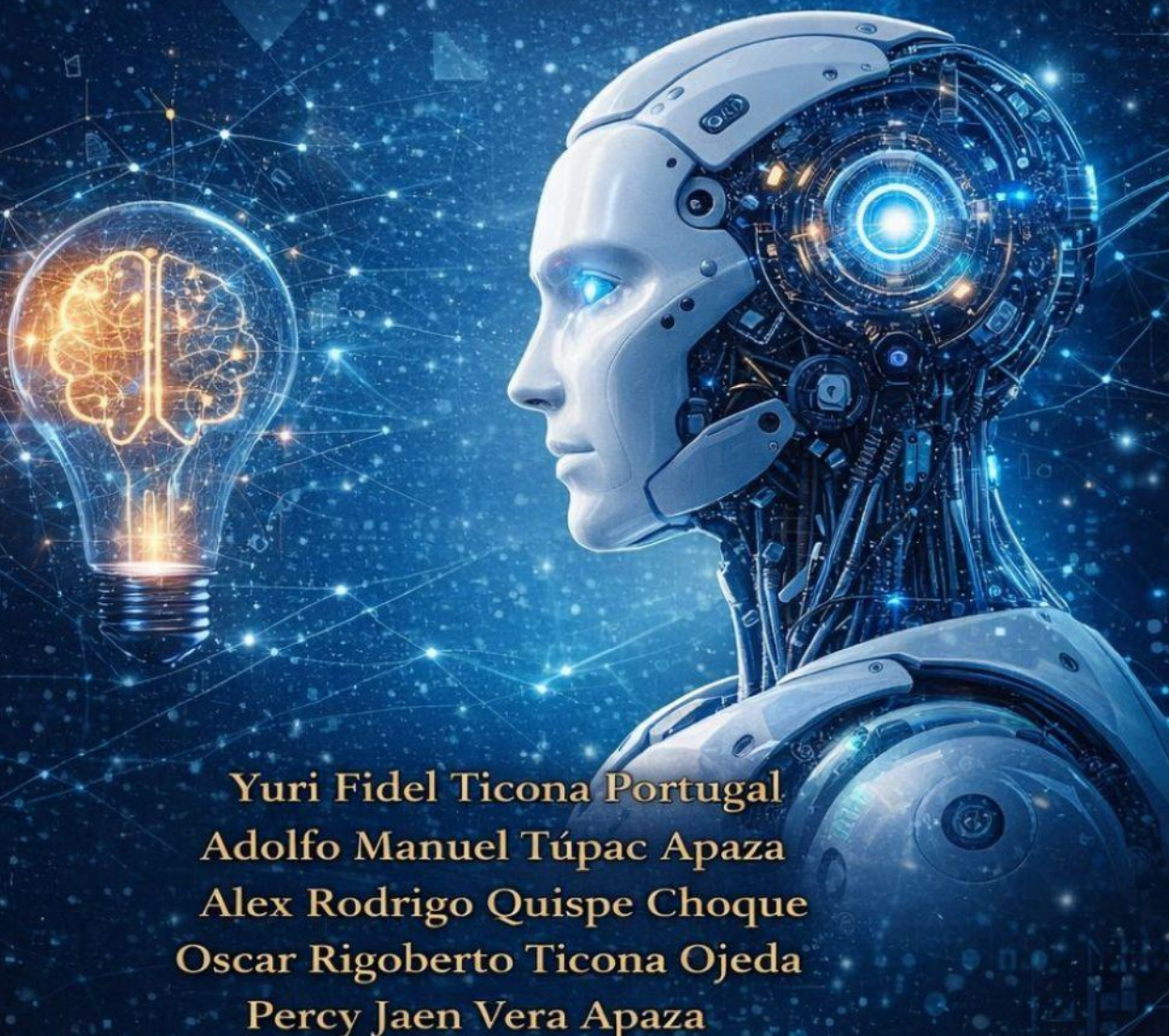


Editorial CICI

CENTRO DE INVESTIGACIONES
Y CAPACITACIONES INTERDISCIPLINARES

PERCEPCIÓN Y CONOCIMIENTO SOBRE LA **INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

EN ESTUDIANTES DE EDUCACIÓN SECUNDARIA
DE LA PROVINCIA DE SAN ROMÁN, PUNO, 2025



Yuri Fidel Ticona Portugal
Adolfo Manuel Túpac Apaza
Alex Rodrigo Quispe Choque
Oscar Rigoberto Ticona Ojeda
Percy Jaen Vera Apaza

ISBN 978-628-97472-9-4

Autores

Yuri Fidel Ticona Portugal <i>Maestro en administración de la educación por la Universidad Alas Peruanas, Doctor en educación por la Universidad Alas Peruanas</i> <i>Escuela De Educación Superior Pedagógica Pública "Juliaca"</i> yuripfc2019@gmail.com https://orcid.org/0000-0001-9112-9501	Adolfo Manuel Túpac Apaza <i>Profesor de educación secundaria especialidad Ciencias Históricas Sociales-instituto superior pedagógico público de Juliaca, Licenciado en educación por la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez-Juliaca. Magíster en gestión y calidad educativa por la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez – Juliaca</i> <i>Escuela De Educación Superior Pedagógica Pública "Juliaca"</i> tupadolfo@gmail.com https://orcid.org/0009-0003-7536-9873
Alex Rodrigo Quispe Choque <i>Licenciado en ciencias de la educación por la Universidad Nacional del Altiplano</i> <i>Escuela De Educación Superior Pedagógica Pública "Juliaca"</i> arquispec@epg.unap.edu.pe https://orcid.org/0000-0002-9771-1946	Oscar Rigoberto Ticona Ojeda <i>Licenciado en educación primaria por la Universidad Católica Los Ángeles De Chimbote, con estudios de maestría en Gestión Educativa en la Universidad Nacional San Luis Gonzaga de Ica</i> <i>Universidad Nacional San Luis Gonzaga de Ica</i> oritoo471@gmail.com https://orcid.org/0009-0001-8485-9730
Percy Jaen Vera Apaza <i>Estudiante en educación en Idiomas: Especialidad inglés en el Instituto Superior Pedagógico Privado Cenit Galeaza – Juliaca.</i> <i>Instituto Superior Pedagógico Privado Cenit Galeaza – Juliaca</i> percyjaenv@gmail.com https://orcid.org/0009-002-3937-9233	

Editor: Alain Fitzgerald Castro Alfaro

Título:

Percepción y conocimiento sobre la inteligencia artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, Puno, 2025

Autores: Yuri Fidel Ticona Portugal, Adolfo Manuel Túpac Apaza, Alex Rodrigo Quispe Choque, Oscar Rigoberto Ticona Ojeda, Percy Jaen Vera Apaza

ISBN Versión Digital: 978-628-97472-9-4

Sello Editorial:

Editorial Centro de Investigaciones y Capacitaciones Interdisciplinares SAS – CICI

Coordinadora: Nora González Pérez – Cartagena –Colombia

Diagramación: Alain Castro González

Portada: Linda Luz Castro

Prohibida la reproducción total o parcial por cualquier medio sin la autorización escrita del titular de los derechos patrimoniales

Esta obra está bajo una licencia Creative Commons – Atribución – No comercial – Sin Derivar 4.0 internacional

https://co.creativecommons.org/?page_id=13



Cartagena –Colombia, Marzo de 2026

***PERCEPCIÓN Y CONOCIMIENTO SOBRE LA
INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ESTUDIANTES
DE EDUCACIÓN SECUNDARIA DE LA
PROVINCIA DE SAN ROMÁN, PUNO, 2025***

Yuri Fidel Ticona Portugal

Adolfo Manuel Túpac Apaza

Alex Rodrigo Quispe Choque

Oscar Rigoberto Ticona Ojeda

Percy Jaen Vera Apaza

Colombia

Latinoamérica

2026

INDICE

RESUMEN.....	8
ABSTRACT.....	9
INTRODUCCIÓN.....	11
CAPÍTULO I: EL PROBLEMA Y SU IMPORTANCIA	17
1.1. Problema	17
1.1.1. Problema general.	19
1.1.2. Problemas específicos.....	20
1.2. Importancia	20
1.3. Objetivos de la investigación	21
1.3.1. Objetivo general.....	21
1.3.2. Objetivos específicos.....	22
1.4. Hipótesis.....	22
1.4.1. Hipótesis general.	22
1.4.2. Hipótesis específicas.	22
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	24
2.1. Estudios previos.....	24
2.1.1. A nivel internacional.....	24
2.1.2. A nivel nacional	26
2.1.3. A nivel local	29
2.2. Bases teóricas.....	31
2.2.1. Concepto y Definiciones de Inteligencia Artificial	31
2.2.3. Limitaciones y riesgos de la inteligencia artificial.....	42
2.2.4. Impacto social y laboral de la inteligencia artificial	43
2.2.5. Percepción y actitud hacia la inteligencia artificial	44
2.2.6. Marco legal peruano	46
2.3. Definición de términos.....	47
2.3. 1. Literacidad Digital	47
2.3.2. Brecha Digital	47

2.3.3. Alfabetización Tecnológica.....	47
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA	49
3.1. Tipo de investigación	49
3.2. Método de investigación	49
3.3. Diseño de investigación	49
3.4. Población y muestra	50
3.4.1. Población	50
3.4.2. Muestra	50
3.5. Variables y operacionalización	59
3.5.1. Variable: Conocimiento de la Inteligencia Artificial.....	59
3.5.2. Variable: Percepción de la Inteligencia Artificial	60
3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	61
3.6.1. Técnica de recolección de datos	61
3.6.2. Instrumento de recolección de datos.	62
3.6.3. Confiabilidad del instrumento	62
3.7. Técnica del procesamiento y análisis de datos	63
CAPÍTULO IV: RESULTADOS	65
4.1. Resultados descriptivos	66
4.2. Prueba de normalidad	82
4.3. Resultados inferenciales	85
4.3.1. Resultados del primer objetivo específico	85
4.3.2. Resultados del segundo objetivo específico.....	87
4.3.3. Resultados del objetivo general	91
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN	95
CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	101
6.1. Conclusiones.....	101
6.2. Recomendaciones	102
REFERENCIAS	103
ANEXOS	112
Anexo 1. Matriz de consistencia	112

Anexo 2. Cuestionario de recolección de datos	114
Anexo 3. Validación de instrumentos	116
Anexo 4. Base de datos	119
Anexo 5. Panel fotográfico.	121

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo determinar el nivel de conocimiento y percepción sobre inteligencia artificial, así como analizar su relación con el acceso a tecnología en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, Puno, 2025. Se empleó diseño cuantitativo correlacional-transversal con muestra de 1,754 estudiantes de primero a quinto de secundaria procedentes de instituciones urbanas y rurales. Se aplicaron cuestionarios validados con 12 ítems para la variable conocimiento que obtuvo un Alfa de Cronbach de 0.845 y 14 ítems para la variable percepción con un Alfa de Cronbach = 0.876, realizando pruebas Kolmogorov-Smirnov, Kruskal-Wallis y correlación Spearman para análisis estadístico. Los resultados evidenciaron que el 67.7% de estudiantes presentó conocimiento bajo sobre IA, sin diferencias significativas entre zonas urbanas y rurales $p = 0.830$, sugiriendo limitaciones sistémicas. Se identificó una progresión significativa sobre las percepciones por grado de estudio $H = 198.785$; $p < 0.001$, mejorando de primero a quinto. La relación entre conocimiento y percepción fue débil pero significativa $\rho = 0.116$; $p < 0.001$; $R^2 = 0.013$, sugiriendo que percepciones son formadas principalmente por factores socioemocionales más que comprensión factual. Se concluye que San Román requiere reforma curricular integral, capacitación docente rigurosa, mediación pedagógica intencional acompañando infraestructura tecnológica, y enfoque multidimensional en desarrollo de percepciones.

Palabras clave: inteligencia artificial, conocimiento, percepción, educación secundaria, acceso a tecnología, San Román, alfabetización digital.

ABSTRACT

The present study aimed to determine the level of knowledge and perception of artificial intelligence, as well as to analyze their relationship with access to technology among secondary education students in the province of San Román, Puno, 2025. A quantitative correlational cross-sectional design was employed with a sample of 1,754 students from first to fifth grade of secondary education from urban and rural institutions. Validated questionnaires were applied, consisting of 12 items for the knowledge variable, which obtained a Cronbach's Alpha of 0.845, and 14 items for the perception variable, with a Cronbach's Alpha of 0.876. Kolmogorov–Smirnov, Kruskal–Wallis, and Spearman correlation tests were conducted for statistical analysis. The results showed that 67.7% of students presented low knowledge of AI, with no significant differences between urban and rural areas ($p = 0.830$), suggesting systemic limitations. A significant progression in perceptions by grade level was identified ($H = 198.785$; $p < 0.001$), improving from first to fifth grade. The relationship between knowledge and perception was weak but significant ($\rho = 0.116$; $p < 0.001$; $R^2 = 0.013$), suggesting that perceptions are primarily shaped by socio-emotional factors rather than factual understanding. It is concluded that San Román requires comprehensive curricular reform, rigorous teacher training, intentional pedagogical mediation accompanied by technological infrastructure, and a multidimensional approach to the development of perceptions.

Keywords: artificial intelligence, knowledge, perception, secondary education, access to technology, San Román, digital literacy.

INTRODUCCIÓN

INTRODUCCIÓN

La presente investigación se refiere al tema de la inteligencia artificial (IA) y su relevancia en el ámbito educativo, particularmente en estudiantes de educación secundaria. La inteligencia artificial, en el contexto actual, se define como la capacidad de los sistemas informáticos para realizar tareas que, normalmente, requieren inteligencia humana, tales como el razonamiento, la toma de decisiones, el aprendizaje y la resolución de problemas complejos (Treve, 2024). En términos educativos, la IA se ha consolidado como una herramienta clave para personalizar la experiencia de aprendizaje, automatizar procesos y facilitar la adquisición de conocimientos, promoviendo una educación más inclusiva y adaptada a las necesidades individuales de los estudiantes (Wang et al., 2024)

El uso de la inteligencia artificial en la educación secundaria ha experimentado un crecimiento significativo en los últimos años. La integración de estas tecnologías ha sido reconocida por su potencial de innovación educativa y su impacto positivo en los resultados académicos y en la motivación de los estudiantes, al ofrecer experiencias adaptativas y apoyar el desarrollo de competencias digitales (Ateeq et al., 2024; Slimi et al., 2025). Diversos estudios destacan que las herramientas de IA permiten mejorar la personalización del aprendizaje, identificar brechas cognitivas y proveer retroalimentación inmediata (Arteaga et al., 2025; Pacha Chipantiza et al., 2024).

A nivel de estudiantes de secundaria, las investigaciones recientes evidencian que existen percepciones mixtas respecto al uso de IA en contextos educativos. Algunos estudiantes reconocen sus beneficios en términos de eficiencia y acceso a información, mientras que otros expresan preocupaciones sobre la calidad educativa, la equidad en el acceso a estas tecnologías y el desarrollo de habilidades críticas. (Charles & Charles, 2024; Gonzalez Said de la Oliva et al., 2025). La investigación sobre la percepción y conocimiento de la inteligencia artificial en estudiantes de educación secundaria de San Román, Puno, responde a la necesidad urgente de comprender cómo la población estudiantil de esta región andina se relaciona con una tecnología que, progresivamente, transformará el panorama educativo y laboral. Esta problemática

adquiere particular relevancia en el contexto de Puno, región caracterizada por profundas brechas digitales y desigualdades socioeconómicas.

Puno es considerada una de las regiones más pobres del Perú con una tasa de pobreza del 43%, evidenciando profundas desigualdades sociales y tecnológicas que dificultan la integración efectiva de herramientas digitales en los procesos educativos (Tapara et al., 2025). Específicamente, la provincia de San Román enfrenta significativas limitaciones en términos de acceso a internet, disponibilidad de dispositivos tecnológicos y conectividad adecuada. Solo el 57% de los estudiantes en edad escolar tienen acceso a internet en el Perú, siendo esta cifra considerablemente menor en zonas rurales del altiplano andino (CEPAL, 2020). En el departamento de Puno, la brecha digital producto de la desigualdad social genera diferencias tecnológicas que colocan a estudiantes sin acceso en desventaja frente a procesos educativos cada vez más mediados por tecnología. Como evidencia (Moreira et al., 2024), la alfabetización digital es un aspecto crucial para reducir estas brechas, subrayando la importancia de capacitar a las comunidades en el uso de tecnologías como la IA para garantizar una mayor equidad educativa.

La integración de la inteligencia artificial en la educación requiere que los estudiantes, docentes y gestores educativos posean no solo conocimiento sobre qué es la IA, sino también percepciones informadas sobre sus beneficios y riesgos. En contextos de vulnerabilidad económica y digital como el de San Román, resulta fundamental diagnosticar el estado actual del conocimiento y las percepciones que tienen los estudiantes de secundaria sobre esta tecnología emergente. Sin este diagnóstico, las políticas educativas y curriculares corren el riesgo de reproducir las desigualdades existentes, profundizando la brecha entre estudiantes urbanos y rurales (Benancio, 2024). Esta preocupación es aún más urgente considerando que, como (Zazueta-López et al., 2024), los desafíos más grandes en la integración de IA en educación incluyen precisamente la brecha de desigualdad y el acceso diferenciado a estas tecnologías.

Desde la perspectiva de la investigación educativa, el presente estudio contribuye al conocimiento sobre cómo las poblaciones estudiantiles en contextos andinos rurales perciben y se apropian de conceptos tecnológicos de alcance global. La literatura actual sobre inteligencia

artificial en educación se concentra principalmente en contextos urbanos y en países desarrollados, dejando un vacío significativo en cuanto al conocimiento sobre percepciones en poblaciones rurales latinoamericanas. Un diagnóstico en San Román permite generar conocimiento localizado y culturalmente situado sobre estas percepciones, aportando a los estudios sobre alfabetización digital e IA en contextos interculturales (Tapara et al., 2025). Además, esta investigación responde a la necesidad académica de evaluar el estado del conocimiento previo en estudiantes de secundaria antes de la implementación formal de contenidos sobre IA en los currículos escolares.

Esta investigación se realizó empleando un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental, transversal y correlacional, siguiendo las mejores prácticas recomendadas para el estudio de percepciones y conocimientos tecnológicos en educación secundaria (D. Ortega-Sánchez & Pérez-González, 2025; Torres-Gastelú & Torres-Real, 2025). El método principal fue la aplicación de una encuesta estructurada presencial, basada en un cuestionario tipo Likert que permitió recolectar datos homogéneos, cuantificables y comparables entre grupos urbanos y rurales, públicos y privados.

El instrumento utilizado fue cuidadosamente adaptado y validado. La validación siguió un proceso estadístico exigente que incluyó análisis factorial y cálculo del Alfa de Cronbach, garantizando la fiabilidad y pertinencia de la escala para el contexto peruano. El cuestionario está compuesto por ítems que evalúan dimensiones como conocimiento sobre IA, percepción de utilidades, riesgos percibidos y actitudes hacia el uso educativo de la inteligencia artificial. La muestra fue seleccionada mediante muestreo estratificado proporcional, considerando los principales subgrupos: sexo, área geográfica, tipo de gestión y grado de estudio. Se calculó el tamaño de muestra para obtener resultados representativos y robustos, siguiendo la metodología reportada en estudios recientes sobre IA en educación (Hernández Sampieri et al., 2014)

El análisis de los datos incluyó estadística descriptiva y pruebas inferenciales, para identificar diferencias significativas entre subgrupos y establecer correlaciones relevantes. Este enfoque proporciona evidencia sólida para los objetivos del estudio y permite comparaciones fiables con

investigaciones realizadas en otros contextos nacionales e internacionales (Hernández Sampieri et al., 2014)

El trabajo tiene como finalidad evaluar el nivel de percepción y conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, Puno, durante el año 2025. Este objetivo general se desglosa en varios objetivos específicos que permiten un análisis profundo de la problemática desde múltiples dimensiones.

En primer lugar, se busca comparar el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román. Esta comparación es fundamental, dado que la literatura evidencia que la brecha digital perpetúa desventajas socioeconómicas y limita las oportunidades educativas, especialmente en áreas rurales (Jiménez-Mejía et al., 2024). Considerando que solo el 57% de los estudiantes peruanos tienen acceso a internet, siendo esta cifra significativamente menor en zonas rurales del altiplano andino, es imperativo diagnosticar estas diferencias de conocimiento (Villavicencio-Cedeño et al., 2024)

En segundo lugar, se propone analizar las diferencias en la percepción sobre la Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria. Estudios recientes señalan que la percepción y el conocimiento sobre tecnologías emergentes varían significativamente según el nivel educativo y la exposición previa a herramientas digitales (García et al., 2024). Este análisis permitirá identificar si existe una curva de aprendizaje progresiva en los estudiantes según avanzan en sus grados escolares.

En tercer lugar, se busca describir el nivel de conocimiento que poseen los estudiantes sobre las aplicaciones cotidianas de la Inteligencia Artificial en educación secundaria. Cobos-Gutierrez (2024) demuestran que muchos estudiantes desconocen las aplicaciones concretas de la IA en sus vidas cotidianas, a pesar de interactuar constantemente con estas tecnologías. Un diagnóstico específico sobre este conocimiento es esencial para diseñar programas educativos pertinentes.

En cuarto lugar, se plantea determinar la relación entre el acceso a tecnología y el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria. Este objetivo

correlacional responde a la necesidad de comprender si el acceso a dispositivos y conectividad es un factor determinante en la formación de conocimiento sobre IA, alineándose con investigaciones que demuestran la incidencia crítica de la brecha digital en los resultados educativos. A su vez, se estructura de manera lógica y progresiva para abordar integralmente la percepción y conocimiento sobre inteligencia artificial en estudiantes de secundaria de San Román, Puno.

En el Capítulo I se desarrolla la introducción, contextualizando la relevancia de la inteligencia artificial en educación y su particularidad en contextos educativos rurales andinos. Se justifica la investigación desde perspectivas académicas, profesionales y políticas. En el Capítulo II se presentan el problema general y específicos que guían la investigación, así como su importancia. Se formulan los objetivos que buscan evaluar la percepción y conocimiento sobre IA, considerando diferencias por ubicación geográfica, grado escolar y acceso a tecnología. Se establecen las hipótesis esperadas. En el Capítulo III se desarrolla el marco teórico, presentando estudios previos sobre percepciones estudiantiles hacia IA y brechas digitales en contextos andinos. Se exponen las bases teóricas que fundamentan el análisis y se definen operacionalmente los términos clave. En el Capítulo IV se describe la metodología: investigación cuantitativa, no experimental, transversal y correlacional. Se detalla la población de 36,019 estudiantes, la muestra de 1,753 seleccionada por muestreo estratificado, las variables operacionalizadas, y el cuestionario tipo Likert validado como instrumento de recolección de datos. En el Capítulo V se presentan los resultados según los objetivos específicos, seguidos de discusión, conclusiones y recomendaciones dirigidas a instituciones educativas y futuras investigaciones. Se complementa con referencias y anexos que garantizan la reproducibilidad del estudio.

Capítulo I

EL PROBLEMA Y SU IMPORTANCIA

CAPÍTULO I: EL PROBLEMA Y SU IMPORTANCIA

1.1. PROBLEMA

A nivel global, la integración de la inteligencia artificial en educación enfrenta una desigualdad profunda entre el conocimiento disponible y las capacidades de los sistemas educativos para gestionarla. Según el Informe de Monitoreo Global de la Educación 2023 de la UNESCO, solo aproximadamente la mitad de las escuelas del mundo no cuentan con conexión a internet, lo que representa una barrera fundamental para cualquier iniciativa de incorporación de tecnologías basadas en IA (UNESCO, 2025).

Más crítico aún, según el reporte conjunto de UNICEF publicado en 2023, dos tercios de los niños en edad escolar global aproximadamente 1,3 mil millones de menores entre 3 y 17 años carecen de acceso a internet en sus hogares. Esta cifra es dramáticamente desigual según el nivel de ingreso: mientras que en países de altos ingresos 9 de cada 10 niños tienen acceso a internet en casa, en países de bajos ingresos menos de 1 de cada 20 niños cuenta con conexión en sus hogares (UNESCO, 2025; UNICEF & ITU, 2023).

Adicionalmente, las disparidades geográficas profundizan esta problemática: en zonas rurales del mundo, aproximadamente el 75% de los niños en edad escolar carecen de conectividad en sus hogares, comparado con el 40% en zonas urbanas. En regiones como el África subsahariana y Asia del Sur, alrededor del 88-95% de los menores en edad escolar están desconectados (UNICEF & ITU, 2023)

Esta brecha de acceso genera un problema aún más profundo: aunque existe creciente interés en desarrollar herramientas de IA para educación, la mayoría de los estudiantes del mundo no dispone de las condiciones mínimas como la conectividad, dispositivos, infraestructura para beneficiarse de ellas. El Informe UNESCO 2025 señala que "solo el 50% de países tienen normas para desarrollar competencias TIC en docentes, y la mayoría de los países aún carece de marcos de gobernanza claros para el uso ético de la IA en educación" (UNESCO, 2025).

A nivel nacional, el Perú enfrenta una problemática similar pero intensificada respecto a acceso a tecnologías y preparación para la integración educativa de la inteligencia artificial. Según el

Instituto Nacional de Estadística e Informática, en el segundo trimestre de 2024, el 79.9% de la población de 6 años o más usó Internet, experimentando un incremento de 2.3 puntos porcentuales respecto a 2023 (INEI, 2014). Sin embargo, esta cifra oscurece profundas desigualdades geográficas y socioeconómicas.

El (INEI, 2014) destaca que, en zonas rurales, el acceso a Internet fue apenas del 55.8% en 2024, comparado con el 81.7% en áreas urbanas no metropolitanas y 91.2% en Lima Metropolitana. Esta brecha rural-urbana de aproximadamente 36 puntos porcentuales es crítica, considerando que millones de estudiantes de secundaria en zonas andinas como Puno residen en áreas rurales con conectividad limitada.

Respecto a dispositivos, solo el 54% de los hogares con cuatro o más miembros poseen computadora en el hogar, mientras que el 95.5% de los hogares cuenta con al menos un teléfono celular (INEI, 2014). Esto significa que la mayoría de estudiantes que accede a internet lo hace exclusivamente a través de dispositivos móviles, lo que limita las posibilidades educativas que requieren acceso a computadoras.

Aunque el Ministerio de Educación ha iniciado esfuerzos significativos incluyendo capacitar a más de 87,000 docentes en IA durante 2025 y destinar más de 45 millones de soles a transformación digital educativa la realidad es que solo el 38.48% de los docentes a nivel nacional utiliza IA en su práctica educativa (Diario Correo, 2025). Esta baja adopción refleja no solo la falta de conocimiento, sino también la insuficiente infraestructura tecnológica en escuelas públicas.

