carga operativa del personal administrativo.

2.1.7.4. Participación y comunicación institucional. Finalmente, la inteligencia artificial permite analizar las características y necesidades de la población estudiantil, facilitando el diseño de estrategias de comunicación personalizadas orientadas a fortalecer la participación estudiantil y el vínculo entre la universidad y su comunidad. Estas aplicaciones resultan especialmente útiles en procesos de orientación académica, fidelización estudiantil y proyección institucional.

En conjunto, la utilidad de la inteligencia artificial en la educación universitaria representa una oportunidad para transformar los procesos educativos, siempre que su implementación se realice bajo principios éticos y con una adecuada regulación, a fin de evitar el uso indiscriminado y la dependencia tecnológica en los estudiantes.

2.1.8. Ventajas de la inteligencia artificial

La inteligencia artificial ha demostrado ser una tecnología con múltiples ventajas que impactan de manera positiva en los ámbitos operativo, educativo, organizacional y social. Su implementación estratégica permite optimizar procesos, mejorar la calidad de las decisiones y ampliar el acceso a la información, lo que explica su rápida adopción en distintos sectores. De acuerdo con Vasilakopoulos et al. (2024), una de las principales ventajas de la inteligencia artificial radica en su capacidad para incrementar la eficiencia operativa y analítica, al procesar grandes volúmenes de datos en menor tiempo, identificar patrones relevantes y facilitar la adquisición rápida de recursos, lo que se traduce en reducción de costos y mayor adaptabilidad frente a contextos dinámicos y cambiantes.

Otra ventaja significativa de la inteligencia artificial se vincula con la mejora en la toma de decisiones. Los sistemas basados en IA permiten integrar información diversa y compleja, disminuyendo la influencia de sesgos humanos y favoreciendo decisiones más objetivas, coherentes y sustentadas en evidencia. Esta característica resulta especialmente relevante en contextos académicos, empresariales y gubernamentales, donde la calidad de las decisiones impacta directamente en el desempeño institucional y social (Vasilakopoulos et al., 2024).

Desde la perspectiva del usuario, la inteligencia artificial ofrece beneficios asociados a la personalización y accesibilidad, ya que adapta contenidos, servicios y recomendaciones a las necesidades individuales. Esto contribuye al empoderamiento de los ciudadanos y usuarios, facilitando el acceso equitativo a información especializada y promoviendo una interacción más eficiente con los sistemas digitales. Asimismo, la IA posibilita la creación de nuevos canales de comunicación entre las instituciones y la ciudadanía, permitiendo recoger opiniones, retroalimentación y demandas sociales de manera continua y sistematizada, lo que fortalece los procesos de participación y gobernanza (Vasilakopoulos et al., 2024).

Por otro lado, Bhonsale et al. (2020) señalan que la inteligencia artificial ofrece ventajas adicionales que impactan directamente en la vida cotidiana de las personas, así como en el desarrollo de organizaciones y negocios. Entre estas, destaca la automatización de la programación y el desarrollo de software, ya que los sistemas de IA pueden generar, modificar y optimizar código de manera autónoma, facilitando la personalización de aplicaciones y la adaptación de sistemas a distintas necesidades.

Asimismo, la inteligencia artificial es considerada una alternativa de mano de obra digital de bajo costo, capaz de ejecutar tareas repetitivas y complejas con rapidez y precisión, independientemente del nivel de pericia del usuario. Esta característica permite aumentar la

productividad y generar beneficios económicos en menor tiempo, especialmente en entornos empresariales y educativos. A diferencia del trabajo humano, los sistemas de IA pueden operar de manera continua, sin necesidad de descanso ni riesgo de fatiga, lo que los hace particularmente útiles en tareas rutinarias o de alta demanda (Bhonsale et al., 2020).

Otra ventaja relevante es la aplicación de la inteligencia artificial y la robótica en entornos de alto riesgo, como la minería, la exploración de recursos naturales y otros procesos industriales peligrosos. En estos contextos, la IA contribuye a reducir la exposición humana a situaciones de riesgo, preservar la salud de los trabajadores y disminuir la probabilidad de accidentes laborales. Finalmente, en el ámbito empresarial, la implementación de sistemas inteligentes permite reducir el error humano, optimizar procesos productivos y mejorar la calidad de los servicios, consolidando a la inteligencia artificial como una herramienta estratégica para el desarrollo organizacional (Bhonsale et al., 2020).

En conjunto, estas ventajas evidencian el alto potencial de la inteligencia artificial para transformar positivamente distintos ámbitos de la sociedad. No obstante, su uso debe ser acompañado de criterios éticos y de una regulación adecuada, especialmente en contextos educativos, para evitar el uso indiscriminado y la aparición de fenómenos como la dependencia tecnológica.

2.1.9. Desventajas de la IA en el contexto de la educación universitaria

Si bien la inteligencia artificial representa una herramienta con alto potencial para optimizar los procesos de enseñanza y aprendizaje en la educación superior, diversos estudios advierten que su uso indiscriminado puede generar efectos adversos en la formación académica y el desarrollo integral de los estudiantes. En particular, el acceso inmediato a información y la

automatización de tareas cognitivas pueden incentivar prácticas de aprendizaje superficial, reduciendo el esfuerzo intelectual y la participación activa del estudiante en la construcción del conocimiento (Granda et al., 2023; Kasneci et al., 2023).

Una de las principales desventajas identificadas es la sustitución progresiva del rol pedagógico del docente. El uso constante de sistemas de inteligencia artificial como fuente primaria de consulta puede desplazar la interacción directa entre el estudiante y el profesor, debilitando el acompañamiento académico y la mediación pedagógica. A diferencia de los sistemas automatizados, el docente cumple una función esencial en el desarrollo emocional, motivacional y ético del estudiante, aspectos que no pueden ser replicados por la tecnología. Por ello, se enfatiza la necesidad de que la pedagogía humana prevalezca sobre el uso instrumental de la inteligencia artificial, integrándola como un recurso complementario y no sustitutivo del proceso educativo (Granda et al., 2023; UNESCO, 2023).

Otra desventaja relevante se relaciona con los riesgos para la privacidad y la protección de datos personales. Los sistemas de inteligencia artificial suelen requerir el acceso a información sensible para personalizar los contenidos educativos y optimizar el aprendizaje, lo que expone a los estudiantes a posibles vulneraciones de su confidencialidad. La recopilación, almacenamiento y procesamiento de datos académicos y personales incrementa la probabilidad de usos indebidos, filtraciones de información o ataques cibernéticos, especialmente en contextos donde las políticas de seguridad digital aún no están suficientemente desarrolladas (Floridi y Cowls, 2022).

Asimismo, la brecha digital constituye una desventaja significativa en el contexto universitario, particularmente en países en desarrollo. El acceso desigual a internet, dispositivos tecnológicos y servicios básicos limita la posibilidad de que todos los estudiantes se beneficien de las herramientas de inteligencia artificial. Esta desigualdad tecnológica puede profundizar las

brechas educativas existentes, favoreciendo únicamente a aquellos que cuentan con los recursos necesarios y excluyendo a poblaciones vulnerables del acceso equitativo a innovaciones educativas basadas en IA (Granda et al., 2023; UNESCO, 2023).

Desde una perspectiva ética y formativa, una de las desventajas más críticas del uso excesivo de la inteligencia artificial en la educación universitaria es la afectación del desarrollo de habilidades cognitivas superiores. La dependencia de sistemas automatizados para la búsqueda, síntesis y elaboración de información puede limitar el desarrollo del pensamiento crítico, la capacidad de análisis, la autorregulación del aprendizaje y la producción académica original. En estos casos, los productos académicos dejan de reflejar el esfuerzo cognitivo del estudiante y pasan a ser el resultado de respuestas generadas por la inteligencia artificial, lo que compromete la integridad académica y el aprendizaje significativo (Kasneci et al., 2023; Rosen et al., 2024).

En conjunto, estas desventajas evidencian la necesidad de establecer marcos normativos, éticos y pedagógicos que regulen el uso de la inteligencia artificial en la educación universitaria. Su implementación debe orientarse a fortalecer el aprendizaje autónomo y crítico, evitando prácticas que fomenten la dependencia tecnológica y que perjudiquen el desarrollo integral de los estudiantes.

2.1.10. Tipos de la inteligencia artificial

A lo largo del desarrollo de la inteligencia artificial se han propuesto diversas clasificaciones con el propósito de explicar los niveles de complejidad y autonomía de los sistemas inteligentes. Entre las tipologías más difundidas en la literatura contemporánea se encuentra la propuesta por Arend Hintze, la cual clasifica la inteligencia artificial en función de sus capacidades cognitivas y de interacción con el entorno. Esta clasificación resulta especialmente relevante

porque permite comprender el grado de sofisticación de los sistemas actuales y sus proyecciones futuras (Sebio, 2020).

En primer lugar, se identifican las máquinas reactivas, consideradas la forma más básica de inteligencia artificial. Estos sistemas no cuentan con memoria ni con la capacidad de aprender a partir de experiencias previas; su funcionamiento se basa en la reacción inmediata ante estímulos específicos, seleccionando una respuesta entre un conjunto limitado de alternativas previamente programadas. Debido a esta característica, no emplean procesos complejos de toma de decisiones, sino que responden de manera predictiva y determinista. Un ejemplo clásico de este tipo de inteligencia artificial son los sistemas diseñados para tareas muy concretas y delimitadas, como los programas de ajedrez de primera generación (Sebio, 2020).

En segundo lugar, se encuentran las máquinas con memoria limitada, las cuales representan un avance significativo respecto a las máquinas reactivas. Estos sistemas poseen la capacidad de almacenar información temporal y utilizar experiencias pasadas para mejorar sus respuestas futuras. No obstante, dicha memoria es limitada y se restringe a periodos específicos de tiempo o a contextos concretos. Este tipo de inteligencia artificial es ampliamente utilizado en aplicaciones actuales, como los sistemas de reconocimiento de voz, los vehículos autónomos y los algoritmos de recomendación, donde el aprendizaje a partir de datos recientes resulta fundamental para la toma de decisiones (Hintze, citado en Sebio, 2020).

Un nivel más avanzado corresponde a las máquinas con teoría de la mente, las cuales se caracterizan por su capacidad para construir representaciones mentales del entorno y de los agentes que interactúan en él, incluyendo a las personas. Estos sistemas no solo procesan información objetiva, sino que también consideran estados mentales como intenciones, emociones y creencias, lo que facilita una interacción más natural y adaptativa. Aunque este tipo de inteligencia artificial

aún se encuentra en desarrollo, se considera un paso clave hacia la creación de sistemas capaces de interactuar socialmente de manera más efectiva con los seres humanos (Sebio, 2020).

Finalmente, se encuentran las máquinas con autoconciencia, que representan el nivel más avanzado y aún hipotético de la inteligencia artificial. Estos sistemas serían capaces de generar representaciones sobre sí mismos, reconociendo su propia existencia y diferenciándose del entorno. La autoconciencia permitiría a la inteligencia artificial anticipar emociones propias y ajenas, así como reflexionar sobre sus acciones y consecuencias. Si bien este tipo de inteligencia artificial no ha sido alcanzado con la tecnología actual, constituye el objetivo final de muchos desarrollos teóricos en el campo de la IA, planteando importantes desafíos éticos, filosóficos y científicos (Sebio, 2020; Floridi et al., 2022).

En conjunto, esta clasificación permite comprender que la mayoría de las aplicaciones de inteligencia artificial utilizadas actualmente en el ámbito educativo y universitario corresponden a sistemas con memoria limitada. No obstante, su uso intensivo y constante puede generar una percepción de alta autonomía e inteligencia, lo que contribuye al desarrollo de vínculos de dependencia cognitiva y funcional en los usuarios, aspecto central de la presente investigación.

2.2. Dependencia a la inteligencia artificial

2.2.1. Definición de la dependencia a la inteligencia artificial

La dependencia a la inteligencia artificial puede definirse como un patrón de uso excesivo, recurrente y poco reflexivo de sistemas inteligentes que conduce a una reducción de la autonomía cognitiva, una necesidad constante de asistencia automatizada y dificultades para realizar tareas académicas sin el apoyo de la IA. Este fenómeno se manifiesta cuando el individuo delega de manera habitual procesos mentales fundamentales en herramientas de inteligencia artificial,

percibiéndolas como indispensables para el cumplimiento de sus responsabilidades académicas (Zhang et al., 2024).

