

## Competencias en inteligencia artificial y empleabilidad percibida en estudiantes Universitarios de la Región Junín, Perú, 2025

### Competencies in artificial intelligence and perceived employability in university students of the Junín Region, Perú, 2025

Michael W. HUAMÁN <sup>1</sup>  
Summi W. VILCAPOMA <sup>2</sup>  
Gary C. ORTIZ <sup>3</sup>  
Saúl N. ASTUÑAUPA<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Universidad Nacional del Centro del Perú, Perú. e\_2022200018a@uncp.edu.pe 0009-0007-4775-3690

<sup>2</sup> Universidad Nacional del Centro del Perú, Perú. e\_2022100043f@uncp.edu.pe 0009-0004-3471-6119

<sup>3</sup> Universidad Nacional del Centro del Perú, Perú. gortiz@uncp.edu.pe 0000-0003-2556-5211

<sup>4</sup> Universidad Nacional del Centro del Perú, Perú. sastuniaupa@uncp.edu.pe 0000-0003-1815-6815

#### RESUMEN

El estudio examinó la relación entre las competencias en inteligencia artificial (IA) y la empleabilidad percibida en 317 estudiantes universitarios de la región de Junín, Perú; se aplicó un enfoque cuantitativo con diseño no experimental y modelo PLS-SEM. Los hallazgos revelaron una influencia significativa y positiva de dichas habilidades tanto en la empleabilidad interna como en la externa. Se concluyó que el fomento de habilidades en Inteligencia Artificial refuerza la preparación profesional y mejora las perspectivas laborales en contextos educativos regionales.

**Palabras clave:** inteligencia artificial, empleabilidad percibida, educación superior, competencias digitales, PLS-SEM

#### ABSTRACT

The study examined the relationship between artificial intelligence (AI) competencies and perceived employability in 317 university students from the Junín region, Perú. A quantitative approach with a non-experimental design and a PLS-SEM model was applied. The findings revealed a significant and positive influence of these skills on both internal and external employability. It was concluded that fostering Artificial Intelligence skills strengthens professional preparedness and enhances employment prospects in regional educational contexts.

**Keywords:** artificial\_intelligence, perceived\_employability, higher-education, digital-competencies, PLS-SEM

Recibido: 26/11/2025

Aprobado: 03/02/2026

Publicado: 30/03/2026

## 1. INTRODUCCIÓN

El crecimiento acelerado de la inteligencia artificial (IA) ha transformado radicalmente los sistemas de producción, los modelos organizativos y las habilidades de la fuerza laboral que requiere la economía actual. En todo el mundo, las organizaciones están incorporando tecnologías inteligentes para automatizar procesos, mejorar la toma de decisiones y gestionar grandes cantidades de información, creando una demanda cada vez mayor de habilidades digitales y cognitivas (Institute for Human-Centered Artificial Intelligence Stanford [HAI], 2025). La normativa actual supone un auténtico desafío estructural para las universidades, que se ven obligadas a revisar y modernizar tanto los planes de estudio como los métodos de enseñanza para incluir las últimas posibilidades tecnológicas que aseguren el empleo sostenible de sus titulados (Organisation for Economic Co-operation and Development [OECD], 2023).

La digitalización se está dando en América Latina, pero aún existen brechas importantes en infraestructura, conectividad y desarrollo de capital humano especializado. Aunque el acceso a equipos tecnológicos ha aumentado, las habilidades digitales avanzadas siguen siendo insuficientes, lo que limita el empleo juvenil (Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 2025).

En el caso del Perú, las diferencias tecnológicas y laborales se vuelven aún más prominentes. El Instituto Nacional de Estadística e Informática ([INEI], 2025) indica que aproximadamente el 70% de la población activa se encuentra inmersa en la vida informal, lo que refleja el débil vínculo entre la educación superior y las demandas del mercado laboral. El World Bank (2024) advierte que la falta de capital humano con habilidades tecnológicas e innovadoras limita el crecimiento inclusivo, mientras que Prada y Rucci (2023) destacan la necesidad urgente de habilidades mejoradas digitalmente y capacitación en inteligencia artificial como pilares esenciales para fortalecer la empleabilidad de los jóvenes y reducir la desigualdad de oportunidades.

En la Región Junín (Perú), la falta de infraestructura tecnológica, la desconexión en la conectividad y la casi nula integración de la inteligencia artificial en los currículos universitarios intensifican los problemas existentes. Esta combinación tiene un impacto directo en la percepción de la empleabilidad, que se entiende como la valoración subjetiva que cada persona realiza sobre sus opciones para obtener, mantener o mejorar un empleo, considerando sus habilidades, recursos y entorno (Rothwell y Arnold, 2007). La percepción de empleabilidad se manifiesta como un concepto dinámico que mezcla la autopercepción de competencia con la comprensión del contexto socioeconómico. Estudios recientes sugieren que el fortalecimiento de habilidades digitales y la educación en Inteligencia Artificial aumentan la confianza profesional y la capacidad de adaptación a mercados laborales en continua evolución (Ng et al., 2021; Wut et al., 2025). Estos hallazgos obtenidos tras su aplicación evidencian que los estudiantes con una sólida alfabetización tecnológica suelen considerar que tienen mayores oportunidades laborales y poseer habilidades profesionales más fácilmente transferibles (United Nations Educational Scientific and Cultural Organization ([UNESCO], 2025).

De este modo, explorar la conexión entre las habilidades en inteligencia artificial y la opinión sobre la capacidad de empleo de los estudiantes universitarios en la Región Junín para el año 2025 se presenta como una valiosa adición tanto desde un enfoque teórico como práctico. En concordancia con los Objetivos de Desarrollo Sostenible 4 y 8 de las (United Nations, 2023), esta propuesta busca garantizar una educación de calidad, al tiempo que fomenta empleos dignos y un desarrollo económico sostenible en la era de la inteligencia artificial. La United Nations Educational Scientific and Cultural Organization ([UNESCO], 2025) sostiene que reforzar la alfabetización en Inteligencia Artificial en la educación superior resulta imprescindible para garantizar la equidad digital y capacitar a los futuros profesionales para un entorno laboral cada vez más mediatizado por tecnologías inteligentes.