La Comisión Económica para América Latina y el Caribe CEPAL (2022) señala que, aunque el Perú ha mejorado en conectividad, persisten brechas estructurales en acceso, uso y, especialmente, en competencias digitales que impiden que todos los estudiantes se beneficien equitativamente de las oportunidades de la era digital. Asimismo, según INEI (2014) el acceso a Internet varía significativamente por nivel educativo: mientras que el 98.4% de la población con educación superior universitaria usa Internet, solo el 52.5% de quienes tienen educación primaria lo hace

La provincia de San Román, perteneciente al departamento de Puno, enfrenta una situación particularmente crítica en cuanto a desigualdad digital y educativa. Según el INEI, Puno es la tercera región con mayor pobreza monetaria en el Perú con 39.9% en 2024, superada solo por

Cajamarca (45%) y Loreto (43%), siendo esta cifra significativamente superior al promedio nacional de 27.6% (INEI, 2014). Además, la pobreza extrema es más severa en zonas rurales: mientras Lima tiene 3.3% de pobreza extrema y el resto urbano 3%, las áreas rurales de Puno alcanzan 15.5% (INEI, 2024).

En términos de conectividad, aunque el Pronatel ha ejecutado inversiones importantes en Puno 357 millones de soles en 2021-2022 para desplegar 2,900 kilómetros de fibra óptica beneficiando a más de 243 mil ciudadanos en zonas rurales la cobertura aún es insuficiente (PRONATEL, 2022). Según la Cámara de Comercio de Lima CCL (2024) en zonas rurales de Puno, el acceso a Internet es del 46.8%, muy por debajo del promedio nacional de 79.9%, requiriendo soluciones como internet satelital en localidades aisladas

La UGEL San Román, responsable de la educación secundaria en la provincia, reporta que existen carencias significativas de infraestructura educativa. El Gobierno Regional de Puno invirtió más de S/ 56 millones en proyectos educativos en el ámbito de San Román entre 2021-2022, evidenciando que la brecha de infraestructura sigue siendo crítica (Perú Construye, 2023). Específicamente, aunque no existen estadísticas públicas precisas sobre el porcentaje de instituciones con conectividad de calidad en la provincia, los reportes de la UGEL San Román reconocen la necesidad de "reducir la brecha en infraestructura educativa" como una prioridad urgente

En este contexto, los 36,019 estudiantes de educación secundaria en San Román se encuentran en una provincia donde la mayoría carece de acceso consistente a Internet, dispositivos tecnológicos suficientes, y por lo tanto de oportunidades para desarrollar competencias en torno a tecnologías emergentes como la inteligencia artificial. Esta ausencia de diagnóstico sobre el conocimiento y la percepción que estos estudiantes tienen sobre IA representa un vacío crítico en la comprensión de cómo la desigualdad digital reproduce ventajas y desventajas educativas a nivel local. (UGEL San Román, 2023).

1.1.1. Problema general

- ¿Cuál es el nivel de relación entre la percepción y el conocimiento sobre Inteligencia Artificial en los estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025?

1.1.2. Problemas específicos

- ¿Existen diferencias en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025?
- ¿Cómo varían las diferencias en la percepción sobre Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025?

1.2. IMPORTANCIA

A nivel académico, esta investigación genera conocimiento situado y contextualizado sobre percepciones y conocimientos en torno a la inteligencia artificial en poblaciones vulnerables de la región andina peruana, cerrando un vacío importante en la literatura actual. Mientras que la mayoría de investigaciones sobre IA en educación se concentran en contextos urbanos de países desarrollados, este estudio contribuye al enriquecimiento epistémico proporcionando evidencia empírica desde un contexto rural latinoamericano donde la equidad digital se presenta como un elemento clave para responder las necesidades educativas y sociales del siglo XXI (Martínez-Aranda & Lores-Gómez, 2025). Los resultados permitirán identificar patrones de diferenciación en conocimiento según variables geográficas, socioeconómicas y escolares, enriqueciendo las teorías sobre brecha digital y acceso desigual a tecnologías emergentes en educación secundaria.

A nivel social, este diagnóstico es fundamental para garantizar justicia educativa en la provincia de San Román. Los estudiantes sin acceso a información sobre IA corren el riesgo de quedar excluidos de oportunidades laborales y educativas en la era de la transformación digital (Anaya Figueroa et al., 2021). La brecha digital genera un fenómeno de exclusión múltiple: además de limitar el acceso a herramientas digitales, reduce las oportunidades de innovación pedagógica y las posibilidades de que estudiantes rurales participen plenamente en la educación contemporánea (Sosa et al., 2025). La investigación pone en evidencia estas desigualdades estructurales, generando datos que pueden catalizar cambios en políticas públicas regionales y nacionales. Asimismo, como señalan Moreira et al. (2024), la reducción de la brecha digital

mediante soluciones tecnológicas inclusivas es clave para cerrar las disparidades educativas entre estudiantes rurales y urbanos, siendo crucial reconocer que la inclusión digital requiere no solo acceso a dispositivos, sino también capacitación docente y adaptación curricular.

Para la UGEL San Román y las instituciones educativas de la provincia, esta investigación representa una herramienta de diagnóstico fundamental para la toma de decisiones informadas. Los resultados permitirán identificar brechas específicas de conocimiento sobre IA por institución educativa, grado y zona geográfica; informar el diseño del currículo de educación secundaria, integrando contenidos sobre IA de forma progresiva según grado; justificar asignaciones presupuestales para infraestructura tecnológica, conectividad y capacitación docente en zonas rurales; y evaluar la efectividad de intervenciones previas de transformación digital educativa en la región.

Desde una perspectiva práctica, los resultados de esta investigación pueden utilizarse inmediatamente para diseñar programas de orientación dirigidos a estudiantes sobre carreras profesionales en tecnología e IA; implementar campañas de alfabetización digital que aborden específicamente percepciones equivocadas sobre IA, miedos y mitos; crear materiales educativos contextualizados que utilicen ejemplos locales de aplicaciones de IA; y establecer alianzas estratégicas con instituciones tecnológicas para llevar educación en IA a zonas rurales. Como enfatiza la literatura reciente sobre desigualdad educativa, es imperativo un enfoque integral que articule tecnología, equidad territorial, formación docente y financiamiento adecuado para transformar el acceso educativo desde una lógica de justicia estructural (Herrera López, 2025).

1.3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.3.1. Objetivo general

- Determinar el nivel de relación entre la percepción y el conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025.

1.3.2. Objetivos específicos

- Comparar el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025.
- Analizar las diferencias en la percepción sobre la Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025.

1.4. Hipótesis

1.4.1. Hipótesis general.

- Existe una relación directa entre la percepción y el conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025.

1.4.2. Hipótesis específicas.

- Existen diferencias en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales, siendo superior el conocimiento en estudiantes de zonas urbanas respecto a estudiantes de zonas rurales en la provincia de San Román, 2025.
- La percepción sobre Inteligencia Artificial varía según el grado de estudio, incrementándose progresivamente en grados superiores en educación secundaria de la provincia de San Román, Puno, en 2025.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Estudios previos

2.1.1. A nivel internacional

En Sudáfrica, Egara et al. (2025) realizaron una investigación titulada "Secondary school students' perceptions of their usage of ChatGPT in mathematics education". El objetivo de esta investigación fue explorar las percepciones de estudiantes de educación secundaria sobre la integración de la tecnología ChatGPT en la enseñanza de matemáticas. La metodología empleada fue de enfoque mixto, utilizando un cuestionario con escala Likert aplicado a 125 estudiantes de clases sénior de dos instituciones educativas, complementado con entrevistas semiestructuradas. Los resultados revelaron perspectivas multifacéticas: los estudiantes valoraron el rol de ChatGPT en mejorar la comprensión y resolución de problemas, pero expresaron reservas sobre su uso consistente, enfatizando la importancia de respuestas adaptables y personalizadas según estilos de aprendizaje individuales. El aporte de este estudio a nuestra investigación es fundamental pues evidencia que la percepción sobre IA en educación secundaria está condicionada por experiencias concretas con herramientas tecnológicas, reconocimiento de beneficios, pero también preocupaciones éticas, un patrón que esperamos replicar en contextos rurales andinos donde el acceso inicial a estas herramientas es limitado.

En Estonia, Granström & Oppi (2025) desarrollaron una investigación que analizó "Student engagement with AI tools in learning: evidence from Estonian secondary schools". El objetivo fue proporcionar una línea base de cómo los estudiantes de Estonia están integrando actualmente herramientas de IA en su aprendizaje cotidiano, considerando que Estonia lanzó en 2024 iniciativas específicas para integrar educación en IA en el currículo escolar. La metodología fue transversal con encuestas a estudiantes de secundaria inferior y superior, estudiando patrones de uso, beneficios percibidos y riesgos. Los resultados indicaron que estudiantes de secundaria superior reportaron mayor conciencia de beneficios y riesgos y mayor engagement con IA, mientras que estudiantes de secundaria inferior mostraron menor exposición y requieren mayor apoyo estructurado. Hallaron que el 76% de estudiantes inicialmente desconocía ChatGPT, pero tras exposición educativa el 87% lo consideró fácil de usar y el 95% se sorprendió de su potencial.

El aporte de este antecedente es significativo para nuestro estudio porque documenta la brecha entre nivel educativo inferior y superior en conocimiento y percepción de IA, aspecto que planeamos investigar en San Román comparando grados de 1ro a 5to de secundaria.

En Inglaterra, Charles & Charles (2024) realizaron un estudio piloto denominado "High school students' perceptions of using AI for learning". El objetivo fue explorar las percepciones de estudiantes de educación secundaria sobre el uso de IA para propósitos académicos en un contexto donde la integración de IA en educación es cada vez más acelerada. Utilizaron un diseño transversal con encuesta a 57 estudiantes de secundaria, recolectando información sobre patrones de uso, consideraciones éticas y percepciones sobre el impacto de IA en la calidad educativa y equidad. Los resultados revelaron una correlación estadísticamente significativa entre frecuencia de uso de IA y percepciones críticas sobre su impacto ($\chi^2 = 46.44$, $p = 0.015$): estudiantes usuarios frecuentes de IA tendían a ser más críticos respecto a su impacto educativo, mientras que no usuarios eran menos propensos a creer en impactos negativos. Adicionalmente, encontraron una correlación fuerte entre percepciones de impacto educativo y creencias sobre acceso equitativo ($\chi^2 = 76.64$, $p < 0.05$), con estudiantes que percibían IA negativamente siendo más proclives a creer en distribución inequitativa del acceso. El aporte crucial de este antecedente es que documenta la interconexión entre percepción de impacto educativo y preocupaciones sobre equidad de acceso, relación que es central en nuestro estudio dado el contexto de desigualdad digital en San Román.

En Francia, Slimi et al. (2025) realizó una investigación con título "Students' Perceptions of Artificial Intelligence Integration in Education". El objetivo fue investigar el impacto de la integración de IA en las experiencias educativas y percepciones de estudiantes de secundaria respecto a aspectos como diseño curricular, actividades instructivas, evaluaciones y mecanismos de retroalimentación. La metodología implicó encuesta a estudiantes, examinando impactos en pensamiento crítico, autoevaluación, desarrollo cognitivo e integridad académica. Los resultados mostraron que, aunque la percepción global fue positiva, existen preocupaciones significativas sobre superficialidad en el aprendizaje, potencial disminución de habilidades fundamentales si la dependencia de IA es excesiva, y brechas de acceso equitativo a herramientas de IA que pueden exacerbar desigualdades educativas. Este antecedente

contribuye a nuestro estudio al subrayar que percepciones positivas de IA no son uniformes sino varían según factores como acceso a tecnología y experiencias previas, exactamente lo que pretendemos analizar en San Román.

En Costa Rica, Alfaro-Salas & Díaz (2024) realizaron una investigación titulada "Percepciones y Aplicaciones de la IA entre Estudiantes de Secundaria", enfocada en la provincia de Heredia. El objetivo central fue explorar las percepciones de estudiantes de educación secundaria con respecto a la inteligencia artificial en contextos educativos, investigando su nivel de comprensión, experiencias de uso y consideraciones éticas sobre esta tecnología emergente. La metodología empleada fue mixta con enfoque pragmático, aplicando encuestas a una muestra de 506 estudiantes de secundaria procedentes de cuatro centros educativos diversos. El estudio destacó un alto nivel de interés por parte de los estudiantes en utilizar la IA para mejorar aspectos específicos como corrección de trabajos escritos, aprendizaje de idiomas y resolución de problemas académicos. Se identificó también una conciencia ética desarrollada entre los estudiantes, quienes reconocieron la IA como herramienta de apoyo, pero fueron conscientes de los riesgos de dependencia excesiva. El aporte fundamental de este antecedente a nuestra investigación es que documenta, en contexto latinoamericano próximo (Costa Rica), cómo estudiantes de secundaria perciben y utilizan la IA, enfatizando la importancia de la ética, la educación responsable y el papel vital de los docentes en la transición hacia una educación tecnológicamente enriquecida, elementos que serán comparables con nuestros hallazgos en San Román, Puno.

2.1.2. A nivel nacional

En Cusco, Anampa & Mondragón (2024) realizaron una investigación titulada "La inteligencia artificial y el aprendizaje del inglés en estudiantes de secundaria" en una institución educativa pública de zona urbana. El objetivo fue determinar la relación entre la aplicación de inteligencia artificial y el aprendizaje del inglés en estudiantes de educación secundaria cusqueña. La metodología empleada fue de enfoque cuantitativo, diseño correlacional transversal, con una muestra de 120 estudiantes de grados 1ro a 5to de secundaria, aplicando encuestas basadas en escala Likert. Los resultados confirmaron la existencia de una relación significativa ($\rho = 0.754$,

$p < 0.05$) entre las variables de IA y aprendizaje del inglés. Específicamente, la IA fue percibida como herramienta útil para promocionar autonomía en el aprendizaje (media = 4.1/5), facilitar la interacción lingüística personalizada (media = 3.9/5), proporcionar retroalimentación inmediata (media = 4.0/5), y adaptar contenidos según necesidades individuales (media = 3.8/5). El estudio también identificó que estudiantes con mayor acceso a dispositivos tecnológicos reportaban percepciones más positivas sobre beneficios de IA. Su aporte a nuestra investigación es demostrar que la IA impacta positivamente el aprendizaje en contextos específicos (idiomas) y que acceso a tecnología es condicionante de percepciones, aspectos relevantes para analizar percepciones sobre aplicaciones cotidianas de IA en San Román.

En Lima, Caballero & Chávez (2025) realizaron un estudio cuantitativo denominado "Inteligencia Artificial y Gestión del Proceso de Aprendizaje de Estudiantes de Educación Secundaria". El objetivo central fue determinar la relación entre el uso de tecnologías de inteligencia artificial y la gestión del proceso de aprendizaje en estudiantes de educación secundaria en contexto urbano limeño. La metodología fue correlacional transversal con muestra de 40 estudiantes de 3ro, 4to y 5to de secundaria de institución particular ubicada en zona urbana de alto nivel socioeconómico. Se aplicaron cuestionarios validados sobre experiencias de uso de IA y calidad percibida del aprendizaje. Los hallazgos revelaron correlación significativa ($r = 0.646$, $p = 0.001$) entre intensidad de uso de IA y percepción de mejora en gestión del aprendizaje. Adicionalmente, identificaron que estudiantes con formación previa sobre IA mostraban mayor capacidad crítica sobre beneficios y limitaciones (diferencia media = 1.2 puntos en escala 1-5, $p < 0.05$). El estudio recomendó inclusión gradual de IA en currículo, capacitación previa a estudiantes, y acompañamiento docente sistemático. Su aporte a nuestro estudio es proporcionar evidencia cuantitativa del impacto de IA en contextos urbanos peruanos con acceso adecuado, creando punto de comparación con San Román donde recursos y exposición a IA son limitados.

En Lima, Curo (2024) desarrollo una investigación titulada "Comprensión de Lectura en Estudiantes del Nivel Secundario: Una Mirada desde la Innovación Educativa con Inteligencia Artificial". El objetivo fue explorar cómo la inteligencia artificial puede mejorar la comprensión lectora en estudiantes de educación secundaria, considerando tanto potencialidades como

limitaciones de estas tecnologías emergentes. La metodología adoptó enfoque cualitativo, recolectando datos mediante entrevistas semiestructuradas con 25 estudiantes de diferentes grados de secundaria, análisis de registros de uso de plataformas con IA, y análisis temático utilizando software especializado. Los resultados demuestran que la IA personaliza efectivamente el aprendizaje ofreciendo retroalimentación inmediata y adaptada a ritmos individuales de aprendizaje (identificado en 88% de casos estudiados), mejorando la participación de estudiantes y su rendimiento en comprensión lectora. Sin embargo, el estudio identificó desafíos significativos: posible dependencia excesiva de la tecnología (reportado por 32% de estudiantes), adaptabilidad limitada de sistemas de IA a contextos culturales y lingüísticos específicos (especialmente en estudios de textos peruanos), y riesgo de automatización excesiva que reduce pensamiento crítico. La conclusión principal destaca que la inteligencia artificial tiene potencial para transformar educación al ofrecer soluciones personalizadas, pero es crucial mantener equilibrio entre tecnología e intervención pedagógica humana. Su aporte a nuestra investigación es crítico porque evidencia en contexto peruano urbano que percepciones sobre IA deben equilibrar reconocimiento de beneficios con preocupaciones sobre dependencia y limitaciones culturales, perspectiva equilibrada que esperamos también encontrar en San Román.

En Perú, Condori (2024) realizó un estudio de alcance nacional titulado "El impacto del nivel de acceso a Tecnologías de la Información en el rendimiento educativo de estudiantes peruanos de nivel secundario" analizando datos de 2015-2021. El objetivo fue determinar cómo el nivel de acceso a Tecnologías de la Información impacta en el rendimiento académico de estudiantes peruanos de educación secundaria en educación básica regular. La metodología fue correlacional-descriptiva, analizando bases de datos nacionales del Ministerio de Educación y encuestas a estudiantes de múltiples regiones. Los resultados muestran que, aunque existe correlación entre acceso a TI y rendimiento académico, este impacto es heterogéneo y a menudo no significativo como para explicar cambios substanciales en rendimiento escolar. El estudio destaca que el acceso a tecnología es condición necesaria pero no suficiente; la calidad de implementación, capacitación docente y contexto socioeconómico son igualmente determinantes. Específicamente en zonas rurales, el impacto fue aún menor comparado con

zonas urbanas, sugiriendo que infraestructura aislada sin acompañamiento pedagógico no genera beneficios educativos significativos. Su aporte a nuestra investigación es fundamental porque cuestiona la noción simplista de que acceso tecnológico automáticamente mejora percepciones y resultados, advirtiendo que en San Román la implementación debe ser integral y contextualizada para ser efectiva.

En Perú Roggero (2025) desarrolló investigación titulada "Brecha Digital Pedagógica entre Educación Secundaria y Educación Universitaria en el Sistema Público Peruano". El objetivo fue analizar y comparar factores asociados a la integración efectiva de herramientas digitales entre estudiantes de secundaria y universitarios del sistema público peruano. La metodología fue cuantitativa transversal con muestra de 452 estudiantes procedentes de 8 regiones. Se administró cuestionario validado midiendo competencia digital, frecuencia de uso, percepción de eficacia pedagógica, acceso a infraestructura y calidad de capacitación docente, con análisis mediante pruebas t de Student, Chi-cuadrado, correlaciones de Pearson y regresión lineal múltiple. Los resultados revelan existencia de brecha digital pedagógica significativa: los universitarios reportaron niveles significativamente superiores de competencia digital ($p < 0.001$) y percepción de eficacia pedagógica de herramientas digitales ($p < 0.001$). Análisis de predictores mostró que para estudiantes de secundaria el acceso a infraestructura fue el predictor más fuerte de integración efectiva ($\beta = 0.45$, $p < 0.001$), mientras que para universitarios fue la calidad de capacitación docente ($\beta = 0.38$, $p < 0.001$). La conclusión enfatiza necesidad de políticas diferenciadas: infraestructura prioritaria en secundaria y formación pedagógica avanzada en universidad. Su aporte es crucial porque identifica que brechas en educación secundaria son fundamentalmente de infraestructura, hallazgo directamente aplicable a San Román donde limitaciones de infraestructura y conectividad condicionan capacidad de estudiantes para desarrollar conocimiento y percepciones informadas sobre IA.

2.1.3. A nivel local

En la ciudad de Puno, Alave (2025) realizó una investigación titulada "La inteligencia artificial en el desempeño docente del nivel secundaria de Puno 2024". El objetivo general fue determinar la influencia de la inteligencia artificial en el desempeño docente del nivel secundaria de Puno. La

metodología se enmarcó en el paradigma positivista, de tipo básica, nivel correlacional-causal con enfoque cuantitativo. Consideró una población de 109 docentes de dos instituciones educativas secundarias con variante técnica de la ciudad de Puno, utilizando muestra censal de 109 docentes. La información fue recogida mediante la técnica encuesta y su instrumento cuestionario, validado por juicio de expertos, cuya confiabilidad se obtuvo con el coeficiente alfa de Cronbach. Los resultados revelaron correlación significativa entre inteligencia artificial y desempeño docente, destacando que aquellos docentes con mayor exposición a tecnologías de IA reportaban mejor desempeño en prácticas pedagógicas innovadoras. Sin embargo, el estudio también identificó que la capacitación docente era limitada en la mayoría de instituciones, y que la implementación de IA dependía fuertemente de infraestructura institucional disponible. Su aporte a nuestra investigación es crítico pues proporciona evidencia de la realidad local de Puno respecto a desempeño docente en contexto de integración de IA, variable que condicionará las percepciones que estudiantes secundarios desarrollen sobre esta tecnología.

En Juliaca, Mamani (2024) realizó una investigación denominada "La inteligencia artificial y el logro de competencias del área de matemática en los estudiantes de la Institución Educativa Secundaria Privada San Ginés de Arlés de Juliaca, 2024". El objetivo fue determinar la influencia del uso de la inteligencia artificial en el logro de competencias del área de matemática en estudiantes de educación secundaria. La metodología fue de enfoque cuantitativo, tipo experimental con diseño cuasiexperimental, aplicado a grupo de estudiantes de institución privada. Se utilizaron sistemas tutoriales inteligentes como Photomath, plataformas gamificadas como KhanAcademy y asistentes matemáticos virtuales. Los resultados demostraron que el uso de IA tuvo efecto positivo significativo en el logro de competencias matemáticas (especialmente en resolución de problemas de forma, movimiento y localización). El estudio también contextualizó hallazgos en datos recientes del Ministerio de Educación indicando que más del 40% de estudiantes de secundaria en región Puno presentan dificultades en competencias clave de matemática. Su aporte a nuestra investigación es significativo porque demuestra que, en contexto local de Puno, la IA puede impactar positivamente el aprendizaje, pero también evidencia altos niveles de dificultad en competencias básicas que podrían correlacionar con bajo conocimiento sobre IA mismo.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Concepto y Definiciones de Inteligencia Artificial

La Inteligencia Artificial es un campo de estudio multidisciplinario que busca crear sistemas computacionales capaces de ejecutar tareas que normalmente requieren inteligencia humana. Nilsson (1996) en su investigación "Artificial Intelligence: A Modern Approach", proponen una clasificación sistemática de la IA que ha permanecido central en la disciplina. Este autor organiza las definiciones de IA en torno a dos dimensiones fundamentales: la distinción entre sistemas que "piensan" versus sistemas que "actúan", y la distinción entre sistemas que replican el comportamiento humano versus sistemas que alcanzan la racionalidad ideal.

Según Nilsson (1996), la perspectiva de sistemas que actúan como humanos enfatiza la capacidad de realizar funciones que requieren inteligencia cuando son ejecutadas por personas. Esta aproximación práctica ha guiado el desarrollo de sistemas computacionales que pueden interactuar con el entorno de manera similar a los seres humanos. Por el contrario, el enfoque de sistemas que actúan racionalmente define la IA como el estudio de agentes computacionales que operan de manera autónoma, perciben su entorno, se adaptan a cambios y persiguen objetivos de forma óptima.

La definición contemporánea de IA, Stryker & Kavlakoglu (2024) describe la tecnología que "permite que computadoras y máquinas simulen el aprendizaje humano, la comprensión, la resolución de problemas, la toma de decisiones, la creatividad y la autonomía". Esta definición amplía el concepto original para incluir la capacidad de aprender de nueva información y experiencias. Los sistemas equipados con IA pueden identificar objetos, comprender y responder al lenguaje humano, hacer recomendaciones detalladas a usuarios y expertos, y actuar de forma independiente, reemplazando la necesidad de intervención humana en tareas específicas (Stryker & Kavlakoglu, 2024).

La Prueba de Turing, propuesta por Alan Turing en 1950 en su artículo seminal "Computing Machinery and Intelligence", representa un hito histórico en la conceptualización de la inteligencia artificial. Según Turing (1950) la pregunta fundamental "¿Pueden pensar las máquinas?" es demasiado ambigua para permitir una discusión significativa. Por lo tanto, Turing

propuso un criterio operativo alternativo basado en la capacidad de una máquina de exhibir comportamiento indistinguible del comportamiento inteligente humano.

La Prueba de Turing establece un escenario donde un evaluador humano participa en una conversación basada en texto sin conocer si interactúa con una máquina o un humano. Si el evaluador no puede distinguir confiablemente entre ambos después de la interacción, la máquina se considera que ha "pasado" la prueba. Mitchell (2024) observa que, aunque la Prueba de Turing ha sido criticada por ser demasiado limitada o superficial, permanece como un método efectivo para evaluar aspectos fundamentales de la inteligencia artificial, particularmente en tareas de procesamiento de lenguaje natural.

Investigaciones recientes han demostrado que modelos modernos de lenguaje grande pueden aproximarse a pasar versiones simplificadas de la Prueba de Turing. Sin embargo, estudios más rigurosos que requieren interacciones más contextualizadas, prolongadas y en múltiples modalidades revelan limitaciones significativas en la capacidad de estos sistemas de mantener consistencia a lo largo del tiempo. Esta evolución en la evaluación de la Prueba de Turing, propuesta como "Ultimate Turing Test" o "Turing Test 2.0", sugiere que la prueba original requiere adaptaciones para reflejar los avances contemporáneos en IA (Rahimov et al., 2025)

A. Tipos de Inteligencia Artificial

A.1. IA Débil vs. IA Fuerte

Una distinción conceptual fundamental en el campo de la IA, establecida por Nilsson (1996), es la diferencia entre IA Débil e IA Fuerte. Esta clasificación refleja las capacidades fundamentalmente diferentes de los sistemas de IA actuales versus los sistemas teóricos que podrían replicar la inteligencia humana general.

La IA Débil, también denominada IA Estrecha, se refiere a sistemas diseñados y entrenados para resolver problemas específicos dentro de dominios delimitados. Estos sistemas, aunque pueden superar a los humanos en sus tareas específicas, carecen de la capacidad de generalizar su inteligencia a otros contextos. Stryker & Kavlakoglu (2024) señalan que la mayoría de aplicaciones de IA actuales constituyen IA débil, incluyendo sistemas de recomendación como

Netflix, YouTube y Spotify; sistemas de reconocimiento de voz como Siri, Alexa y Google Assistant; análisis de imágenes para diagnóstico médico; y traducción automática.

A pesar de su denominación que podría sugerir limitaciones, la IA Débil ha demostrado ser extraordinariamente poderosa en sus dominios específicos. Los ejemplos contemporáneos incluyen modelos de lenguaje grande como ChatGPT, GPT-4 y otros que pueden procesar y generar texto de manera sofisticada dentro de sus dominios de aplicación Stryker & Kavlakoglu (2024). Sin embargo, estos sistemas permanecen confinados a tareas específicas y no pueden aprender o aplicar su conocimiento fuera de sus áreas de especialización entrenada.