Desde una perspectiva psicológica, la dependencia a la IA comparte características con las adicciones conductuales, en tanto involucra refuerzo inmediato, reducción del esfuerzo cognitivo y alivio temporal del estrés académico. Sin embargo, se diferencia de otras dependencias tecnológicas porque no se centra únicamente en el uso del dispositivo, sino en la confianza cognitiva depositada en la capacidad de la IA para pensar, decidir y producir conocimiento en lugar del estudiante (Rosen et al., 2024).

La dependencia a la inteligencia artificial constituye un fenómeno emergente asociado al uso intensivo y reiterado de sistemas inteligentes en actividades cotidianas, académicas y profesionales. En el contexto universitario, esta dependencia adquiere particular relevancia debido a que los estudiantes interactúan constantemente con herramientas basadas en IA para resolver tareas cognitivas complejas, lo que puede modificar progresivamente sus procesos de aprendizaje, autonomía intelectual y autorregulación académica. A diferencia de otras formas de dependencia tecnológica, la dependencia a la inteligencia artificial se caracteriza por la externalización sistemática de funciones cognitivas superiores, como el razonamiento, la síntesis de información y la toma de decisiones (Carr, 2020; Kasneci et al., 2023).

2.2.2. Características y manifestaciones de la dependencia a la IA

La dependencia a la inteligencia artificial presenta un conjunto de características específicas que permiten identificar su presencia en estudiantes universitarios. Una de las manifestaciones más frecuentes es la búsqueda compulsiva de respuestas automatizadas, incluso para tareas académicas simples que podrían resolverse mediante el razonamiento propio. Este

comportamiento suele ir acompañado de una disminución del esfuerzo intelectual y de la tolerancia a la frustración frente a actividades que demandan análisis profundo o pensamiento crítico (Kasneci et al., 2023).

Otra característica relevante es la percepción de incapacidad para rendir académicamente sin el apoyo de la IA, lo que genera inseguridad, ansiedad académica y dependencia emocional hacia la herramienta. Asimismo, se observa una tendencia a priorizar la rapidez y la eficiencia sobre la comprensión conceptual, lo que afecta la calidad del aprendizaje y la construcción de conocimiento significativo (Zhang et al., 2024).

Entre las manifestaciones conductuales más comunes se encuentran: el uso constante de sistemas de IA para redactar trabajos académicos, resolver evaluaciones, resumir textos sin lectura previa, y la dificultad para iniciar tareas sin apoyo tecnológico. Estas conductas evidencian un desplazamiento progresivo del rol activo del estudiante hacia un rol pasivo mediado por la tecnología.

2.2.3. Modelos teóricos explicativos de la dependencia tecnológica aplicada a la IA

La dependencia a la inteligencia artificial puede explicarse a partir de diversos modelos teóricos desarrollados en el estudio del uso problemático de tecnologías. Uno de los enfoques más relevantes es el modelo PACE (Persona–Afecto–Cognición–Ejecución), el cual plantea que la dependencia surge de la interacción entre características personales, estados emocionales, procesos cognitivos y patrones de comportamiento. Desde este modelo, el estrés académico y la baja autoeficacia actúan como factores que incrementan la dependencia a la IA al ofrecer soluciones inmediatas y reducir la carga cognitiva percibida (Zhang et al., 2024).

Otro marco explicativo es el modelo de externalización cognitiva, que sostiene que el uso constante de tecnologías inteligentes conduce a la delegación de funciones mentales en sistemas externos, debilitando progresivamente las capacidades cognitivas internas. Este modelo resulta particularmente pertinente para comprender cómo la IA puede sustituir procesos de memoria, razonamiento y toma de decisiones en estudiantes universitarios (Carr, 2020).

Asimismo, las teorías de la adicción conductual aplicada a tecnologías digitales explican la dependencia a la IA a partir de mecanismos de refuerzo inmediato, gratificación rápida y reducción del malestar emocional, factores que fortalecen el uso reiterado y dificultan el control voluntario del comportamiento (Rosen et al., 2024).

2.2.4. Factores asociados a la dependencia a la IA en estudiantes universitarios

Diversos factores han sido identificados como asociados al desarrollo de dependencia a la inteligencia artificial en población universitaria. Entre los factores personales destacan la baja autoeficacia académica, la inseguridad frente al desempeño, el miedo al fracaso y la elevada presión por el rendimiento. Estos elementos incrementan la probabilidad de recurrir a la IA como estrategia de afrontamiento frente a las demandas académicas (Zhang et al., 2024).

A nivel contextual, la sobrecarga académica, la falta de acompañamiento pedagógico y la normalización institucional del uso de tecnologías inteligentes favorecen la dependencia. Asimismo, factores tecnológicos como la accesibilidad permanente, la facilidad de uso y la rapidez en la obtención de resultados refuerzan el uso continuo de la IA (Kasneci et al., 2023).

Finalmente, variables sociodemográficas como el sexo y la edad han mostrado asociaciones diferenciales con el uso y la dependencia a tecnologías digitales, lo que justifica su análisis en estudios psicométricos orientados a la validación de instrumentos de medición.

2.2.5. Consecuencias cognitivas, académicas y emocionales de la dependencia a la IA

La dependencia a la inteligencia artificial puede generar consecuencias significativas en distintos niveles del funcionamiento del estudiante universitario. A nivel cognitivo, se ha evidenciado una reducción del pensamiento crítico, dificultades en la síntesis de información y menor capacidad para resolver problemas de manera autónoma. La delegación constante de funciones mentales en la IA debilita la memoria operativa y limita el desarrollo de habilidades metacognitivas (Carr, 2020; Rosen et al., 2024).

En el ámbito académico, la dependencia a la IA se asocia con aprendizajes superficiales, menor comprensión conceptual y riesgos para la integridad académica, debido al uso de respuestas generadas automáticamente sin análisis personal. Esto puede afectar negativamente el desempeño a largo plazo y la formación profesional del estudiante (UNESCO, 2023).

Desde el plano emocional, la dependencia a la inteligencia artificial puede generar ansiedad, inseguridad académica y sentimientos de incompetencia cuando el estudiante no tiene acceso a estas herramientas. Asimismo, se ha identificado una relación entre el uso problemático de la IA y síntomas de estrés y desmotivación, lo que refuerza la necesidad de abordar este fenómeno desde una perspectiva preventiva y psicoeducativa.

III. MÉTODO

3.1. Tipo de investigación

La presente investigación se desarrolla bajo un enfoque cuantitativo, el cual se caracteriza por el uso de procedimientos sistemáticos de medición, análisis estadístico y contrastación empírica, orientados a describir y evaluar fenómenos observables en una población determinada. Este enfoque resulta pertinente cuando se requiere obtener mediciones precisas y objetivas de las variables de estudio, especialmente en investigaciones que trabajan con muestras amplias y buscan generalizar resultados a partir de evidencias numéricas (Monje, 2011).

Asimismo, el estudio se clasifica como no experimental, dado que no se realiza manipulación deliberada de la variable dependiente, sino que esta es observada y analizada tal como se manifiesta en su contexto natural. En este tipo de investigaciones, el investigador se limita a medir y describir el fenómeno sin intervenir en las condiciones que lo originan, lo que permite preservar la validez ecológica de los datos recolectados (Arispe et al., 2020).

En cuanto al diseño de investigación, el estudio adopta un diseño instrumental, debido a que se orienta a la elaboración, adaptación y validación de un instrumento de medición destinado a evaluar la dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes universitarios. Este tipo de diseño es característico de investigaciones cuyo propósito central es analizar las propiedades psicométricas de una escala, tales como la validez y la confiabilidad, garantizando su adecuación para una población específica (Cvetkovic et al., 2021).

Finalmente, desde una perspectiva metodológica, la investigación corresponde a un estudio psicométrico, ya que se enfoca en el análisis riguroso de las características técnicas del instrumento desarrollado, proporcionando evidencia empírica sobre su consistencia interna, estructura factorial y capacidad para medir de manera válida y confiable el constructo de interés. Este tipo de estudios

resulta fundamental para asegurar la calidad científica de las herramientas de evaluación utilizadas en el ámbito psicológico y educativo (Guevara et al., 2020).

3.2. Ámbito temporal y espacial

El presente estudio se llevará a cabo entre los meses de octubre a diciembre del año 2024, lo que permite contar con un período adecuado para la recolección de datos, análisis psicométrico y evaluación de la dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes universitarios. Este intervalo temporal está diseñado para permitir la implementación y seguimiento de los procedimientos necesarios para asegurar la fiabilidad de los resultados obtenidos.

En cuanto al ámbito espacial, la investigación se desarrollará en la Universidad Nacional Federico Villarreal (UNFV), ubicada en Lima, Perú. Esta institución fue seleccionada debido a su diversidad estudiantil y su enfoque académico en áreas relacionadas con la psicología, lo que proporciona un contexto representativo para la evaluación de la dependencia tecnológica entre los estudiantes universitarios. La elección de este espacio también asegura la posibilidad de acceder a una muestra adecuada para la validación del instrumento psicométrico, permitiendo realizar un análisis que se ajuste a las características y necesidades de la población objetivo.

3.3. Variables

3.3.1. Definición conceptual de dependencia a la IE

La dependencia a la inteligencia artificial se conceptualiza como un patrón de uso excesivamente recurrente de tecnologías basadas en inteligencia artificial, en el cual el individuo desarrolla una necesidad progresiva de apoyo automatizado para el desempeño de actividades académicas, cognitivas o decisionales. Este uso reiterado genera una tendencia dependiente de

carácter conductual y emocional, que puede derivar en consecuencias negativas sobre la autonomía personal, el bienestar psicológico y el funcionamiento académico y social del usuario (Huang et al., 2023).

Desde esta perspectiva, la dependencia a la inteligencia artificial no se limita a la frecuencia de uso, sino que implica una externalización sistemática de funciones cognitivas y emocionales, tales como el razonamiento, la toma de decisiones, la validación personal y la regulación del rendimiento. En este sentido, el individuo percibe a la inteligencia artificial como un recurso indispensable, experimentando malestar, inseguridad o ansiedad ante la ausencia o limitación de acceso a estas herramientas. A partir de esta conceptualización, la dependencia a la inteligencia artificial se expresa mediante un conjunto de síntomas y dimensiones que orientan su evaluación empírica. Entre los principales referentes conceptuales se identifican los siguientes:

a) Síntomas de dependencia, asociados a la pérdida de control sobre el uso de la inteligencia artificial, incremento progresivo del tiempo de uso y malestar ante la restricción de acceso.

b) Sentimientos de vulnerabilidad. Vinculados a la percepción de incapacidad o inseguridad para desempeñarse adecuadamente sin el apoyo de sistemas de inteligencia artificial.

c) Preocupación por la relevancia y el desempeño. Relacionada con la ansiedad por mantener un nivel competitivo de rendimiento académico o laboral mediante el uso constante de estas tecnologías.

d) Necesidad de mantener una imagen actualizada. Entendida como la búsqueda de aceptación social y reconocimiento a través del dominio y uso visible de herramientas de inteligencia artificial.

e) Búsqueda de validación externa. Que implica la delegación recurrente de decisiones, juicios y evaluaciones personales a sistemas de inteligencia artificial.

f) Miedo a la obsolescencia personal. Referido al temor de ser reemplazado o quedar rezagado frente al avance tecnológico, lo que refuerza el uso intensivo de la inteligencia artificial como estrategia de adaptación.

Esta definición conceptual permite delimitar con claridad el constructo de estudio y sustenta la estructura dimensional de la escala desarrollada, facilitando su evaluación psicométrica en estudiantes universitarios.

3.3.2. Definición operacional de la dependencia a la IE

La dependencia a la inteligencia artificial en esta investigación se conceptualiza a través de las puntuaciones obtenidas mediante la aplicación de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial. Las puntuaciones se derivan de la evaluación de las siguientes dimensiones: síntomas de dependencia, sentimientos de vulnerabilidad, preocupación por la relevancia y el desempeño, necesidad de establecer una imagen actualizada, búsqueda de validación externa y miedo a la obsolescencia personal.

Cada una de estas dimensiones está representada por un conjunto específico de ítems, que son valorados utilizando una escala tipo Likert. Las respuestas obtenidas proporcionan datos cuantitativos que permiten medir la intensidad de la dependencia en cada una de estas dimensiones y, en conjunto, evaluar el nivel general de dependencia a la inteligencia artificial en la población de estudiantes universitarios. A continuación, se presenta la Tabla 1, que detalla la operacionalización de las variables de estudio, especificando las dimensiones, los ítems correspondientes, el instrumento utilizado y el tipo de respuesta.