### 1.1. Antecedentes del problema

La inteligencia artificial se ha presentado como un elemento que transforma significativamente las áreas de productividad, educación y empleo. Cada vez más, los investigadores muestran un interés creciente en este fenómeno, especialmente en cómo esta tecnología afecta la visión de empleabilidad entre los estudiantes universitarios.

Wut et al. (2025) analizaron la relación entre la habilidad percibida en Inteligencia Artificial y la empleabilidad de alumnos en Hong Kong, llegando a la conclusión de que la integración de la Inteligencia Artificial en los programas académicos mejora notablemente la preparación para el mercado laboral; de manera similar, Santos-Jaén et al. (2025) en España notaron que una perspectiva positiva hacia la IA tiende a asociarse con un deseo más fuerte de especializarse en campos como la

administración y la economía, destacando así como las ideas sobre la tecnología afectan las decisiones sobre el desarrollo profesional.

En Europa, Drydakís (2025) demostró que la integración constante de la Inteligencia Artificial en la educación superior mejora tanto el rendimiento académico como la capacidad de los graduados para conseguir trabajo, resaltando la importancia de las habilidades digitales para la inserción en el mercado laboral. Asimismo, Bone et al. (2025) encontraron que las empresas valoran más las habilidades técnicas verificables que los diplomas académicos en los sectores tecnológicos y de sostenibilidad, lo que señala un cambio en las prácticas de contratación. Luo et al. (2023) concluyeron que los estudiantes con mejor preparación en tecnología consideran que tienen más posibilidades de emplearse y se adaptan más rápidamente al entorno digital, incluso en áreas no tecnológicas como la atención sanitaria.

Finalmente, Istudor et al. (2025) indicaron que la capacitación en inteligencia artificial impacta de manera directa en cómo los estudiantes de nivel superior ven las oportunidades laborales y su impulso para enfrentar los desafíos que trae la automatización. En conjunto, los estudios apuntan a que la instrucción en Inteligencia Artificial se ha convertido en un aspecto esencial en la manera en que se percibe la empleabilidad, resaltando la urgente necesidad de incorporar habilidades tecnológicas en los programas escolares y en las tácticas de desarrollo de talento humano.

En el contexto de América Latina y el país, Portocarrero Ramos et al. (2025) evaluaron el efecto de las competencias en Inteligencia Artificial en la empleabilidad de los graduados universitarios y encontraron una relación positiva y significativa entre ambas variables. Los hallazgos de su estudio indican que contar con habilidades en Inteligencia Artificial incrementa la confianza profesional, fomenta la autonomía laboral y facilita la inserción temprana en el mercado de trabajo. A pesar de que se han realizado algunas investigaciones, el análisis empírico en Perú es bastante limitado y se concentra casi únicamente en la zona metropolitana de Lima, lo que dificulta la comprensión de la dinámica tecnológica en las regiones en desarrollo.

Al revisar investigaciones previas, se observa una clara inclinación tanto en la teoría como en la práctica: el fortalecimiento de habilidades en inteligencia artificial parece elevar la percepción de empleabilidad, gracias a la mejora en las competencias técnicas y a un incremento en la confianza profesional. Sin embargo, todavía existen considerables vacíos de información sobre cómo se manifiesta esta relación en los entornos universitarios de diversas regiones, como en la Región Junín, donde la infraestructura digital, la formación tecnológica y la conexión con el ámbito laboral aún son insuficientes. Con ese objetivo, la investigación brinda evidencia reciente y contextualizada sobre cómo las competencias en Inteligencia Artificial influyen en la empleabilidad percibida por los estudiantes universitarios, alimentando el debate académico acerca de la formación del capital humano en la era digital.

## **1.2. Objetivos de la investigación**

### **Objetivo**

general

Analizar la influencia de las competencias en inteligencia artificial en la empleabilidad percibida de los estudiantes universitarios de la Región Junín durante el año 2025.

### **Objetivos específicos**

Analizar la influencia de las competencias en inteligencia artificial en la empleabilidad externa de los estudiantes universitarios de la Región Junín, 2025.

Analizar la influencia de las competencias en inteligencia artificial en la empleabilidad interna de los estudiantes universitarios de la Región Junín, 2025.

### **Hipótesis**

general

Existe una relación significativa entre las competencias en inteligencia artificial y la empleabilidad percibida en los estudiantes universitarios de la Región Junín durante el año 2025.

## Hipótesis específicas

H<sub>1</sub>: Las competencias en inteligencia artificial influyen significativamente en la empleabilidad externa de los estudiantes universitarios de la Región Junín.

H<sub>2</sub>: Las competencias en inteligencia artificial influyen significativamente en la empleabilidad interna de los estudiantes universitarios de la Región Junín.

## 2. METODOLOGÍA

### 2.1. Diseño de investigación

La investigación se llevó a cabo empleando un método cuantitativo con el objetivo de estudiar cómo se relacionan las competencias en inteligencia artificial con la percepción sobre la posibilidad de conseguir empleo entre estudiantes universitarios en la región de Junín – Perú, bajo este enfoque se permitió medir de forma objetiva situaciones sociales permitiendo identificar conexiones estadísticas entre diferentes factores que se podían observar (Hernández-Sampieri et al., 2022).

Partiendo de los lineamientos teórico-metodológicos de Creswell y Creswell (2018) se optó por un enfoque cuantitativo que permite plantear hipótesis, someterlas a pruebas mediante herramientas estandarizadas y generar hallazgos replicables. Paralelamente, se consideraron los criterios propuestos por Hair et al. (2021); estos autores resaltan la importancia de hacer un análisis multivariado para descubrir las relaciones de causa y efecto en muestras de tamaño moderado y esta forma de analizar se complementó con las orientaciones psicométricas de Field (2021) y Kline (2023) con el fin de mejorar la exactitud de las estadísticas y aclarar mejor los resultados.

El estudio utilizó un diseño no experimental, de corte transversal y correlacional-explicativo pues no se manipularon las variables independientes y la información se recopiló en un solo instante por lo que, este diseño es pertinente ya que ayuda a estimar la magnitud y la dirección de las relaciones entre variables sin que el investigador intervenga directamente Creswell y Creswell (2018).