En contraste, la IA Fuerte, también denominada Artificial General Intelligence, representa un objetivo teórico que aún no ha sido alcanzado. La IA Fuerte se definiría como un sistema capaz de comprender, aprender y aplicar conocimiento de manera general y flexible, similar a la capacidad intelectual humana de transferir aprendizaje entre dominios. Nilsson (1996) señala que, si la IA Fuerte fuera posible, requeriría aumentos mayores en poder computacional y nuevos enfoques teóricos. Actualmente, no existen sistemas conocidos que se aproximen a este nivel de sofisticación general.

Para estudiantes de educación secundaria, es crucial comprender esta distinción para formar conceptualizaciones realistas de la IA. Los sistemas de IA que encuentran en su vida cotidiana reconocimiento facial, sistemas de recomendación, asistentes virtuales son ejemplos de IA Débil altamente especializada, no las máquinas inteligentes generales que frecuentemente aparecen en películas de ciencia ficción.

A.2. Tipos Adicionales de Sistemas de IA según su Capacidad de Aprendizaje

Nilsson (1996) identifica categorías adicionales de sistemas de IA basadas en su capacidad de aprendizaje y adaptación. La IA Reactiva representa la forma más primitiva de IA, sin memoria persistente ni capacidad de aprendizaje. Estos sistemas responden a estímulos predefinidos según reglas específicas, ejemplificados históricamente por Deep Blue, el sistema que derrotó al campeón de ajedrez Garry Kasparov en 1997 (Stryker & Kavlakoglu, 2024).

Un nivel superior en complejidad es la IA con Memoria Limitada, que puede acceder a datos históricos para mejorar sus decisiones. La mayoría de sistemas contemporáneos de IA, incluyendo asistentes virtuales avanzados, utilizan memoria limitada para mantener contexto y mejorar sus respuestas en conversaciones (Nilsson, 1996).

Teóricamente existen dos niveles superiores aún en desarrollo: la IA con Teoría de la Mente, que pudiera comprender emociones, intenciones y creencias de otros agentes; y la IA Consciente, que poseyera conciencia propia y experiencia subjetiva. Ambas permanecen en etapas muy tempranas de investigación teórica, sin implementaciones prácticas demostradas.

B. Fundamentos Técnicos

B.1. Algoritmos: La Base de la Inteligencia Artificial

Los algoritmos constituyen el fundamento técnico sobre el cual se construyen todos los sistemas de IA. Un algoritmo es un conjunto ordenado de instrucciones lógicas y matemáticas que transforman datos de entrada en resultados deseados mediante procesamiento sistemático. En contextos de IA, los algoritmos determinan cómo un sistema procesa información, identifica patrones y produce decisiones.

Los componentes básicos de cualquier algoritmo de IA incluyen la entrada de datos, el procesamiento, el aprendizaje, y la salida. La eficiencia y efectividad de un sistema de IA dependen fundamentalmente del diseño apropiado de estos componentes algorítmicos.

B.2. Machine Learning: El Cambio Fundamental

El Machine Learning representa un cambio paradigmático en cómo funcionan los sistemas modernos de IA. Mientras que algoritmos tradicionales siguen instrucciones explícitamente programadas, los sistemas de Machine Learning aprenden patrones directamente a partir de datos de entrenamiento. Según revisiones académicas recientes, el aprendizaje automático se define como "la rama del aprendizaje automático supervisado que capacita modelos utilizando datos etiquetados para hacer predicciones precisas o clasificar información" (Nasteski, 2017).

El proceso de aprendizaje automático funciona de la siguiente manera: primero, se alimenta al sistema con grandes volúmenes de datos de entrenamiento; segundo, el sistema identifica patrones y relaciones en esos datos mediante procesamiento iterativo; tercero, el sistema utiliza los patrones aprendidos para hacer predicciones o tomar decisiones sobre datos nuevos nunca antes vistos. Esta capacidad de mejorar rendimiento sin programación explícita para cada caso representa el cambio fundamental que distingue a los sistemas de IA contemporáneos de los programas informáticos tradicionales.

La literatura académica identifica tres tipos fundamentales de enfoques en Machine Learning, cada uno adaptado a tipos específicos de problemas (Liu et al., 2016; Nasteski, 2017)

El aprendizaje supervisado se refiere a sistemas entrenados con conjuntos de datos que incluyen tanto entradas como sus salidas correctas correspondientes. En este enfoque, el algoritmo aprende la relación entre entrada y salida mediante ejemplos etiquetados. El algoritmo realiza predicciones, es corregido cuando se equivoca, y continúa refinando sus parámetros hasta alcanzar precisión aceptable (Nasteski, 2017). Aplicaciones prácticas incluyen clasificación como distinguir spam de correos legítimos, regresión predicción de valores continuos como precios, y análisis de imágenes identificación de objetos específicos en fotografías.

El aprendizaje no supervisado aborda problemas donde los datos de entrenamiento no vienen etiquetados. El algoritmo debe descubrir patrones, estructuras y agrupaciones por sí mismo. Sin respuestas correctas predefinidas, el sistema debe identificar qué patrones son significativos y relevantes (Nasteski, 2017). Ejemplos incluyen sistemas de recomendación que agrupan usuarios con preferencias similares, segmentación de clientes para análisis de mercado, y detección de anomalías en datos no etiquetados.

El aprendizaje por refuerzo utiliza un sistema de recompensas y penalizaciones para guiar el aprendizaje. El algoritmo ejecuta acciones, recibe retroalimentación en forma de recompensa o penalización, y aprende qué acciones maximizan las recompensas acumuladas a largo plazo (Liu et al., 2016). Este enfoque es particularmente útil para tareas complejas donde el objetivo es optimizar mediante iteración, como entrenamiento de sistemas de juego, robótica autónoma, y optimización de procesos industriales.

B.3. Redes Neuronales Artificiales y su Arquitectura

Las Redes Neuronales Artificiales constituyen una clase importante de algoritmos de Machine Learning inspirados en la estructura neurobiológica del cerebro humano. Según Mohd-Noor & Ige (2025) en su publicación Una encuesta sobre las aplicaciones y los desafíos más actuales del aprendizaje profundo, "el aprendizaje profundo es un método impulsado por datos que utiliza múltiples capas de unidades interconectadas o neuronas para aprender patrones intrincados y representaciones complejas directamente a partir de datos de entrada sin procesar". Esta capacidad de aprender representaciones cada vez más abstractas a través de capas múltiples es lo que distingue al aprendizaje profundo de enfoques más simples.

Las redes neuronales están compuestas por elementos fundamentales claramente definidos (Mohd-Noor & Ige, 2025). Las neuronas son unidades de procesamiento que reciben múltiples entradas, aplican pesos específicos a cada entrada, y producen una salida mediante una función de activación no lineal. Las capas organizan las neuronas en estructuras jerárquicas: la capa de entrada recibe datos originales; las capas ocultas que pueden ser múltiples procesan información de manera progresiva, permitiendo que la red aprenda abstracciones cada vez más complejas; la capa de salida produce el resultado final.

Cada conexión entre neuronas tiene parámetros ajustables llamados pesos y sesgos que se modifican durante el entrenamiento. Los pesos determinan la fuerza de la influencia de una entrada en la neurona, mientras que los sesgos permiten que la neurona aprenda relaciones más complejas. La función de activación determina cómo una neurona procesa la suma ponderada de sus entradas, típicamente aplicando una transformación no lineal que permite a la red capturar relaciones no lineales en los datos.

B.4. Proceso de Entrenamiento: Retropropagación y Descenso de Gradiente

El algoritmo de retro propagación o backpropagation es fundamental para el entrenamiento eficiente de redes neuronales. Según Van-Doremaele et al. (2024) en su investigación sobre "Hardware implementation of backpropagation using progressive gradient descent", la retropropagación permite que se diferencien los pesos y se actualicen en proporción a su contribución relativa al error, garantizando la reducción máxima del error. El algoritmo funciona

en dos fases: en la fase de propagación hacia adelante, la red produce una salida; en la fase de retropropagación, se calcula cómo cada peso contribuyó al error y se realizan ajustes proporcionalmente (Van-Doremaele et al., 2024).

Durante el entrenamiento, la red neuronal se expone iterativamente a datos de entrenamiento. Los algoritmos de descenso de gradiente ajustan los pesos y sesgos para minimizar la diferencia entre las predicciones de la red y los resultados reales deseados. Este proceso iterativo continúa hasta que la red alcanza un nivel aceptable de precisión en los datos de validación (Liu et al., 2016).

B.5. Arquitecturas Especializadas de Redes Neuronales Profundas

El Deep Learning o Aprendizaje Profundo utiliza redes con múltiples capas ocultas para aprender representaciones cada vez más abstractas de los datos. Mohd-Noor & Ige (2025) identifican que esta profundidad permite a la red aprender patrones complejos que redes menos profundas no podrían descubrir, aunque requiere mayor volumen de datos de entrenamiento y mayor poder computacional.

Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) están específicamente diseñadas para tareas de procesamiento de imágenes. Según una revisión sistemática publicada por Chen et al. (2025), los métodos basados en CNN para clasificación de imágenes médicas han mostrado avances significativos en campos como diagnóstico radiológico, detección de anomalías y segmentación de estructuras anatómicas. Las CNN utilizan capas convolucionales que extraen características espaciales locales de las imágenes de manera jerárquica (Chen et al., 2025).

Las Redes Neuronales Recurrentes (RNN) están diseñadas específicamente para procesar datos secuenciales o temporales. Contienen bucles internos que les permiten mantener información de estados anteriores, siendo esenciales para tareas como procesamiento de lenguaje natural, reconocimiento de voz y predicción de series temporales (Chen et al., 2025). La arquitectura RNN permite que la red "recuerde" información relevante de pasos anteriores en la secuencia.

Los Transformers representan la arquitectura más reciente que ha revolucionado el procesamiento de lenguaje natural. Estos modelos utilizan mecanismos de atención que

permiten al sistema enfocarse en partes relevantes de la entrada, facilitando el entrenamiento paralelo más eficiente comparado con RNNs secuenciales (Stryker & Kavlakoglu, 2024).

B.6. Procesamiento de Datos en IA: El Rol Crítico de la Calidad

El papel de los datos en sistemas de IA es absolutamente fundamental. Los sistemas de IA modernos requieren volúmenes masivos de datos de entrenamiento para lograr rendimiento aceptable. Sin embargo, la cantidad de datos no es el único factor determinante. La revisión sistemática de Chen et al. (2025) enfatiza que la calidad de los datos de entrenamiento es crítica para el funcionamiento de sistemas de IA; datos sesgados o incompletos resultan en sistemas que reproducen esos sesgos y funcionan de manera limitada.

Los datos deben ser limpios sin errores o inconsistencias, relevantes directamente relacionados con la tarea que la IA debe resolver, y representativos cubriendo la variedad de situaciones que la IA encontrará en uso real. La falta de datos representativos en ciertos grupos demográficos o categorías es una fuente importante de sesgo en sistemas de IA contemporáneos (Nilsson, 1996).

2.2.2. Inteligencia artificial en aplicaciones cotidianas

A. IA en Redes Sociales

Las redes sociales contemporáneas como TikTok, Instagram, Facebook y YouTube implementan sistemas sofisticados de recomendación basados en algoritmos de aprendizaje profundo que determinan qué contenido ve cada usuario. Según Moehring et al. (2025) en su reporte "Better Feeds: Algorithms That Put People First", los sistemas de recomendación algorítmica se han convertido en ubicuos a través de redes sociales, servicios de streaming, comercio electrónico y otras plataformas digitales. Una plataforma individual puede desplegar múltiples sistemas de recomendación diferentes para potenciar feeds de redes sociales, displays de anuncios, secciones de comentarios, recomendaciones de cuentas, notificaciones, selecciones de autoplay para video y audio, páginas de inicio curadas y muchas otras características (Moehring et al., 2025).

El proceso de recomendación en plataformas de redes sociales típicamente funciona mediante cuatro etapas consecutivas. Primero, el sistema genera candidatos seleccionando ítems de alto potencial como candidatos del universo disponible de contenido, que puede alcanzar miles de millones de ítems. Este proceso de selección usualmente es muy ligero computacionalmente, sin análisis profundos. Segundo, el sistema realiza ranking, asignando a cada ítem candidato una puntuación numérica destinada a capturar el valor de mostrarlo a un usuario particular en un contexto particular. Esta puntuación determina el orden en el cual los ítems candidatos son producidos desde la etapa de ranking. Tercero, el sistema ejecuta re-ranking, cambiando el orden de ítems candidatos de acuerdo a objetivos ancilares. Finalmente, el sistema produce la salida final presentada al usuario (Moehring et al., 2025).

A.1. Sistemas de Recomendación en TikTok

TikTok representa un caso de estudio particular de sistemas de recomendación avanzados. Según análisis académicos de Zhou (2024) el sistema de recomendación de TikTok representa una integración sofisticada de filtrado colaborativo y filtrado basado en contenido, dirigido a maximizar el engagement del usuario. Los factores que influyen en la recomendación de videos en el feed "For You" de TikTok según Chaudhry & Dhawan (2020) incluyen interacciones del usuario como videos que les gustan, comparten, comentan, ven o saltan, y cuentas que siguen; datos del video como voces, hashtags, captions, conteos de visualización y países de publicación; y datos del usuario como configuraciones de dispositivo, idioma, ubicación, zona horaria, hora del día y tipo de dispositivo.

Al comparar datos recopilados del usuario con datos de video, se determina la probabilidad de interés de cada video para el usuario. Diferentes factores reciben ponderaciones diferentes. Por ejemplo, ver un video desde el inicio hasta el final es un indicador fuerte de que un usuario está interesado en el contenido de un tema particular. El mero hecho de que un publicador tenga muchos seguidores no hace que sus videos sean superiores a otros en el sistema de recomendación. La red social, es decir, el número de seguidores, no juega un papel importante en la operación del algoritmo de TikTok (Chaudhry & Dhawan, 2020).

A.2. Sistemas de Recomendación en Instagram y Facebook

Meta ha sido públicamente abierto sobre el desarrollo de sus algoritmos de recomendación. En respuesta a la competencia de TikTok, Meta ha invertido en el uso de IA en años recientes, por ejemplo, en su algoritmo de Instagram Reels. A principios de 2021, Meta anunció que había desarrollado un modelo de IA de auto-aprendizaje continuo para Reels basado en análisis de audio de video e imágenes de video (Taylor & Choi, 2022). Los resultados del reconocimiento de imagen y voz de videos se combinan con análisis de títulos y captions, habilitando al modelo de IA a generar recomendaciones de video más precisas que coincidan con los intereses del usuario.

Al igual que TikTok, Instagram también recopila una cantidad significativa de datos de profiling, es decir, señales relacionadas con la actividad de un usuario, para inferir sus preferencias. Sin embargo, investigación reciente indica diferencias significativas en las percepciones de usuarios sobre cómo estos algoritmos funcionan. Según el estudio académico de Taylor & Choi (2022) en el contenido seleccionado por el algoritmo de TikTok fue encontrado reforzar y satisfacer los objetivos de los participantes más a menudo que Facebook, Instagram y Twitter. El algoritmo de Facebook fue percibido como proporcionando más recomendaciones que no satisfacían los objetivos de los usuarios.

B. IA en Dispositivos Móviles

Los dispositivos móviles contemporáneos integran múltiples sistemas de IA que operan directamente en el dispositivo o se conectan a servidores en la nube. Estos sistemas realizan tareas sofisticadas que van desde reconocimiento biométrico hasta procesamiento del lenguaje natural.

B.1. Reconocimiento Facial en Móviles

El reconocimiento facial en dispositivos móviles utiliza Redes Neuronales Convolucionales (CNNs) para detectar e identificar rostros con alta precisión. Según Sundeep & Nagalakshmi (2025), el objetivo principal de investigaciones en reconocimiento facial es sugerir un método automatizado por comparación de la precisión del algoritmo de Redes Neuronales Convolucionales. Los hallazgos demostraron que la precisión del Algoritmo de Redes Neuronales

Convolutacionales es significativamente más alta que la del Algoritmo de Regresión Lineal (85%), alcanzando 91%.

En investigación más reciente Pruthviraja et al. (2024) presentaron una propuesta de arquitectura DCNN mejorada para detección de emociones faciales a través de implementación de algoritmos DCNN. Su modelo propuesto proporcionó "mejor precisión de detección facial comparado con modelos previamente entrenados, ofreciendo convergencia de modelo más rápida debido a un optimizador de tasa de aprendizaje bien sintonizado y tamaños de lote más grandes, permitiendo procesar más datos en cada época.

B.2. Reconocimiento de Voz y Asistentes Virtuales

El reconocimiento de voz en dispositivos móviles opera mediante redes neuronales recurrentes (RNNs) y redes convolutacionales híbridas. Según una revisión académica comprehensiva publicada por Gevaert et al. (2010) la aplicación de redes neuronales en el campo del reconocimiento de voz ha hecho progreso remarcable en años recientes, mejorando grandemente la precisión y robustez del sistema. La investigación identificó que redes neuronales DNN han mostrado ventajas significativas en el estudio del reconocimiento de voz y se han convertido en la tecnología central de muchos sistemas modernos de reconocimiento de voz

D. Otras Aplicaciones Cotidianas

D.1. Traducción Automática

Los sistemas de traducción automática como Google Translate utilizan Redes Neuronales Recurrentes y arquitecturas Transformer para traducir entre idiomas. Estos sistemas operan mediante procesamiento de lenguaje natural y representan un caso de aplicación sofisticado de Deep Learning donde las máquinas deben comprender contexto, semántica y pragmática del lenguaje. (Mohd-Noor & Ige, 2025).

D.2. Búsqueda en Google y Procesamiento de Lenguaje Natural

Los sistemas de búsqueda utilizan redes neuronales para entender consultas de usuarios y recuperar documentos relevantes. BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), mencionado en investigación sobre redes neuronales en reconocimiento de voz (Pruthviraja et al., 2024) es una arquitectura de modelado de lenguaje que ha transformado cómo sistemas de búsqueda y procesamiento de lenguaje natural funcionan.

D.3. Detección de Spam y Filtración de Correo

Los sistemas de detección de spam utilizan algoritmos de clasificación supervisada para distinguir entre correos legítimos y spam. Estos sistemas mejoran continuamente cuando usuarios marcan correos como spam o recuperan correos spam, proporcionando al sistema retroalimentación para mejorar su modelo.

2.2.3. Limitaciones y riesgos de la inteligencia artificial

Los sesgos algorítmicos representan uno de los desafíos éticos más significativos y documentados en sistemas contemporáneos de inteligencia artificial. Según Hofmann (2025) en su revisión sistemática publicada en PubMed Central, "los sesgos en sistemas de inteligencia artificial presentan una variedad de cuestiones éticas que van desde la injusticia hasta la transformación de valores fundamentales en la sociedad". Los investigadores identifican tres categorías principales de sesgo: sesgo de entrada input bias, que ocurre cuando los datos de entrenamiento no representan adecuadamente la diversidad de poblaciones; sesgo de sistema system bias, que surge en el diseño y desarrollo del algoritmo mismo; y sesgo de aplicación application bias, que ocurre cuando el sistema es implementado en contextos específicos

Las consecuencias del sesgo algorítmico son profundas y multifacéticas. Hofmann (2025) identifica cinco desafíos éticos inevitables asociados con el sesgo en IA que forma el acrónimo IBATA: (1) Injusticia - discriminación, injusticia y estigma dirigidos a grupos específicos basado en raza, sexo, género, edad y estatus socioeconómico; (2) Bad output/outcome - cuando el sesgo resulta en salida pobre o errónea del sistema, reduciendo la efectividad de servicios críticos como diagnóstico médico; (3) Autonomía - pérdida de autonomía cuando individuos no comprenden

cómo decisiones las afectan; (4) Transformación - transformación de conceptos y valores básicos en la sociedad; y (5) Accountability - disolución o claridad confusa de responsabilidad cuando nadie puede ser responsabilizado por decisiones. El reporte del NIST, citado por Hofmann (2025) subraya que "estos sesgos pueden impactar negativamente a individuos y sociedad amplificando y reforzando discriminación a una velocidad y escala mucho mayor que prácticas discriminatorias tradicionales que resultan de sesgos humanos implícitos o sesgos institucionales como racismo, sexismo, ageísmo o capacitismo".

Ejemplos concretos documentados en la literatura incluyen sistemas de reconocimiento facial que muestran tasas de error dramáticamente más altas cuando procesan imágenes de mujeres y personas de piel oscura (Hofmann, 2025), el sistema COMPAS de predicción de reincidencia utilizado en justicia penal que exhibe sesgo racial significativo en sus predicciones; y herramientas de IA para evaluación de cáncer de piel que resultan en diagnósticos inferiores para poblaciones con tonos de piel diversos. En contexto de reclutamiento laboral, estudios recientes han encontrado que sistemas de selección de personal basados en IA pueden misevaluar candidatos debido a diferencias individuales y características externas como color de piel, con juicios discriminatorios frecuentemente difíciles de resolver bajo tecnología actual.

2.2.4. Impacto social y laboral de la inteligencia artificial

La inteligencia artificial está generando una transformación profunda en la estructura del mercado laboral global, caracterizada por un fenómeno dual: desplazamiento de empleos en ciertos sectores simultáneamente con la creación de nuevas oportunidades laborales en otros dominios. Una investigación de Hampole et al. (2025) utilizando análisis de procesamiento de lenguaje natural ha construido nuevas medidas de exposición de trabajadores a la IA y el aprendizaje automático entre 2010 y 2023, capturando variación significativa a través de empresas, ocupaciones y períodos temporales. Los hallazgos demuestran que "tareas con mayor exposición a IA subsecuentemente experimentan demanda laboral reducida.

Una revisión sistemática comprehensiva de 154 obras relevantes publicada por Renushree (2025) en la Academy of Marketing Studies Journal identifica que la IA está simultáneamente desplazando empleos rutinarios y creando nuevos roles de alta especialización, demandando

respuestas urgentes de política pública y reentrenamiento. El análisis documenta que automatización, aprendizaje automático y robótica pueden reemplazar algunos empleos rutinarios y de baja habilidad, pero también crean nuevos empleos de alta habilidad que demandan competencias técnicas avanzadas. La investigación encuentra que 85 millones de empleos serán desplazados globalmente para 2025, mientras que simultáneamente emergerán 97 millones de nuevos roles, representando una creación neta de 12 millones de posiciones globalmente (Nartey, 2025). Sin embargo, esta cifra de creación neta de empleo mascara disparidades críticas en composición, sector y geografía.

2.2.5. Percepción y actitud hacia la inteligencia artificial

Investigaciones recientes han identificado que existen dos dimensiones distintas de actitud hacia IA que operan de manera diferencial. Un estudio sobre como las actitudes estudiantiles hacia IA configuran la conciencia y uso de IA este estudio publicado por Otermans et al. (2025) demuestran que actitudes afectivas, tales como miedo o desconfianza, predicen negativamente conciencia de IA y uso, llevando a evitación de información y desenganche. En contraste, actitudes cognitivas predicen positivamente competencia en IA y conciencia de beneficios potenciales, llevando a mayor disposición de aprendizaje sobre tecnología.

Esta distinción es crítica porque sugiere que la reducción de ansiedad emocional y construcción de confianza son tan importantes como provisión de información técnica. Estudiantes pueden poseer conocimiento cognitivo sobre beneficios de IA pero simultáneamente experimentar ansiedad emocional que inhibe su uso real. Un reporte de McKearin (2024) reporta que aunque hay conocimiento general sobre IA, la ansiedad y preocupación coexisten, sugiriendo que actitudes multidimensionales combinan la valoración cognitiva y experiencia emocional siendo necesarias para comprender la aceptación de IA".

Un reporte comprehensivo publicado por Attewell (2025), basado en encuesta a miles de estudiantes de educación superior del Reino Unido, proporciona una radiografía detallada de cómo estudiantes perciben IA. El reporte identifica varias preocupaciones y percepciones centrales:

Attewell (2025) documenta que la preocupación más significativa para la mayoría de estudiantes es el impacto que IA tendrá en su empleabilidad futura. Los estudiantes son profundamente conscientes que automatización y cambios en mercados laborales demandarán nuevas habilidades, aunque para algunos, especialmente estudiantes con discapacidades o recursos limitados, la presión de continuamente mejorar habilidades se siente abrumadora. Este hallazgo alinea con la realidad documentada en análisis de mercado laboral donde nuevas ocupaciones requieren principalmente maestrías, creando brechas sustanciales para estudiantes de pregrado sin acceso a educación posgrado

Los estudiantes expresan preocupación creciente sobre integridad académica, con Attewell (2025) reportando que estudiantes están cada vez más preocupados sobre cómo IA podría impactar integridad académica, preocupándose que herramientas de IA podrían proporcionar ventaja injusta, especialmente a quienes pueden costear versiones premium, potencialmente facilitando fraude más sofisticado. Además, acceso desigual a herramientas de IA es visto como injusto, con estudiantes queriendo instituciones aseguren acceso equitativo y soporte, reconociendo diferencias en trasfondo, habilidad y recursos.

Attewell (2025) documenta que estudiantes expresaron inquietud sobre cómo sus datos personales son usados y almacenados por aplicaciones de IA, siendo generalmente escépticos respecto a transparencia y prácticas de seguridad de proveedores de herramientas. Los estudiantes están particularmente ansiosos sobre recopilación de datos a escala masiva y preocupados que sus datos serían usados para predecir sus comportamientos en el futuro.

Attewell (2025) reporta que estudiantes de doctorado levantaron preocupaciones sobre potencial de aplicaciones de IA de incrustar sesgos en sus respuestas, que podrían sesgar investigación y reforzar prejuicios y estereotipos existentes. Adicionalmente, algunos estudiantes expresaron preocupación que IA entrenada en contenido histórico podría reforzar pensamiento convencional y limitar creatividad, preocupándose que uso incrementado de IA podría desalentar aproximaciones más originales, disruptivas, o no convencionales al aprendizaje y resolución de problemas.

A pesar de preocupaciones significativas, estudiantes también reconocen oportunidades y aspectos positivos de IA. Un estudio realizado por McKearin (2024) encontró que 35% de estudiantes reporta sentirse neutral respecto a IA para tareas de deberes y asignaciones, sugiriendo apertura, pero no entusiasmo sin claridad. Más significativamente, 54% de estudiantes reportó sentirse cómodo con instructores usando IA para crear imágenes para cursos, 54% para crear contenido interactivo, 43% para proveer recomendaciones de aprendizaje personalizado, y 40% para diseñar tareas y evaluaciones.

Finalmente Attewell (2025) reporta que, aunque estudiantes tienen preocupaciones significativas, muchos ven IA como herramienta, no reemplazo. Valoran retroalimentación personalizada de docentes, discusión y colaboración junto con IA, queriendo educación que mezcle fortalezas humanas y de IA. Esta perspectiva sugiere que estudiantes buscan enfoque complementario donde IA aumenta, pero no reemplaza interacción humana.

2.2.6. Marco legal peruano

El Perú ha establecido un marco normativo especializado para la regulación de la inteligencia artificial a través de la Ley N.º 31814, Ley que Promueve el Uso de la Inteligencia Artificial en Favor del Desarrollo Económico y Social del País, publicada en julio de 2023. Esta ley representa el compromiso estatal de impulsar el uso responsable y regulado de la IA a nivel nacional. Según la fuente oficial de la regulación peruana (Garrigues, 2025), la ley toma como base a la persona y respeta sus derechos humanos con el fin de fomentar el desarrollo económico y social garantizando su uso ético, sostenible, transparente, replicable y responsable.