3.3.3. Operacionalización de la dependencia ala IE

Tabla 1

Operacionalización de las variables de estudio

Variable	Dimensiones	Ítems	Instrumento	Tipo de respuesta
Dependencia a la Inteligencia Artificial	Síntomas de dependencia	01-06	Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial	Escala tipo Likert
	Sentimientos de vulnerabilidad	07-11	Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial	Escala tipo Likert
	Preocupación por la relevancia y el desempeño	12-16	Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial	Escala tipo Likert
	Necesidad de establecer una imagen actualizada	17-21	Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial	Escala tipo Likert
	Búsqueda de validación externa	22-26	Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial	Escala tipo Likert
	Miedo a la obsolescencia personal	27-31	Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial	Escal

3.3.4. Variables sociodemográficas

Tabla 2

Operacionalización de las variables sociodemográficas

Variables	Escala de medición	Indicadores	Instrumentos
Edad	Razón	Edad entre 17 y 28 años.	Ficha sociodemográfica
Sexo	Nominal	Masculino y femenino	

3.4. Población y muestra

3.4.1. Población

La población se define como el conjunto total de elementos que comparten características comunes y sobre los cuales se pretende inferir resultados a partir del estudio científico (Arias, 2016). En este sentido, la población del presente estudio estuvo conformada por estudiantes de pregrado de la Facultad de Psicología de la Universidad Nacional Federico Villarreal (UNFV), matriculados en el año académico 2024, pertenecientes a tres bases académicas, haciendo un total de 540 estudiantes. Esta población fue seleccionada debido a su pertinencia con el objeto de estudio y su exposición directa al uso de herramientas de inteligencia artificial en el contexto académico.

- **Criterios de inclusión**

Para la selección de los participantes se consideraron los siguientes criterios:

- Estudiantes matriculados en el año lectivo 2024-I en la Universidad Nacional Federico Villarreal (UNFV).

- Estudiantes pertenecientes a la Facultad de Psicología.
- Estudiantes con edades comprendidas entre 17 y 28 años.
- Participantes que aceptaron voluntariamente el consentimiento informado.

- **Criterios de exclusión**

Se excluyeron del estudio aquellos participantes que cumplieron con alguna de las siguientes condiciones:

- No encontrarse matriculados en la Universidad Nacional Federico Villarreal durante el período académico correspondiente.

- Encontrarse fuera del rango etario establecido.
- Negarse a participar o no completar adecuadamente el instrumento de evaluación.

3.4.2. Muestra

La muestra se entiende como un subgrupo representativo de la población, cuyas características permiten extrapolar los resultados obtenidos al conjunto total de sujetos de estudio (López y Fachelli, 2017). En la presente investigación, la muestra estuvo constituida por 457 estudiantes de la Facultad de Psicología de la Universidad Nacional Federico Villarreal, pertenecientes a las tres bases académicas consideradas.

Los participantes presentaron edades comprendidas entre 17 y 28 años, encontrándose una distribución por sexo de 85.4% varones y 14.6% mujeres. Asimismo, se identificó que el 94.8% de los estudiantes reportó hacer uso de herramientas de inteligencia artificial, siendo el tiempo de uso predominante superior a seis meses (35.8%) y la frecuencia más común de uso de una a dos veces por semana (31.7%). En cuanto a las plataformas empleadas, Chat GPT fue señalada como la herramienta de inteligencia artificial más utilizada (70%).

El muestreo empleado fue no probabilístico por conveniencia o intencional, dado que la selección de los participantes se realizó en función del acceso del investigador y la disposición voluntaria de los estudiantes para participar en el estudio (Otzen y Manterola, 2017). Este tipo de muestreo es frecuente en investigaciones psicométricas, especialmente cuando el objetivo principal es la validación de instrumentos y el análisis de sus propiedades estadísticas.

La recolección de datos se llevó a cabo mediante la aplicación de un cuestionario en línea, elaborado a través de la plataforma Google Forms. Formaron parte de la muestra únicamente aquellos estudiantes que aceptaron el consentimiento informado y completaron de manera íntegra la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial.

3.5. Instrumentos

3.5.1. *Ficha técnica: Scale for dependence on artificial intelligence*

Autor: Morales et al. (2024)

Objetivo: Determinar la tendencia a la dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes universitarios.

Estructura: Consta de 31 ítems y se compone de 6 dimensiones: a) Síntomas de dependencia, b) Sentimientos de vulnerabilidad, c) preocupación por la relevancia y el desempeño, d) necesidad de establecer una imagen actualizada, e) búsqueda de validación externa y f) miedo a la obsolescencia personal.

Tipo de respuesta: Las alternativas de respuesta están distribuidas de acuerdo con una escala tipo Likert de 1(Completamente falso para mí) a 5 (Me describe perfectamente).

Administración: Individual o colectiva

Tiempo de administración: Un aproximado de 10 a 15 minutos.

3.6. Procedimientos

En una primera etapa, se gestionó la autorización institucional correspondiente ante la autoridad académica de la Universidad Nacional Federico Villarreal (UNFV), específicamente en el área de Ciencias Sociales de la Facultad de Psicología, con la finalidad de obtener el permiso para aplicar el instrumento a la población objeto de estudio. Esta solicitud permitió garantizar el cumplimiento de los principios éticos y administrativos necesarios para la ejecución de la investigación.

Posteriormente, se procedió a la digitalización del instrumento de evaluación mediante la plataforma Google Forms, estructurando el formulario en tres secciones diferenciadas:

Consentimiento informado, en el cual se explicó a los participantes el propósito del estudio, la confidencialidad de la información y el carácter voluntario de su participación;

Ficha de datos sociodemográficos, destinada a recoger información relevante sobre edad, sexo y patrones de uso de la inteligencia artificial;

Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial, compuesta por 31 ítems organizados en seis dimensiones.

Una vez elaborado el formulario, el enlace fue distribuido de manera virtual a los estudiantes que cumplían con los criterios de inclusión, utilizando los canales de comunicación disponibles y el acceso directo a los grupos académicos. Se consideró como parte de la muestra únicamente a aquellos participantes que aceptaron el consentimiento informado y completaron de forma íntegra el cuestionario, con el objetivo de asegurar la calidad y consistencia de los datos recolectados.

La recolección de datos se llevó a cabo durante el semestre académico correspondiente al año 2024, respetando los tiempos establecidos para la participación voluntaria de los estudiantes. Concluida esta fase, la información obtenida fue organizada y depurada para su posterior análisis estadístico.

Finalmente, los datos fueron procesados mediante los programas JASP y SPSS versión 28.0, los cuales permitieron realizar los análisis psicométricos necesarios, tales como la evaluación de la validez (contenido y estructura interna) y la confiabilidad por consistencia interna de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial, garantizando así la rigurosidad metodológica del estudio.

3.7. Análisis de datos

Una vez culminada la recolección de datos mediante el cuestionario en línea elaborado en Google Forms, las respuestas obtenidas fueron exportadas, depuradas y codificadas para su análisis estadístico. El procesamiento de la información se realizó utilizando los programas JASP y SPSS versión 28.0, los cuales permitieron ejecutar los análisis descriptivos e inferenciales requeridos para el cumplimiento de los objetivos de la investigación.

En una primera fase, se evaluó la validez de contenido del instrumento mediante el juicio de expertos, contando con la participación de 10 especialistas en psicometría, psicología y tecnologías aplicadas a la educación. Estos expertos valoraron la claridad, coherencia, relevancia y pertinencia de los ítems, emitiendo observaciones que fueron consideradas para la reformulación y mejora del instrumento. La aceptación del contenido permitió garantizar que los ítems representaran adecuadamente el constructo de dependencia a la inteligencia artificial.

Posteriormente, se realizó el análisis de validez interna, a través del estudio de la correlación ítem-total corregida, con el fin de determinar el grado en que cada ítem contribuye a la medición del constructo general y de sus dimensiones. Este procedimiento permitió identificar ítems con adecuado poder discriminativo y coherencia interna con la escala total.

A continuación, se efectuó el análisis factorial confirmatorio (AFC), con el propósito de comprobar la estructura dimensional propuesta de seis factores para la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial. Para ello, se evaluaron diversos índices de ajuste del modelo, tales como el Chi-cuadrado (χ^2), el Comparative Fit Index (CFI), el Tucker-Lewis Index (TLI), el Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) y el Standardized Root Mean Square Residual (SRMR), seleccionando el modelo que presentó el mejor ajuste a los datos empíricos.

En relación con la confiabilidad del instrumento, se empleó el coeficiente alfa de Cronbach, tanto para la escala total como para cada una de sus dimensiones, con el objetivo de determinar la consistencia interna y la estabilidad de las puntuaciones obtenidas.

Finalmente, para el análisis de los datos descriptivos e inferenciales, se calcularon medidas de tendencia central y dispersión. Asimismo, se aplicó la prueba *t* de Student para muestras independientes, con el propósito de identificar diferencias estadísticamente significativas en los niveles de dependencia a la inteligencia artificial según variables sociodemográficas, como el sexo y la edad, considerando un nivel de significancia estadística de $p < .05$.

IV. RESULTADOS

4.1. Medidas psicométricas del instrumento

4.1.1. *Análisis descriptivo de los ítems*

Previo a la ejecución del análisis factorial confirmatorio (AFC), se realizó un análisis descriptivo preliminar de los ítems de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial, con el propósito de examinar el comportamiento estadístico de los reactivos y verificar su adecuación para los análisis posteriores. Los resultados de este análisis se presentan en la Tabla 3.

De acuerdo con los estadísticos descriptivos, se observa que las medias de los ítems oscilan entre 1.87 y 2.60, lo que indica una tendencia general hacia niveles bajos a moderados de acuerdo con la escala de respuesta empleada. El ítem que presentó la media más alta fue el D4 ($M = 2.60$), mientras que el valor más bajo correspondió al D7 ($M = 1.86$), evidenciando variabilidad en la intensidad de las respuestas entre los distintos reactivos.

En relación con la dispersión de los datos, las desviaciones estándar se situaron entre 1.159 y 1.351, lo cual refleja una adecuada variabilidad en las respuestas. La mayor dispersión se registró en el ítem D28 ($DE = 1.351$), lo que sugiere una mayor heterogeneidad en las percepciones de los participantes respecto a dicho contenido.

Respecto a la asimetría, todos los ítems presentaron valores positivos, lo que indica que las distribuciones se encuentran asimétricamente sesgadas hacia la izquierda, evidenciando una mayor concentración de respuestas en los valores bajos y una tendencia progresiva hacia puntuaciones más altas. Estos valores se mantuvieron dentro de rangos aceptables para estudios psicométricos, lo que respalda la idoneidad de los reactivos para el análisis factorial.

En cuanto a la curtosis, la mayoría de los ítems mostraron valores negativos, lo que evidencia una distribución platicúrtica, caracterizada por una menor concentración de datos en

torno a la media y una mayor dispersión de las puntuaciones. Este patrón sugiere que las respuestas no se agrupan excesivamente en un solo punto de la escala, favoreciendo la sensibilidad del instrumento para discriminar entre diferentes niveles del constructo evaluado.

En conjunto, los resultados del análisis preliminar indican que los ítems presentan propiedades estadísticas adecuadas, tanto en términos de tendencia central como de dispersión y forma de distribución, lo que justifica la continuidad del análisis psicométrico mediante el análisis factorial confirmatorio y la evaluación de la confiabilidad del instrumento.

Tabla 3

Análisis preliminar de los ítems (N=458)

ítem	Media	DE	Asimetría	Curtosis	ítem	Media	DE	Asimetría	Curtosis
D1	2,35	1,218	,481	-,795	D16	2,04	1,196	,844	-,463
D2	1,87	1,173	1,253	,633	D17	2,17	1,264	,680	-,711
D3	2,27	1,236	,680	-,564	D18	1,94	1,189	1,020	-,097
D4	2,60	1,344	,253	-1,132	D19	2,31	1,295	,625	-,743
D5	2,01	1,256	1,012	-,176	D20	2,24	1,298	,675	-,756
D6	2,05	1,240	,952	-,213	D21	1,91	1,166	1,065	,053
D7	1,86	1,162	1,165	,291	D22	2,09	1,251	,859	-,380
D8	2,03	1,212	,949	-,162	D23	2,16	1,274	,765	-,615
D9	2,09	1,228	,839	-,402	D24	2,20	1,250	,656	-,734
D10	1,99	1,183	1,012	,028	D25	2,35	1,299	,556	-,869
D11	2,08	1,182	,930	-,009	D26	2,03	1,235	,941	-,224
D12	2,05	1,201	,905	-,207	D27	2,26	1,329	,675	-,784
D13	1,88	1,159	1,176	,394	D28	2,26	1,351	,690	-,815
D14	2,00	1,202	1,033	,054	D29	2,21	1,298	,704	-,716
D15	2,13	1,224	,778	-,474	D30	2,30	1,341	,627	-,870
					D31	2,18	1,305	,730	-,718

Nota. DE= Desviación Estándar

4.1.2. Validez de contenido

La validez de contenido de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial se evaluó mediante el juicio de expertos, procedimiento recomendado en estudios psicométricos para verificar la pertinencia conceptual y semántica de los ítems. Para este fin, se contó con la

participación de 10 jueces expertos, con experiencia en psicometría, psicología y uso de tecnologías aplicadas al ámbito educativo.