La elección metodológica se sustenta bajo los planteamientos de Hernández-Sampieri et al. (2022), ellos afirman que los diseños no experimentales resultan útiles para examinar la asociación entre variables cuando el entorno no puede controlarse, mientras que la estructura correlacional-explicativa se amoldó a los principios de Hair et al. (2021) y también de Sarstedt et al. (2017). Ellos respaldan la implementación del modelado de ecuaciones estructurales mediante mínimos cuadrados parciales, conocido como (PLS-SEM) en investigaciones aplicadas que manejan muestras de tamaño moderado y de constructos latentes.

Desde el punto de vista epistemológico, este trabajo sigue el modelo hipotético-deductivo. Este modelo prioriza la contrastación empírica de las hipótesis (Kline, 2023). Según Field (2021) nos menciona que existen tres aspectos muy importantes en este enfoque metodológico, las cuales son: la validez interna, la fiabilidad y la capacidad de repetir el método, estos puntos son esenciales ya que permiten crear conocimiento científico que se pueda verificar.

### 2.2. Procedimiento

La población de estudio estuvo conformada por todos los estudiantes de diversas carreras universitarias de la Región Junín, Perú, representada por instituciones públicas y privadas. La muestra final quedó constituida por 317 estudiantes universitarios matriculados en los ciclos correspondientes a VII, VIII, IX y X, los cuales fueron seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, debido a su disponibilidad y voluntariedad. Según Hernández-Sampieri et al. (2022) esta modalidad de muestreo es adecuada cuando se busca analizar la relación entre variables sin contar con un marco muestral detallado. Algunos criterios de inclusión que se consideraron fueron que los estudiantes matriculados en universidades cuenten con acceso garantizado a la conectividad digital, además se descartaron las respuestas incompletas o inconsistentes, con el fin de preservar la calidad de los datos.

El trabajo de campo se llevó a cabo entre septiembre y octubre de 2025, estructurado en tres etapas consecutivas. En la primera etapa se diseñó un cuestionario digital el cual incluía dos escalas estandarizadas y ampliamente reconocidas en la literatura científica. La primera de ellas fue la Meta Artificial Intelligence Literacy Scale – Short (MAILS-Short), concebida por Koch et al. (2024) esta herramienta deriva de la Meta Artificial Intelligence Literacy Scale (MAILS) lanzada por Carolus et al. (2023). Esta versión abreviada consta de 10 ítems, que tienen como propósito evaluar cuatro

dimensiones (AI Literacy, Create AI, AI Self-Efficacy y AI Self-Competency). Asimismo, el nivel de competencia que una persona posee en inteligencia artificial.

La segunda escala que se empleó fue la Escala de Empleabilidad Percibida en Universitarios, una adaptación de la Self-Perceived Employability Scale – Polish Adaptation elaborada por Domagała-Zyśk et al. (2022) y sustentada teóricamente bajo los lineamientos teóricos del modelo de Rothwell y Arnold (2007). Este instrumento está constituido por 9 ítems, que permite evaluar la percepción que tienen los estudiantes sobre sus posibilidades laborales, tanto dentro de la propia institución académica como fuera de ella dentro de su estructura. Abarca dos dimensiones principales: la empleabilidad interna que muestra cómo el individuo se percibe a sí mismo respecto a sus posibilidades de desarrollo y de su permanencia en el entorno académico o profesional inmediato mientras que la empleabilidad externa evalúa el valor personal ligado a su capacidad para acceder a oportunidades laborales en el mercado externo, teniendo en cuenta tanto su reputación académica, como sus habilidades y sus competencias profesionales. Ambas escalas se aplicaron mediante un formato Likert de cinco puntos (1 = totalmente en desacuerdo, 5 = totalmente de acuerdo), ello permitió capturar con mayor precisión la intensidad de las percepciones que tienen los estudiantes respecto a las variables analizadas.

El objetivo fue asegurarse de que los instrumentos fueran culturalmente pertinentes y lingüísticamente adecuados para el contexto peruano, en consecuencia, se adoptaron las directrices de la American Psychological Association (2017) para la validación intercultural y en la práctica, se aplicó traducción y retro traducción para mayor validez de los ítems como también fueron revisados por tres expertos en educación, RR. HH y psicometría. Posteriormente, se llevó a cabo un pilotaje con treinta estudiantes universitarios, por lo que este proceso confirmó la equivalencia semántica y conceptual de todos los ítems, reforzando la validez de contenido de ambas escalas. Luego, se verificó la consistencia interna mediante el coeficiente alfa de Cronbach, obteniendo así un puntaje de  $\alpha = .837$  que, según George y Mallery (2019), un valor superior a 0.80 indica que los niveles de fiabilidad son óptimos en estudios sociales aplicados.

La fase final de la aplicación del instrumento se llevó a cabo de forma autoadministrada y digital, la cual, una vez obtenido el consentimiento informado de los participantes y garantizando la confidencialidad, la voluntariedad y su uso exclusivo para fines académicos, se puso en marcha.

El procesamiento estadístico de los datos se realizó con el software SmartPLS 4, empleando el modelo de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Esta técnica, citada por Sarstedt et al. (2017) y más tarde por Hair et al. (2021), permitió examinar de forma integrada la fiabilidad compuesta, la validez convergente y la significancia de las relaciones teóricas mediante bootstrapping con 5 000 re-muestras.

Finalmente, el estudio se llevó a cabo bajo los principios éticos reconocidos por la Declaración de Helsinki (World Medical Association, 2013) y también el Código de Ética de la American Psychological Association (2017) procurando respetar la autonomía, preservar el anonimato de todos los participantes y su pleno equilibrio con los estándares internacionales que la rigen para una investigación responsable.

### **3. RESULTADOS**

#### **3.1. Resultados descriptivos de la muestra**

A través de un análisis descriptivo y pormenorizado de los 317 estudiantes universitarios que integraron la muestra proveniente de universidades públicas y privadas de la Región Junín, se exploraron las variables sociodemográficas, tales como: el género, el nivel académico y el campo universitario, con el fin de describir la composición de la muestra y situar en contexto los hallazgos que se presentarán más adelante.