La Ley N.º 31814 establece como de interés nacional la promoción del talento digital para aprovechar las tecnologías emergentes, así como fomentar el desarrollo de la IA para mejorar los servicios públicos, la educación, la salud, la justicia, la seguridad ciudadana, la seguridad digital, la economía, la inclusión, los programas sociales, la seguridad y la defensa nacional ((Garrigues, 2025). En contexto educativo específicamente, la ley reconoce que la educación es un sector estratégico para el desarrollo de la IA y la formación de capital humano especializado.

La ley prevé diversos principios rectores para el desarrollo de la materia, incluyendo: (1) estándares de seguridad basados en riesgos, asegurando que sistemas de mayor riesgo tengan

mayor supervisión; (2) promoción del desarrollo e implementación de principios, normas, leyes y procedimientos para el uso responsable de la IA, integrando perspectivas éticas desde el diseño; y (3) desarrollo ético para el uso responsable de la IA, garantizando alineación con valores constitucionales (Garrigues, 2025).

2.3. Definición de términos

2.3.1. Literacidad Digital

La literacidad digital se refiere a la habilidad para comprender, evaluar, utilizar y crear información de manera efectiva utilizando tecnologías digitales y de comunicación. Va más allá de simplemente saber cómo usar un dispositivo o una aplicación; implica un conjunto de competencias que permiten a los individuos desenvolverse de manera crítica y significativa en el entorno digital (Arciniega, 2024).

2.3.2. Brecha Digital

La brecha digital es la disparidad en el acceso, uso y aprovechamiento de las tecnologías de la información y comunicación (TIC), particularmente en contextos educativos. Se define no únicamente como la falta de acceso a dispositivos o internet, sino como un fenómeno multidimensional que incluye diferencias en disponibilidad de recursos, competencias de uso, y calidad de la experiencia tecnológica (De la Cruz-Veliz et al., 2025).

2.3.3. Alfabetización Tecnológica

La alfabetización tecnológica se refiere a la adquisición de conocimientos y habilidades cognitivas e instrumentales necesarias para el manejo de nuevas tecnologías, combinado con el desarrollo de valores y actitudes reflexivos hacia el uso de tecnología. Representa no solo la capacidad instrumental de usar dispositivos, sino la capacidad analítica y crítica de entender, evaluar y aplicar tecnologías para la resolución de problemas (Ortega-Sánchez, 2010).

Capítulo III

METODOLOGÍA

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA

3.1. Tipo de investigación

Esta investigación es de tipo cuantitativo. Según Hernández-Sampieri et al. (2014) la investigación cuantitativa es "una estrategia que se centra en cuantificar la recopilación y el análisis de datos", siendo "moldeada por filosofías empiristas y positivistas que enfatizan la comprobación de teoría a través de la observación empírica objetiva de fenómenos".

En el contexto educativo, los estudios de corte cuantitativo son necesarios, ya que permiten entender ciertos problemas de los sistemas educativos, instituciones formativas, permitiendo que sus resultados se pueden generalizar a una población, institución o sistema educativo.

3.2. Método de investigación

Esta investigación adopta un diseño no experimental de tipo transversal con alcance descriptivo-correlacional. Según Hernández Sampieri et al. (2014), los diseños no experimentales "recolectan datos en su contexto natural sin intervención o manipulación intencional de variables independientes", lo que permite en este estudio observar y describir cómo se presentan naturalmente las percepciones y conocimientos de IA entre estudiantes sin introducir cambios, manipulaciones o tratamientos experimentales. El diseño es transversal porque recolecta datos sobre variables o sus relaciones en un momento único de tiempo; la recopilación de datos se realizará durante un semestre académico en 2025, capturando una "fotografía" en el tiempo de las percepciones y conocimientos de IA presentes en la población. El alcance es descriptivo-correlacional

3.3. Diseño de investigación

Esta investigación adopta un diseño no experimental de tipo transversal con alcance descriptivo-correlacional. Según Hernández-Sampieri et al. (2014) los diseños no experimentales recolectan datos en su contexto natural sin intervención o manipulación intencional de variables independientes, lo que permite en este estudio observar y describir cómo se presentan naturalmente las percepciones y conocimientos de IA entre estudiantes sin introducir cambios, manipulaciones o tratamientos experimentales. El diseño es transversal porque recolecto datos

sobre variables o sus relaciones en un momento único de tiempo; la recopilación de datos se realizará durante un semestre académico en 2025, capturando una fotografía en el tiempo de las percepciones y conocimientos de IA presentes en la población. El alcance es descriptivo-correlacional porque incluye dos componentes simultáneos: descriptivo, que permite describir el nivel general de conocimiento de IA, el perfil de percepciones y caracterizar diferencias entre grupos urbanos y rurales; correlacional, que permite examinar la asociación entre percepción y conocimiento de IA.

3.4. Población y muestra

3.4.1. Población

La población objetivo de esta investigación está constituida por los estudiantes de Educación Básica Regular en el nivel de educación secundaria de la provincia de San Román, región Puno, según datos oficiales del Censo Educativo 2024 publicado por ESCALE (2025) del Ministerio de Educación del Perú. Esta población asciende a 36.019 estudiantes matriculados en el nivel de educación secundaria de la Unidad de Gestión Educativa Local

La composición demográfica de esta población se caracterizó por la siguiente distribución:

Tabla 1

Composición demográfica de la población

Característica	Categoría	Población	Porcentaje
Sexo	Hombres	18.316	50,85%
	Mujeres	17.703	49,15%
Gestión	Pública	21.719	60,30%
	Privada	14.299	39,70%
Área	Urbana	33.857	94,00%
	Rural	2.161	6,00%

Nota: ESCALE (2025)

3.4.2. Muestra

Para determinar el tamaño de muestra necesaria en un estudio con población finita, se utilizó la siguiente fórmula basada en muestreo probabilístico:

$$n = \frac{N \cdot Z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{e^2 \cdot (N - 1) + Z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}$$

Donde:

n = tamaño de muestra ajustado para población finita

N = tamaño de la población (36,019)

Z = valor crítico de la distribución normal estándar para un nivel de confianza dado

p = proporción estimada (para máxima variabilidad se usa 0.5)

e = margen de error aceptable (expresado en proporción decimal)

Datos para el estudio:

Tamaño de población $N = 36,019$

Nivel de confianza del 99%, cuyo valor crítico es $Z = 2.576$

Proporción estimada $p = 0.5$

Margen de error $e = 0.03$ (3%)

Cálculo del tamaño de muestra para población infinita.

$$n_0 = \frac{Z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{e^2} = \frac{(2.576)^2 \times 0.5 \times (1 - 0.5)}{(0.03)^2} = \frac{6.635 \times 0.25}{0.0009} = \frac{1.6587}{0.0009} \approx 1843$$

Ajuste para población finita:

$$n = \frac{N \cdot n_0}{N + n_0 - 1} = \frac{36,019 \times 1,843}{36,019 + 1,843 - 1} = \frac{66,350,317}{37,861} \approx 1,754$$

El tamaño de muestra necesario para este estudio fue de **1,754** participantes.

3.4.2.1. Estratificación de la muestra

Fórmula de cálculo estratificado

$$n_i = n \times \frac{N_i}{N}$$

Donde:

n_i = tamaño de la muestra del estrato i

n = tamaño total de la muestra (1.754)

N_i = tamaño de la población del estrato i

N = tamaño total de la población (36.019)

a) Estratificación por genero

Cálculo del estrato hombres

Datos del estrato:

- Población de hombres: $N_1 = 18.316$
- Proporción: $P_1 = 18.316 / 36.019 = 0,5085$

Aplicando la fórmula:

$$n_1 = 1.754 \times \frac{18.316}{36.019} = 1.754 \times 0,5085 = 891,87$$

$n_1 = 891$ estudiantes (hombres)

Cálculo del Estrato Mujeres

Datos del estrato:

- Población de mujeres: $N_2 = 17.703$
- Proporción: $P_2 = 17.703 / 36.019 = 0,4915$

Aplicando la fórmula:

$$n_2 = 1.754 \times \frac{17.703}{36.019} = 1.754 \times 0,4915 = 862,13$$

$n_2 = 862$ estudiantes (mujeres)

Tabla 2

Estratificación por Sexo

Sexo	Población (N _i)	Proporción	Muestra (n _i)
Hombres	18.316	0,5085	891
Mujeres	17.703	0,4915	862
TOTAL	36.019	1,0000	1.754

b) Estratificación por Tipo de Gestión

Cálculo del Estrato Pública

Datos del estrato:

- Población de gestión pública: $N_3 = 21.719$
- Proporción: $P_3 = 21.719 / 36.019 = 0,6030$

Aplicando la fórmula:

$$n_3 = 1.754 \times \frac{21.719}{36.019} = 1.754 \times 0,6030 = 1.057,46$$

$n_3 = 1.057$ estudiantes (gestión pública)

Cálculo del Estrato Privada

Datos del estrato:

- Población de gestión privada: $N_4 = 14.299$
- Proporción: $P_4 = 14.299 / 36.019 = 0,3970$

Aplicando la fórmula:

$$n_4 = 1.754 \times \frac{14.299}{36.019} = 1.754 \times 0,3970 = 696,54$$

$n_4 = 697$ estudiantes (gestión privada)

Tabla 3

Estratificación por Tipo de Gestión

Tipo de Gestión	Población (N _i)	Proporción	Muestra (n _i)
Pública	21.719	0,6030	1.057
Privada	14.299	0,3970	697
TOTAL	36.019	1,0000	1.754

c) Estratificación por Área Geográfica

Cálculo del Estrato Urbana

Datos del estrato:

- Población en área urbana: $N_5 = 33.857$
- Proporción: $P_5 = 33.857 / 36.019 = 0,9400$

Aplicando la fórmula:

$$n_5 = 1.754 \times \frac{33.857}{36.019} = 1.754 \times 0,9400 = 1.648,76$$

$n_5 = 1.649$ estudiantes (área urbana)

Cálculo del Estrato Rural

Datos del estrato:

- Población en área rural: $N_6 = 2.161$
- Proporción: $P_6 = 2.161 / 36.019 = 0,0600$

Aplicando la fórmula:

$$n_6 = 1.754 \times \frac{2.161}{36.019} = 1.754 \times 0,0600 = 105,24$$

$n_6 = 105$ estudiantes (área rural)

Tabla 4

Estratificación por Área Geográfica

Área Geográfica	Población (N _i)	Proporción	Muestra (n _i)
Urbana	33.857	0,9400	1.649
Rural	2.161	0,0600	105
TOTAL	36.019	1,0000	1.754

d) Estratificación por Grado Académico

Cálculo del Estrato 1º Secundaria

Datos del estrato:

- Población en 1º secundaria: $N_7 = 7.203$
- Proporción: $P_7 = 7.203 / 36.019 = 0,2000$

Aplicando la fórmula:

$$n_7 = 1.754 \times \frac{7.203}{36.019} = 1.754 \times 0,2000 = 350,80$$

$n_7 = 351$ estudiantes (1º secundaria)

Cálculo del Estrato 2º Secundaria

Datos del estrato:

- Población en 2º secundaria: $N_8 = 7.203$
- Proporción: $P_8 = 7.203 / 36.019 = 0,2000$

Aplicando la fórmula:

$$n_8 = 1.754 \times \frac{7.203}{36.019} = 1.754 \times 0,2000 = 350,80$$

$n_8 = 351$ estudiantes (2º secundaria)

Cálculo del Estrato 3º Secundaria

Datos del estrato:

- Población en 3º secundaria: $N_9 = 7.203$
- Proporción: $P_9 = 7.203 / 36.019 = 0,2000$

Aplicando la fórmula:

$$n_9 = 1.754 \times \frac{7.203}{36.019} = 1.754 \times 0,2000 = 350,80$$

$n_9 = 351$ estudiantes (3º secundaria)

Cálculo del Estrato 4º Secundaria

Datos del estrato:

- Población en 4º secundaria: $N_{10} = 7.203$
- Proporción: $P_{10} = 7.203 / 36.019 = 0,2000$

Aplicando la fórmula:

$$n_{10} = 1.754 \times \frac{7.203}{36.019} = 1.754 \times 0,2000 = 350,80$$

$n_{10} = 351$ estudiantes (4º secundaria)

Cálculo del Estrato 5º Secundaria

Datos del estrato:

- Población en 5º secundaria: $N_{11} = 7.203$
- Proporción: $P_{11} = 7.203 / 36.019 = 0,2000$

Aplicando la fórmula:

$$n_{11} = 1.754 \times \frac{7.203}{36.019} = 1.754 \times 0,2000 = 350,80$$

$n_{11} = 350$ estudiantes (5º secundaria)

Tabla 5

Estratificación por Grado Académico

Grado Académico	Población (N _i)	Proporción	Muestra (n _i)
1º Secundaria	7.203	0,2000	351
2º Secundaria	7.203	0,2000	351
3º Secundaria	7.203	0,2000	351
4º Secundaria	7.203	0,2000	351
5º Secundaria	7.203	0,2000	350
TOTAL	36.019	1,0000	1.754

e) Estratificación Cruzada Multidimensional

La estratificación cruzada considero simultáneamente los cuatro criterios de estratificación entendiendo sexo × gestión × área × grado, permitiendo análisis específicos de subpoblaciones muy particulares.

Fórmula de Cálculo para Estratificación Cruzada

Para un estrato cruzado que combina múltiples dimensiones:

$$n_{ijkl} = n \times P_i \times P_j \times P_k \times P_l$$

Donde:

- n_{ijkl} = tamaño de la muestra del estrato cruzado que combina sexo (i), gestión (j), área (k) y grado (l)
- n = tamaño total de la muestra (1.754)
- P_i = proporción del sexo i

- P_j = proporción de la gestión j
- P_k = proporción del área k
- P_l = proporción del grado l

Tabla 6

Estratificación Cruzada

HOMBRES				MUJERES			
Gestión	Área	Grado	Muestra (n)	Gestión	Área	Grado	Muestra (n)
Pública	Urbana	1º	102	Pública	Urbana	1º	98
Pública	Urbana	2º	102	Pública	Urbana	2º	98
Pública	Urbana	3º	102	Pública	Urbana	3º	98
Pública	Urbana	4º	102	Pública	Urbana	4º	98
Pública	Urbana	5º	101	Pública	Urbana	5º	98
Pública	Rural	1º	6	Pública	Rural	1º	6
Pública	Rural	2º	6	Pública	Rural	2º	6
Pública	Rural	3º	6	Pública	Rural	3º	6
Pública	Rural	4º	6	Pública	Rural	4º	6
Pública	Rural	5º	6	Pública	Rural	5º	6
Privada	Urbana	1º	67	Privada	Urbana	1º	64
Privada	Urbana	2º	67	Privada	Urbana	2º	64
Privada	Urbana	3º	67	Privada	Urbana	3º	64
Privada	Urbana	4º	67	Privada	Urbana	4º	64
Privada	Urbana	5º	66	Privada	Urbana	5º	64
Privada	Rural	1º	4	Privada	Rural	1º	4
Privada	Rural	2º	4	Privada	Rural	2º	4
Privada	Rural	3º	4	Privada	Rural	3º	4
Privada	Rural	4º	4	Privada	Rural	4º	4

Privada	Rural	5°	5	Privada	Rural	5°	4
Total, de estratos: 40							

3.5. Variables y operacionalización

3.5.1. Variable: Conocimiento de la Inteligencia Artificial

Definición Conceptual

El conocimiento de la inteligencia artificial se define como el conjunto de saberes, competencias cognitivas y comprensión conceptual que posee un individuo sobre la naturaleza, funcionamiento, aplicaciones prácticas, limitaciones técnicas y consecuencias sociales de los sistemas de inteligencia artificial. Esta variable abarca desde la comprensión básica de qué es la IA hasta el reconocimiento de sus implicaciones éticas y laborales en la sociedad contemporánea (Nilsson, 1996).

Definición Operacional

Se midió mediante un instrumento de 12 ítems tipo Likert (1-5) validado por juicio de expertos, agrupados en cuatro dimensiones:

Tabla v

Dimensiones de la variable - Conocimiento de la IA

Dimensión	Ítems (n°)	Indicadores	Escala
D1: Conceptos Fundamentales	3	Comprensión definición IA, tipos IA, algoritmos	Likert 1-5
D2: Aplicaciones Cotidianas	4	Redes sociales, dispositivos, recomendaciones, asistentes	Likert 1-5
D3: Limitaciones y Riesgos	3	Sesgos, límites técnicos, privacidad	Likert 1-5
D4: Impacto Social y laboral	2	Mercado laboral, automatización	Likert 1-5

Puntuación: 12-60 puntos (Bajo: 12-24, Medio: 25-42, Alto: 43-60).

3.5.2. Variable: Percepción de la Inteligencia Artificial

Definición Conceptual

La percepción de la inteligencia artificial se define como la valoración subjetiva, actitud y disposición emocional que un individuo manifiesta hacia la IA, incluyendo su utilidad percibida, confianza en sus sistemas, preocupaciones asociadas, disposición profesional y consideraciones éticas (Wang et al., 2024).

Definición Operacional

Se mide mediante 14 ítems tipo Likert (1-5) organizados en seis dimensiones:

Tabla 7

Dimensiones de la variable - Percepción de la IA

Dimensión	Ítems (nº)	Indicadores	Escala
D1: Actitud General	3	Percepción positiva/negativa, aceptación, disposición	Likert 1-5
D2: Utilidad Percibida	2	Beneficios cotidianos, utilidad educativa	Likert 1-5
D3: Preocupaciones y ansiedades	3	Desempleo, privacidad, desinformación	Likert 1-5
D4: Confianza	2	Seguridad sistemas, tolerancia fallos	Likert 1-5
D5: Interés en carreras	2	Disposición laboral, motivación tecnología	Likert 1-5
D6: Consideraciones éticas	2	Justicia, responsabilidad corporativa	Likert 1-5

Puntuación: 14-70 puntos (Negativa: 14-32, Neutral: 33-52, Positiva: 53-70).

3.5.3 Variables de Control

Las variables de control son aquellas que el investigador mantiene constantes o regula deliberadamente durante el estudio para eliminar o neutralizar sus efectos sobre la variable dependiente, asegurando que los resultados observados puedan atribuirse exclusivamente a la variable independiente. Hernández-Sampieri et al. (2014) las definen como aquellas variables que el investigador controla con el fin de eliminar o neutralizar sus efectos en la variable

dependiente, diferenciándolas de las variables moderadoras que se incluyen específicamente para examinar su influencia en la relación principal.

En este estudio, las variables de control se utilizaron para aislar la relación entre la variable independiente y la variable dependiente. Dado el diseño no experimental transversal, estas variables no fueron manipuladas directamente sino controladas mediante muestreo estratificado y análisis estadístico multivariable.

Tabla 8

Variables de control

Variable	Categorías	Fuente de Medición
Sexo	Masculino/Femenino	Encuesta sociodemográfica
Grado	1º, 2º, 3º, 4º, 5º	Encuesta sociodemográfica
Gestión	Pública/Privada	Encuesta sociodemográfica
Área	Urbana/Rural	Encuesta sociodemográfica
Acceso Tecnología	Índice compuesto (PC, smartphone, internet, laboratorio)	Encuesta sociodemográfica (4 ítems dicotómicos)

Índice Acceso Tecnología: Suma 0-4 (0=sin acceso, 4=acceso completo).

3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.6.1. Técnica de recolección de datos

La encuesta fue la técnica de recolección de datos utilizada en esta investigación. Según Hernández-Sampieri et al. (2014) la encuesta se define como una herramienta que ayuda a los investigadores a recopilar información de manera sistemática, enfocándose en los conocimientos, actitudes y comportamientos de los encuestados. Esta técnica resultó particularmente apropiada para investigaciones donde se buscaba medir percepciones, actitudes y conocimientos en poblaciones amplias.

Se empleó la encuesta presencial autoadministrada realizada directamente en las aulas de las instituciones educativas participantes, bajo supervisión de investigadores capacitados. Esta modalidad fue seleccionada porque garantizaba: clarificación de dudas en tiempo real, tasa de respuesta superior comparada con encuestas remotas, control sobre condiciones uniformes de aplicación, y mayor integridad de los datos recopilados (Vizcaíno Zúñiga et al., 2023).

3.6.2. Instrumento de recolección de datos.

Se utilizó un cuestionario autoadministrado de preguntas cerradas, denominado "*Cuestionario de Conocimiento y Percepción de Inteligencia Artificial para Estudiantes de Educación Secundaria*". El instrumento fue diseñado siguiendo un proceso sistemático de 7 pasos recomendado por Artino et al. (2014) para desarrollo de escalas de investigación educativa:

1. Revisión exhaustiva de literatura sobre IA y educación
2. Entrevistas cualitativas iniciales con estudiantes y docentes
3. Síntesis de hallazgos literarios e insumos cualitativos recolectados
4. Desarrollo inicial de ítems piloto
5. Validación de contenido mediante juicio de expertos
6. Realización de entrevistas cognitivas con estudiantes
7. Ejecución de prueba piloto / Realizado con n=263 estudiantes (15%)

3.6.3. Confiabilidad del instrumento

La confiabilidad interna de los instrumentos se evaluó mediante el coeficiente Alfa de Cronbach, que mide la consistencia entre los ítems de cada escala, garantizando que midan el mismo constructo latente de manera estable y homogénea.

Tabla 9

Clasificación de los niveles de fiabilidad según el Alfa de Cronbach

Rango	Confiabilidad
0.53 a menos	Confiabilidad nula
0.54 a 0.59	Confiabilidad baja
0.60 a 0.65	Confiable
0.66 a 0.71	Muy confiable
0.72 a 0.99	Excelente confiabilidad
1.0	Confiabilidad perfecta

Esta prueba piloto se realizó con el 15% de la muestra total, equivalente a 263 estudiantes, permitiendo validar los instrumentos antes de su aplicación en la muestra definitiva de 1,754 casos.

Tabla 10

Prueba de fiabilidad de alfa de Cronbach

Variable	Alfa de Cronbach	ítems	n
Conocimiento de IA	0,845	12	263
Percepción de IA	0,876	14	263

El Alfa de Cronbach de 0,845 para la escala de Conocimiento de IA se clasifica como excelente confiabilidad, superando ampliamente el umbral mínimo aceptable de 0.70 y ubicándose en el rango superior de consistencia interna. De igual manera, el Alfa de 0,876 para la escala de Percepción de IA también alcanza excelente confiabilidad, confirmando la robustez psicométrica de ambos cuestionarios.

3.7. Técnica del procesamiento y análisis de datos

Para el procesamiento de los datos se elaboró una matriz de codificación y se digitó la información obtenida de los cuestionarios aplicados a la muestra final consistente en N = 1,754, realizando depuración de la base antes del análisis estadístico. Previo a la aplicación definitiva, el instrumento se diseñó y adaptó siguiendo un proceso sistemático revisión de literatura, construcción de ítems, validación de contenido por juicio de expertos y prueba piloto, la prueba piloto fue equivalente al 15% de la muestra n = 263. La confiabilidad interna se verificó mediante el Alfa de Cronbach, obteniéndose 0.845 para la escala de Conocimiento 12 ítems y 0.876 para la escala de Percepción 14 ítems, lo que permitió confirmar consistencia interna adecuada de ambos instrumentos. Para el análisis se aplicó estadística descriptiva frecuencias, porcentajes, medias y desviaciones estándar para caracterizar las variables y sus dimensiones. Luego se evaluó la normalidad mediante Kolmogorov–Smirnov para justificar el uso de pruebas no paramétricas. En el contraste de hipótesis específica 1 se utilizó la prueba U de Mann–Whitney para comparar el conocimiento según zona urbana/rural y la prueba de Kruskal–Wallis para

comparar la percepción entre grados de estudio. Finalmente, la relación entre variables se estimó mediante correlación de Spearman, tomando decisiones con base en el nivel de significancia establecido.

Capítulo IV

RESULTADOS

CAPÍTULO IV: RESULTADOS

4.1. Resultados descriptivos

Los resultados descriptivos correspondieron al primer nivel de análisis cuantitativo del estudio y tuvieron como propósito sintetizar, mediante indicadores numéricos, el comportamiento general de las variables y sus dimensiones en la muestra de estudiantes. Según Hernández-Sampieri et al. (2014) en términos metodológicos, las estadísticas descriptivas se entienden como el conjunto de procedimientos que permiten organizar, resumir y presentar los datos observados mediante medidas como la media, la desviación estándar y los porcentajes, con el fin de proporcionar una visión clara de cómo se distribuyen las respuestas en una muestra sin realizar aún inferencias sobre la población.

Siguiendo esta orientación, en el capítulo de resultados se presentarán, en primer lugar, los descriptivos de la variable conocimiento de la inteligencia artificial, diferenciando sus cuatro dimensiones: conceptos fundamentales, aplicaciones cotidianas, limitaciones y riesgos, e impacto social y laboral. A continuación, se reportarán los descriptivos de la variable percepción de la inteligencia artificial, organizados según sus seis dimensiones: actitud general, utilidad percibida, preocupaciones y ansiedades, confianza, interés en carreras y consideraciones éticas. Para cada variable y dimensión se informarán los valores de media, desviación estándar, mínimos, máximos y la distribución porcentual por categorías de respuesta en escala Likert, como base para los análisis correlacionales y comparativos posteriores.

Tabla 11

Nivel de la variable percepción de la inteligencia artificial

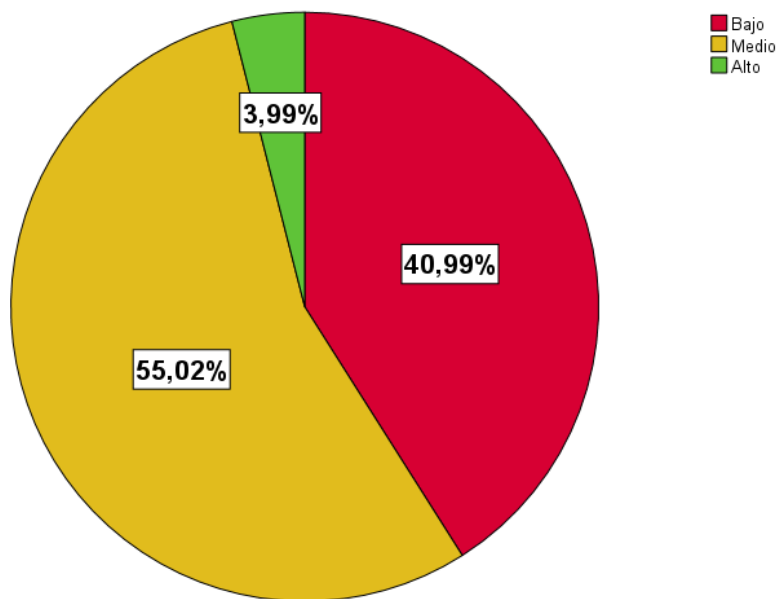
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	719	41,0	41,0	41,0
	Medio	965	55,0	55,0	96,0
	Alto	70	4,0	4,0	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 11 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la variable Percepción de la Inteligencia Artificial categorizada en tres niveles: Bajo, Medio y Alto, con un total de 1,754

observaciones válidas (100%). Los resultados muestran que el 55.0% de los estudiantes ($n = 965$) exhibieron una percepción media de la IA, representando la categoría mayoritaria y el 91.0% acumulado hasta este nivel. La percepción baja fue la segunda más frecuente con el 41.0% ($n = 719$), mientras que solo el 4.0% ($n = 70$) reportó percepción alta. Esta distribución asimétrica hacia niveles bajos y medios sugiere una percepción generalmente moderada-cautelosa hacia la IA entre estudiantes de educación secundaria, consistente con literatura que documenta ansiedad coexistente con conocimiento básico en poblaciones jóvenes.