Los jueces evaluaron cada uno de los 31 ítems considerando tres criterios fundamentales: relevancia, representatividad y claridad. A partir de dichas valoraciones, se obtuvieron coeficientes de validez que oscilaron entre .77 y 1.00, valores que se encuentran dentro de rangos aceptables y altos, lo que evidencia una adecuada correspondencia entre los ítems y el constructo que se pretende medir.

Los resultados muestran que la totalidad de los ítems fue considerada válida, no registrándose reactivos con puntuaciones inferiores al criterio mínimo recomendado. Este hallazgo indica que los ítems son pertinentes, comprensibles y representativos de las dimensiones teóricas propuestas para la evaluación de la dependencia a la inteligencia artificial. Las valoraciones detalladas emitidas por los jueces, así como las observaciones específicas realizadas para la mejora de la redacción de algunos ítems, se presentan de manera completa en la sección de Anexos.

En la Tabla 4 se presenta el resumen del dictamen de validez de contenido para cada uno de los ítems del instrumento, evidenciando que todos fueron calificados como válidos.

Tabla 4

Validez de contenido de los ítems

Ítem	Validez	Ítem	Validez	Ítem	Validez
Ítem 1	Válido	Ítem 11	Válido	Ítem 21	Válido
Ítem 2	Válido	Ítem 12	Válido	Ítem 22	Válido
Ítem 3	Válido	Ítem 13	Válido	Ítem 23	Válido
Ítem 4	Válido	Ítem 14	Válido	Ítem 24	Válido
Ítem 5	Válido	Ítem 15	Válido	Ítem 25	Válido

Ítem 6	Válido	Ítem 16	Válido	Ítem 26	Válido
Ítem 7	Válido	Ítem 17	Válido	Ítem 27	Válido
Ítem 8	Válido	Ítem 18	Válido	Ítem 28	Válido
Ítem 9	Válido	Ítem 19	Válido	Ítem 29	Válido
Ítem 10	Válido	Ítem 20	Válido	Ítem 30	Válido
				Ítem 31	Válido

4.1.3. Análisis de homogeneidad de la prueba

Como parte de la evaluación de la validez de constructo, se realizó el análisis de homogeneidad de la prueba mediante la correlación ítem-test corregida (ritc), con el objetivo de determinar el grado de asociación de cada reactivo con la puntuación total de la escala. Este procedimiento permite identificar si los ítems contribuyen de manera consistente a la medición del constructo evaluado.

Siguiendo los criterios psicométricos establecidos, se consideró como punto de corte un valor mínimo de ritc $\geq .20$. Los resultados evidenciaron que la totalidad de los ítems superó ampliamente este criterio, por lo que no fue necesario eliminar ningún reactivo del instrumento. Los coeficientes de correlación ítem-test corregida oscilaron entre .513 (Ítem 2) y .800 (Ítem 12), lo que indica un adecuado nivel de discriminación y coherencia interna entre los ítems y la escala total.

Asimismo, se analizó el alfa de Cronbach si se elimina el ítem, observándose que los valores se mantuvieron elevados y estables, con coeficientes cercanos a $\alpha = .969 - .971$, lo que demuestra que la eliminación de ningún reactivo incrementaría de manera significativa la

confiabilidad global del instrumento. Este hallazgo respalda la pertinencia de todos los ítems incluidos en la escala.

En conjunto, los resultados del análisis de homogeneidad confirman que la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial presenta índices satisfactorios de consistencia interna, evidenciando que los reactivos se encuentran adecuadamente relacionados entre sí y contribuyen de manera coherente a la medición del constructo. Los valores detallados de la correlación ítem-test corregida y del alfa de Cronbach asociado a cada reactivo se presentan en la Tabla 5.

Tabla 5

Correlación ítem-test de los ítems (N=458)

Ítem	α	ritc	Ítem	α	ritc	Ítem	α	ritc
Ítem 1	0.970	0.547	Ítem 11	0.970	0.682	Ítem 21	0.969	0.742
Ítem 2	0.971	0.513	Ítem 12	0.969	0.800	Ítem 22	0.969	0.786
Ítem 3	0.970	0.623	Ítem 13	0.969	0.780	Ítem 23	0.969	0.795
Ítem 4	0.971	0.517	Ítem 14	0.969	0.735	Ítem 24	0.969	0.777
Ítem 5	0.970	0.713	Ítem 15	0.970	0.721	Ítem 25	0.970	0.700
Ítem 6	0.970	0.711	Ítem 16	0.969	0.786	Ítem 26	0.969	0.799
Ítem 7	0.969	0.741	Ítem 17	0.970	0.699	Ítem 27	0.970	0.714
Ítem 8	0.969	0.790	Ítem 18	0.970	0.715	Ítem 28	0.970	0.705
Ítem 9	0.969	0.790	Ítem 19	0.970	0.556	Ítem 29	0.970	0.716
Ítem 10	0.969	0.775	Ítem 20	0.970	0.621	Ítem 30	0.970	0.679
						Ítem 31	0.969	0.741

Nota. ritc= Correlación ítem-test corregida; α = Alfa de Cronbach si se elimina un elemento.

4.1.4. Análisis Factorial Exploratorio (AFE)

Previo a la realización del Análisis Factorial Exploratorio (AFE), se evaluó la idoneidad de los datos mediante la medida de adecuación muestral de Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) y la prueba de esfericidad de Bartlett, procedimientos indispensables para determinar la factibilidad del análisis factorial.

Los resultados evidenciaron un KMO general de 0.970, valor que indica una excelente adecuación de los datos para la aplicación del análisis factorial. Asimismo, la prueba de esfericidad

de Bartlett resultó estadísticamente significativa ($\chi^2 = 10976.906$; $p < .05$), lo que confirma la existencia de correlaciones suficientes entre los ítems y justifica la realización del AFE.

En una primera aproximación, se realizó un análisis factorial exploratorio con delimitación manual de seis factores, con la finalidad de contrastar la estructura teórica inicial del instrumento. No obstante, este procedimiento evidenció cargas factoriales negativas, factores conformados por un solo ítem —lo cual no es recomendable desde el punto de vista psicométrico— y valores elevados de unicidad (superiores a 0.30) en varios reactivos. Este modelo explicó el 65.041% de la varianza total, pero presentó limitaciones estructurales que comprometían su interpretabilidad y estabilidad factorial.

Ante estos resultados, se procedió a ejecutar un Análisis Factorial Exploratorio automático, empleando el método de extracción de ejes principales, debido a la correlación existente entre los ítems y a la no normalidad de los datos ($p < .05$). Se estableció como criterio de retención factorial una carga factorial mínima de 0.30 y la aceptación de factores correlacionados con coeficientes superiores a 0.50. Para facilitar la interpretación del modelo, se utilizó una rotación oblicua Promin, adecuada cuando se asume correlación entre los factores latentes.

Como resultado de este procedimiento, se obtuvo una estructura factorial de cuatro factores, la cual explicó el 66.87% de la varianza total del instrumento, evidenciando una solución más parsimoniosa, interpretable y psicométricamente consistente. Los valores propios (eigenvalues) y los porcentajes de varianza explicada por cada factor se presentan en la Tabla 5.

- Estructura factorial obtenida

El Factor 1, denominado “Sentimientos frente al uso de la Inteligencia Artificial”, explicó el 53.97% de la varianza total y estuvo conformado por los ítems 8, 9, 10, 12, 7, 24, 13, 26, 15, 14,

11, 23, 25, 22, 5, 16 y 1. Este factor agrupa reactivos relacionados con experiencias emocionales, percepciones cognitivas y reacciones afectivas asociadas al uso de la inteligencia artificial.

El Factor 2, denominado “Miedo a la obsolescencia personal”, explicó el 4.87% de la varianza y estuvo integrado por los ítems 27, 28, 29, 30 y 31, los cuales reflejan el temor a ser reemplazado o quedar rezagado frente al avance de la inteligencia artificial.

El Factor 3, denominado “Necesidad de mantener una imagen actualizada”, explicó el 4.69% de la varianza y estuvo conformado por los ítems 20, 19, 18, 17 y 21, relacionados con la búsqueda de aceptación social y la percepción de modernidad asociada al uso de la IA.

Finalmente, el Factor 4, denominado “Síntomas de dependencia”, explicó el 3.34% de la varianza total y estuvo integrado por los ítems 2, 3, 4 y 6, los cuales representan manifestaciones conductuales propias de la dependencia tecnológica.

En cuanto a las cargas factoriales, la mayoría de los ítems presentó valores superiores a 0.40, lo que evidencia una adecuada saturación en sus respectivos factores. Sin embargo, el ítem 4 fue eliminado debido a presentar una carga factorial inferior al criterio establecido y un alto índice de unicidad, lo que indicaba una escasa contribución al modelo. De igual manera, el ítem 1 fue retirado por presentar cargas cruzadas en más de un factor y un elevado valor de unicidad, afectando la claridad factorial de la estructura.

En conjunto, los resultados del AFE permiten concluir que la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial presenta una estructura factorial sólida de cuatro factores, con adecuados indicadores de varianza explicada y cargas factoriales consistentes, lo que respalda la pertinencia del instrumento y justifica la posterior realización del Análisis Factorial Confirmatorio (AFC).

Tabla 6

Análisis factorial exploratorio de la Scale Development Artificial Intelligence (N=458).

Nº	F1	F2	F3	F4	h ²
----	----	----	----	----	----------------

D8	0.986				0.260
D9	0.976				0.263
D10	0.959				0.286
D12	0.860				0.285
D7	0.840				0.340
D24	0.718				0.351
D13	0.704				0.346
D26	0.656				0.324
D15	0.656				0.431
D14	0.656				0.427
D11	0.651				0.502
D23	0.636				0.337
D25	0.573				0.469
D22	0.539				0.360
D5	0.529				0.430
D16	0.509				0.364
D1	0.408			0.352	0.628
D28		0.930			0.238
D29		0.848			0.271
D27		0.831			0.290
D30		0.792			0.351
D31		0.603			0.350
D20			0.977		0.310
D19			0.921		0.417
D18			0.600		0.385
D17			0.590		0.407
D21			0.490		0.365
D2				0.862	0.439
D3				0.485	0.487
D6				0.422	0.384
D4				0.323	0.688
Valor Eigen	16.730	1.507	1.453	1.034	
%Varianza explicada	53.97%	4.87%	4.69%	3.34%	66.87%

El primer factor presente es el que explica gran parte de la varianza de la escala (53.9%), el segundo (4.87%), el tercer factor (4.69%) y el cuarto factor (3.34%) como se visualiza en la tabla 3. De modo que, los factores se distribuyen de la siguiente manera: El primer factor denominado “Sentimientos frente al uso de la IA” compuesto por los ítems 8, 9, 10, 12, 7, 24, 13, 26, 15, 14, 11, 23, 25, 22, 5, 16 y 1. El segundo factor “Miedo a la obsolescencia personal” compuesto por los ítems 27, 28, 29, 30 y 31. El tercer factor, denominado Necesidad de una imagen actualizada compuesto por los ítems 20, 19, 18, 17 y 21. Finalmente el cuarto factor asociado a “Síntomas de dependencia”, compuesto por los ítems 2, 3, 4 y 6. En estos factores se observa que

la mayoría de las cargas factoriales supera el 0.4, a excepción del ítem 4 que decidió eliminarse por ser inferior del índice requerido y por tener un criterio de unicidad muy alto. Asimismo, con el ítem 1, por cargar en dos factores a la vez y también tener un criterio de unicidad muy elevado.

4.1.5. Análisis Factorial Confirmatorio

Posterior a la obtención de la estructura factorial mediante el Análisis Factorial Exploratorio (AFE), se procedió a realizar el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) con el propósito de evaluar el grado de ajuste del modelo empírico de cuatro factores a los datos observados. Este análisis permitió contrastar la coherencia entre la estructura factorial identificada y los supuestos teóricos del constructo de dependencia a la inteligencia artificial.