Se observa en el cuadro 1 que el 54,6% de los participantes son mujeres y el 45,4% son hombres, lo que muestra una ligera mayoría femenina en la muestra. lo que respecta al ciclo académico, la mayor proporción de estudiantes se presenta en el octavo ciclo (50,8%), le siguen el noveno (22,1%), el séptimo (14,8%) y, por último, el décimo (12,3%), esta distribución indica que la mayor parte de los alumnos ya se encuentra en una fase avanzada de su formación. Por el ámbito universitario predominó la presencia de estudiantes de Ciencias Sociales y Humanas (45,1%) y de Ciencias de la Ingeniería y la Tecnología (35,9%), mientras que en las Ciencias de la Salud y otras áreas representaron el 5,4% y el 13,6% respectivamente.

Continuando, el cuadro 2 muestra la distribución de edades, por el lado del tramo de 23 a 25 años se agrupa el 44.8% de la muestra, le sigue el rango de 20 a 22 años con un 37.2% y, por último, el de 26 a 28 años con un 18.0%. Por lo que la edad media de los participantes indica que una mayor parte de los encuestados está en una fase de transición, es decir entre la culminación de sus estudios universitarios y la incorporación al mercado laboral.

**Cuadro 1.** Características de la muestra de estudio.

Variable	Categoría / Campo universitario	Frecuencia (f)	Porcentaje (%)
Género	Femenino	173	54.6
	Masculino	144	45.4
Ciclo académico	7° ciclo	47	14.8
	8° ciclo	161	50.8
	9° ciclo	70	22.1
	10° ciclo	39	12.3
Campo Universitario	Ciencias Sociales y Humanas	143	45.1
	Ciencias de la Ingeniería y Tecnología	114	35.9
	Ciencias de la Salud	17	5.4
	Otras	43	13.6

Fuente: Elaboración propia (2025).

**Cuadro 2.** Clasificación del Grupo etario.

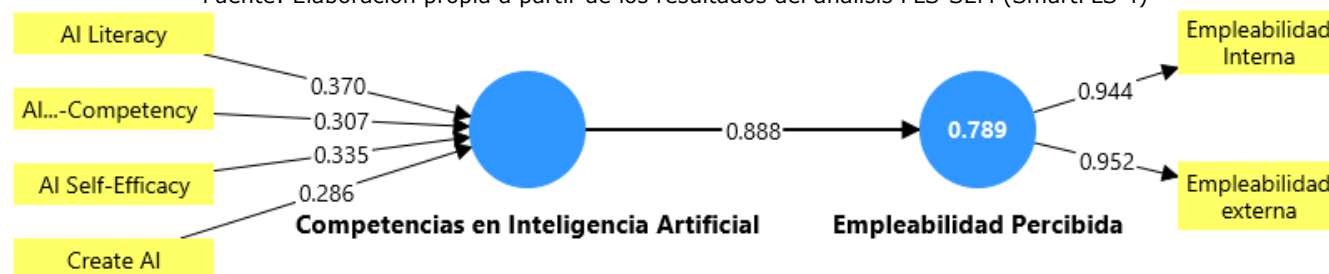
Grupo etario (años)	Frecuencia (f)	Porcentaje (%)
20 - 22	118	37.2
23 - 25	142	44.8
26 - 28	57	18.0

Fuente: Elaboración propia (2025).

### 3.2. Contraste de hipótesis generales y específicas

A continuación, en esta subsección, se presentan los resultados del modelo estructural junto a la evidencia empírica que permite contrastar la hipótesis general y sus hipótesis específicas. Se investigó cómo se relacionan las competencias en inteligencia artificial con las dos dimensiones de la empleabilidad percibida: interna y externa mediante el modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), empleando el software SmartPLS 4.

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados del análisis PLS-SEM (SmartPLS 4)



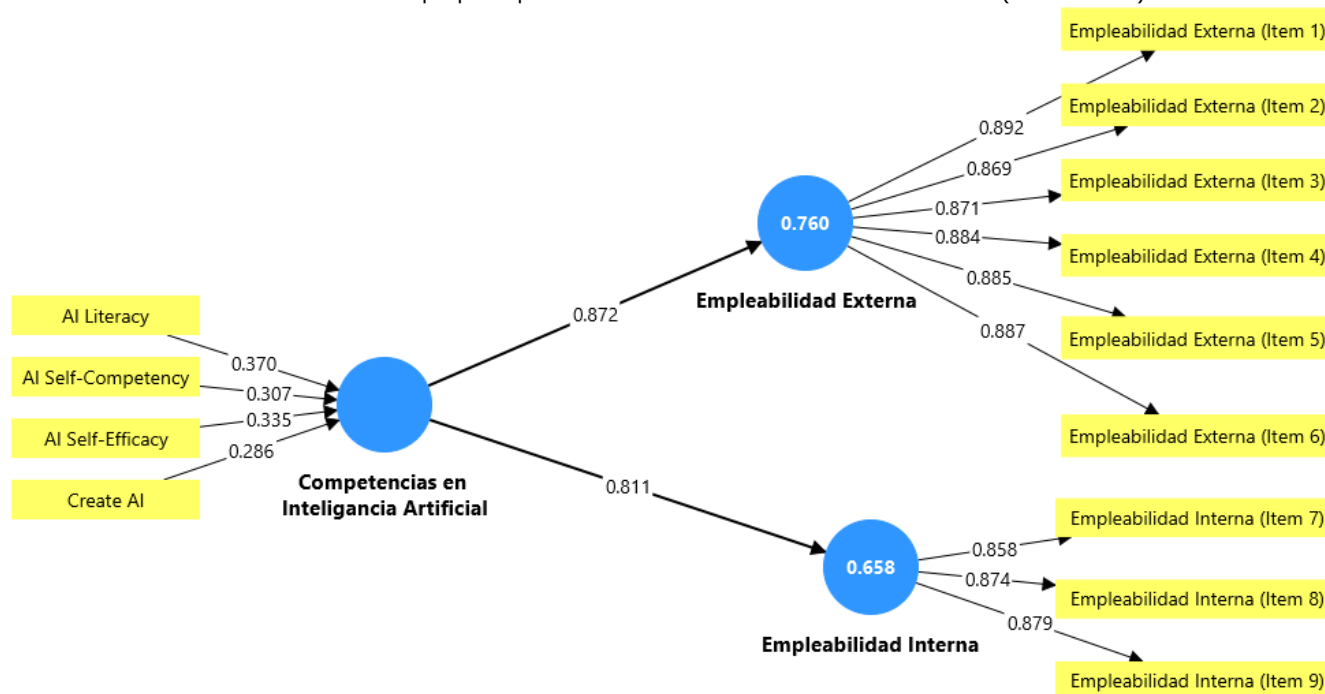
**Figura 1.** Modelo estructural para la hipótesis general