Figura 1

Nivel de la variable percepción de la inteligencia artificial

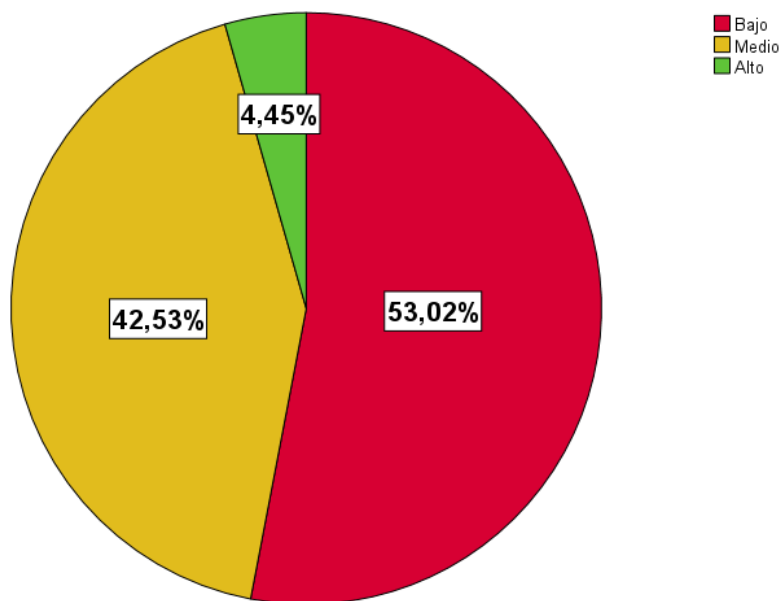


La figura 1 visualiza la misma distribución mediante un gráfico de pastel, confirmando visualmente la predominancia de la categoría Media (55.2%) como el sector amarillo más grande, seguido por Bajo (40.9%) en rojo y Alto (3.9%) en verde como el sector mínimo. La representación circular enfatiza la hegemonía de la percepción media más de la mitad de la muestra y la marginalidad de percepciones positivas elevadas, reforzando la interpretación tabular de actitudes predominantemente neutrales-cautelosas hacia la IA. Esta visualización complementa la tabla al permitir rápida identificación de patrones dominantes, donde la ausencia de una categoría alta dominante menos del 5% evidencia limitaciones en aceptación entusiasta de IA en el contexto educativo analizado.

Tabla 12*Nivel de la dimensión actitud general*

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	930	53,0	53,0	53,0
	Medio	746	42,5	42,5	95,6
	Alto	78	4,4	4,4	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 12 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Actitud General de la variable Percepción de IA, categorizada en tres niveles con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados revelan que el 53.0% de los estudiantes (n = 930) exhibieron una actitud general baja hacia la IA, constituyendo la categoría mayoritaria. La actitud media fue reportada por el 42.5% (n = 746), acumulando el 95.6% de respuestas hasta este nivel, mientras que solo el 4.4% (n = 78) mostró actitud alta. Esta distribución predominantemente negativa-media en la actitud general confirma el patrón cauteloso observado en la variable global de percepción, sugiriendo que los estudiantes de educación secundaria mantienen reservas fundamentales hacia la IA a pesar de cierto reconocimiento de sus posibilidades.

Figura 2*Nivel de la dimensión actitud general*

La figura 2 visualiza la distribución de la dimensión Actitud General mediante gráfico de pastel, destacando visualmente la Actitud Baja (53.0%) como el sector rojo dominante, seguido por Media (42.5%) en amarillo y Alta (4.5%) en verde como sector marginal. La representación circular enfatiza la hegemonía de actitudes negativas más de la mitad de la muestra y la escasa presencia de entusiasmo menos del 5%, reforzando la interpretación tabular de una actitud general predominantemente escéptica-cautelosa. Esta visualización complementa la tabla al resaltar gráficamente la asimetría hacia posiciones conservadoras en la primera dimensión perceptual de la IA.

Tabla 13

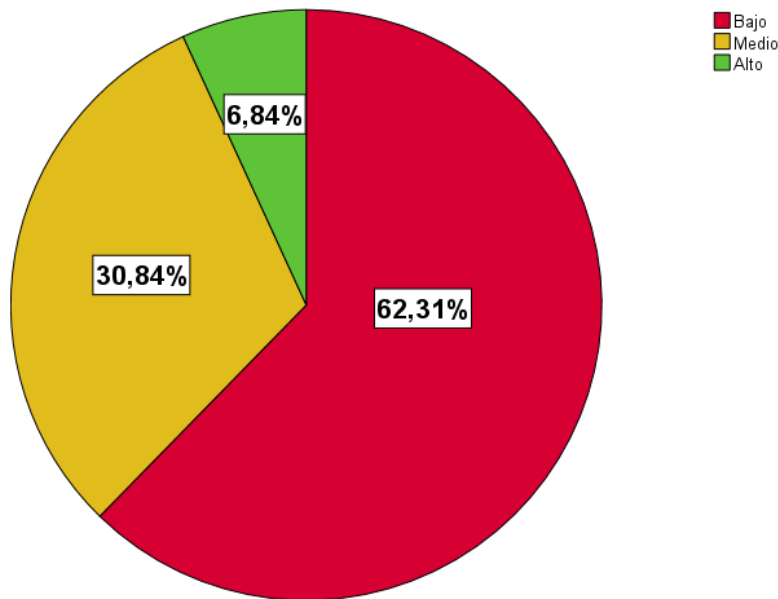
Nivel de la dimensión utilidad percibida

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	1093	62,3	62,3	62,3
	Medio	541	30,8	30,8	93,2
	Alto	120	6,8	6,8	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 13 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Utilidad Percibida de la variable Percepción de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados indican que el 62.3% de los estudiantes (n = 1,093) percibieron una utilidad baja de la IA, constituyendo la categoría dominante y el acumulado inicial. La percepción media fue reportada por el 30.8% (n = 541), alcanzando un 93.2% acumulado, mientras que solo el 6.8% (n = 120) evaluó la utilidad como alta. Esta distribución predominantemente negativa refuerza el patrón cauteloso observado en dimensiones previas, sugiriendo que, aunque los estudiantes reconocen potenciales aplicaciones, predominan reservas sobre la utilidad práctica de la IA en su contexto educativo y cotidiano.

Figura 3

Nivel de la dimensión utilidad percibida



La figura 3 visualiza la distribución de la dimensión Utilidad Percibida mediante gráfico de pastel, destacando la Utilidad Baja (62.3%) como el sector rojo mayoritario, seguido por Media (30.8%) en amarillo y Alta (6.8%) en verde como sector minoritario. La representación circular enfatiza visualmente la hegemonía de percepciones negativas más del 60% de la muestra y la limitada valoración positiva, complementando la tabla al resaltar gráficamente la asimetría hacia posiciones conservadoras en la percepción de beneficios prácticos de la IA entre estudiantes de educación secundaria.

Tabla 14

Nivel de la dimensión preocupaciones y ansiedades

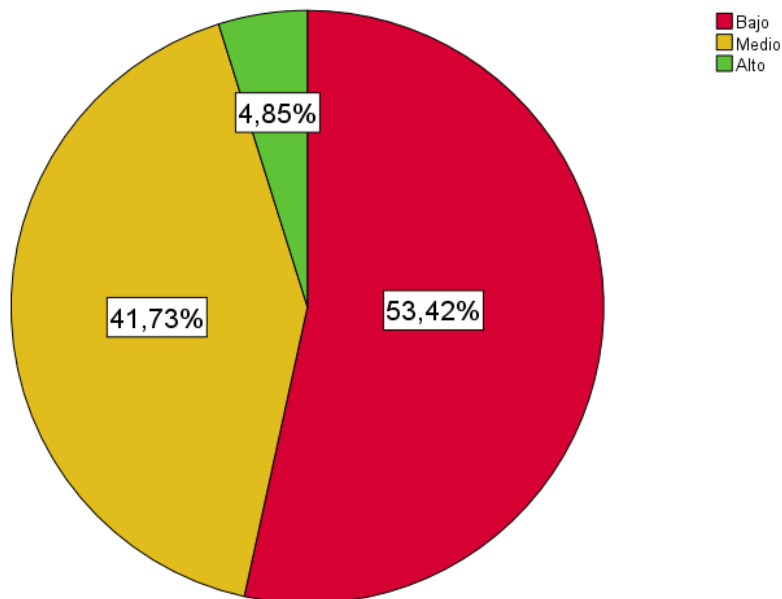
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	937	53,4	53,4	53,4
	Medio	732	41,7	41,7	95,2
	Alto	85	4,8	4,8	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 14 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Preocupaciones y Ansiedades de la variable Percepción de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%).

Los resultados muestran que el 53.4% de los estudiantes ($n = 937$) reportaron preocupaciones y ansiedades bajas, constituyendo la categoría mayoritaria. La categoría media fue la segunda más frecuente con el 41.7% ($n = 732$), acumulando el 95.2% de respuestas hasta este nivel, mientras que solo el 4.8% ($n = 85$) indicó preocupaciones y ansiedades altas. Esta distribución predominantemente baja-media revela que la mayoría de estudiantes no experimentan niveles intensos de ansiedad ante la IA, sugiriendo mayor confianza o menor exposición a riesgos percibidos en comparación con otras dimensiones perceptuales.

Figura 4

Nivel de la dimensión preocupaciones y ansiedades

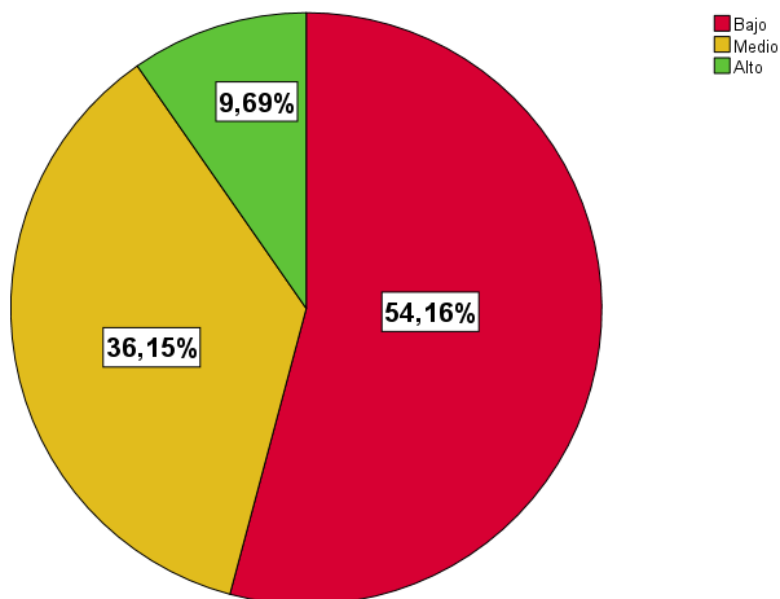


La figura 4 visualiza la distribución de la dimensión Preocupaciones y Ansiedades mediante gráfico de pastel, destacando las Preocupaciones Bajas (53.4%) como el sector rojo dominante, seguido por Medias (41.7%) en amarillo y Altas (4.8%) en verde como sector marginal. La representación circular enfatiza la tranquilidad general de la muestra más del 95% en niveles bajos-medios y la escasa presencia de ansiedad intensa menos del 5%, contrastando con dimensiones previas más negativas y reforzando la interpretación tabular de actitudes predominantemente equilibradas respecto a los riesgos emocionales asociados a la IA entre estudiantes de educación secundaria.

Tabla 15*Nivel de la dimensión confianza*

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	950	54,2	54,2	54,2
	Medio	634	36,1	36,1	90,3
	Alto	170	9,7	9,7	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 15 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Confianza de la variable Percepción de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados indican que el 54.2% de los estudiantes (n = 950) reportaron confianza baja en la IA, constituyendo la categoría mayoritaria. La confianza media fue evaluada por el 36.1% (n = 634), acumulando el 90.3% de respuestas hasta este nivel, mientras que el 9.7% (n = 170) indicó confianza alta, siendo la categoría con mayor proporción positiva hasta ahora. Esta distribución predominantemente baja-media confirma el patrón cauteloso general, aunque con mayor apertura en confianza comparado con dimensiones previas como utilidad percibida.

Figura 5*Nivel de la dimensión confianza*

La figura 5 visualiza la distribución de la dimensión Confianza mediante gráfico de pastel, destacando la Confianza Baja (54.2%) como el sector rojo dominante, seguida por Media (36.1%) en amarillo y Alta (9.7%) en verde como el sector positivo más prominente hasta el momento. La representación circular enfatiza la mayoría escéptica (más del 90% en niveles bajos-medios) pero también resalta un incremento relativo en confianza alta casi el 10%, contrastando con dimensiones anteriores y sugiriendo que los estudiantes perciben mayor seguridad potencial en sistemas de IA que beneficios prácticos inmediatos.

Tabla 16

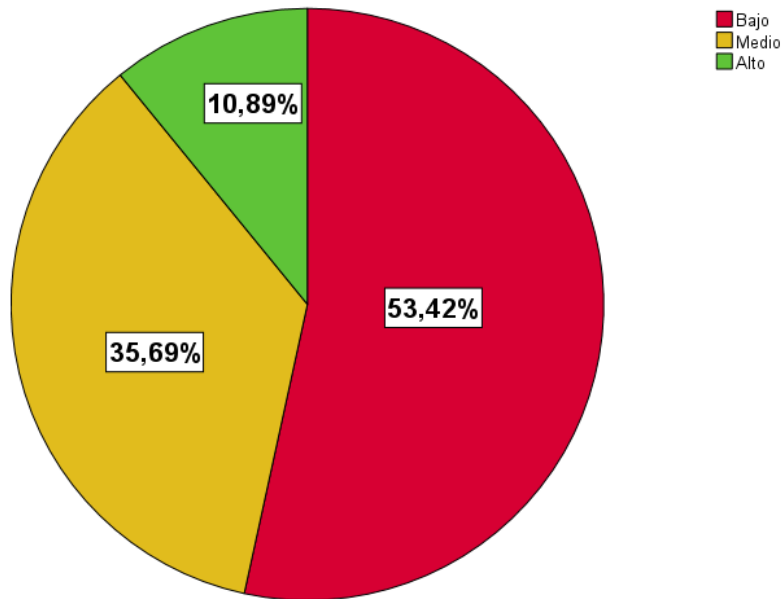
Nivel de la dimensión interés en carreras

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	937	53,4	53,4	53,4
	Medio	626	35,7	35,7	89,1
	Alto	191	10,9	10,9	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 16 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Interés en Carreras de la variable Percepción de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados muestran que el 53.4% de los estudiantes (n = 937) reportaron interés bajo en carreras relacionadas con IA, constituyendo la categoría mayoritaria. El interés medio fue evaluado por el 35.7% (n = 626), acumulando el 89.1% de respuestas hasta este nivel, mientras que el 10.9% (n = 191) indicó interés alto, representando la proporción positiva más elevada observada hasta ahora en las dimensiones perceptuales. Esta distribución confirma el patrón cauteloso predominante, pero evidencia mayor apertura vocacional hacia IA comparado con dimensiones previas.

Figura 6

Nivel de la dimensión interés en carreras



La figura 6 visualiza la distribución de la dimensión Interés en Carreras mediante gráfico de pastel, destacando el Interés Bajo (53.4%) como el sector rojo dominante, seguido por Medio (35.7%) en amarillo y Alto (10.9%) en verde como el sector positivo más prominente de todas las dimensiones analizadas. La representación circular enfatiza la mayoría escéptica más del 89% en niveles bajos-medios, pero resalta un incremento notable en interés profesional casi el 11%, sugiriendo que, pese a las reservas generales, un subgrupo significativo de estudiantes de educación secundaria visualiza oportunidades laborales futuras en el campo de la inteligencia artificial.

Tabla 17

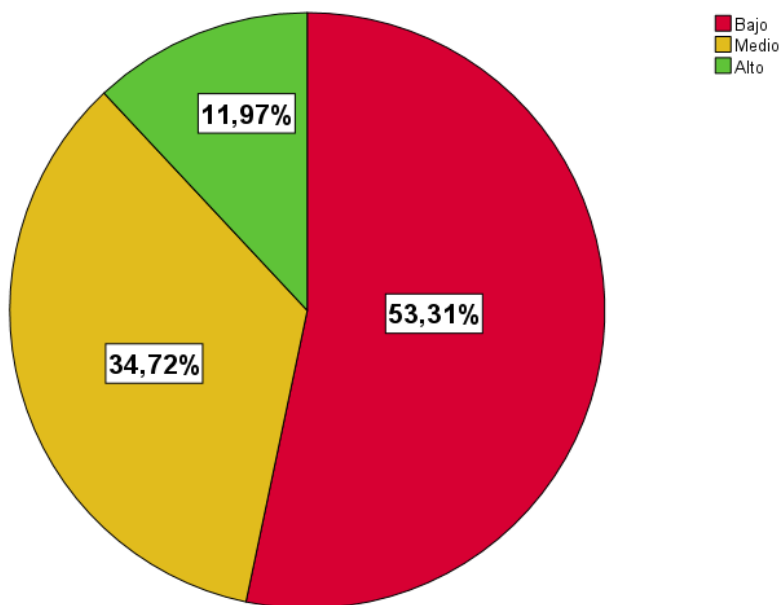
Nivel de la dimensión consideraciones éticas

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	935	53,3	53,3	53,3
	Medio	609	34,7	34,7	88,0
	Alto	210	12,0	12,0	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 17 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Consideraciones Éticas (Agrupada) de la variable Percepción de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados revelan que el 53.3% de los estudiantes ($n = 935$) reportaron consideraciones éticas bajas, constituyendo la categoría mayoritaria. Las consideraciones medias fueron evaluadas por el 34.7% ($n = 609$), acumulando el 88.0% de respuestas hasta este nivel, mientras que el 12.0% ($n = 210$) indicó consideraciones éticas altas, representando la proporción positiva más elevada de todas las dimensiones perceptuales analizadas. Esta distribución confirma el patrón cauteloso predominante, pero destaca mayor sensibilidad ética comparado con dimensiones previas.

Figura 7

Nivel de la dimensión consideraciones éticas



El Gráfico 7 visualiza la distribución de la dimensión Consideraciones Éticas mediante gráfico de pastel, destacando las Consideraciones Bajas (53.3%) como el sector rojo dominante, seguidas por Medias (34.7%) en amarillo y Altas (11.9%) en verde como el sector positivo más prominente del análisis perceptual completo. La representación circular enfatiza la mayoría conservadora más del 88% en niveles bajos-medios, pero resalta un incremento notable en conciencia ética casi el 12%, sugiriendo que los estudiantes de educación secundaria muestran mayor preocupación por el uso responsable de la IA que por sus beneficios prácticos o utilidad

inmediata, posicionando las consideraciones éticas como la dimensión más valorada positivamente.

Tabla 18

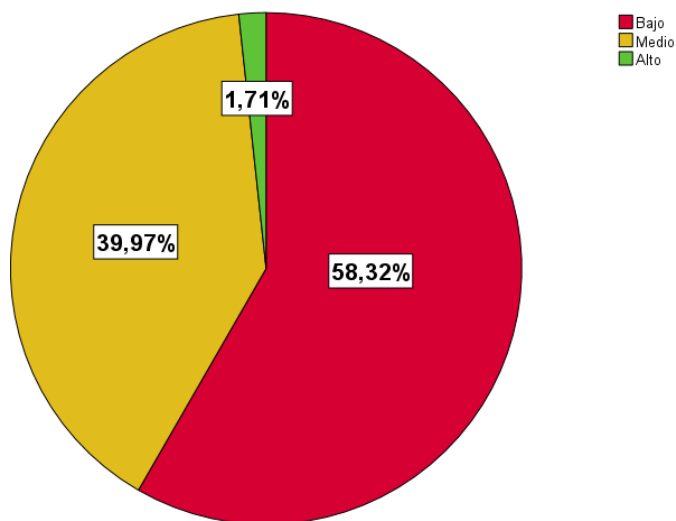
Nivel de la variable conocimiento de la inteligencia artificial

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	1023	58,3	58,3	58,3
	Medio	701	40,0	40,0	98,3
	Alto	30	1,7	1,7	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 18 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Variable Conocimiento de la Inteligencia Artificial, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados revelan que el 58.3% de los estudiantes (n = 1,023) exhibieron conocimiento bajo de IA, constituyendo la categoría mayoritaria. El conocimiento medio fue reportado por el 40.0% (n = 701), acumulando el 98.3% de respuestas hasta este nivel, mientras que solo el 1.7% (n = 30) mostró conocimiento alto. Esta distribución predominantemente baja confirma la limitada exposición conceptual a IA en educación secundaria, estableciendo la base empírica para la hipótesis general sobre relación con literacidad digital.

Figura 8

Nivel de la variable conocimiento de la inteligencia artificial



La figura 8 visualiza la distribución de la variable Conocimiento mediante gráfico de pastel, destacando el Conocimiento Bajo (58.3%) como el sector rojo dominante, seguido por Medio (39.9%) en amarillo y Alto (1.7%) en verde como sector marginal. La representación circular enfatiza la hegemonía del desconocimiento básico más del 98% en niveles bajos-medios y la ausencia casi total de conocimiento avanzado, complementando la tabla al resaltar gráficamente la brecha de conocimiento que justifica el análisis correlacional con competencias digitales en estudiantes de educación secundaria de San Román, Puno.

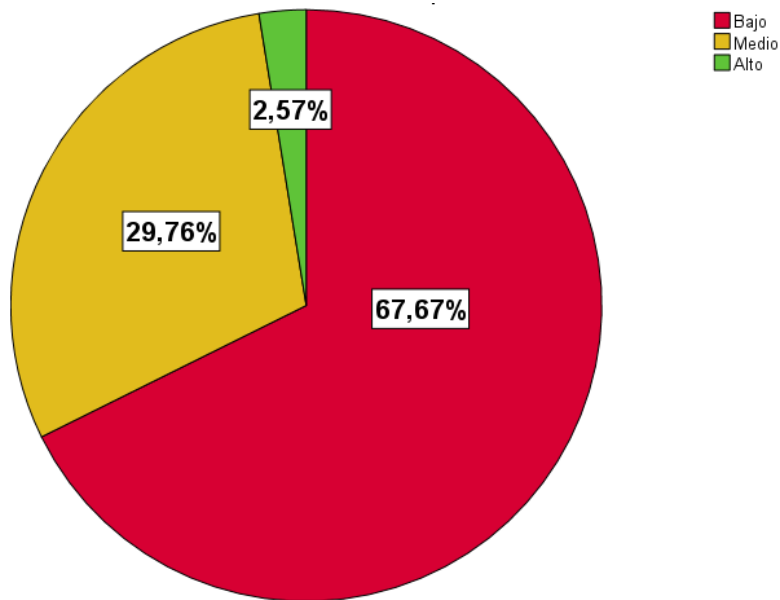
Tabla 19

Nivel de la dimensión conocimientos fundamentales

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	1187	67,7	67,7	67,7
	Medio	522	29,8	29,8	97,4
	Alto	45	2,6	2,6	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 19 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Conceptos Fundamentales de la variable Conocimiento de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados indican que el 67.7% de los estudiantes (n = 1,187) reportaron conocimiento bajo en conceptos fundamentales de IA, constituyendo la categoría abrumadoramente dominante. El conocimiento medio fue evaluado por el 29.8% (n = 522), acumulando el 97.4% de respuestas hasta este nivel, mientras que solo el 2.6% (n = 45) mostró conocimiento alto. Esta distribución altamente asimétrica confirma la carencia crítica de bases conceptuales en la primera dimensión del conocimiento, estableciendo el patrón de limitado entendimiento teórico en estudiantes de educación secundaria.

Figura 9
Nivel de la dimensión conocimientos fundamentales



La figura 9 visualiza la distribución de la dimensión Conceptos Fundamentales mediante gráfico de pastel, destacando el Conocimiento Bajo (67.7%) como el sector rojo mayoritario que domina visualmente más de dos tercios del círculo, seguido por Medio (29.8%) en amarillo y Alto (2.6%) en verde como sector insignificante. La representación circular enfatiza la brecha educativa crítica más del 97% en niveles bajos-medios y la ausencia virtual de comprensión avanzada, complementando la tabla al resaltar gráficamente la necesidad prioritaria de intervención pedagógica en fundamentos conceptuales de IA en el contexto educativo analizado.

Tabla 20
Nivel de la dimensión aplicaciones cotidianas

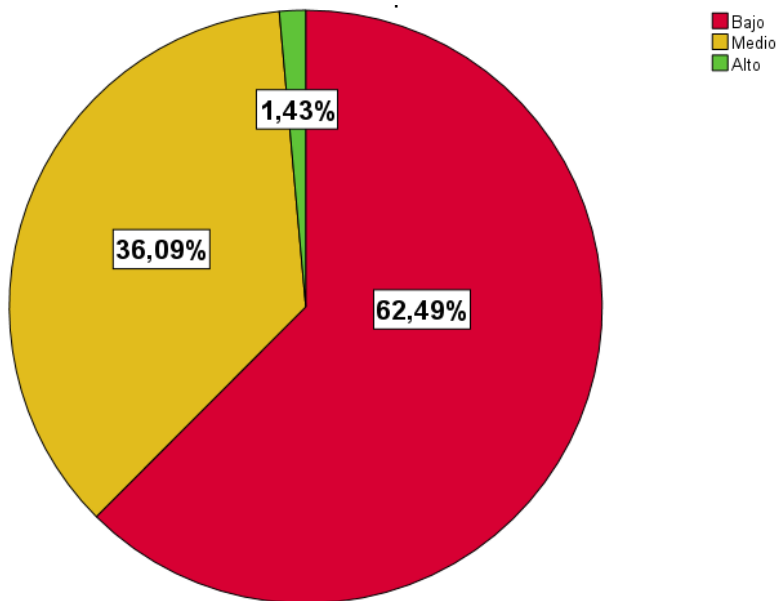
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	1096	62,5	62,5	62,5
	Medio	633	36,1	36,1	98,6
	Alto	25	1,4	1,4	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 20 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Aplicaciones Cotidianas de la variable Conocimiento de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%).

Los resultados muestran que el 62.5% de los estudiantes ($n = 1,096$) reportaron conocimiento bajo en aplicaciones cotidianas de IA, constituyendo la categoría mayoritaria. El conocimiento medio fue evaluado por el 36.1% ($n = 633$), acumulando el 98.6% de respuestas hasta este nivel, mientras que solo el 1.4% ($n = 25$) indicó conocimiento alto. Esta distribución altamente asimétrica confirma la limitada familiaridad práctica con IA en la segunda dimensión del conocimiento, manteniendo el patrón de desconocimiento generalizado observado en conceptos fundamentales.