Para la evaluación del ajuste del modelo se consideraron diversos índices de bondad de ajuste, tales como el Chi cuadrado (χ^2), el Comparative Fit Index (CFI), el Tucker-Lewis Index (TLI), el Non-Normed Fit Index (NNFI), el Normed Fit Index (NFI) y el Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA), siguiendo los criterios recomendados en la literatura psicométrica.

En la Tabla 7 se presentan los resultados del test de Chi cuadrado, donde se observa que el modelo factorial obtuvo un valor de $\chi^2 = 2480.067$, con 377 grados de libertad y un nivel de significancia $p < .001$, lo cual indica diferencias estadísticamente significativas entre la matriz de covarianzas observada y la estimada por el modelo. Este resultado sugiere que el ajuste global del modelo no es óptimo, aunque debe considerarse que el estadístico χ^2 es sensible al tamaño muestral elevado.

Tabla 7

Test de Chi cuadrado

Modelo	X²	df	p
Baseline model	11262.285	406	
Factor model	2480.067	377	< .001

En relación con los índices de ajuste incremental y absoluto, los valores obtenidos para el modelo de cuatro factores se presentan en la Tabla 8. Los resultados evidencian que los índices CFI (.806), TLI (.791), NNFI (.791) y NFI (.780) se encuentran por debajo del punto de corte recomendado de .90, lo que indica un ajuste insuficiente del modelo a los datos empíricos. Asimismo, el valor del RMSEA (.110) supera el umbral aceptable de .08, lo que refuerza la conclusión de un ajuste inadecuado.

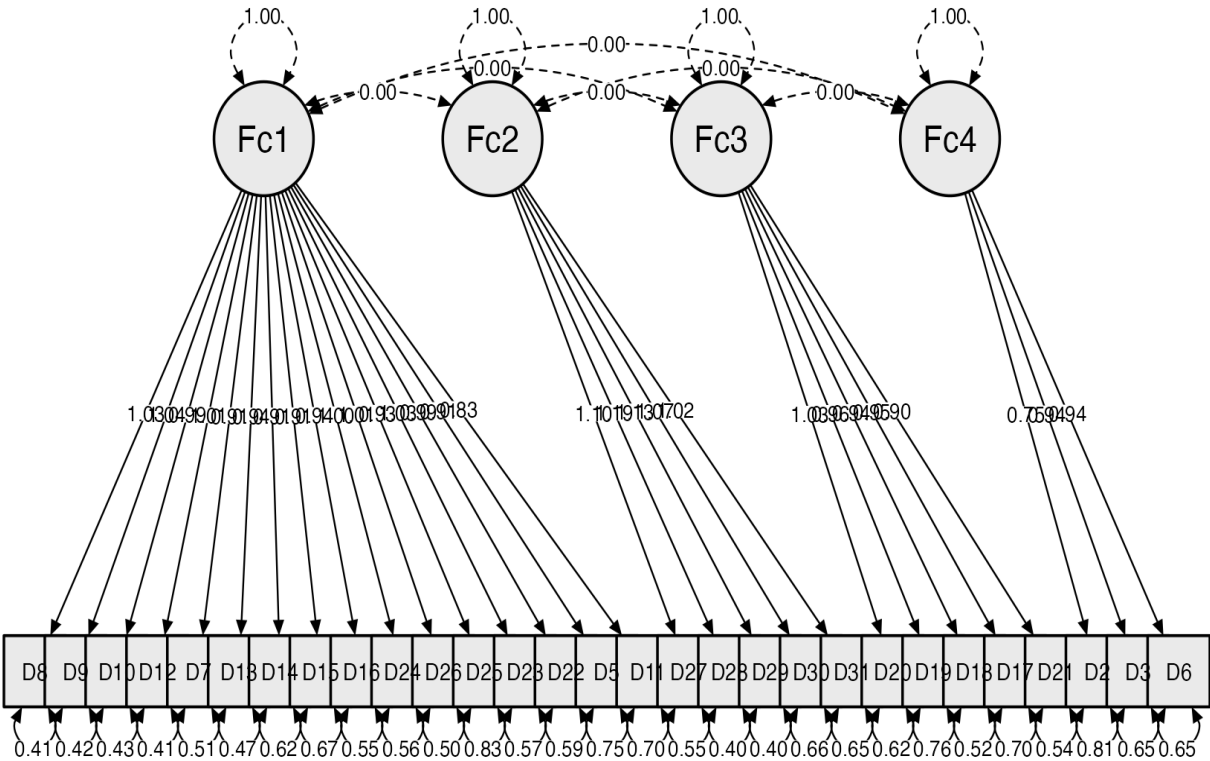
Tabla 8

Medidas de ajuste

	CFI	TLI	NNFI	NFI	RMSEA
Modelo de 4 factores	0.806	0.791	0.791	0.780	0.110

Figura 1

Diagrama de plot para el modelo de 4 factores



Por su parte, al analizar las correlaciones de las sub escalas con la escala global se pudo identificar lo siguiente que las correlaciones van entre 0.559 y .753, lo que indica correlaciones positivas y moderadas, evidenciando la idoneidad de los ítems con el total de la escala.

Tabla 9

Correlaciones moderadas

	F1	F2	F3	F4
F1	1.000	.753	.748	.726
F2	.753	1.000	.679	.559
F3	.748	0.679	1.000	.679
F4	.726	.559	.679	1.000

Nota. Mayor a 0.05 implica correlaciones moderadas.

4.1.6. Validez de criterio

Con el propósito de obtener evidencias de validez de criterio, se analizó la relación entre la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial desarrollada en el presente estudio, la escala de dependencia a la inteligencia artificial elaborada por Morales et al. (2024) y la Escala de Actitudes hacia la Inteligencia Artificial. Este procedimiento permitió evaluar el grado de convergencia del instrumento actual con otras medidas teóricamente relacionadas, tal como lo recomiendan los estándares psicométricos. Los resultados evidenciaron una correlación positiva alta y estadísticamente significativa entre la escala actual y la escala de dependencia propuesta por Morales et al. (2024), con un coeficiente de $r = .854$ ($p < .01$). Este hallazgo indica una elevada similitud conceptual y empírica entre ambos instrumentos, lo que respalda la capacidad de la escala actual para medir de manera consistente el constructo de dependencia a la inteligencia artificial.

Asimismo, se identificaron correlaciones positivas de magnitud moderada entre la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial y la Escala de Actitudes hacia la Inteligencia Artificial, con valores de $r = .463$ ($p < .01$). De manera similar, la escala de Morales et al. (2020) mostró una correlación moderada y significativa con la escala de actitudes ($r = .405$; $p < .01$). Estos resultados

sugieren que, si bien la dependencia y las actitudes hacia la inteligencia artificial son constructos relacionados, no son equivalentes, lo que refuerza la validez discriminante parcial entre ambas medidas. En conjunto, las correlaciones obtenidas evidencian que la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial presenta adecuadas evidencias de validez de criterio, al mostrar asociaciones significativas y coherentes con instrumentos previamente validados y conceptualmente afines. Los coeficientes de correlación se presentan de manera detallada en la

Tabla 10

Coeficientes de correlación de la dependencia a la IA, actitudes hacia la IA y otra escala de dependencia (N=458).

Escalas	Escala Total	Dependencia a la IA	Actitudes a la IA
Dependencia a la IA	.854**	1.000	,463**
Actitudes a la IA	,463**	.405**	1.000

4.1.7. Confiabilidad del instrumento

Con el objetivo de evaluar la confiabilidad de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial, se estimaron los coeficientes de consistencia interna mediante el alfa de Cronbach (α) y el coeficiente omega (ω), tanto para la escala total como para cada una de sus subescalas. El uso conjunto de ambos coeficientes permite obtener una estimación más robusta de la fiabilidad, especialmente en instrumentos con estructura multidimensional.

Los resultados, presentados en la Tabla 11, evidencian que los coeficientes de confiabilidad oscilaron entre .779 y .971, valores que se consideran adecuados a excelentes según los criterios psicométricos establecidos. En particular, la escala total mostró un nivel de confiabilidad excelente ($\alpha = .971$; $\omega = .971$), lo que indica una elevada consistencia interna de los ítems que la conforman.

A nivel de dimensiones, la subescala “Sentimientos frente al uso de la inteligencia artificial” presentó coeficientes muy elevados ($\alpha = .963$; $\omega = .963$), lo que refleja una alta homogeneidad entre sus ítems. De igual manera, la dimensión “Miedo a la obsolescencia personal” evidenció una confiabilidad alta ($\alpha = .920$; $\omega = .919$), seguida de la subescala “Necesidad de mantener una imagen actualizada” ($\alpha = .879$; $\omega = .879$), cuyos valores indican una consistencia interna sólida. Por su parte, la dimensión “Síntomas de dependencia” obtuvo coeficientes aceptables ($\alpha = .779$; $\omega = .782$), superando el umbral mínimo recomendado de .70, lo que confirma su fiabilidad para la evaluación del constructo. En conjunto, estos resultados respaldan la estabilidad y precisión de las puntuaciones obtenidas mediante la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial.

Tabla 11

Coeficientes de confiabilidad

Sub Escalas	Alfa de Cronbach	Omega	Nº Ítems
Sentimientos frente al uso de la IA	.963	.963	16
Miedo a la Obsolescencia personal	.920	.919	5
Necesidad de mantener una imagen actualizada	.879	.879	5
Síntomas de dependencia	.779	.782	4
Total	.971	.971	29

4.1.8. Baremación del instrumento

En relación con la baremación del instrumento, se establecieron los rangos de interpretación a partir de los puntajes mínimos y máximos obtenidos en cada una de las dimensiones y en la escala total, considerando la estructura factorial final de cuatro factores resultante del análisis psicométrico. Para este proceso, se excluyeron los ítems eliminados durante

el Análisis Factorial Exploratorio, garantizando así coherencia entre la estructura empírica y la interpretación de las puntuaciones.

La categorización de los niveles se realizó utilizando los percentiles 30 y 70, criterio comúnmente empleado en estudios psicométricos para la clasificación de niveles bajos, medios y altos. Este procedimiento permite una interpretación diferenciada del grado de dependencia a la inteligencia artificial, tanto a nivel global como por dimensiones específicas.

Los rangos obtenidos permiten clasificar a los participantes en tres niveles de dependencia (bajo, medio y alto), facilitando la identificación de perfiles de riesgo y la posterior toma de decisiones en contextos preventivos, educativos o clínicos. La Tabla 12 presenta los valores establecidos para cada dimensión y para la escala general.

En síntesis, la baremación propuesta permite una interpretación clara y funcional de las puntuaciones obtenidas en la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial, fortaleciendo su utilidad diagnóstica y preventiva. Asimismo, estos rangos facilitan la identificación de estudiantes con niveles elevados de dependencia, quienes podrían beneficiarse de intervenciones psicoeducativas o programas de prevención específicos.

Tabla 12

Baremación según dimensiones y escala general

Variable	Bajo	Medio	Alto
General	29-41	42-75	76-145
F1	16-20	21-41	42-80
F2	5-6	7-15	16-25
F3	5-6	7-14	15-25
F4	3-4	5-7	8-15

4.1.9. Dependencia a la inteligencia artificial según sexo

Finalmente, se realizó el análisis comparativo de los niveles de dependencia a la inteligencia artificial según sexo, mediante una tabla de contingencia y la aplicación de la prueba

de chi cuadrado de Pearson, con el objetivo de identificar posibles diferencias significativas entre hombres y mujeres. Los resultados evidencian que, en el grupo masculino, el 32.8% de los participantes se ubica en el nivel bajo de dependencia, el 37.4% en el nivel medio y el 29.7% en el nivel alto. En el caso del grupo femenino, se observa una mayor concentración en el nivel medio de dependencia (40.3%), seguido del nivel bajo (34.3%) y, en menor proporción, el nivel alto (25.4%).

Si bien se aprecian ligeras variaciones porcentuales entre ambos grupos, el contraste estadístico indica que no existen diferencias estadísticamente significativas en los niveles de dependencia a la inteligencia artificial en función del sexo. En específico, el estadístico de chi cuadrado obtuvo un valor de $\chi^2 = .538$, con 2 grados de libertad y una significancia asintótica de .764, valor superior al nivel crítico establecido ($p > .05$). De manera concordante, la razón de verosimilitud también resultó no significativa ($p = .760$). Estos resultados sugieren que la dependencia a la inteligencia artificial se distribuye de manera similar en hombres y mujeres dentro de la muestra analizada, lo que indica que el sexo no constituye un factor diferenciador relevante en la manifestación del fenómeno estudiado en esta población universitaria.