Como se observa en la Figura 1, las competencias en inteligencia artificial (IA) influyen de forma significativa en la empleabilidad que perciben los estudiantes universitarios de la Región Junín, obteniéndose un coeficiente de 0.789. Este coeficiente es estadísticamente significativo e indica una relación positiva entre ambas variables de estudio.

La Figura 2 presenta los resultados vinculados a las hipótesis específicas planteadas en el estudio evidenciando que las competencias en inteligencia artificial (IA) inciden de manera significativa en la empleabilidad percibida, tanto en la empleabilidad externa ( $\beta = 0,760$ ) como en la interna ( $\beta = 0,658$ ) de los estudiantes universitarios de la Región Junín. La asociación se ve más marcada con la empleabilidad externa. Este hallazgo se sustenta en las elevadas cargas factoriales que los indicadores de empleabilidad externa (item 1 - item 6) dan a conocer, cuyas puntuaciones rondan los 0.9 lo cual confirma una relación robusta entre los constructos. Mientras que la empleabilidad interna, pese a esta ser también

significativa, nos muestra un coeficiente un tanto menor ( $\beta = 0.658$ ) evidenciando un efecto de menor magnitud.

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados del análisis PLS-SEM (SmartPLS 4)



**Figura 2.** Resultados del modelo estructural para las hipótesis específicas

----

**Cuadro 3.** Resultados del Nivel de significación – p valor

----	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics ( O/STDEV )	P values
Competencias en IA -> Empleabilidad percibida	0.888	0.889	0.012	75.697	0.000
Competencias en IA -> Empleabilidad externa	0.872	0.873	0.013	68.527	0.000
Competencias en IA -> Empleabilidad interna	0.811	0.812	0.019	42.832	0.000

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo PLS-SEM aplicado en SmartPLS 4.

Como se muestra el cuadro 3, se realizaron análisis de significación estadística los cuales revelan una relación muy marcada entre las competencias en inteligencia artificial (IA) y las distintas dimensiones de la empleabilidad percibida. Todos estos enlaces aparecen como altamente significativos con un valor p de 0,000, lo que indica una influencia estadísticamente robusta de las competencias inteligencia artificial (IA) sobre la percepción de empleabilidad, tanto en su esfera general como en sus facetas específicas, la interna y la externa. En síntesis, la correlación entre las competencias en inteligencia artificial (IA) y la percepción de empleabilidad se manifiesta con un estadístico  $t = 75.697$ , lo que señala una relación sumamente significativa. Sumado a lo anterior, la empleabilidad externa ( $t = 68.527$ ) y la interna ( $t = 42.832$ ) continúan mostrando una significancia notable varía entre ambas, estos resultados ponen de manifiesto que las competencias en inteligencia artificial (IA) son un elemento esencial que moldea la percepción de empleabilidad que tienen los universitarios de la Región Junín. Esto demuestra a su vez el efecto positivo de una alfabetización digital avanzada sobre la proyección profesional de los jóvenes en contextos regionales.

En el cuadro 4 se muestran los resultados de la evaluación de la fiabilidad y la validez de los constructos empleados en el modelo, teniendo en cuenta cuatro indicadores clave: el coeficiente de Cronbach, la fiabilidad compuesta ( $\rho_a$  y  $\rho_c$ ) y la varianza media extraída (AVE). Los valores obtenidos indican que, en todos los constructos, la consistencia interna y la validez convergente alcanzan niveles satisfactorios. En concreto, el coeficiente de Cronbach para el constructo de empleabilidad percibida se sitúa en 0.888, lo que indica una consistencia interna sobresaliente y una homogeneidad adecuada entre los ítems. Del mismo modo, los índices de fiabilidad compuesta ( $\rho_a$  y  $\rho_c$ ) superan con claridad el umbral recomendado de 0.7, sugiriendo que las dimensiones teóricas están bien representadas por sus

indicadores observados. Asimismo, los índices de la varianza media extraída (AVE) se ubican por encima del umbral de 0.5 en todos los casos, confirmando así una validez convergente apropiada.

**Cuadro 4.** Resultados fiabilidad y validez de constructo

---	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
Empleabilidad percibida	0.888	0.891	0.947	0.899
AI Literacy	0.838	0.838	0.891	0.672
AI Self-Competency	0.720	0.722	0.877	0.781
AI Self-Efficacy	0.730	0.732	0.881	0.787
Create AI	0.732	0.733	0.882	0.788
Empleabilidad externa	0.943	0.943	0.954	0.777
Empleabilidad interna	0.840	0.841	0.904	0.758

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo PLS-SEM aplicado en SmartPLS 4.

**Cuadro 5.** Resultados fiabilidad individual (cargas externas)

	Artificial Intelligence Literacy	Artificial Intelligence Self-Competency	Artificial Intelligence Self-Efficacy	Create Artificial Intelligence	Empleabilidad Externa	Empleabilidad Interna
AI Literacy (Item 1)	0.809					
AI Literacy (Item 2)	0.827					
AI Literacy (Item 3)	0.830					
AI Literacy (Item 4)	0.814					
AI Self-Competency (Item 5)		0.877				
AI Self-Competency (Item 6)		0.891				
AI Self-Efficacy (Item 7)			0.880			
AI Self-Efficacy (Item 8)			0.895			
Create AI (Item 9)				0.882		
Create Artificial Intelligence (Item 10)				0.894		
Empleabilidad Externa (Item 1)					0.892	
Empleabilidad Externa (Item 2)					0.869	
Empleabilidad Externa (Item 3)					0.871	
Empleabilidad Externa (Item 4)					0.884	
Empleabilidad Externa (Item 5)					0.885	
Empleabilidad Externa (Item 6)					0.887	
Empleabilidad Interna (Item 7)						0.858
Empleabilidad Interna (Item 8)						0.874
Empleabilidad Interna (Item 9)						0.879

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo PLS-SEM aplicado en SmartPLS 4.