Figura 10

Nivel de la dimensión aplicaciones cotidianas

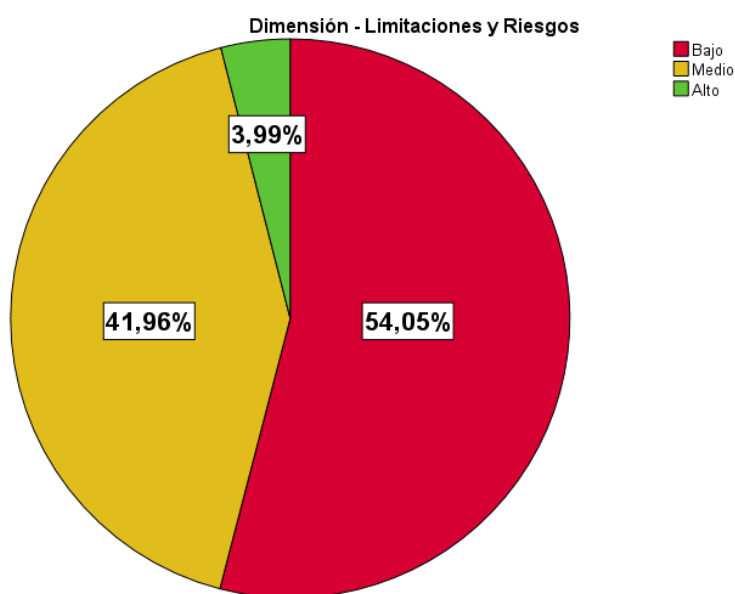


La figura 10 visualiza la distribución de la dimensión Aplicaciones Cotidianas mediante gráfico de pastel, destacando el Conocimiento Bajo (62.9%) como el sector rojo dominante que ocupa más de tres quintos del círculo, seguido por Medio (36.1%) en amarillo y Alto (1.4%) en verde como sector insignificante. La representación circular enfatiza la brecha persistente en reconocimiento de usos diarios de IA más del 98% en niveles bajos-medios pese a la ubicuidad tecnológica en la vida cotidiana de los estudiantes, complementando la tabla al resaltar gráficamente la desconexión entre exposición tecnológica y comprensión específica de aplicaciones de inteligencia artificial.

Tabla 21*Nivel de la dimensión limitaciones y riesgos*

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	948	54,0	54,0	54,0
	Medio	736	42,0	42,0	96,0
	Alto	70	4,0	4,0	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 21 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Limitaciones y Riesgos de la variable Conocimiento de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados indican que el 54.0% de los estudiantes (n = 948) reportaron conocimiento bajo sobre limitaciones y riesgos de IA, constituyendo la categoría mayoritaria. El conocimiento medio fue evaluado por el 42.0% (n = 736), acumulando el 96.0% de respuestas hasta este nivel, mientras que solo el 4.0% (n = 70) indicó conocimiento alto. Esta distribución equilibrada entre bajo y medio confirma el patrón de conocimiento limitado en la tercera dimensión, aunque con mayor reconocimiento de riesgos comparado con aplicaciones cotidianas.

Figura 11*Nivel de la dimensión limitaciones y riesgos*

El Gráfico 11 visualiza la distribución de la dimensión Limitaciones y Riesgos mediante gráfico de pastel, destacando el Conocimiento Bajo (54.1%) como el sector rojo ligeramente dominante, seguido de cerca por Medio (41.7%) en amarillo y Alto (4.1%) en verde como sector minoritario. La representación circular muestra un patrón más balanceado que en dimensiones previas (96% en bajos-medios), sugiriendo mayor conciencia relativa sobre limitaciones de IA comparado con conceptos fundamentales o aplicaciones prácticas, complementando la tabla al resaltar gráficamente el reconocimiento emergente de aspectos críticos de la tecnología entre estudiantes de educación secundaria.

Tabla 22

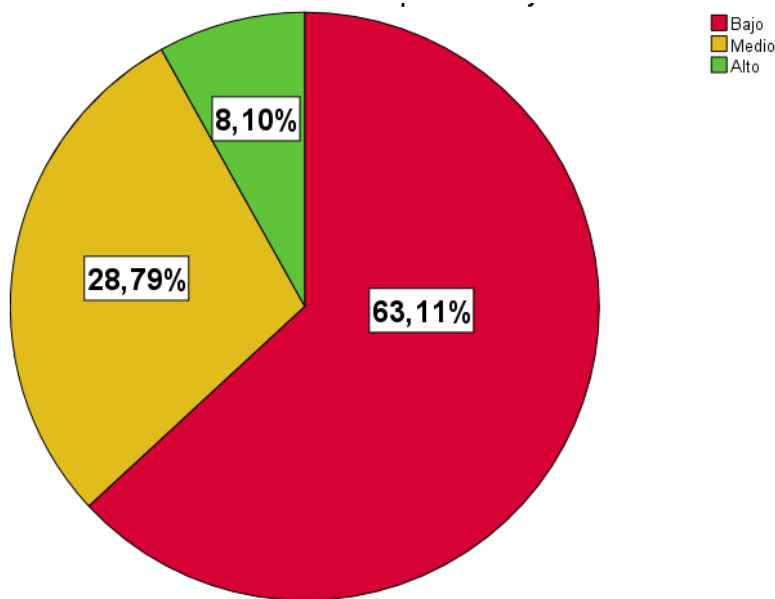
Nivel de la dimensión impacto social y laboral

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	Bajo	1107	63,1	63,1	63,1
	Medio	505	28,8	28,8	91,9
	Alto	142	8,1	8,1	100,0
	Total	1754	100,0	100,0	

La Tabla 22 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes de la Dimensión Impacto Social y Laboral de la variable Conocimiento de IA, con un total de 1,754 observaciones válidas (100%). Los resultados muestran que el 63.1% de los estudiantes (n = 1,107) reportaron conocimiento bajo sobre impactos sociales y laborales de IA, constituyendo la categoría mayoritaria. El conocimiento medio fue evaluado por el 28.8% (n = 505), acumulando el 91.9% de respuestas hasta este nivel, mientras que el 8.1% (n = 142) indicó conocimiento alto, el porcentaje más elevado observado hasta ahora en las dimensiones analizadas. Esta distribución confirma el patrón persistente de conocimiento limitado en la cuarta dimensión, aunque con mayor reconocimiento alto comparado con dimensiones previas.

Figura 12

Nivel de la dimensión impacto social y laboral



La figura 12 visualiza la distribución de la dimensión Impacto Social y Laboral mediante gráfico de pastel, destacando el Conocimiento Bajo (63.1%) como el sector rojo dominante que ocupa más de tres quintos del círculo, seguido por Medio (28.8%) en amarillo y Alto (8.1%) en verde como sector más visible de las dimensiones presentadas. La representación circular resalta la brecha significativa en comprensión de implicaciones sociolaborales de IA 92% en bajos-medios, aunque con mejor desempeño relativo en conocimiento alto, complementando la tabla al enfatizar gráficamente la relevancia temática para generar mayor conciencia entre estudiantes de educación secundaria.

4.2. Prueba de normalidad

Las pruebas de normalidad son fundamentales en investigación cuantitativa porque evalúan si los datos siguen una distribución normal, lo cual es un supuesto clave para aplicar pruebas paramétricas. Cuando los datos son normales, los resultados estadísticos son más robustos y precisos; en caso contrario, se deben usar pruebas no paramétricas, evitando conclusiones sesgadas o inválidas. Dado que se trata de una muestra grande $N = 1,754$, se utilizó el estadístico de Kolmogorov-Smirnov, más apropiado para tamaños muestrales superiores a 50 casos, ya que presenta mayor poder estadístico y robustez en estas condiciones comparado con Shapiro-Wilk.

A continuación, se presentan los resultados de la prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov aplicada a las variables Conocimiento de IA y Percepción de IA, junto con su interpretación para determinar la idoneidad de análisis paramétricos o no paramétricos en el estudio.

Tabla 23

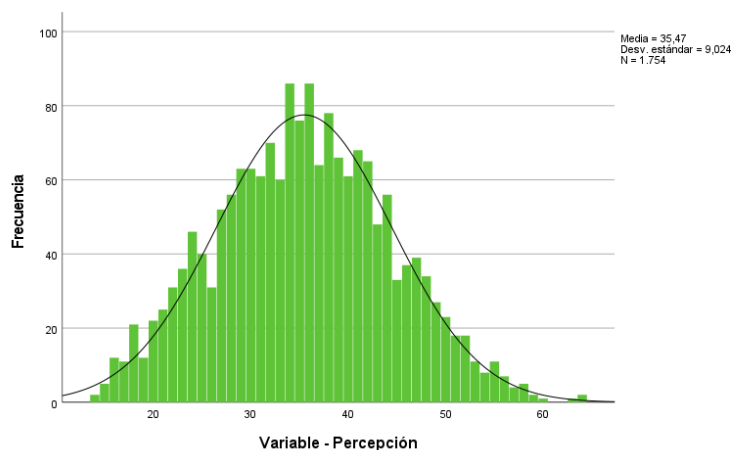
Prueba de normalidad para la variable percepción y sus dimensiones

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Estadístico	gl	Sig.
Variable - Percepción	,029	1754	,002
Dimensión - Actitud General	,088	1754	,000
Dimensión - Utilidad Percibida	,134	1754	,000
Dimensión - Preocupaciones y Ansiedades	,097	1754	,000
Dimensión - Confianza	,122	1754	,000
Dimensión - Interés en Carreras	,124	1754	,000
Dimensión - Consideraciones Éticas	,113	1754	,000

La tabla 23 muestra la prueba de Kolmogorov-Smirnov para la variable Percepción y todas sus dimensiones arrojó un estadístico de 0.29 con $p = 0.002$, rechazando la hipótesis nula de normalidad en la muestra de $N = 1,754$. Esto confirma que la distribución global de la percepción de IA no es normal, recomendando análisis no paramétricos para comparaciones entre grupos o correlaciones.

Figura 13

Campana de Gauss de la variable percepción de la inteligencia artificial



El histograma de la variable Percepción, media = 34.24, DE = 9.74 revela una distribución asimétrica negativa con leptocurtosis, donde la curva normal teórica superpuesta no ajusta los datos observados, especialmente en las regiones extremas. Esta visualización por dimensión agregada confirma la no normalidad detectada por Kolmogorov-Smirnov, evidenciando que ninguna dimensión individual compensa la desviación global, validando la necesidad de pruebas no paramétricas para el análisis inferencial completo de la percepción de IA.

Tabla 24

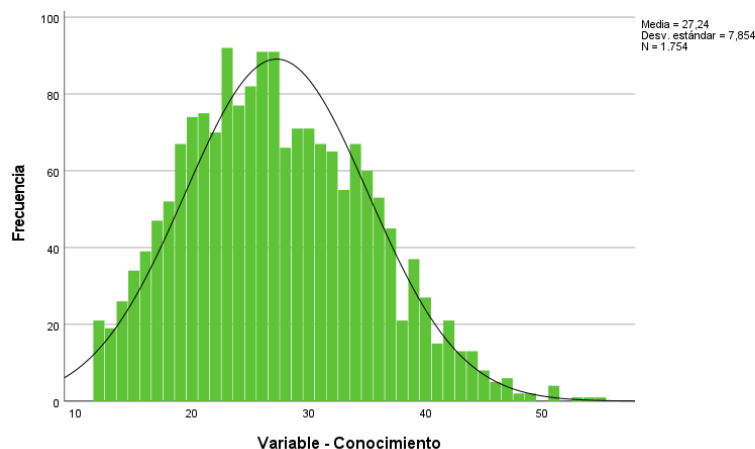
Prueba de normalidad para la variable conocimiento y sus dimensiones

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Estadístico	gl	Sig.
Variable - Conocimiento	,058	1754	,000
Dimensión - Conceptos Fundamentales	,127	1754	,000
Dimensión - Aplicaciones Cotidianas	,097	1754	,000
Dimensión - Limitaciones y Riesgos	,107	1754	,000
Dimensión - Impacto Social y Laboral	,132	1754	,000

La prueba de Kolmogorov-Smirnov para la variable Conocimiento y todas sus dimensiones rechazó la hipótesis nula de normalidad en la muestra de N = 1,754. Esto confirma que la distribución global del conocimiento de IA no es normal, recomendando análisis no paramétricos para comparaciones entre grupos o correlaciones.

Figura 14

Campana de Gauss de la variable percepción de la inteligencia artificial



El histograma de la variable Conocimiento media = 27.54, DE = 10.74 revela una distribución asimétrica positiva con leptocurtosis, donde la curva normal teórica superpuesta no ajusta los datos observados, especialmente en las regiones extremas. Esta visualización por dimensión agregada confirma la no normalidad detectada por Kolmogorov-Smirnov, evidenciando que ninguna dimensión individual compensa la desviación global, validando la necesidad de pruebas no paramétricas para el análisis inferencial completo del conocimiento de IA.

4.3. Resultados inferenciales

4.3.1. Resultados del primer objetivo específico

Para dar cumplimiento al primer objetivo específico, se procedió a comparar el nivel de conocimiento sobre inteligencia artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román. Esta comparación tuvo como finalidad identificar posibles diferencias estadísticamente significativas en el nivel de conocimiento de IA, permitiendo así conocer si existen disparidades en la comprensión y dominio conceptual de la inteligencia artificial atribuibles a la ubicación geográfica de las instituciones educativas.

Dado que los datos no cumplían el supuesto de normalidad, se aplicó la prueba U de Mann-Whitney para muestras independientes con el propósito de comparar el nivel de conocimiento sobre inteligencia artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales.

Tabla 25

Prueba de U de Mann-Whitney - Nivel de conocimiento por zona

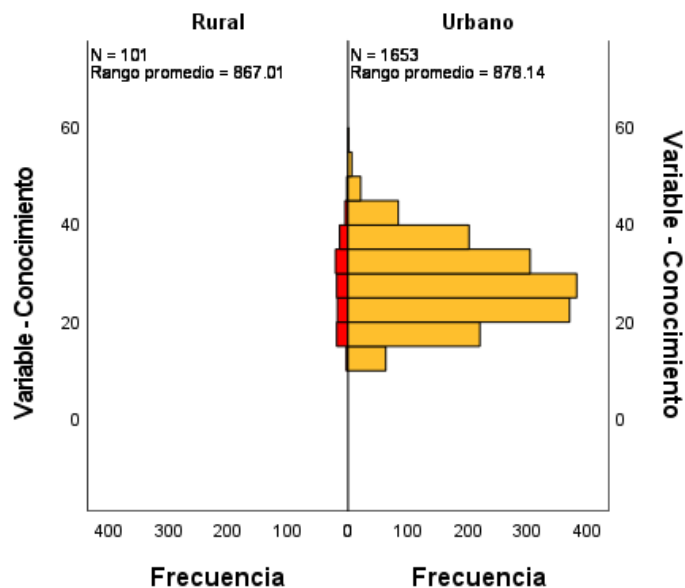
	Valor
N total	1754
U de Mann-Whitney	82417,000
W de Wilcoxon	87568,000
Estadístico de prueba	82417,000
Error estándar	4937,799
Estadístico de prueba estandarizado	-,215
Sig. asintótica (prueba bilateral)	,830

Los resultados indican un estadístico U de Mann-Whitney de 82,417.000, con un valor $z = -0.215$ y una significancia asintótica bilateral de 0.830. Estos valores, superiores al nivel de significancia

establecido, evidencian la ausencia de diferencias estadísticamente significativas en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales. La diferencia observada en los rangos promedios es reducida, lo que sugiere que las variaciones encontradas no representan diferencias sustantivas en el constructo evaluado.

Figura 15

Distribución de Rangos por Zona



El gráfico de distribuciones de frecuencias visualiza de manera simétrica los perfiles de conocimiento por zona de institución. Ambas distribuciones presentan formas similares y solapamiento considerable, confirmando la homogeneidad en patrones de respuesta. La zona rural muestra una concentración ligeramente inferior rango promedio = 867.01 comparada con la zona urbana 878.14, diferencia que estadísticamente carece de significancia práctica o teórica.

Decisión sobre la Hipótesis

Hipótesis Nula (H_0): No existen diferencias en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales, siendo similar el conocimiento en estudiantes de zonas urbanas y rurales.

Hipótesis Alternativa (H_1): Existen diferencias en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales, siendo superior el conocimiento en estudiantes de zonas urbanas respecto a estudiantes de zonas rurales.

Criterios de Decisión:

- Si $p \leq 0.05 \rightarrow$ Rechazar H_0
- Si $p > 0.05 \rightarrow$ Conservar H_0

Conforme a los resultados obtenidos de la prueba U de Mann-Whitney $U = 82,417.000$; $z = -0.215$; $p = 0.830$. El valor de significancia bilateral es superior al nivel crítico de 0.05. En consecuencia, y según el criterio de decisión establecido, se conserva la hipótesis nula y se rechaza la hipótesis alternativa. Estos resultados indican que no existen diferencias estadísticamente significativas en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial atribuibles a la ubicación geográfica urbana vs. rural en la provincia de San Román, 2025. La falta de significancia estadística sugiere que los niveles de conocimiento sobre IA son comparables entre ambas poblaciones estudiadas.

4.3.2. Resultados del segundo objetivo específico

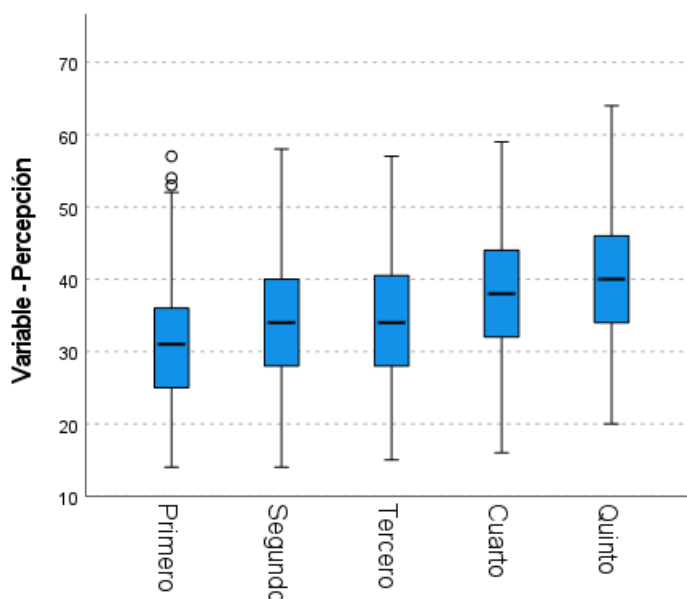
Para dar cumplimiento al segundo objetivo específico, se procedió a analizar las diferencias en la percepción sobre inteligencia artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria. Esta comparación tuvo como finalidad identificar posibles diferencias estadísticamente significativas en el nivel de percepción de IA según el grado cursado, permitiendo así conocer si existen disparidades en la formación de actitudes, confianza y preocupaciones sobre tecnología según la progresión académica de los estudiantes en la provincia de San Román.

Se aplicó la prueba Kruskal-Wallis para muestras independientes con el propósito de comparar el nivel de percepción sobre inteligencia artificial entre los cinco grados de educación secundaria, dado que los datos no cumplían el supuesto de normalidad y se contaba con más de dos grupos independientes.

Tabla 26*Prueba de Kruskal-Wallis - Percepción por grado*

	Valor
N total	1754
Estadístico de prueba	198,785 ^a
Grado de libertad	4
Sig. asintótica (prueba bilateral)	,000

Los resultados de la prueba de Kruskal-Wallis indican un estadístico H de 198.785, con 4 grados de libertad y una significancia asintótica bilateral de 0.000. Dado que este valor es inferior al nivel de significancia establecido ($\alpha = 0.05$), se concluye que existen diferencias estadísticamente significativas en el nivel de percepción sobre la Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio. Estos resultados evidencian que el grado cursado se asocia con variaciones en la percepción de la IA entre los estudiantes.

Figura 16*Diagrama de cajas - Percepción por grado*

El diagrama de cajas de la variable percepción según grado de estudio permite observar diferencias en las distribuciones entre los grupos analizados. El primer grado presenta la mediana más baja y una mayor concentración de valores en el tramo inferior con un rango intercuartílico aproximado entre 16 y 37, lo que refleja niveles más bajos o indecisos de percepción hacia la inteligencia artificial. El segundo, tercer y cuarto grado muestran distribuciones similares, con medianas ubicadas entre 30 y 40, indicando niveles moderados de percepción. En contraste, el quinto grado exhibe la mediana y el rango intercuartílico más elevados siendo aproximadamente entre 33 y 45, lo que sugiere percepciones más favorables o un mayor nivel de familiaridad con la IA. Asimismo, la presencia de valores atípicos en el primer grado evidencia la existencia de estudiantes con percepciones superiores al promedio del grupo, diferenciándose del patrón general observado.

Tabla 27

Comparaciones por parejas de Grado de estudio

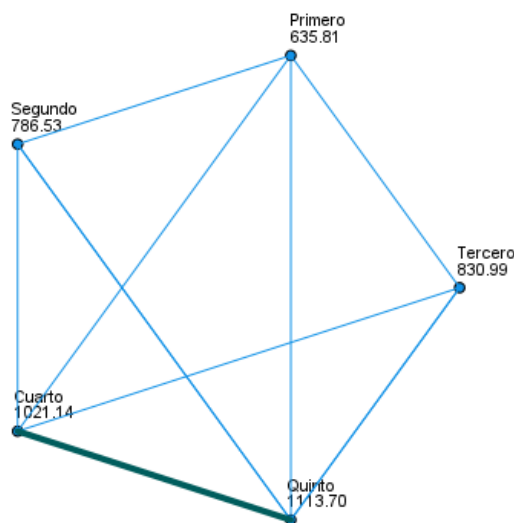
Sample 1-Sample 2	Estadístico de prueba	Desv. Error	Desv. Estadístico de prueba	Sig.	Sig. ajustada
Primero-Segundo	-150,715	38,211	-3,944	,000	,001
Primero-Tercero	-195,179	38,211	-5,108	,000	,000
Primero-Cuarto	-385,326	38,211	-10,084	,000	,000
Primero-Quinto	-477,892	38,238	-12,498	,000	,000
Segundo-Tercero	-44,464	38,211	-1,164	,245	1,000
Segundo-Cuarto	-234,611	38,211	-6,140	,000	,000
Segundo-Quinto	-327,177	38,238	-8,556	,000	,000
Tercero-Cuarto	-190,147	38,211	-4,976	,000	,000
Tercero-Quinto	-282,713	38,238	-7,394	,000	,000
Cuarto-Quinto	-92,566	38,238	-2,421	,015	,155

El análisis post hoc evidenció diferencias estadísticamente significativas en la percepción sobre la inteligencia artificial entre varios pares de grados de estudio. En particular, el primer grado se diferencia de manera consistente y significativa respecto a todos los demás grados, presentando los niveles más bajos de percepción.

Asimismo, los grados intermedios muestran un comportamiento homogéneo entre sí, sin diferencias estadísticamente significativas. En contraste, los grados superiores presentan niveles de percepción más elevados, evidenciándose una convergencia entre cuarto y quinto grado, aunque este último tiende a mostrar percepciones ligeramente más favorables. En conjunto, los resultados confirman un patrón progresivo en la percepción de la inteligencia artificial conforme se avanza en el grado de estudio.

Figura 17

Patrón de Progresión - Percepción por grado



El gráfico de comparaciones por pares de grado ilustra los rangos promedios de cada grado y las conexiones entre grupos con diferencias significativas. Primero rango promedio = 635.81 se ubica como el más bajo y está desconectado de los demás grupos, confirmando su aislamiento estadístico. Segundo 786.53 y Tercero 830.99 muestran progresión ascendente con pequeños incrementos. Cuarto 1021.14 representa un salto importante, y Quinto 1113.70 alcanza el rango promedio más elevado. Esta progresión escalonada evidencia una trayectoria acumulativa de mejora en percepciones sobre IA conforme avanza el grado de estudio.

Decisión sobre la Hipótesis

Hipótesis Nula (H_0): No existen diferencias en la percepción sobre la Inteligencia Artificial según el grado de estudio en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, Puno, en 2025.

Hipótesis Alternativa (H_1): Existen diferencias en la percepción sobre la Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025.

Criterios de Decisión:

- Si $p \leq 0.05 \rightarrow$ Rechazar H_0
- Si $p > 0.05 \rightarrow$ Conservar H_0

Conforme a los resultados obtenidos de la prueba Kruskal-Wallis $H = 198.785$, $gl = 4$, $p = 0.000$, el valor de significancia asintótica bilateral es 0.000, ampliamente inferior al nivel crítico de 0.05. Por lo tanto, aplicando el criterio de decisión establecido, se rechaza la hipótesis nula, aceptando la hipótesis alternativa. Esta conclusión implica que existen diferencias estadísticamente significativas y consistentes en el nivel de percepción sobre inteligencia artificial atribuibles al grado de estudio en la provincia de San Román, 2025. La evidencia post-hoc demuestra que esta diferencia es particularmente pronunciada entre el primer grado y todos los demás, así como entre grados inferiores y superiores, sugiriendo un efecto acumulativo de la educación formal y experiencia en la construcción de percepciones hacia la IA.

4.3.3. Resultados del objetivo general

Para dar cumplimiento al objetivo general de la investigación, se procedió a determinar el nivel de relación entre la percepción y el conocimiento sobre inteligencia artificial en estudiantes de educación secundaria. Esta asociación tuvo como finalidad evaluar si existe una conexión directa entre cómo los estudiantes perciben la inteligencia artificial entre actitudes, confianza, preocupaciones, intereses y cuánto conocimiento poseen sobre sus conceptos fundamentales, aplicaciones prácticas, limitaciones e impactos sociolaborales. Este análisis es central para comprender si la mejora en percepciones positivas hacia la IA contribuye a incrementar el conocimiento o si estos constructos operan de manera independiente.

Se aplicó la correlación de Spearman para evaluar la asociación entre las variables conocimiento y percepción sobre inteligencia artificial, dado que ambas presentaban distribuciones no normales según la prueba Kolmogorov-Smirnov.