. Tabla 13

Diferencias significativas

Sexo	Niveles			
	Bajo	Medio	Alto	Total
Masculino	32.8%	37.4%	29.7%	100%
Femenino	34.3%	40.3%	25.4%	100%
	Valor	gl	Sig. asintónica	
Chi-cuadrado	.538	2	.764	
Razón de verosimilitud	.550	2	.760	
Nº casos válidos	.457			

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

La presente investigación tuvo como objetivo principal analizar las propiedades psicométricas de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial en estudiantes de la Universidad Nacional Federico Villarreal, en un contexto académico donde el uso de herramientas basadas en IA se ha incrementado de manera exponencial. La relevancia de este estudio radica en la necesidad de contar con instrumentos válidos y confiables que permitan identificar niveles de dependencia tecnológica, no solo con fines descriptivos, sino también como insumo para el diseño de estrategias preventivas, psicoeducativas e interventivas orientadas a promover un aprendizaje autónomo y ético.

En relación con el primer objetivo específico, referido a las evidencias de validez de contenido, los resultados mostraron que la totalidad de los ítems fue considerada adecuada por un panel de 10 jueces expertos, quienes otorgaron puntuaciones superiores a .80 en los criterios de relevancia, claridad y representatividad. Estos hallazgos indican que los reactivos evalúan de manera pertinente el constructo propuesto y se encuentran alineados con el marco teórico de la dependencia tecnológica, lo cual coincide con los lineamientos establecidos por Ecurra (1988) y con estudios recientes que resaltan la importancia del juicio experto en la construcción de instrumentos psicométricos (Balderas et al., 2022). Asimismo, las correlaciones ítem-test corregidas, que oscilaron entre .513 y .800, evidencian una adecuada relación de los ítems con la puntuación total, confirmando su coherencia interna y su capacidad discriminativa, en concordancia con los criterios propuestos por Kline (1994).

Respecto al segundo objetivo, orientado a analizar la validez interna mediante el Análisis Factorial Exploratorio, se obtuvo un índice KMO de .970 y una prueba de esfericidad de Bartlett significativa, lo que confirmó la idoneidad de los datos para el análisis factorial. La solución

factorial final de cuatro factores explicó el 66.87% de la varianza total, porcentaje considerado satisfactorio en estudios psicométricos, lo que sugiere que la estructura interna de la escala representa de manera adecuada las dimensiones subyacentes de la dependencia a la inteligencia artificial. No obstante, durante este proceso fue necesaria la eliminación de dos ítems debido a elevados índices de unicidad y cargas factoriales inadecuadas, decisión metodológicamente justificada y coherente con procedimientos similares reportados en investigaciones previas. En este sentido, los resultados guardan cierta similitud con lo reportado por Morales et al. (2024), quienes también identificaron ajustes necesarios en la depuración de ítems durante el desarrollo de escalas relacionadas con el uso de la inteligencia artificial, aunque con diferencias en el número de factores y la complejidad del modelo.

Posteriormente, el Análisis Factorial Confirmatorio evidenció índices de ajuste (CFI, TLI, NNFI y NFI) inferiores al valor óptimo de .90, lo que indica que el modelo factorial propuesto no alcanza un ajuste plenamente satisfactorio. Estos resultados sugieren que, si bien la estructura identificada mediante el AFE es conceptualmente consistente, el modelo requiere ajustes adicionales para mejorar su adecuación empírica. Esta situación no es infrecuente en instrumentos que evalúan constructos emergentes y complejos, como la dependencia a la IA, y se alinea con lo reportado por Sevilla y Barrios (2024), quienes también obtuvieron índices de ajuste moderados en una escala de actitudes hacia la inteligencia artificial. En contraste, los hallazgos difieren de los obtenidos por Morales et al. (2024), quienes reportaron índices superiores a .90 en un modelo unidimensional más reducido, lo que sugiere que la complejidad factorial puede influir en los indicadores de ajuste.

En cuanto a la confiabilidad, los coeficientes de alfa de Cronbach y omega mostraron valores elevados tanto en la escala total como en las subescalas, con rangos entre .779 y .971, lo

que evidencia una alta consistencia interna. Estos resultados confirman que los ítems miden de manera estable y coherente el constructo de dependencia a la inteligencia artificial, respaldando su uso en contextos académicos. Dichos hallazgos son congruentes con estudios internacionales como los de Huang et al. (2024), quienes informaron valores de alfa de Cronbach cercanos a .88 en escalas relacionadas con dependencia tecnológica.

Respecto a la baremación, el establecimiento de rangos interpretativos a partir de los percentiles 30 y 70 permitió clasificar los niveles de dependencia en bajo, medio y alto, tanto a nivel global como dimensional. Este procedimiento facilitó el análisis comparativo por sexo, donde se observó que tanto hombres como mujeres se concentraron mayoritariamente en el nivel medio de dependencia, sin encontrarse diferencias estadísticamente significativas. Este resultado sugiere que la dependencia a la inteligencia artificial no se encuentra condicionada por el sexo, lo cual coincide con lo reportado por Huang et al. (2024), quienes identificaron niveles bajos a moderados de dependencia sin diferencias relevantes entre grupos, indicando que el uso intensivo de IA aún no alcanza criterios clínicos de adicción en la población universitaria.

En conjunto, los resultados permiten concluir que la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial presenta adecuadas evidencias de validez y confiabilidad, constituyéndose en una herramienta pertinente para la evaluación del fenómeno en contextos académicos. No obstante, el estudio presenta algunas limitaciones que deben ser consideradas. En primer lugar, el uso de un muestreo no probabilístico restringe la generalización de los resultados a otras poblaciones universitarias. En segundo lugar, la utilización de autoinformes puede introducir sesgos asociados a la deseabilidad social, lo que podría afectar la precisión de las respuestas. Finalmente, la naturaleza emergente del constructo y la rápida evolución de las tecnologías de inteligencia artificial implican que el fenómeno evaluado es dinámico y complejo, por lo que se

recomienda realizar estudios posteriores que amplíen la validez externa, refinan el modelo factorial y exploren variables predictoras y consecuencias asociadas a la dependencia a la inteligencia artificial.

VI. CONCLUSIONES

6.1. Respecto a la validez de contenido, se concluye que la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial presenta adecuadas evidencias de validez, dado que los ítems fueron evaluados favorablemente por un panel de jueces expertos, quienes otorgaron puntuaciones elevadas en los criterios de relevancia, claridad y representatividad. Estos resultados confirman que los reactivos son pertinentes y comprensibles para la población universitaria evaluada, y que el contenido del instrumento se encuentra alineado con el constructo teórico de la dependencia a la inteligencia artificial.

6.2. En relación con la validez interna, el análisis factorial exploratorio evidenció que la escala posee una estructura factorial coherente, sustentada en una solución de cuatro factores que explican un porcentaje elevado de la varianza total. Este hallazgo indica que los ítems se agrupan de manera consistente en dimensiones conceptualmente diferenciadas, lo que respalda la adecuada organización interna del instrumento y su capacidad para evaluar distintos componentes de la dependencia a la inteligencia artificial.

6.3. En cuanto al análisis factorial confirmatorio, se concluye que, si bien la estructura factorial identificada mediante el análisis exploratorio es conceptualmente consistente, los índices de ajuste obtenidos no alcanzaron los valores óptimos esperados. Esto sugiere que el modelo requiere ajustes adicionales y futuras investigaciones para optimizar su adecuación empírica, sin que ello invalide la utilidad del instrumento como una medida preliminar del constructo en contextos académicos.

6.4. Respecto a la confiabilidad, los resultados permiten concluir que la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial presenta altos niveles de consistencia interna, tanto en la puntuación total como en sus dimensiones, evidenciados por coeficientes de alfa de Cronbach y

omega superiores a los valores mínimos recomendados. Estos hallazgos confirman que el instrumento es estable y confiable para la evaluación de la dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes universitarios.

6.5. En relación con la baremación, se establecieron rangos interpretativos por niveles (bajo, medio y alto) para la escala total y sus dimensiones, utilizando criterios percentilares. Esta clasificación facilita la interpretación de las puntuaciones obtenidas y permite identificar distintos grados de dependencia a la inteligencia artificial, lo que incrementa la utilidad práctica del instrumento en contextos diagnósticos, preventivos y educativos.

6.6. Finalmente, en la comparación de los niveles de dependencia según sexo, se concluye que no existen diferencias estadísticamente significativas entre hombres y mujeres. Este resultado indica que la dependencia a la inteligencia artificial se manifiesta de manera similar en ambos grupos, sugiriendo que el sexo no constituye un factor determinante en la presencia o intensidad del fenómeno en la población universitaria evaluada.

VII. RECOMENDACIONES

7.1. Recomendaciones teóricas

- Se recomienda profundizar en la conceptualización de la dependencia a la inteligencia artificial como un constructo diferenciado dentro del marco de las adicciones tecnológicas, integrando aportes de la psicología cognitiva, la psicología educativa y la neuropsicología. Ello permitirá delimitar con mayor precisión sus componentes emocionales, cognitivos y conductuales.
- Se sugiere desarrollar y contrastar modelos teóricos explicativos que integren variables psicológicas asociadas al uso de la inteligencia artificial, tales como la autoeficacia académica, la procrastinación, la motivación intrínseca, la ansiedad académica y el pensamiento crítico, a fin de comprender los mecanismos subyacentes que favorecen la dependencia.
- Se recomienda ampliar la discusión teórica incorporando enfoques éticos y pedagógicos sobre el uso responsable de la inteligencia artificial en la educación superior, considerando el impacto de estas tecnologías en la autonomía del aprendizaje y en el desarrollo de habilidades cognitivas superiores.

7.2. Recomendaciones metodológicas

- Se sugiere que futuras investigaciones repliquen el estudio en otras universidades públicas y privadas, utilizando muestras probabilísticas, con el propósito de fortalecer la validez externa y la generalización de los resultados obtenidos.
- Se recomienda refinar la estructura factorial del instrumento, mediante estudios adicionales que permitan optimizar los índices de ajuste del modelo confirmatorio, así como evaluar la invariancia factorial por sexo, edad y carrera profesional.

- Se propone complementar el uso de autoinformes con metodologías mixtas, incorporando entrevistas, grupos focales o registros conductuales, a fin de reducir el sesgo de deseabilidad social y obtener una comprensión más integral del fenómeno.
- Se recomienda realizar estudios longitudinales que permitan analizar la evolución de la dependencia a la inteligencia artificial a lo largo del tiempo y su relación con el rendimiento académico, la salud mental y el bienestar psicológico.

7.3. Recomendaciones prácticas

- Se recomienda que las universidades implementen programas de psicoeducación dirigidos a estudiantes y docentes, orientados a promover un uso ético, crítico y responsable de la inteligencia artificial, enfatizando su rol como herramienta de apoyo y no como sustituto del pensamiento autónomo.
- Se sugiere utilizar la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial como instrumento de detección temprana, permitiendo identificar estudiantes con niveles elevados de dependencia y diseñar estrategias preventivas antes de que el uso problemático afecte el desempeño académico y el bienestar emocional.
- Se recomienda desarrollar talleres de fortalecimiento del pensamiento crítico, autorregulación y habilidades metacognitivas, que fomenten la autonomía académica y reduzcan la dependencia excesiva de herramientas automatizadas.
- Se propone que las autoridades universitarias integren políticas institucionales claras sobre el uso de la inteligencia artificial en actividades académicas, promoviendo criterios de integridad académica, evaluación formativa y acompañamiento docente.

- Finalmente, se recomienda que los servicios de orientación psicológica universitaria incorporen la evaluación de la dependencia tecnológica dentro de sus protocolos de atención, considerando a la inteligencia artificial como un nuevo factor de riesgo emergente en la salud mental estudiantil.