Además, el cuadro 5 presenta las cargas externas que se vinculan a los indicadores empleados para la estimación de las variables latentes del modelo con el objetivo de valorar su fiabilidad individual. Los resultados muestran que todas las cargas exceden el umbral de referencia que es de 0,7, lo que indica una correlación adecuada de cada indicador y el constructo al que pertenece. En las competencias en inteligencia artificial (Artificial Intelligence Literacy, Artificial Intelligence Self-Competency, Artificial Intelligence Self-Efficacy y Create Artificial Intelligence) las cargas externas se encuentran entre 0,809 y 0,895, estas indican que los ítems capturan con firmeza sus cuatro componentes: alfabetización, auto competencia, autoeficacia y creación. Por otro lado, los indicadores de empleabilidad externa (Item 1-Item 6) y de empleabilidad interna (Item 1-Item 3) presentan cargas elevadas que oscilan entre 0,858 y 0,892 lo que evidencia una notable coherencia interna dentro de cada dimensión. Estos hallazgos confirman la fiabilidad de cada indicador y la coherencia del modelo teórico, demostrando que las variables observadas representan con precisión los constructos de segundo orden. Esta ligera variabilidad que nos muestran en algunos ítems como Artificial Intelligence Literacy (Item 1) es 0.809 y Artificial Intelligence Literacy (Item 2) como 0.827, estos se mantienen dentro de los márgenes aceptables y no comprometen la calidad global del instrumento.

El cuadro 6 presenta los resultados de la validez discriminante que se obtuvo mediante el criterio de Fornell-Larcker, cuyo objetivo es comprobar si cada constructo del modelo propuesto captura un concepto único y diferenciado. Estos valores situados de manera diagonal representan la raíz cuadrada de la varianza media extraída (AVE) de cada constructo y deben ser superiores a las correlaciones entre los constructos que aparecen fuera de la diagonal. En el modelo actual, dichos valores cumplen con este requisito, lo que indica que las variables latentes mantienen su independencia conceptual. Por ejemplo, el constructo de alfabetización en inteligencia artificial (AI Literacy) muestra una raíz cuadrada de la varianza media extraída (AVE) de 0,820, valor que supera claramente sus correlaciones con otros

constructos, como la empleabilidad externa (0,721) y la empleabilidad interna (0,656). Esta misma tendencia se observa en los demás constructos auto competencia, autoeficacia, creación y empleabilidad, lo que confirma que cada uno constituye una dimensión distinta dentro del modelo teórico.

**Cuadro 6.** Resultados de la Validez discriminante (Criterio de Fornell-Larcker)

	Artificial Intelligence Literacy	Artificial Intelligence Self-Competency	Artificial Intelligence Self-Efficacy	Create Artificial Intelligence	Empleabilidad Externa	Empleabilidad Interna
AI Literacy	0.820					
AI Self-Competency	0.454	0.884				
AI Self-Efficacy	0.483	0.452	0.887			
Create AI	0.517	0.351	0.459	0.888		
Empleabilidad Externa	0.721	0.637	0.676	0.639	0.881	
Empleabilidad Interna	0.656	0.586	0.644	0.604	0.799	0.870

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo PLS-SEM aplicado en SmartPLS 4.

Por último, el cuadro 7 nos brinda los resultados del análisis Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (Ratio HTMT), utilizado para la evaluación de la validez discriminante del modelo, el cual establece que los coeficientes obtenidos deben situarse por debajo de 0.85 o en contextos más flexibles debajo de 0.90. Como se observa, todos los valores obtenidos se encuentran dentro de dichos rangos, lo que indica que las dimensiones evaluadas mantienen una diferenciación conceptual adecuada. Asimismo, algunas relaciones presentan valores relativamente altos y especialmente entre la empleabilidad externa (EE) y la empleabilidad interna (EI), también entre AI Literacy (AL) y empleabilidad externa (EE). Estas agrupaciones reflejan una fuerte vinculación teórica entre los constructos, estos no sobrepasan los umbrales aceptados en la literatura. En consecuencia, no comprometen la validez discriminante global del modelo, los resultados permiten afirmar que los constructos mantienen una separación conceptual suficiente y respaldando la estructura teórica propuesta en el análisis PLS-SEM, pero debido a la magnitud elevada de algunos coeficientes Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (Ratio HTMT) sería pertinente que futuras investigaciones incorporen variables mediadoras o moderadoras.

**Cuadro 7.** Resultados del Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (Radio HTMT)

	Artificial Intelligence Literacy	Artificial Intelligence Self-Competency	Artificial Intelligence Self-Efficacy	Create Artificial Intelligence	Empleabilidad Externa	Empleabilidad Interna
AI Literacy						
AI Self-Competency	0.583					
AI Self-Efficacy	0.617	0.623				
Create AI	0.660	0.483	0.625			
Empleabilidad Externa	0.811	0.773	0.813	0.769		
Empleabilidad Interna	0.781	0.752	0.821	0.768	0.897	

Fuente: Elaboración propia a partir del modelo PLS-SEM aplicado en SmartPLS 4.

#### 4. DISCUSIÓN

Los resultados confirman la hipótesis de que las competencias en inteligencia artificial (AI) inciden de forma significativa en la empleabilidad percibida por los estudiantes universitarios de la Región Junín. Con un coeficiente de 0,789. Este hallazgo coincide con lo ya mencionado por Wut et al. (2025), el cual muestra que la alfabetización tecnológica mejora tanto la confianza profesional como la empleabilidad de los estudiantes asiáticos. Por otro lado, Drydakis (2025) plantea que la inteligencia artificial resulta ser esencial para mejorar el desempeño académico y esto a su vez facilitaría la inserción laboral en Europa. Asimismo, se evidencia que el vínculo detectado entre las variables de las competencias en Inteligencia Artificial (AI) y la empleabilidad externa ( $\beta = 0,760$ ) haciendo su aporte al fortalecimiento de la competitividad profesional, esto es consistente con lo que nos mencionan Bone et al. (2025) acerca de la preeminencia de las competencias técnicas frente a los títulos formales. De igual forma la influencia presenta una asociación significativa con la empleabilidad interna ( $\beta = 0.658$ ) indica que la inteligencia artificial (IA) contribuye a la construcción de una autopercepción profesional más sólida, sino que también eleva la confianza en el propio desempeño, y en consecuencia Santos-Jaén et al. (2025) señalan que la motivación y el crecimiento profesional provienen de actitudes optimistas hacia la tecnología.