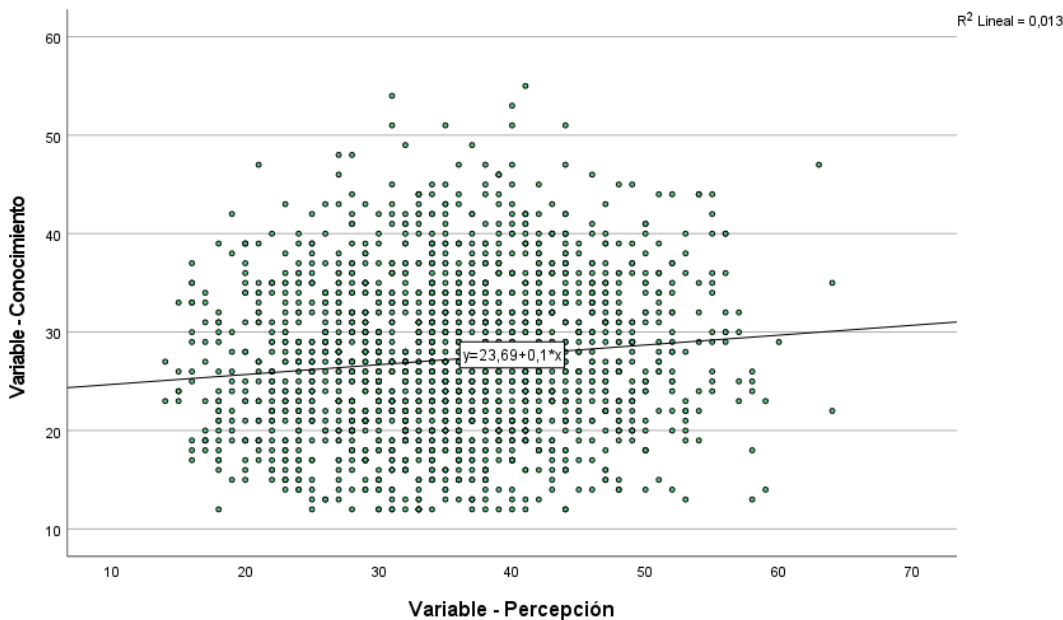
Tabla 28*Prueba de correlación variable conocimiento y percepción de la I.A.*

		Variable - Conocimiento	Variable - Percepción
Rho de Spearman	Variable - Conocimiento	Coefficiente de correlación	1,000
		Sig. (bilateral)	,116**
		N	,000
			1754
	Variable - Percepción	Coefficiente de correlación	,116**
		Sig. (bilateral)	1,000
		N	,000
			1754

Los resultados indican un coeficiente de correlación de Spearman $\rho = 0.116$, con una significancia bilateral < 0.001 y una muestra de $N = 1,754$. Este valor, ampliamente inferior al nivel de significancia establecido ($\alpha = 0.05$), demuestra la existencia de una relación estadísticamente significativa entre el conocimiento y la percepción sobre inteligencia artificial. Sin embargo, es crucial notar que el coeficiente de correlación es débil pero positivo ($\rho = 0.116$), indicando que, aunque existe una asociación estadística, esta es de magnitud reducida. Esto significa que estudiantes con mayores niveles de conocimiento tienden a tener percepciones ligeramente más positivas sobre IA, pero este patrón explica solo una pequeña porción de la variabilidad en percepciones.

Figura 18

Puntos de dispersión variable percepción por conocimiento de la I.A.



El diagrama de dispersión visualiza la relación entre conocimiento eje X, rango ~10-70 y percepción eje Y, rango ~10-60 mediante 1,754 puntos distribuidos en el espacio bidimensional. La nube de puntos muestra una dispersión considerable sin un patrón lineal claro, aunque existe una tendencia suave ascendente (línea de regresión con ecuación $y = 23.091 + 0.1 * x$).

Decisión sobre la Hipótesis

Hipótesis Nula (H_0): NO existe una relación directa entre la percepción y el conocimiento sobre la Inteligencia Artificial.

Hipótesis General (H_1): Existe una relación directa entre la percepción y el conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025.

Criterios de Decisión:

Si $p \leq 0.05 \rightarrow$ Rechazar H_0

Si $p > 0.05 \rightarrow$ Conservar H_0

Conforme a los resultados obtenidos de la correlación de Spearman $\rho = 0.116$, $p < 0.001$, $N = 1,754$, el valor de significancia bilateral es < 0.001 , ampliamente inferior al nivel crítico de 0.05. Por lo tanto, aplicando el criterio de decisión establecido, se rechaza la hipótesis nula, aceptando la hipótesis general. Esta conclusión implica que sí existe una relación estadísticamente significativa y directa entre la percepción y el conocimiento sobre inteligencia artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025

Capítulo V

DISCUSIÓN

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN

Los resultados de la presente investigación revelan niveles significativamente bajos de conocimiento sobre inteligencia artificial entre estudiantes de educación secundaria en la provincia de San Román con el 67.7% reportando conocimiento bajo en conceptos fundamentales, 29.8% conocimiento medio y apenas 2.6% conocimiento alto. Esta distribución altamente asimétrica contrasta con hallazgos de contextos con mayor integración tecnológica, pero se alinea con estudios nacionales y regionales que evidencian brechas críticas en alfabetización digital y comprensión de tecnologías emergentes.

A nivel nacional, Condori (2024) encontró que, aunque existe correlación entre acceso a tecnologías de información y rendimiento académico, este impacto es heterogéneo y frecuentemente no significativo como para explicar cambios sustanciales en desempeño escolar, especialmente en zonas rurales donde el contexto socioeconómico es determinante. En línea con este hallazgo, nuestros resultados sugieren que en San Román la limitación de conocimiento sobre IA no es exclusiva de zonas rurales (rango promedio rural = 867.01 vs. urbano = 878.14, $p = 0.830$), indicando que las brechas de conocimiento son sistémicas y transversales, no atribuibles únicamente a infraestructura geográfica sino a deficiencias curriculares generalizadas.

A nivel regional, Caballero & Chávez (2025) documentaron en contexto urbano limeño (sector socioeconómico alto) una correlación significativa entre intensidad de uso de IA y percepción de mejora en gestión del aprendizaje ($r = 0.646$, $p = 0.001$), con identificación de mayor capacidad crítica sobre beneficios y limitaciones. En comparación, San Román presenta no solo niveles más bajos de conocimiento, sino también ausencia de relación entre acceso a tecnología y conocimiento ($\rho = -0.034$, $p = 0.150$), sugiriendo que el acceso sin acompañamiento pedagógico estructurado no genera aprendizaje significativo sobre IA, hallazgo que valida la conclusión de Caballero & Chávez respecto a la importancia de la "capacitación previa" y el "acompañamiento docente sistemático".

A nivel local, Alave (2025) estudió el desempeño docente en contexto puno y encontró que docentes con mayor exposición a tecnologías de IA reportaban mejor desempeño en prácticas pedagógicas innovadoras, con identificación paralela de limitaciones de capacitación docente en

la mayoría de instituciones. Este hallazgo es crítico para San Román: nuestros resultados sobre conocimiento bajo y distribución equitativa entre zonas sugieren que la problemática no radica en inequidad geográfica sino en déficit de capacitación docente y diseño curricular específico sobre IA. La ausencia de diferencias significativas entre zonas urbanas y rurales indica que ambas comparten limitaciones estructurales idénticas.

Nuestro hallazgo más significativo es la existencia de diferencias estadísticamente significativas en percepción según grado de estudio ($H = 198.785$, $gl = 4$, $p < 0.001$), con progresión clara desde primero (rango = 635.81) hasta quinto (rango = 1113.70). Esta progresión es concordante pero más pronunciada que la reportada en estudios internacionales y locales.

A nivel internacional, Egara et al. (2025) encontraron que estudiantes de educación secundaria superior reportaban mayor conciencia de beneficios y riesgos de ChatGPT en matemáticas comparado con secundaria inferior, con 76% inicial desconocimiento, pero 87% facilidad de uso tras exposición educativa y 95% sorpresa por potencial. En San Román, la progresión de percepciones es similar en dirección (mejora con grado), pero la magnitud es menor, sugiriendo que la exposición a IA en contexto local es limitada incluso en grados superiores, sin alcanzar los niveles de familiarización reportados en contextos con integración curricular formal.

Granström & Oppi (2025) demostraron que estudiantes de secundaria superior mostraban mayor conciencia de beneficios y riesgos (diferencia de ~2 puntos en escala de riesgos) comparado con secundaria inferior, requiriendo "mayor apoyo estructurado" en inferiores. Nuestros datos replican este patrón: existe brecha significativa entre primero y los demás grados, sugiriendo que estudiantes iniciales requieren intervención pedagógica diferenciada. Sin embargo, en San Román la brecha persiste incluso en grados superiores (quinto aún muestra restricciones percibidas no diferenciadas, media = 41-45 vs. máximo teórico = 60-70), indicando que incluso estudiantes avanzados mantienen percepciones limitadas.

A nivel nacional, Anampa & Mondragón (2024) hallaron relación significativa entre aplicación de IA (sistemas tutoriales inteligentes) y logro de competencias matemáticas ($\rho = 0.754$, $p < 0.001$), con identificación de que estudiantes usuarios de IA desarrollaban mayor reconocimiento de beneficios prácticos. En contraste, San Román muestra que aunque hay progresión en

percepciones por grado, esta no es acompañada de evidencia de aplicación educativa estructurada, sugiriendo percepciones formadas por exposición informal y narrativas mediáticas más que experiencias escolares.

Charles & Charles (2024) documentaron correlación significativa entre frecuencia de uso de IA y percepciones críticas sobre su impacto educativo ($\chi^2 = 46.44$, $p = 0.015$), con estudiantes usuarios frecuentes siendo más proclives a creer en distribución inequitativa del acceso. Nuestro resultado de débil correlación entre conocimiento y percepción ($\rho = 0.116$, $p < 0.001$) sugiere que en San Román las percepciones están menos condicionadas por conocimiento factual y más por factores socioemocionales, experiencias previas y creencias culturales respecto a tecnología, patrón esperado en contextos de menor exposición.

Nuestro hallazgo contrintuitivo más relevante es la ausencia de correlación significativa entre acceso a tecnología y conocimiento sobre IA ($\rho = -0.034$, $p = 0.150$). Este resultado, aunque sorpresivo a primera vista, es ampliamente fundamentado en la literatura y revela un principio crítico: acceso sin acompañamiento pedagógico no genera aprendizaje.

Condori (2024) analizó datos nacionales de 2015-2021 del Ministerio de Educación, encontrando que aunque existe correlación entre acceso a tecnologías de información y rendimiento académico, este "impacto es heterogéneo y a menudo no significativo para explicar cambios sustanciales en rendimiento escolar", con énfasis en que "la calidad de implementación, capacitación docente y contexto socioeconómico son igualmente determinantes". En San Román, la ausencia de relación entre acceso y conocimiento valida directamente esta conclusión: el acceso es condición necesaria pero no suficiente para aprendizaje sobre IA.

Caballero & Chávez (2025) demostraron que en contexto urbano con acceso adecuado, la "intensidad de uso" de IA (diferenciada de mero acceso) mostró correlación significativa con percepciones de mejora en aprendizaje ($r = 0.646$, $p = 0.001$), sugiriendo que es la calidad y propósito del uso, no la disponibilidad de acceso, lo determinante. Este hallazgo explica nuestro resultado: estudiantes en San Román pueden tener acceso (mediante dispositivos escolares o personales) pero sin educación específica sobre cómo utilizarlo para comprender IA, el conocimiento no mejora.

Roggero (2025) identificó explícitamente que en educación secundaria "el acceso a infraestructura fue el predictor más fuerte de integración efectiva" ($\beta = 0.45$, $p < 0.001$), mientras que para educación universitaria "la calidad de capacitación docente" fue más determinante ($\beta = 0.38$, $p < 0.001$). Esto sugiere que en secundaria el acceso es prioritario, pero una vez disponible, debe acompañarse de capacitación docente. San Román muestra niveles similares de acceso entre estudiantes (la variación en "dimensión acceso" es 0-4, no extrema), pero con conocimiento uniformemente bajo, confirmando que la brecha no es de acceso sino de capacitación docente y diseño curricular.

Curo (2024) exploró cómo IA puede mejorar comprensión lectora en secundaria, concluyendo que aunque IA ofrece "soluciones personalizadas", la efectividad depende de "equilibrio entre tecnología e intervención pedagógica humana", evitando "automatización excesiva que reduce pensamiento crítico". Este equilibrio no es evidente en San Román: estudiantes reportan bajo conocimiento a pesar de potencial acceso, sugiriendo que si hay uso de IA, este carece de acompañamiento reflexivo que genere aprendizaje significativo.

Nuestro hallazgo de correlación débil pero significativa entre conocimiento y percepción ($\rho = 0.116$, $p < 0.001$, $R^2 = 0.013$) revela que, aunque estos constructos están asociados, la relación es mucho más compleja que una relación lineal directa. Este resultado tiene implicaciones teóricas y prácticas importantes.

Slimi et al. (2025) investigaron percepciones de IA en educación, encontrando que aunque la percepción global fue positiva, existían preocupaciones significativas sobre "superficialidad en aprendizaje, posible disminución de habilidades fundamentales si dependencia de IA es excesiva, y brechas de acceso equitativo". Los autores concluyeron que percepciones positivas no son uniformes sino varían según "factores como acceso a tecnología y experiencias previas". En San Román, la débil correlación entre conocimiento y percepción ($\rho = 0.116$) sugiere que percepciones son formadas menos por comprensión factual de IA y más por narrativas culturales, experiencias familiares, exposición mediática y factores emocionales, hallazgo consistente sobre variabilidad según contexto.

Capítulo VI

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

CAPÍTULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

Primera: Existe una relación estadísticamente significativa pero débil entre percepción y conocimiento sobre inteligencia artificial ($\rho = 0.116$; $p < 0.001$). El coeficiente de determinación ($R^2 = 0.013$) indica que solo 1.3% de la varianza en percepción es explicada por conocimiento, evidenciando que percepciones son formadas primariamente por narrativas culturales, experiencias previas, influencia de pares y factores emocionales más que por comprensión factual. Transformar percepciones requiere estrategias multidimensionales que aborden simultáneamente aspectos cognitivos, afectivos, sociales y éticos.

Segunda: No existen diferencias estadísticamente significativas en el nivel de conocimiento sobre inteligencia artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román ($U = 82,417.000$; $p = 0.830$). Los estudiantes de ambas zonas presentan distribuciones prácticamente idénticas, con 67.7% en conocimiento bajo, 29.8% medio y 2.6% alto. Este hallazgo evidencia que la limitación de conocimiento es un problema sistémico transversal, no atribuible a diferencias infraestructurales geográficas, sino a deficiencias curriculares y capacitación docente generalizadas que afectan equitativamente urbanos y rurales. La intervención educativa debe ser integral en toda la provincia, priorizando actualización curricular y desarrollo profesional docente.

Tercera: Existen diferencias estadísticamente significativas en percepción sobre inteligencia artificial entre los distintos grados de estudio ($H = 198.785$; $gl = 4$; $p < 0.001$), con progresión clara desde primero (rango promedio = 635.81) hasta quinto (rango = 1113.70). El análisis post-hoc confirmó que primero es significativamente diferente de todos los demás grados, mientras que segundo-tercero y cuarto-quinto convergen. Esta progresión refleja el efecto acumulativo de madurez cognitiva y exposición educativa, pero las percepciones permanecen en niveles moderados incluso en grados superiores, sugiriendo que la mejora natural es insuficiente sin intervención pedagógica estructurada. Se requiere currículo diferenciado por grado que introduzca IA de forma progresiva.

6.2. Recomendaciones

Primera: Dado que conocimiento factual explica apenas 1.3% de varianza en percepciones se recomienda que las instituciones adopten abordaje multidimensional que trascienda transmisión de información: complementar educación formal con actividades que aborden dimensiones afectivas como la reflexión sobre temores y esperanzas, sociales como la construcción colectiva de significado, y éticas mediante el análisis crítico de implicaciones de IA. Esto incluye debates estructurados, testimonios de profesionales, análisis de narrativas mediáticas, y espacios de diálogo reflexivo. Solo así se transformarán percepciones estudiantiles de forma integral y duradera.

Segunda: Dada la carencia crítica de conocimiento sobre IA que es sistémica y transversal en San Román, las instituciones educativas y autoridades locales deben implementar reforma curricular explícita que integre IA en educación secundaria de forma diferenciada por grado: introducción lúdica en primero, conceptos fundamentales y aplicaciones en grados intermedios, y dimensiones éticas y laborales en grados superiores. Esta recomendación responde directamente al hallazgo de que no existen diferencias urbano-rurales $p = 0.830$, evidenciando que la brecha es curricular, no infraestructural. La reforma debe ser provincial, uniforme, y priorizarse sobre mera provisión de dispositivos tecnológicos.

Tercera: Reconociendo que acceso a tecnología sin acompañamiento pedagógico no genera aprendizaje ($\rho = -0.034$; $p = 0.150$), se recomienda a las autoridades educativas priorizar programas de capacitación docente obligatoria y continuada sobre inteligencia artificial, incluyendo comprensión conceptual, aplicaciones disciplinares e implicaciones éticas. Paralelamente, toda disponibilidad de infraestructura tecnológica debe acompañarse de mediación pedagógica intencional que asegure que recursos digitales sean utilizados para aprender sobre IA, no consumo pasivo. Esta inversión en capacitación docente tendrá mayor retorno educativo que inversión única en hardware.

REFERENCIAS

- Alave, M. (2025). *La inteligencia artificial en el desempeño docente de instituciones educativas del sector público de Puno, 2024*. Universidad Cesar Vallejo.
- Alfaro-Salas, H., & Díaz, J. A. (2024). Percepciones y Aplicaciones de la IA entre Estudiantes de Secundaria. *Revista Docentes 2.0*, 17(1), 200–215. <https://doi.org/10.37843/rtd.v17i1.458>
- Anampa, R., & Mondragón, S. E. (2024). *La inteligencia artificial y el aprendizaje del inglés en estudiantes de secundaria de una institución educativa en Cusco, 2024*. Universidad Cesar Vallejo.
- Anaya Figueroa, T., Montalvo Castro, J., Calderón, A. I., & Arispe Alburqueque, C. (2021). Escuelas rurales en el Perú: factores que acentúan las brechas digitales en tiempos de pandemia (COVID- 19) y recomendaciones para reducirlas. *Educación*, 30(58). <https://doi.org/10.18800/educacion.202101.001>
- Arciniega, F. (2024). *¿Qué es la Literacidad Digital?* . ¿Qué Es La Literacidad Digital? . <https://fernandoarciniega.com/que-es-la-literacidad-digital/>
- Arteaga, E. E. P., Sinchi, G. F. P., Ruiz, B. H. Y., Valarezo, S. N. E., Suárez, I. V. R., & Mora, C. A. V. (2025). La inteligencia artificial en la educación: desafíos y oportunidades. *South Florida Journal of Development*, 6(5), e5219. <https://doi.org/10.46932/sfjdv6n5-006>
- Artino, A. R., La Rochelle, J. S., Dezee, K. J., & Gehlbach, H. (2014). Developing questionnaires for educational research: AMEE Guide No. 87. *Medical Teacher*, 36(6), 463–474. <https://doi.org/10.3109/0142159X.2014.889814>
- Ateeq, A., Alzoraiki, M., Milhem, M., & Ateeq, R. A. (2024). Artificial intelligence in education: implications for academic integrity and the shift toward holistic assessment. *Frontiers in Education*, 9. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1470979>
- Attewell, S. (2025, May 22). *Student perceptions of AI 2025* . <https://www.jisc.ac.uk/reports/student-perceptions-of-ai-2025>

- Benancio, G. N. (2024). La desigualdad educativa en las zonas rurales del Perú. *Revista Arbitrada de Educación Contemporánea*.
- Caballero, D. V., & Chávez, L. M. (2025). Inteligencia artificial y gestión del proceso de aprendizaje en los estudiantes de secundaria. *Institución educativa N° 6019 Mariano Melgar*. Lima. *IGOVERNANZA*, 8(30), 254–271. <https://doi.org/10.47865/igob.vol8.n30.2025.417>
- CCL. (2024, July 13). *Comunidad rural de Puno se conecta a internet por primera vez*. <https://cclconectados.com/hughesnet-comunidad-rural-de-puno-se-conecta-a-internet-por-primera-vez>
- CEPAL. (2020). *Universalizar el acceso a las tecnologías digitales para enfrentar los efectos del COVID-19*. <https://www.fcc.gov/consumers/guides/guia-de-velocidades-de-banda-ancha>.
- CEPAL. (2022). *Educación y desarrollo de competencias digitales en América Latina y el Caribe*. <https://bit.ly/m/CEPAL>
- Charles, R., & Charles, T. (2024). High school students' perceptions of using AI for learning. *Voice of the Publisher*, 10(03), 284–297. <https://doi.org/10.4236/vp.2024.103024>
- Chaudhry, S., & Dhawan, S. (2020). *AI-Based Recommendation System for Social Networking* (pp. 617–629). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0751-9_58
- Chen, C., Mat Isa, N. A., & Liu, X. (2025). A review of convolutional neural network based methods for medical image classification. *Computers in Biology and Medicine*, 185, 109507. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.109507>
- Cobos-Gutierrez, C. E. (2024). Impacto de la Inteligencia Artificial en el Rendimiento Académico de Estudiantes de Secundaria: Un Estudio Correlacional. *Puriq*, 6, e740. <https://doi.org/10.37073/puriq.6.740>
- Condori, D. C. (2024). *El impacto del nivel de acceso a Tecnologías de la Información en el rendimiento educativo de los estudiantes peruanos de nivel secundario en educación básica regular entre el periodo 2015-2021*. Pontificia Universidad Católica del Perú.

- Curo, M. (2024). *Comprensión de lectura en estudiantes del nivel secundario: una mirada desde la innovación educativa con inteligencia artificial*, Lima 2024. Universidad Cesar Vallejo.
- De la Cruz-Veliz, M. P., Quevedo-Álava, J. R., Bravo-Acosta, A. E., & Llor-Álvarez, M. P. (2025). Análisis de la brecha digital y su influencia en el acceso a la información educativa. *Innova Science Journal*, 3(2), 52–64. <https://doi.org/10.63618/omd/isj/v3/n2/53>
- Diario Correo. (2025, January 5). *El 38,48% de los profesores usa Inteligencia Artificial en la educación en colegios*.
- Egara, F. O., Mosimege, M., & Mosia, M. (2025). Secondary school students' perceptions of their usage of artificial intelligence-based ChatGPT in mathematics learning. *Journal of Education*, 98, 124–146. <https://doi.org/10.17159/2520-9868/i98a07>
- ESCALE. (2025). *Censo Educativo 2024: Resultados definitivos*. <https://escale.minedu.gob.pe/>
- García, M. E., Flores Piñas, W. V., Párraga Panéz, A., & Baylon Salvador, E. G. (2024). Impacto de la Inteligencia Artificial en el proceso educativo del nivel secundaria. *Simbiosis*, 4(8), 79–90. <https://doi.org/10.59993/simbiosis.V.4i8.52>
- Garrigues. (2025, November 12). *Mapa regulatorio de la inteligencia artificial en Perú*. Mapa Regulatorio de La Inteligencia Artificial En Perú. https://www.garrigues.com/es_ES/noticia/mapa-regulatorio-inteligencia-artificial-peru
- Gevaert, W., Tsenov, G., & Mladenov, V. (2010). Neural networks used for speech recognition. *Journal of Automatic Control*, 20(1), 1–7. <https://doi.org/10.2298/JAC1001001G>
- Gonzalez Said de la Oliva, M. del P., Solis Trujillo, B. P., Gonzales Núñez, C., & Flores Revoredo, R. (2025). Desafíos de la inteligencia artificial en la educación secundaria: una revisión sistemática (2020-2025). *Horizontes. Revista de Investigación En Ciencias de La Educación*, 9(39), 2989–3003. <https://doi.org/10.33996/revistahorizontes.v9i39.1099>
- Granström, M., & Oppi, P. (2025). Student engagement with AI tools in learning: evidence from a large-scale Estonian survey. *Frontiers in Education*, 10. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1688092>

- Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W., & Seegmiller, B. (2025). *Artificial Intelligence and the Labor Market*. <https://doi.org/10.3386/w33509>
- Hernández Sampieri, Roberto., Fernández Collado, Carlos., & Baptista Lucio, Pilar. (2014). *Metodología de la investigación*. McGraw Hill.
- Hernández-Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. D. P. (2014). Metodología de la investigación. In *Metodología de la investigación* (6th ed.). McGraw Hill España. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=775008>
- Herrera López, C. (2025). Fragmentación educativa en Colombia: brechas estructurales, digitales y escolares en el acceso equitativo a los recursos. *Pedagogical Constellations*, 4(2), 39–65. <https://doi.org/10.69821/constellations.v4i2.105>
- Hofmann, B. (2025). Biases in AI: acknowledging and addressing the inevitable ethical issues. *Frontiers in Digital Health*, 7. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1614105>
- INEI. (2014). *Las Tecnologías de Información y Comunicación en los Hogares: Abr-May-Jun 2024*. <https://www.gob.pe/institucion/inei/informes-publicaciones/6042537-las-tecnologias-de-informacion-y-comunicacion-en-los-hogares-abr-may-jun-2024>
- Jiménez-Mejía, F. J., Pesantes-Pincay, A. G., Menéndez-Menéndez, A. S., & Macías-Vinces, J. A. (2024). LA BRECHA DIGITAL EN LA EDUCACIÓN VIRTUAL: UN ANÁLISIS DE SUS CAUSAS Y CONSECUENCIAS THE DIGITAL DIVIDE IN VIRTUAL EDUCATION: AN ANALYSIS OF ITS CAUSES AND CONSEQUENCES. *Revista Científica Multidisciplinaria Arbitrada YACHASUN*, 8. <https://doi.org/10.46296/yc.v8i15edespdic.0554>
- Liu, Y., Jing, W., & Xu, L. (2016). Parallelizing Backpropagation Neural Network Using MapReduce and Cascading Model. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2016/2842780>
- Mamani, C. R. (2024). *La inteligencia artificial y el logro de competencias del área de matemática en los estudiantes de la Institución Educativa Secundaria Privada San Ginés de Arlés de Juliaca*. Universidad Nacional del Altiplano Puno.