VIII. REFERENCIAS

- Arias, F. (2016). *El proyecto de investigación: Introducción a la metodología científica* (7.^a ed.). Episteme.
- Arispe, C., Yangali, J., Guerrero, M., Rivera, O., y Acuña, L. (2020). *La investigación científica: Una aproximación para los estudios de posgrado*. Universidad Peruana Unión.
- Balderas, A., Cruz, C., Zapata, N., y Salazar, J. (2022). La validación por juicio de expertos como estrategia para medir la confiabilidad de un instrumento. *Revista de Divulgación Científica y Tecnológica*, 8(1), 9–18. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9593530>
- Bhonsale, A., Patil, S., y Kulkarni, R. (2020). Advantages and applications of artificial intelligence in modern society. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 9(4), 227–231.
- Boucher, J. (2020). The three waves of artificial intelligence: A historical overview. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 12(4), 45–67. <https://doi.org/10.1007/s11023-020-09485-1>
- Carr, N. (2020). *The shallows: What the Internet is doing to our brains* (2nd ed.). W. W. Norton & Company.
- Cvetkovic, S., Stoimenova, L., y Atanasova, I. (2021). Instrumental research design in psychometric studies. *Journal of Educational Measurement*, 58(3), 345–360.
- Dormido, S., y De la Cruz, J. (1989). *Historia y fundamentos de la inteligencia artificial*. Alianza Editorial.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., ... y Wright,

- R. (2023). “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, Article 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- Escurra, L. (1988). Cuantificación de la validez de contenido por criterio de jueces. *Revista de Psicología*, 6(1–2), 103–111. Universidad Católica del Perú.
- Fajardo, J., Molina, R., y Pérez, L. (2023). Inteligencia artificial y gestión educativa en la educación superior. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 14(40), 85–102.
- Floridi, L., y Cows, J. (2022). A unified framework of five principles for AI in society. *Harvard Data Science Review*, 4(1). <https://doi.org/10.1162/99608f92.8cd550d1>
- Floridi, L., Cows, J., Beltrametti, M., et al. (2022). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- Galván, C., y Calderón-Garrido, D. (2024). De la educabilidad a la aceptación de la tecnología y alfabetización en inteligencia artificial: Validación de un instrumento. *Digital Education Review*, 45, 8–14. <https://doi.org/10.1344/der.2024.45.8-14>
- Gálvez-Marquina, M. C., Pinto-Villar, Y. M., Mendoza-Aranzamendi, J. A., y Anyosa-Gutiérrez, B. J. (2024). Adaptación y validación de un instrumento para medir las actitudes de los universitarios hacia la inteligencia artificial. *Revista de Comunicación*, 23(2), 125–142. <https://doi.org/10.26441/RC23.2-2024-3493>
- García, J. (2004). *Aplicaciones de la inteligencia artificial*. McGraw-Hill.

- Ghosh, A., y Thirugnanam, R. (2021). Artificial intelligence and decision-making: A systematic review. *Journal of Business Research*, 122, 504–517.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.053>
- Granda, M., Torres, L., y Ríos, J. (2023). Uso de inteligencia artificial y desafíos éticos en la educación superior. *Revista Latinoamericana de Educación y Tecnología*, 18(2), 45–62.
- Guevara, G., Verdesoto, A., y Castro, N. (2020). Metodologías de investigación educativa: Psicometría y evaluación. *Revista Científica Multidisciplinaria*, 4(2), 163–178.
- Gutiérrez-Aguilar, O., Delgado-Delgado, F., Meza-Málaga, J., Turpo-Gebera, O., y Ticona Apaza, F. (2023). Predictores del desempeño académico mediante el uso del ChatGPT en estudiantes universitarios. *HUMAN REVIEW. International Humanities Review / Revista Internacional de Humanidades*, 21(2), 411–421.
<https://doi.org/10.37467/revhuman.v21.5077>
- Huang, S., Lai, X., Ke, L., Li, Y., Wang, H., Zhao, X., Dai, X., y Wang, Y. (2024). AI technology panic—is AI dependence bad for mental health? A cross-lagged panel model and the mediating roles of motivations for AI use among adolescents. *Psychology Research and Behavior Management*, 17, 1087–1102. <https://doi.org/10.2147/PRBM.S440889>
- Huang, Y., Wang, P., y Li, X. (2023). Artificial intelligence dependency and behavioral outcomes in young populations. *Computers in Human Behavior*, 141, 107623.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107623>
- Jartarkar, S., Desai, P., y Patil, M. (2022). Machine learning techniques and applications in artificial intelligence. *Journal of Computational Science and Technology*, 20(3), 126–142.
<https://doi.org/10.1016/j.jcst.2021.11.003>

- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., et al. (2023). ChatGPT for good? Opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Ki, J., y Kwang, L. (2022). Machine learning approaches and applications. *IEEE Access*, 10, 45321–45334. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3167890>
- López, P., y Fachelli, S. (2017). *Metodología de la investigación social cuantitativa*. Universitat Autònoma de Barcelona.
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., y Forcier, L. B. (2022). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson.
- Lukasz, A., y Grzegorz, K. (2023). Machine learning methods for artificial intelligence. *Computers in Industry*, 121, 103145. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103145>
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., y Shannon, C. E. (1955). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence*. <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>
- Mishra, M., y Anthony, M. (2024). Behavioural intention and dependency on ChatGPT among college students: Scale development and validation. *International Journal of Science and Research*, 13(4). <https://doi.org/10.21275/SR24411155305>
- Monje, C. (2011). *Metodología de la investigación cuantitativa y cualitativa*. Universidad Surcolombiana.
- Morales, J., Rojas, L., y Cárdenas, P. (2024). Dependencia tecnológica y patrones conductuales emergentes en estudiantes universitarios. *Revista Latinoamericana de Psicología Aplicada*, 16(1), 45–60.

- Morales-García, W. C., Sairitupa-Sanchez, L. Z., Morales-García, S. B., y Morales-García, M. (2024). Development and validation of a scale for dependence on artificial intelligence in university students. *Frontiers in Education*, 9, Article 1323898. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1323898>
- Nivedhaa, S. (2024). Artificial intelligence systems and human cognition. *International Journal of Artificial Intelligence Research*, 8(1), 1–12.
- Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO Publishing.
- Otzen, T., y Manterola, C. (2017). Técnicas de muestreo sobre una población a estudio. *International Journal of Morphology*, 35(1), 227–232. <https://doi.org/10.4067/S0717-95022017000100037>
- Pardiñas, A. (2020). *Introducción a la inteligencia artificial*. Editorial Síntesis.
- Ray, P. P., Dash, D., y De, D. (2022). Artificial intelligence: Concepts, applications and challenges. *Internet of Things*, 18, 100466. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2022.100466>
- Real Academia Nacional de Medicina de España [RANME] (2024, 9 de abril). *El uso excesivo de la inteligencia artificial debilita nuestra memoria y reduce la capacidad para pensar críticamente y resolver problemas de manera independiente*. RANME.
- Romero, L. L. (2023, 30 de octubre). *Cerca del 80 por ciento de las personas utiliza IA sin darse cuenta*. Gaceta UNAM.
- Rosen, L. D., Lim, A. F., Smith, J., y Smith, A. (2024). Technology dependence and cognitive control in higher education. *Computers in Human Behavior*, 149, 107933. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107933>
- Russell, S., y Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

- Schepman, A., y 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>
- Sebio, M. (2020). *Clasificación y evolución de la inteligencia artificial*. Editorial Tecnológica.
- Serrano, K. (2023, 1 de septiembre). *Perú, entre los 5 países que más utiliza IA en Latinoamérica*. The Logistics World.
- Sevilla, T. C., y Barrios, M. (2024). Actitudes de los estudiantes de educación básica hacia la inteligencia artificial: Una adaptación. *Revista InveCom*, 4(2), e040228.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.10612162>
- Statista. (2024, 7 de diciembre). *Inteligencia artificial (IA): Datos estadísticos*. Statista.
<https://es.statista.com/temas/6692/inteligencia-artificial-ia/>
- Sutiene, K., Maknickiene, N., y Maknickas, A. (2024). AI-driven decision support systems: Theory and practice. *Expert Systems with Applications*, 233, 120786.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120786>
- Taylor, P. (2024, July 29). *Generative artificial intelligence (AI) revenue worldwide from 2020 with forecast until 2032 (in billion U.S. dollars)* [Graph]. Statista.
- Torrado, U. (2019). *Inteligencia artificial*. Datum Internacional.
- Troncoso, C. (2022). Evolución histórica y aplicaciones actuales de la inteligencia artificial. *Revista Iberoamericana de Tecnología*, 18(2), 45–60.
- Tursunalieva, Z., Rasidov, A., y Akhmedov, R. (2023). Bayesian methods in artificial intelligence applications: A review. *Expert Systems with Applications*, 172, 114–126.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114104>

- Universidad de Lima. (2024, 2 de febrero). *70 % de peruanos confía en productos y servicios que usan inteligencia artificial*. Universidad de Lima.
- Vasilakopoulos, I., Christodoulou, K., y Papadopoulos, T. (2024). Artificial intelligence benefits and challenges in digital transformation. *Technological Forecasting and Social Change*, 198, 123045. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.123045>
- Vera, M. (2023). Aplicaciones de la inteligencia artificial en la educación superior. *Educación y Tecnología*, 7(2), 45–60.
- Wang, Y.-Y., y Wang, Y.-S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, 30(4), 619–634.
- Zhang, S., Zhao, X., Zhou, T., y Kim, J. H. (2024). Do you have AI dependency? The roles of academic self-efficacy, academic stress, and performance expectations on problematic AI usage behavior. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21, Article 34. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00467-0>
- Zhang, X., Liu, Y., y Chen, H. (2024). Understanding AI dependency among university students: A PACE model approach. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 5, 100165. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100165>

IX. ANEXOS

Anexo A. Matriz de operacionalización

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	ítems
Dependencia a la Inteligencia Artificial	“el uso excesivo de tecnologías de inteligencia artificial que conllevan a generar dependencia y una tendencia adictiva que puede traer consecuencias negativas para la persona que lo desarrolla” (Huang et al., 2023).	La variable será medida en base a las dimensiones propuestas por Morales et al. (2024) en la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial.	Síntomas de dependencia (En relación con las conductas inadaptativas que se presentan propio de la dependencia a alguna herramienta virtual, de modo que, se contribuye claramente con las propuestas presentadas por el DSM-5)	01-06
			Sentimientos de vulnerabilidad (en alusión a la inseguridad que percibe la persona frente a la ausencia de acceso a estos sistemas tecnológicos)	07-11
			Preocupación por la relevancia y el desempeño (referido a los altos niveles de ansiedad que tienen las personas por incorporar estos sistemas para mejorar su rendimiento en el entorno laboral o educativo)	12-16
			Necesidad de establecer una imagen actualizada (asociado con la aceptación social sobre el uso de la IA)	17-21
			Búsqueda de validación externa (que implica el uso de la IA para tomar decisiones sobre actividades en general)	21-26
			Miedo a la obsolescencia personal (asociado con el temor que experimenta una persona por sentirse reemplazado por la IA)	27-31

Anexo B. Matriz de consistencia

Pregunta	Objetivo	Metodología
General	General	Tipo: Instrumental Enfoque: Cuantitativo Diseño: Psicométrico Muestreo: No probabilístico por conveniencia Muestra: 458 estudiantes Instrumento: Escala de dependencia a la inteligencia artificial
¿Cuáles son las propiedades psicométricas de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024?	Determinar las propiedades psicométricas de la Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024.	
Específicas	Específicas	
-¿Cuáles son las evidencias de validez de contenido en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024? -¿Cuál es la validez interna en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024? -¿Cuál es el análisis factorial confirmatorio en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024? -¿Cuál es el nivel de la confiabilidad por consistencia interna de la escala de dependencia hacia la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024? -¿Cuál es la baremación por niveles para la escala total y sus dimensiones en la Escala de dependencia hacia la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024? -¿Cuáles son las diferencias significativas que existen por sexo de la dependencia a la IA	Identificar las evidencias de validez de contenido en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024. Identificar la validez interna en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024. I. Determinar el análisis factorial confirmatorio en una escala de dependencia a la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024. II. Determinar la confiabilidad por consistencia interna de la escala de dependencia hacia la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024. V. Identificar la baremación por niveles para la escala total y sus dimensiones en la Escala de dependencia hacia la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024. V. Identificar la dependencia a la inteligencia artificial según sexo en estudiantes en una	

en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024?	universidad pública en Lima, 2024.	
--	------------------------------------	--

Anexo C. Consentimiento informado

Estimado/a estudiante:

Le hacemos la invitación para participar en una investigación cuyo propósito es Identificar el grado de dependencia de la inteligencia artificial en estudiantes en una universidad pública en Lima, 2024. El estudio es desarrollado por la bachiller

Si usted acceder a formar parte, tendrá que responder solo un cuestionario referente a algunos aspectos conductuales en relación a la inteligencia artificial. Esta actividad le tomará un aproximado de 10 a 15 minutos.

Es importante precisar que su participación completamente voluntaria, eso significa que puede desistir de formar parte de la investigación en cualquier etapa de la misma, sin generar algún tipo de perjuicio y sin la necesidad de brindar alguna justificación.