Los hallazgos también respaldan los resultados de Portocarrero Ramos et al. (2025) en el Perú, pues identificaron una relación positiva entre las competencias en inteligencia artificial (IA) y la inserción laboral temprana. No obstante, en su investigación se amplió el alcance al estudiar una región fuera de Lima, la cual es caracterizada por una disponibilidad más restringida de recursos tecnológicos. Por consiguiente, este aporte empírico evidencia que, incluso en entornos con infraestructura digital reducida,

el fortalecimiento de las competencias en inteligencia artificial (IA) y puede generar efectos significativos en la percepción de empleabilidad, validando así la importancia del capital tecnológico como parte integral del capital humano. Asimismo, los factores estructurales como el acceso desigual a la tecnología pueden modular esta relación, estos matices coherentes con Istudor et al. (2025) respecto a los retos que plantea la automatización en entornos con baja madurez tecnológica.

Desde la perspectiva teórica, los hallazgos refuerzan el modelo de empleabilidad percibida de Rothwell y Arnold (2007) al integrar la inteligencia artificial como una dimensión central de las competencias actuales. En la práctica, la evidencia señala la necesidad de que las universidades adopten políticas de alfabetización digital integral, revisen y actualicen sus planes de estudio y fomenten programas que conecten la formación tecnológica con las oportunidades laborales del entorno local. En cuanto a la investigación futura, convendría emplear diseños longitudinales y muestreos probabilísticos que permitan identificar efectos causales y explorar variables mediadoras, como la autoeficacia digital o el tipo de universidad.

Es pertinente señalar que el estudio no está exento de limitaciones que pueden influir en la interpretación de sus resultados. En primer lugar, al tratarse de un diseño transversal, no se pueden establecer relaciones de causa y efecto entre las competencias en inteligencia artificial y la empleabilidad percibida. En segundo término, la muestra se restringió a estudiantes de la Región Junín, lo que limita la posibilidad de extrapolar los hallazgos a otros contextos. Además, al basarse en cuestionarios autoadministrados, los datos pueden estar condicionados por sesgos de percepción o por la tendencia a responder de manera socialmente deseable.

En el plano instrumental, aunque la fiabilidad y validez fueron adecuadas algunos constructos valores de la varianza media extraída (AVE) son ligeramente inferiores al estándar recomendado. Para investigaciones futuras se recomienda emplear diseños longitudinales y muestras más amplias que consideren variables como tipo de universidad, experiencia laboral o acceso tecnológico. También sería pertinente analizar los posibles moderadores o mediadores como la autoeficacia digital o la actitud hacia la innovación.

## **5. CONCLUSIÓN**

Después del procesamiento de los datos obtenidos, los resultados evidencian que las competencias en inteligencia artificial inciden de manera significativa en la empleabilidad percibida por los estudiantes universitarios de la Región Junín, cumpliéndose así con los objetivos planteados en este estudio. En contraste se verificó que reforzar las habilidades en inteligencia artificial (IA) y especialmente en alfabetización, creación, autoeficacia y auto competencia se traduce en un mayor aumento sustancial de la percepción de empleabilidad, tanto interna como externa.

Asimismo, la evidencia empírica respalda la hipótesis general y nos proporciona una visión actualizada sobre la relevancia de la formación tecnológica en el desarrollo profesional de los jóvenes universitarios, esta investigación brinda una contribución teórica al campo de la educación y la empleabilidad al validar en un contexto latinoamericano y regional los modelos basados en competencias digitales y alfabetización en inteligencia artificial.

En efecto, al evidenciar que dichas competencias tecnológicas no solo potencian las capacidades cognitivas, sino que también mejoran la autopercepción del valor profesional que en este estudio amplía esa comprensión del vínculo entre el aprendizaje tecnológico y la inserción laboral, reforzando así los postulados de la teoría del capital humano en entornos de transformación digital. Para finalizar se recomienda a las futuras investigaciones puedan ampliar la cobertura muestral a otras regiones del país y empleen diversos diseños longitudinales que faciliten la observación de cómo evolucionan las competencias en inteligencia artificial con el paso del tiempo y resultaría pertinente indagar sobre posibles mediadores de factores como la autoeficacia digital, la orientación vocacional o la actitud frente a la innovación, de igual manera analizar si surgen algunos efectos diferenciados según el tipo de universidad o la disciplina académica.

## **Declaración de Ética, Transparencia y Uso de Inteligencia Artificial (IA)**

### **Ética y transparencia**

Los autores afirman que el presente manuscrito es enteramente original, que no ha sido difundido con anterioridad y que no está bajo consideración en ninguna otra publicación. Todas las fuentes consultadas se encuentran citadas y referenciadas siguiendo las directrices del estilo APA séptima edición. Asimismo,

se asegura que no existen conflictos de interés de tipo financiero, personal o institucional que pudieran haber sesgado ni la ejecución ni la interpretación de los hallazgos del estudio. Los datos y los materiales empleados pueden revisarse a solicitud razonable, siempre garantizando la privacidad de los participantes y cumpliendo con las políticas institucionales de protección de datos.

### **Declaración que aborda el uso de la Inteligencia Artificial (IA)**

Durante la redacción del presente manuscrito, se emplearon herramientas de inteligencia artificial específicamente el modelo GPT-5 (OpenAI) con el propósito únicamente de asistente en la organización y mejora estilística del texto, sin participación en el análisis de datos, interpretación de resultados ni creación del original contenido científico .