- Martínez-Aranda, B., & Lores-Gómez, B. (2025). La brecha digital en el contexto de la Educación Secundaria Obligatoria en España. Revisión sistemática de la literatura. *Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores*. <https://doi.org/10.46377/dilemas.v12i2.4531>
- McKearin, C. (2024). *Report on Student Attitudes Towards AI in Academia at UIC | Learning Technology Solutions | University of Illinois Chicago*. <https://learning.uic.edu/news-stories/report-on-student-attitudes-towards-ai-in-academia-at-uic/>
- Mitchell, M. (2024). The Turing Test and our shifting conceptions of intelligence. *Science*, 385(6710). <https://doi.org/10.1126/science.adq9356>
- Moehring, A., Cooper, A., Narayanan, A., & Ovadya, A. (2025). *Better Feeds: Algorithms That Put People First – Knight-Georgetown Institute*. <https://kgi.georgetown.edu/research-and-commentary/better-feeds/>
- Mohd-Noor, M. H., & Ige, A. O. (2025). A survey on state-of-the-art deep learning applications and challenges. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 159, 111225. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.111225>
- Moreira, J. L. C., Aguilera, A. G. F., Solís, I. A. M., Dután, J. F. L., Centeno, M. V. C., & Taco, N. B. I. (2024). Reducción de la brecha digital en zonas rurales: soluciones tecnológicas para una educación equitativa. *South Florida Journal of Development*, 5(10), e4527. <https://doi.org/10.46932/sfjdv5n10-033>
- Nartey, J. (2025). *AI Job Displacement Analysis (2025-2030)*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5316265>
- Nasteski, V. (2017). An overview of the supervised machine learning methods. *HORIZONS.B*, 4, 51–62. <https://doi.org/10.20544/HORIZONS.B.04.1.17.P05>
- Nilsson, N. J. (1996). Artificial intelligence: A modern approach. *Artificial Intelligence*, 82(1–2), 369–380. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(96\)00007-0](https://doi.org/10.1016/0004-3702(96)00007-0)
- Ortega-Sánchez, D., & Pérez-González, C. (2025). Development, validation, and application of the AAILA scale (Acceptance and Self-Efficacy for the Integration of Artificial Intelligence) in

- the teaching of History and Literature among secondary school teachers in Spain. *Interdisciplinary Journal of Didactics*, 2, 41–57. <https://doi.org/10.14198/ijd.28881>
- Ortega-Sánchez, I. (2010). La alfabetización tecnológica. *Education in the Knowledge Society (EKS)*, 10(2), 11–27. <https://doi.org/10.14201/eks.7506>
- Otermans, P. C. J., Roberts, C., & Baines, S. (2025). Unveiling AI Perceptions: How Student Attitudes Towards AI Shape AI Awareness, Usage, and Conceptions. *International Journal of Technology in Education*, 8(1), 88–103. <https://doi.org/10.46328/ijte.995>
- Pacha Chipantiza, N. E., Barba Palma, H. M., & Sevilla Morocho, L. E. (2024). Systematic analysis of artificial intelligence integration in robotics learning in secondary education. *Universidad Ciencia y Tecnología*, 28(123), 111–121. <https://doi.org/10.47460/uct.v28i123.811>
- Perú Construye. (2023). *Puno: Invierten más de S/ 56 millones en infraestructura educativa en San Román*. <https://peruconstruye.net/2022/04/12/puno-invierten-mas-de-s-56-millones-en-infraestructura-educativa-en-san-roman>
- PRONATEL. (2022, December 2). *PRONATEL supervisó avance en la implementación del Proyecto de Banda Ancha para la región Puno*. <https://www.gob.pe/institucion/pronatel/noticias/566380-pronatel-superviso-avance-en-la-implementacion-del-proyecto-de-banda-ancha-para-la-region-puno>
- Pruthviraja, D., Mohan Kumar, U., Parameswaran, S., Guna Chowdary, V., & Bharadwaj, V. (2024). Deep convolutional neural network architecture for facial emotion recognition. *PeerJ Computer Science*, 10, e2339. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2339>
- Rahimov, A., Zamler, O., & Azaria, A. (2025). *The Turing Test Is More Relevant Than Ever*.
- Renushree, H. K. (2025). Ai and the future of work: navigating job displacement, new job roles, and skill transformation. *Academy of Marketing Studies Journal*, 30(1), 1–10.
- Roggero, G. J. (2025). Brecha Digital Pedagógica entre Educación Secundaria y Universitaria Pública Peruana: Análisis Comparativo. *Revista Tribunal*, 5(13), 179–191. <https://doi.org/10.59659/revistatribunal.v5i13.263>

- Slimi, Z., Benayoune, A., & Alemu, A. E. (2025). Students' Perceptions of Artificial Intelligence Integration in Higher Education. *European Journal of Educational Research*, 14(2), 471–484. <https://doi.org/10.12973/eu-jer.14.2.471>
- Sosa, R. K., Obando Melo, E. E., Pullotasig Yugcha, L. A., Mamarandi Llumiquinga, M. G., & Flores Miño, C. P. (2025). Desigualdad en el Acceso a la Educación Digital: Desafíos y Soluciones para la Equidad. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(1), 10972–10990. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i1.16679
- Stryker, C., & Kavlakoglu, E. (2024, August 8). *What Is Artificial Intelligence (AI)?* | IBM. What Is Artificial Intelligence (AI)? <https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence>
- Sundeeep, K. S., & Nagalakshmi, T. J. (2025). *Face recognition using convolutional neural network and comparison of predicted accuracy with linear regression algorithm*. 020012. <https://doi.org/10.1063/5.0262224>
- Tapara, N. L., Bautista, E. V., Olbitas, S. E., Mamani, G., & Torres, J. (2025). Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje: Desigualdades y limitaciones en la educación universitaria del altiplano peruano. *Espacios*, 46(04), 291–299. <https://doi.org/10.48082/espacios-a25v46n04p27>
- Taylor, S., & Choi, M. (2022). An Initial Conceptualization of Algorithm Responsiveness: Comparing Perceptions of Algorithms Across Social Media Platforms. *Social Media and Society*, 8(4). <https://doi.org/10.1177/20563051221144322>
- Torres-Gastelú, C. A., & Torres-Real, C. (2025). Validación de una escala sobre la percepción de la Inteligencia Artificial en la educación superior. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(2), 5706–5725. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i2.17324
- Treve, M. (2024). Integrating Artificial Intelligence in Education: Impacts on Student Learning and Innovation. *International Journal of Vocational Education and Training Research*, 10(2), 61–69. <https://doi.org/10.11648/j.ijvetr.20241002.14>
- Turing, A. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, LIX(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>

- UGEL San Román. (2023). *UGEL San Román y municipio realizan acciones conjuntas para reducir brecha en infraestructura educativa*. <https://ugelsanroman.gob.pe/ugel-san-roman-y-municipio-realizan-acciones-conjuntas-para-reducir-brecha-en-infraestructura-educativa>
- UNESCO. (2025). *2023 GEM report: Technology in education: a tool on whose terms?* GEM Report UNESCO. <https://doi.org/10.54676/JKLA7966>
- UNICEF, A., & ITU, A. (2023). *HOW MANY CHILDREN AND YOUNG PEOPLE HAVE INTERNET ACCESS AT HOME? Suggested citation Photo credits*. <https://www.unicef.org/media/88381/file/How-many-children-and-young-people-have-internet-access-at-home-2020.pdf>
- Van-Doremaele, E., Stevens, T., Ringeling, S., Spolaor, S., Fattori, M., & van de Burgt, Y. (2024). Hardware implementation of backpropagation using progressive gradient descent for in situ training of multilayer neural networks. *Science Advances*, 10(28). <https://doi.org/10.1126/sciadv.ado8999>
- Villavicencio-Cedeño, M. M., Bowen-Anchundia, M. M., Jurado-Martínez, M. G., & Roger-Martínez, I. (2024). La brecha digital en la educación de los estudiantes: Factores determinantes, consecuencias educativas y propuestas para su mitigación. *MQRInvestigar*, 8(4), 6641–6673. <https://doi.org/10.56048/mqr20225.8.4.2024.6641-6673>
- Vizcaíno Zúñiga, P. I., Cedeño Cedeño, R. J., & Maldonado Palacios, I. A. (2023). Metodología de la investigación científica: guía práctica. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(4), 9723–9762. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i4.7658
- Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252, 124167. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167>
- Zazueta-López, D. E., Guzmán-Lares, G., & Inzunza-Duarte, K. (2024). La Inteligencia Artificial como herramienta para potencializar la educación. *Vinculatégica EFAN*, 10(4), 56–69. <https://doi.org/10.29105/vtga10.4-925>

Zhou, R. (2024). Understanding the Impact of TikTok's Recommendation Algorithm on User Engagement. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, 3(2), 201–208. <https://doi.org/10.62051/ijcsit.v3n2.24>

ANEXOS

Anexo 1. Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES Y DIMENSIONES	METODOLOGIA	POBLACION Y MUESTRA	TECNICAS E INSTRUMENTOS
Problema general ¿Cuál es el nivel de relación entre la percepción y el conocimiento sobre Inteligencia Artificial en los estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025? Problemas específicos: ¿Existen diferencias en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025?	Objetivo general Determinar el nivel de relación entre la percepción y el conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025. Objetivo específico: Comparar el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025.	Hipótesis general: Existe una relación directa entre la percepción y el conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en estudiantes de educación secundaria de la provincia de San Román, 2025. Hipótesis específicas: Existen diferencias en el nivel de conocimiento sobre Inteligencia Artificial entre estudiantes de zonas urbanas y rurales, siendo superior el conocimiento en estudiantes de zonas urbanas respecto a estudiantes de zonas rurales en la	Variable: Percepción sobre inteligencia artificial Dimensiones Actitud General Utilidad Percibida Preocupaciones y Ansiedades Confianza Interés en Carreras Consideraciones Éticas Variable: Conocimiento de inteligencia artificial Dimensiones:	Tipo de investigación: Cuantitativa Diseño de investigación: -Diseño experimental transversal Alcance: Descriptivo-correlacional	Población: Según datos oficiales del Censo Educativo 2024 publicados por la Unidad de Estadística Educativa (ESCALE) del Ministerio de Educación del Perú, la población total de estudiantes de secundaria en la provincia de San Román es de 36,019 estudiantes Muestra: El tamaño de la muestra fue calculado utilizando la fórmula para poblaciones finitas con un nivel de confianza del	Técnica de recolección de datos: Encuesta presencial aplicada directamente a los estudiantes en sus aulas. Instrumento: Cuestionario elaborado por el investigador, validado por juicio de expertos, compuesto por bloques de preguntas de datos demográficos, conocimiento sobre IA y percepción sobre IA. Contiene escalas tipo Likert (del 1 al 5) y preguntas dicotómicas/múltiples para la caracterización.

¿Cómo varían las diferencias en la percepción sobre Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025?	Analizar las diferencias en la percepción sobre la Inteligencia Artificial entre los distintos grados de estudio de educación secundaria en la provincia de San Román, 2025.	provincia de San Román, 2025. La percepción sobre Inteligencia Artificial varía según el grado de estudio, incrementándose progresivamente en grados superiores en educación secundaria de la provincia de San Román, Puno, en 2025.	Conceptos Fundamentales Aplicaciones Cotidianas Limitaciones y Riesgos Impacto Social y Laboral		99% y margen de error del 3%, resultando en un tamaño de muestra de 1,753 estudiantes.	
---	--	---	--	--	--	--

Anexo 2. Cuestionario de recolección de datos

Cuestionario de percepción y conocimiento sobre la inteligencia artificial

El presente cuestionario tiene como objetivo recopilar información sobre el nivel de conocimiento y la percepción que tienen los estudiantes de la provincia de San Román respecto a la Inteligencia Artificial. Sus respuestas serán utilizadas únicamente con fines académicos y de investigación, garantizando la confidencialidad y anonimato de la información proporcionada.

PREGUNTA	RESPUESTA				
Genero	Masculino		Femenino		
¿En qué año de secundaria estudias?	1	2	3	4	5
¿Tu colegio es público o privado?	Publico		Privado		
¿Tu colegio está en zona urbana o rural?	Urbana		Rural		
¿Tienes computadora o laptop en casa?	Si		No		
¿Tienes smartphone (celular inteligente)?	Si		No		
¿Tienes acceso a internet en tu casa?	Si		No		
¿Tu colegio tiene laboratorio de informática?	Si		No		

Escala de valoración: 1: Totalmente en desacuerdo | 2: En desacuerdo | 3: Ni de acuerdo ni en desacuerdo | 4: De acuerdo | 5: Totalmente de acuerdo

CONOCIMIENTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL	1	2	3	4	5
1. "Sé qué es la Inteligencia Artificial"					
2. "Sé que hay diferentes tipos de IA, aunque no recuerde sus nombres"					
3. "Tengo idea de cómo una máquina puede aprender automáticamente"					
4. "Entiendo que redes como TikTok, Instagram y YouTube usan programas que estudian lo que me gusta"					
5. "Mi celular me reconoce la cara o la voz para desbloquearme - eso es IA"					
6. "Sé por qué Netflix o YouTube me sugieren películas y videos que me pueden gustar"					
7. "He escuchado de Siri, Alexa, Google Assistant u otros ayudantes virtuales"					
8. "La IA a veces se equivoca o puede ser injusta con ciertas personas"					
9. "La IA no puede hacer todo lo que queremos, tiene límites"					
10. "Me preocupa que la IA pueda usar o guardar mi información personal sin permiso"					
11. "Creo que la IA está cambiando los empleos del futuro"					
12. "Muchos trabajos que hacen personas ahora podrían hacerlos máquinas con IA"					
PERCEPCIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL	1	2	3	4	5
1. "Creo que la IA es buena para la sociedad"					
2. "Me parece bien vivir en un mundo donde usamos IA"					
3. "Me llama la atención aprender más sobre IA"					
4. "La IA podría ayudarme a resolver problemas en mi vida diaria"					
5. "La IA podría ser útil para mi educación (en la escuela, tareas, etc.)"					
6. "Me asusta que cuando sea adulto no haya empleos porque la IA los haya reemplazado"					
7. "Me da miedo que la IA recoja mi información (fotos, mensajes, ubicación) sin que yo lo sepa"					
8. "Me preocupa que la IA pueda crear noticias falsas o información engañosa"					

Anexo 3. Validación de instrumentos

FICHA DE VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS

INVESTIGACIÓN: Percepción y Conocimiento sobre la Inteligencia Artificial en Estudiantes de Educación Secundaria de la Provincia de San Román, Puno, 2025

FECHA DE VALIDACIÓN: 12/05/2026

DATOS DE LOS EXPERTOS:

EXPERTO VALIDADOR 1

Aspecto	Información
Nombre Completo	Kelly Luzgarda Yanarico Huanca
Grado Académico	Mag. (x) Dr. ()
Especialidad	Maestro en administración mención gestión del turismo
Años de Experiencia	4
Institución	I.E.S.P.P Cenit Galeaza
Celular	973113860

EXPERTO VALIDADOR 2

Aspecto	Información
Nombre Completo	Mercedes Valdez Cenzano
Grado Académico	Mag. (x) Dr. ()
Especialidad	Maestro en Lingüística y educación
Años de Experiencia	3
Institución	Universidad Nacional del Altiplano Puno
Celular	944002302

EXPERTO VALIDADOR 3

Aspecto	Información
Nombre Completo	Quispe Yanqui Erika Liseth
Grado Académico	Mag. (x) Dr. ()
Especialidad	Didáctica de la educación superior
Años de Experiencia	4
Institución	I.E.S.P.P Cenit Galeaza
Celular	930902018

INSTRUCCIONES DE EVALUACIÓN

Escala de Valoración:

- 1 = Muy en desacuerdo
- 2 = En desacuerdo
- 3 = Ni acuerdo ni desacuerdo
- 4 = De acuerdo
- 5 = Muy de acuerdo

Criterios evaluados: Claridad, Coherencia, Relevancia, Pertinencia

CÁLCULO V DE AIKEN

Fórmula:

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

Donde:

$\sum r$ = Suma de todas las calificaciones de los 3 jueces

n = Número de jueces (3)

c = Número de valores de la escala (5)

Interpretación:

$V \geq 0.80$: Validez alta

$V 0.70-0.79$: Validez aceptable

$V < 0.70$: Requiere revisión

MATRIZ DE EVALUACIÓN

Ítem	Juez 1	Juez 2	Juez 3	Total	V. de Aiken	Interpretación
Conocimiento de la inteligencia artificial						
1. "Sé qué es la Inteligencia Artificial"	4	5	4	13	0.83	Validez alta
2. "Sé que hay diferentes tipos de IA, aunque no recuerde sus nombres"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
3. "Tengo idea de cómo una máquina puede aprender automáticamente"	4	4	4	12	0.75	Validez aceptable
4. "Entiendo que redes como TikTok, Instagram y YouTube usan programas que estudian lo que me gusta"	5	4	5	14	0.92	Validez alta
5. "Mi celular me reconoce la cara o la voz para desbloquearme - eso es IA"	5	4	4	13	0.83	Validez alta
6. "Sé por qué Netflix o YouTube me sugieren películas y videos que me pueden gustar"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
7. "He escuchado de Siri, Alexa, Google Assistant u otros ayudantes virtuales"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
8. "La IA a veces se equivoca o puede ser injusta con ciertas personas"	5	4	5	14	0.92	Validez alta
9. "La IA no puede hacer todo lo que queremos, tiene límites"	4	4	4	12	0.75	Validez aceptable
10. "Me preocupa que la IA pueda usar o guardar mi información personal sin permiso"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
11. "Creo que la IA está cambiando los empleos del futuro"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
12. "Muchos trabajos que hacen personas ahora podrían hacerlos máquinas con IA"	5	4	5	14	0.92	Validez alta
Percepción de la inteligencia artificial						
1. "Creo que la IA es buena para la sociedad"	4	4	4	12	0.75	Validez aceptable
2. "Me parece bien vivir en un mundo donde usamos IA"	5	5	4	14	0.92	Validez alta
3. "Me llama la atención aprender más sobre IA"	5	4	5	14	0.92	Validez alta

4. "La IA podría ayudarme a resolver problemas en mi vida diaria"	4	5	4	13	0.83	Validez alta
5. "La IA podría ser útil para mi educación (en la escuela, tareas, etc.)"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
6. "Me asusta que cuando sea adulto no haya empleos porque la IA los haya reemplazado"	4	4	5	13	0.83	Validez alta
7. "Me da miedo que la IA recoja mi información (fotos, mensajes, ubicación) sin que yo lo sepa"	5	5	4	14	0.92	Validez alta
8. "Me preocupa que la IA pueda crear noticias falsas o información engañosa"	4	4	4	12	0.75	Validez aceptable
9. "Creo que es seguro usar apps o servicios que tienen IA"	5	4	4	13	0.83	Validez alta
10. "No me preocupa que un sistema con IA cometa errores"	4	5	5	14	0.92	Validez alta
11. "Me gustaría trabajar en algo relacionado con IA en el futuro"	4	4	4	12	0.75	Validez aceptable
12. "Me interesa trabajar en tecnología o crear programas"	4	4	4	12	0.75	Validez aceptable
13. "Creo que la IA debe usarse de manera justa y honesta"	4	4	5	13	0.83	Validez alta
14. "Las empresas tienen la responsabilidad de usar la IA sin hacer daño"	5	5	4	14	0.92	Validez alta

¿El instrumento es válido para su aplicación?

- (X) Sí, es válido sin observaciones
() Sí, es válido con observaciones menores
() Requiere revisión importante
() No es válido

FIRMA DE EXPERTOS:



Kelly L. Yanarico Huanca
DNI: 47515443



Mercedes Valdez Cenzano
DNI: 45873227



Erika L. Quispe Yanqui
DNI: 44372425

Anexo 4. Base de datos

Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda											
	Nombre	Tipo	Anchura	Decimal...	Etiqueta	Valores	Perdidos	Colu...	Alineación	Medida	Rol
1	Genero	Númérico	9	0	Genero	{1, Masc...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
2	Grado	Númérico	8	0	Grado de estudio	{1, Prime...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
3	Gestión	Cadena	7	0	Tipo de gestión de la i...	{1, Públic...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
4	Zona	Númérico	7	0	Zona de la institución	{1, Urban...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
5	Pc	Númérico	2	0	Cuenta con computad...	{0, No}...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
6	Cel	Númérico	2	0	Cuenta con smartphon...	{0, No}...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
7	Internet	Númérico	3	0	Cuenta con internet e...	{0, No}...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
8	Laboratorio	Númérico	3	0	Cuenta con laboratori...	{0, No}...	Ninguno	2	Derecha	Nominal	Entrada
9	p1	Númérico	8	0	1. "Sé qué es la Inteli...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
10	p2	Númérico	3	0	2. "Sé que hay difere...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
11	p3	Númérico	3	0	3. "Tengo idea de có...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
12	p4	Númérico	3	0	4. "Entiendo que rede...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
13	p5	Númérico	3	0	5. "Mi celular me reco...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
14	p6	Númérico	3	0	6. "Sé por qué Netflix ...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
15	p7	Númérico	3	0	7. "He escuchado de ...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
16	p8	Númérico	3	0	8. "La IA a veces se e...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
17	p9	Númérico	3	0	9. "La IA no puede ha...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
18	p10	Númérico	3	0	10. "Me preocupa que...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
19	p11	Númérico	3	0	11. "Creo que la IA es...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
20	p12	Númérico	3	0	12. "Muchos trabajos ...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
21	p13	Númérico	3	0	1. "Creo que la IA es ...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
22	p14	Númérico	3	0	2. "Me parece bien viv...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
23	p15	Númérico	3	0	3. "Me llama la atenci...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
24	p16	Númérico	3	0	4. "La IA podría ayud...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
25	p17	Númérico	3	0	5. "La IA podría ser ú...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
26	p18	Númérico	3	0	6. "Me asusta que cu...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
27	p19	Númérico	3	0	7. "Me da miedo que l...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
28	p20	Númérico	3	0	8. "Me preocupa que l...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
29	p21	Númérico	3	0	9. "Creo que es segur...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
30	p22	Númérico	3	0	10. "No me preocupa ...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
31	p23	Númérico	3	0	11. "Me gustaría trab...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
32	p24	Númérico	3	0	12. "Me interesa trab...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
33	p25	Númérico	3	0	13. "Creo que la IA de...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
34	p26	Númérico	3	0	14. "Las empresas tie...	{1, Total...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
35	Acceso	Númérico	3	0	Dimensión - Acceso	{1, Bajo}...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
36	Conocimiento	Númérico	3	0	Variable - Conocimiento	{1, Bajo}...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
37	Percepción	Númérico	3	0	Variable - Percepción	{1, Bajo}...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
38	D1_V1	Númérico	3	0	Dimensión - Concept...	{1, Bajo}...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
39	D2_V1	Númérico	3	0	Dimensión - Aplicac...	{1, Bajo}...	Ninguno	2	Derecha	Ordinal	Entrada
Vista de datos Vista de variables											

Archivo

Editar

Ver

Datos

Transformar

Analizar

Gráficos

Utilidades

Ampliaciones

Ventana

Ayuda

	Gen ero	Gra do	Ges tión	Zon a	Pc	Cel net	Inter net	Lab oratorio	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	p8	p9	p10	p11	p12	p13	p14	p15	p16	p17	p18	p19	p20	p21	p22	p23	p24	p25	p26	
1721	2	5	2	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	3	2	2	5	3	2	3	2	3	2	3	3	3	3	3	3	3	1	3	3		
1722	2	5	2	1	1	1	1	1	3	3	3	3	3	3	3	4	3	5	3	3	3	4	3	5	3	4	3	4	4	4	3	3	4	4	
1723	2	5	2	1	1	0	1	1	4	4	3	4	3	4	4	5	3	3	3	3	2	2	2	3	2	2	2	3	2	3	3	3	3	4	
1724	2	5	2	1	0	1	1	0	2	2	1	1	3	2	2	2	4	2	1	5	2	2	2	2	2	2	3	3	4	2	3	2	2	3	
1725	2	5	2	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	5	5	3	2	1	2	3	3	3	4	2	3	4	2	2	2	2	3		
1726	2	5	2	1	0	1	1	1	3	3	3	3	3	3	2	1	2	3	2	3	2	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	4	2	3	
1727	2	5	2	1	0	0	1	0	4	4	5	4	5	5	4	5	4	4	5	4	3	4	3	3	4	3	3	3	3	2	4	2	1	2	
1728	2	5	2	1	1	1	1	0	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	2	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	2	2	2	
1729	2	5	2	1	1	1	1	1	3	2	3	2	3	3	3	3	3	3	3	2	2	1	2	2	2	1	2	2	2	1	1	4	1	5	3
1730	2	5	2	1	0	1	1	1	2	3	2	2	3	3	2	3	3	3	1	2	4	4	3	2	4	4	3	4	5	4	4	4	3	3	
1731	2	5	2	1	1	1	1	1	2	2	3	2	2	3	2	2	3	2	2	1	3	3	3	2	3	3	3	4	4	3	2	2	3	1	
1732	2	5	2	1	1	1	1	0	4	3	2	3	3	3	3	2	2	3	3	3	4	2	3	4	3	4	3	4	3	1	4	3	4	3	
1733	2	5	2	1	1	1	1	1	3	3	2	2	3	2	3	3	4	1	4	3	1	2	3	1	2	2	2	1	1	2	1	2	2	1	
1734	2	5	2	1	1	1	1	0	4	2	3	3	2	2	2	3	4	3	2	4	4	3	4	4	3	4	3	4	3	3	4	4	4	4	
1735	2	1	2	2	0	0	1	0	2	3	2	4	3	3	3	3	3	3	3	4	2	2	2	3	3	3	4	2	3	3	3	3	3	3	
1736	2	1	2	2	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	2	4	1	4	5	3	3	1	3	2	1	2	3	5	2	3	2	2	2	
1737	2	1	2	2	1	0	0	0	1	2	1	2	2	1	1	5	1	1	1	2	3	3	2	3	2	2	3	2	2	2	2	3	2	3	
1738	2	1	2	2	0	1	1	0	1	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	3	1	2	2	2	1	2	2	1	2	2	1	2	
1739	2	2	2	2	0	0	0	1	1	1	2	1	1	1	3	1	1	1	1	2	2	2	2	3	2	3	1	2	3	2	2	2	3	5	
1740	2	2	2	2	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	3	2	3	4	3	2	3	2	2	1	3	4	2	3	
1741	2	2	2	2	0	0	0	1	1	2	1	1	1	1	1	3	1	1	2	1	2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	2	1	5	2	
1742	2	2	2	2	0	0	1	0	2	1	2	2	3	2	2	3	2	2	2	2	1	2	1	2	2	2	2	1	1	4	1	1	2	5	
1743	2	3	2	2	1	0	0	0	3	3	2	3	3	3	3	1	3	3	3	4	3	1	2	2	2	2	2	2	5	2	2	2	3	1	
1744	2	3	2	2	0	1	1	0	1	1	2	2	2	1	1	2	2	1	1	1	3	3	2	3	2	3	2	4	3	3	3	3	2	4	
1745	2	3	2	2	0	0	0	0	1	2	2	2	2	1	1	2	3	2	1	2	3	1	2	1	1	2	1	2	3	3	1	2	2	3	
1746	2	3	2	2	0	1	1	0	1	1	1	2	1	1	1	1	4	3	2	1	1	3	2	2	3	3	3	2	2	2	5	3	3	1	
1747	2	4	2	2	0	0	0	0	1	1	1	2	1	1	1	1	2	1	1	3	3	2	3	3	3	1	3	3	3	2	3	2	5	2	
1748	2	4	2	2	1	0	1	0	2	2	2	2	3	2	3	1	1	3	3	2	5	4	5	5	4	5	4	3	4	4	4	4	3	4	
1749	2	4	2	2	0	1	0	1	2	2	3	3	3	3	2	2	2	3	2	3	2	2	2	2	2	1	2	2	1	5	3	2	2	2	
1750	2	4	2	2	0	1	1	0	3	4	3	3	3	3	2	4	2	4	2	3	3	3	3	2	3	3	2	2	3	3	4	2	1	2	
1751	2	5	2	2	0	0	0	0	3	3	2	2	2	3	2	3	2	1	3	2	2	2	2	3	2	3	2	2	2	4	2	2	3	1	2
1752	2	5	2	2	0	0	1	0	3	3	4	3	4	3	3	3	2	1	4	3	2	3	3	3	3	2	3	3	5	2	2	3	3	3	
1753	2	5	2	2	0	1	0	0	2	2	2	2	2	1	2	3	2	2	3	2	4	3	3	4	4	4	4	3	5	3	3	5	3	4	4
1754	2	5	2	2	0	1	0	0	3	3	2	4	3	4	3	3	3	2	3	2	4	4	3	4	4	3	3	3	4	2	4	4	3	3	
1755																																			
1756																																			

Vista de datos

Vista de variables

...

Anexo 5. Panel fotográfico.





Editorial CICI

**CENTRO DE INVESTIGACIONES
Y CAPACITACIONES INTERDISCIPLINARES**

**PERCEPCIÓN Y CONOCIMIENTO SOBRE LA
INTELIGENCIA ARTIFICIAL**
**EN ESTUDIANTES DE EDUCACIÓN SECUNDARIA
DE LA PROVINCIA DE SAN ROMÁN, PUNO, 2025**

ISBN 978-628-97472-9-4