El estudio en cuestión no implica ningún riesgo para su integridad a nivel físico, emocional o psicológico, por lo que, simplemente es una respuesta a intereses personales. Añadido a esto, su colaboración no implica pérdidas monetarias, y tampoco recibirá alguna retribución por su participación.

Los datos que se recojan serán utilizados de manera estrictamente confidencial, considerando que su participación es anónima y solo para fines académicos, esto significa que solo la

investigadora tendrá acceso a los datos brindados. Cuando los resultados sean publicados, no se mencionara alguna identificación de los participantes.

La información recabada será utilizada de manera confidencial y anónima y solo para los fines del estudio. Sólo los investigadores tendrán acceso a estos datos. Si los resultados son publicados, no se mostrará ninguna información que permita la identificación de los participantes.

Si tuviera algún tipo de duda o consulta sobre la naturaleza de la investigación, favor de comunicarse al siguiente correo: jennifercruzadoorosco@gmail.com

Por ende, se le consulta: ¿Aceptaría formar parte de la investigación de manera voluntaria?

☐ Sí

☐ No

Anexo D. Instrumento

Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial (Original)

I. Ficha sociodemográfica

- **Edad:** _____
- **Base:** _____
- **Sexo:** _____

II. Preguntas

A continuación, se le presenta una serie de preguntas asociadas al uso de la inteligencia artificial, de esta forma, debe considerar lo que más se asemeje a usted de manera personal. Por favor,

indique su percepción marcando del 1 al 5, cuanto lo describe o no lo describe según el siguiente parámetro:

1(Completamente falso para mí) a 5 (Me describe perfectamente).

Toda respuesta es aceptable, no existe respuesta buena ni mala. Gracias por su apoyo.

N ^a	ítem	1	2	3	4	5
Síntomas de dependencia						
01	Siento ansiedad cuando subitamente me cortan o no puedo conectarme a una computadora.					
02	Mi familia, pareja, amigos se ha quejado alguna vez del tiempo que paso usando el programa de la inteligencia artificial.					
03	Dedico un tiempo excesivo a probar las distintas aplicaciones de inteligencia artificial					
04	Consulto a la inteligencia artificial incluso cuando estoy sola/o con otra persona					
05	Soy incapaz de dejar de usar la inteligencia artificial, aunque lo intente					
06	De mis actividades diarias el uso de la inteligencia artificial es a la que le dedico más tiempo.					
Sentimientos de vulnerabilidad						
07	Me siento protegido/a cuando no tengo acceso a la IA.					
08	Si no tengo acceso a la IA siento que haré las cosas mal					
09	Me siento inseguro cuando realizo una tarea sin IA.					
10	Si hago las cosas sin ayuda de la IA, las cosas saldrán mal.					
11	Siento que no poseo mejores habilidades que la IA.					
Preocupación por la relevancia y el desempeño						
12	Me preocupa la idea de ser dejado/a atrás en mis tareas o proyectos si no uso la IA.					
13	Me preocupa que me excluyan de los grupos de estudio si no uso la IA.					
14	Me genera ansiedad no saber usar la IA en mis tareas académicas.					
15	Me preocupa no presentar a tiempo mis trabajos por eso uso de la IA.					
16	Me genera ansiedad no especializarme en el uso de la IA para rendir mejor en mis actividades.					
Necesidad de mantener una imagen actualizada						
17	Hago todo lo posible por estar al día con la IA para impresionar o mantenerme relevante en mi ámbito.					

18	Hablo con mis amigos constantemente de mi uso de la IA para que me consideren importante.					
19	Considero que debo conocer las nuevas actualizaciones de la IA para compartirla con mis amigos.					
20	Investigo y práctico mucho en la IA para comentarle a mis amigos sobre mi uso de estos sistemas.					
21	Hablo con mi familia sobre mi uso de la IA para que piensen que soy importante.					
Búsqueda de validación externa						
22	Necesito constantemente validación o retroalimentación de los sistemas de IA para sentirme seguro/a en mis decisiones.					
23	Necesito constantemente retroalimentación de la IA para considerar que estoy haciendo una tarea adecuada.					
24	Necesito la validación de la IA para la realización de mis proyectos y el desarrollo de mis ideas.					
25	Presento mis trabajos después de confirmar con la IA si lo que coloqué fue correcto.					
26	Sólo puedo entregar mis tareas si las he realizado con ayuda de la IA.					
Miedo a la obsolescencia personal						
27	Siento temor de que la IA reemplace mis habilidades o capacidades actuales.					
28	Tengo temor de que en algún momento se me reemplace por la IA.					
29	Siento angustia de ser reemplazado en mi trabajo por la IA.					
30	Tengo temor de aprender menos debido a mi uso constante de la IA.					
31	Siento angustia de que mi trabajo solo sea validado por uso de la IA y no por mis capacidades.					

Escala de Dependencia a la Inteligencia Artificial (Adaptado)

Ficha sociodemográfica

- Edad: _____
- Base: _____
- Sexo: _____

Instrucciones

A continuación, se le presenta una serie de preguntas asociadas al uso de la inteligencia artificial, de esta forma, debe considerar lo que más se asemeje a usted de manera personal. Por favor, indique su percepción marcando del 1 al 5, cuanto lo describe o no lo describe según el siguiente parámetro:

1(Completamente falso para mí) a 5 (Me describe perfectamente).

Toda respuesta es aceptable, no existe respuesta buena ni mala. Gracias por su apoyo.

N ^a	ítem	1	2	3	4	5
Síntomas de dependencia						
02	Mi familia, pareja, amigos se ha quejado alguna vez del tiempo que paso usando el programa de la inteligencia artificial.					
03	Dedico un tiempo excesivo a probar las distintas aplicaciones de inteligencia artificial					
05	Soy incapaz de dejar de usar la inteligencia artificial, aunque lo intente					
06	De mis actividades diarias el uso de la inteligencia artificial es a la que le dedico más tiempo.					
Sentimientos hacia el uso de la IA						
07	Me siento protegido/a cuando no tengo acceso a la IA.					
08	Si no tengo acceso a la IA siento que haré las cosas mal					
09	Me siento inseguro cuando realizo una tarea sin IA.					
10	Si hago las cosas sin ayuda de la IA, las cosas saldrán mal.					
11	Siento que no poseo mejores habilidades que la IA.					
12	Me preocupa la idea de ser dejado/a atrás en mis tareas o proyectos si no uso la IA.					

13	Me preocupa que me excluyan de los grupos de estudio si no uso la IA.					
14	Me genera ansiedad no saber usar la IA en mis tareas académicas.					
15	Me preocupa no presentar a tiempo mis trabajos por eso uso de la IA.					
16	Me genera ansiedad no especializarme en el uso de la IA para rendir mejor en mis actividades.					
22	Necesito constantemente validación o retroalimentación de los sistemas de IA para sentirme seguro/a en mis decisiones.					
23	Necesito constantemente retroalimentación de la IA para considerar que estoy haciendo una tarea adecuada.					
24	Necesito la validación de la IA para la realización de mis proyectos y el desarrollo de mis ideas.					
25	Presento mis trabajos después de confirmar con la IA si lo que coloqué fue correcto.					
26	Sólo puedo entregar mis tareas si las he realizado con ayuda de la IA.					
Necesidad de mantener una imagen actualizada						
17	Hago todo lo posible por estar al día con la IA para impresionar o mantenerme relevante en mi ámbito.					
18	Hablo con mis amigos constantemente de mi uso de la IA para que me consideren importante.					
19	Considero que debo conocer las nuevas actualizaciones de la IA para compartirla con mis amigos.					
20	Investigo y práctico mucho en la IA para comentarle a mis amigos sobre mi uso de estos sistemas.					
21	Hablo con mi familia sobre mi uso de la IA para que piensen que soy importante.					
Miedo a la obsolescencia personal						
27	Siento temor de que la IA reemplace mis habilidades o capacidades actuales.					
28	Tengo temor de que en algún momento se me reemplace por la IA.					
29	Siento angustia de ser reemplazado en mi trabajo por la IA.					
30	Tengo temor de aprender menos debido a mi uso constante de la IA.					
31	Siento angustia de que mi trabajo solo sea validado por uso de la IA y no por mis capacidades.					

Anexo E. Validez de contenido

		Juez 1	Juez 2	Juez 3	Juez 4	Juez 5	Juez 6	Juez 7	Juez 8	Juez 9	Juez 10	Juez 11	Juez 12	Juez 13	Juez 14	Juez 15	Juez 16	Juez 17	Juez 18	Juez 19	Juez 20	Media	DE	V de Aiken
Item1	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	2											2.80	0.42	0.93
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	1	3	3	3											2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	1	3	3											2.80	0.63	0.93
Item2	Relevancia	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Representatividad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Claridad	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
Item3	Relevancia	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Representatividad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item4	Relevancia	3	1	3	3	2	3	3	3	3	2											2.60	0.70	0.87
	Representatividad	3	1	3	3	3	3	3	3	3	2											2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	1	3	3	3	3	3	3	3	2											2.70	0.67	0.90
Item5	Relevancia	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Representatividad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item6	Relevancia	3	1	3	3	3	3	3	3	3	3											2.80	0.63	0.93
	Representatividad	3	1	3	3	3	3	3	3	3	3											2.80	0.63	0.93
	Claridad	3	1	3	3	3	3	3	3	3	3											2.80	0.63	0.93
Item7	Relevancia	3	3	3	3	2	3	1	3	3	3											2.70	0.67	0.90
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
Item8	Relevancia	3	3	3	3	2	3	0	3	3	3											2.60	0.97	0.87
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item9	Relevancia	3	3	3	3	2	3	0	3	3	3											2.60	0.97	0.87
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item10	Relevancia	3	3	1	3	1	3	0	1	3	3											2.10	1.20	0.70
	Representatividad	3	3	1	3	1	3	3	0	3	3											2.30	1.16	0.77
	Claridad	3	3	1	3	3	3	0	3	3	3											2.50	1.08	0.83
Item11	Relevancia	3	3	3	3	1	3	1	3	3	2											2.50	0.85	0.83
	Representatividad	3	3	3	3	1	3	3	3	3	2											2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2											2.90	0.32	0.97
Item12	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item13	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	2											2.80	0.42	0.93
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	1	3	3	3											2.80	0.63	0.93
Item14	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item15	Relevancia	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item16	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3											2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item17	Relevancia	3	3	3	3	2	3	1	3	3	2											2.60	0.70	0.87
	Representatividad	3	3	3	3	1	3	3	3	3	2											2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2											2.90	0.32	0.97
Item18	Relevancia	3	3	3	3	2	3	1	3	3	3											2.70	0.67	0.90
	Representatividad	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3											2.80	0.63	0.93
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item19	Relevancia	3	3	3	3	1	3	1	3	3	3											2.60	0.84	0.87
	Representatividad	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3											2.80	0.63	0.93
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00
Item20	Relevancia	3	3	3	3	1	3	1	3	3	3											2.60	0.84	0.87
	Representatividad	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3											2.80	0.63	0.93
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3											3.00	0.00	1.00

Item21	Relevancia	3	3	1	3	1	3	1	3	3	3										2.40	0.97	0.80
	Representatividad	3	3	1	3	1	3	3	3	3	3										2.60	0.84	0.87
	Claridad	3	3	1	3	3	3	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
Item22	Relevancia	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	1	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
Item23	Relevancia	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
	Representatividad	3	3	3	3	2	1	3	3	3	3										2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	3	3	3	1	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
Item24	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	2										2.80	0.42	0.93
	Representatividad	3	3	3	3	2	1	3	3	3	2										2.60	0.70	0.87
	Claridad	3	3	3	3	3	1	3	3	3	2										2.70	0.67	0.90
Item25	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Representatividad	3	3	3	3	2	1	3	3	3	3										2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	3	3	2	1	3	3	3	3										2.70	0.67	0.90
Item26	Relevancia	3	3	3	3	1	1	3	3	3	3										2.60	0.84	0.87
	Representatividad	3	3	3	3	2	1	3	3	3	3										2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3										3.00	0.00	1.00
Item27	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3										3.00	0.00	1.00
Item28	Relevancia	3	3	1	3	2	3	3	3	3	3										2.70	0.67	0.90
	Representatividad	3	3	1	3	2	3	3	3	3	3										2.70	0.67	0.90
	Claridad	3	3	1	3	3	3	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
Item29	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3										3.00	0.00	1.00
Item30	Relevancia	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3										3.00	0.00	1.00

Item31	Relevancia	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3										2.80	0.63	0.93
	Representatividad	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3										2.90	0.32	0.97
	Claridad	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3										3.00	0.00	1.00