La supervisión, la validación y la edición final de cada sección fueron ejecutadas por el autor humano, quien asume la responsabilidad total de la precisión, la validez y la originalidad del material presentado. La incorporación de la Inteligencia Artificial se mantuvo dentro de los marcos éticos internacionales de transparencia y responsabilidad científica, reconociendo que la autoría intelectual, el juicio crítico y la interpretación teórica permanecen exclusivamente bajo la autoridad del investigador.

### **REFERENCIAS**

- Association, A. P. (2017). *Ethical Principles of Psychologists and Code of Conduct*. American Psychological Association.
- Bone, M., González Ehlinger, E., & Stephany, F. (2025). Skills or degree? The rise of skill-based hiring for AI and green jobs. *Technological Forecasting and Social Change*, 214, 124042. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.techfore.2025.124042>
- Carolus, A., Koch, M. J., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). MAIIS - Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change- and meta-competencies. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100014. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chbah.2023.100014>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2025). *Educación y desarrollo de competencias digitales en América Latina y el Caribe (LC/TS.2025/3)*. Naciones Unidas. <https://repositorio.cepal.org/bitstreams/1bcc9786-a37c-4325-ba30-efe8b5f26022/download>
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches* (5th ed.). SAGE Publications.
- Domagała-Zyśk, E., Mamcarz, P., Martynowska, K., Fudali-Czyż, A., & Rothwell, A. (2022). Self-Perceived Employability Scale – Polish Adaptation. *The New Educational Review*, 70, 9–22. <https://doi.org/10.15804/tner.2022.70.4.01>
- Drydak, N. (2025). The formation of AI capital in higher education: Enhancing students' academic performance and employment rates. *Oxford Economic Papers*. <https://doi.org/10.1093/oeq/gpae005>
- Field, A. (2021). *Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics* (6th ed.). SAGE Publications.
- George, D., & Mallery, P. (2019). *IBM SPSS Statistics 26 Step by Step: A Simple Guide and Reference* (16th ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429056765>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). SAGE Publications.
- Hernández-Sampieri, R., Mendoza, C., & Fernández, C. (2022). *Metodología de la investigación* (7ª ed., Ed.). McGraw-Hill.
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2025). Indicadores del mercado laboral a nivel nacional. In *Informe técnico N.º 1, trimestre móvil enero-marzo 2025*. Instituto Nacional de Estadística e Informática. [https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/informe-tecnico\\_empleonacional\\_1.pdf](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/informe-tecnico_empleonacional_1.pdf)
- Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (Stanford HAI). (2025). *Artificial Intelligence Index Report 2025*. Stanford University. [https://hai.stanford.edu/assets/files/hai\\_ai\\_index\\_report\\_2025.pdf](https://hai.stanford.edu/assets/files/hai_ai_index_report_2025.pdf)
- Istudor, N., Dinu, V., Șerban-Opreșcu, G.-L., Badea, L., Iacob, S.-E., & Hrebenciuc, A. (2025). Exploring business students' perceptions of artificial intelligence's impact on the labor market: A pilot study. *Journal of Business Economics and Management*, 26(3), 744–762. <https://doi.org/10.3846/jbem.2025.24349>
- Kline, R. B. (2023). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (5th ed.). The Guilford Press.
- Koch, C., Carolus, T., Wienrich, C., & Latoschik, M. E. (2024). Meta-Artificial Intelligence Literacy Scale – Short Version (MAIIS-Short): Validating AI competencies in educational contexts. *Computers & Education*, 190, 104654. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.104654>
- Luo, Y., Weng, H., Yang, L., Ding, Z., & Wang, Q. (2023). College students' employability, cognition, and demands for ChatGPT in the AI era among Chinese nursing students: Web-based survey. *JMIR Formative Research*, 7, e50413. <https://doi.org/10.2196/50413>

- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2023). *Perspectivas de las competencias de la OCDE 2023: Competencias para una transición verde y digital resiliente*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/27452f29-en>
- Portocarrero Ramos, H. C., Cruz Caro, O., Sánchez Bardales, E., Quiñones Huatangari, L., Campos Trigo, J. A., Maicelo Guevara, J. L., & Chávez Santos, R. (2025). Artificial intelligence skills and their impact on the employability of university graduates. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, Article 1629320. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1629320>
- Prada, M. F., & Rucci, G. (2023). *Skills for Work in Latin America and the Caribbean: Unlocking Talent for a Sustainable and Equitable Future*. Inter-American Development Bank. <https://publications.iadb.org/publications/english/document/Skills-for-Work-in-Latin-America-and-the-Caribbean-Unlocking-Talent-for-a-Sustainable-and-Equitable-Future.pdf>
- Rothwell, A., & Arnold, J. (2007). Self-perceived employability: Development and validation of a scale. *Personnel Review*, 36(1), 23–41. <https://doi.org/10.1108/00483480710716704>
- Santos-Jaén, J. M., León-Gómez, A., Valls Martínez, M. del C., & Llorente Muñoz, V. (2025). University students' perceptions of the impact of artificial intelligence in the business sector on their educational and professional development. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13712-4>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2017). Partial Least Squares Structural Equation Modeling. In C. Homburg, M. Klarmann, & A. Vomberg (Eds.), *Handbook of Market Research* (pp. 1–40). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-05542-8\\_15-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-05542-8_15-1)
- United Nations. (2023). *The Sustainable Development Goals Report 2023: Special Edition*. United Nations. <https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/The-Sustainable-Development-Goals-Report-2023.pdf>
- United Nations Educational Scientific and Cultural Organization (UNESCO). (2025). *AI and education: Protecting the rights of learners*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/ROQH4287>
- World Bank. (2024). *The Digital Skills Gap in Developing Economies*. World Bank. <https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/37e8a2c4-8a40-4c8a-b3a7-digital-skills-gap>
- World Medical Association. (2013). World Medical Association Declaration of Helsinki: Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects. *JAMA*, 310(20), 2191–2194. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053>
- Wut, T. M. E., Chan, A. H. E., Wong, S. M. H., & Chan, J. K. Y. (2025). Perceived artificial intelligence literacy and employability of university students. *Education + Training*, 67(2), 258–274. <https://doi.org/10.1108/ET-06-2024-0272>



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons  
Atribución-NoComercial 4.0 Internacional