

# Inteligencia artificial y proceso de aprendizaje en estudiantes de bibliotecología y ciencias de la información

*Artificial intelligence and learning process in library and information science students*

 Fortunato Contreras Contreras <sup>1</sup>

 Julio Cesar Olaya Guerrero <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Lima, Perú. Correo: [fcontrerasc@unmsm.edu.pe](mailto:fcontrerasc@unmsm.edu.pe)

<sup>2</sup> Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Lima, Perú. Correo: [jolayag@unmsm.edu.pe](mailto:jolayag@unmsm.edu.pe)

**Cómo citar:** Contreras Contreras, F., & Olaya Guerrero, J. C. (2026). Inteligencia artificial y proceso de aprendizaje en estudiantes de Bibliotecología y Ciencias de la Información. *Revista de Educación Simón Rodríguez*, 6(12), 1-14 <https://doi.org/10.62319/simonrodriguez.v.6i12.178>

## Resumen

**Contexto:** La inteligencia artificial (IA) está transformando los entornos formativos universitarios, generando la necesidad de nuevas competencias en los estudiantes de disciplinas relacionadas con la gestión de la información. **Objetivo:** Determinar la relación entre el conocimiento de la inteligencia artificial y el proceso de aprendizaje en estudiantes de Bibliotecología y Ciencias de la Información de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Perú, durante 2025. **Metodología:** Se empleó un enfoque cuantitativo, básico, con diseño no experimental, transeccional y correlacional. La muestra consistió en 95 estudiantes seleccionados mediante muestreo probabilístico estratificado. Se aplicaron dos cuestionarios con escala Likert para medir conocimiento de IA y proceso de aprendizaje. **Resultados:** Se encontró una correlación positiva alta y significativa entre el conocimiento de IA y el proceso de aprendizaje ( $p = 0,736$ ;  $p < 0,001$ ). Las dimensiones de conocimiento teórico y conocimiento experiencial mostraron mayor peso en el análisis de regresión ordinal. **Conclusiones:** El fortalecimiento de las competencias en inteligencia artificial potencia significativamente el proceso de aprendizaje en contextos universitarios vinculados a la gestión de la información. Se recomienda integrar formación en IA de manera sistemática en el currículo para mejorar el desempeño académico y preparar a los estudiantes para los desafíos tecnológicos del sector.

**Palabras clave:** Aprendizaje; Bibliotecología; Educación superior; Inteligencia artificial; Tecnologías de la información

## Abstract

**Context:** Artificial Intelligence (AI) is transforming higher education environments, driving the need for new competencies among students in disciplines related to information management. **Objective:** To determine the relationship between knowledge of artificial intelligence and the learning process among Library and Information Science students at the National University of San Marcos (Peru) during 2025. **Methodology:** A quantitative, basic research approach was employed, utilizing a non-experimental, cross-sectional, and correlational design. The sample consisted of 95 students selected through stratified probabilistic sampling. Data were collected using two Likert-scale questionnaires to measure AI knowledge and the learning process. **Results:** A significant and strong positive correlation was found between AI knowledge and the learning process ( $p=0.736$ ;  $p<0.001$ ). The dimensions of theoretical knowledge and experiential knowledge showed the greatest weight in the ordinal regression analysis. **Conclusions:** Strengthening AI competencies significantly enhances the learning process within university contexts linked to information management. It is recommended that AI training be systematically integrated into the curriculum to improve academic performance and prepare students for the technological challenges of the sector.

**Keywords:** Learning; Library Science; Higher education; Artificial intelligence; Information technologies

## Introducción

La Inteligencia Artificial (IA) constituye una fuerza transformadora en el ámbito educativo actual, al cambiar la forma en que se enseña y se aprende en la educación superior. [Madariaga et al. \(2023\)](#) destaca que, al incorporar esta tecnología en las aulas universitarias, se fomenta una enseñanza más personalizada, se ofrece retroalimentación al instante y se desarrollan competencias digitales esenciales para el futuro profesional. Además, los enfoques pedagógicos que utilizan algoritmos inteligentes aumentan la motivación de los estudiantes y crean oportunidades para monitorear su progreso ([Chang et al., 2022](#)). En este contexto, las expectativas de los alumnos sobre la enseñanza universitaria se modifican frente a entornos mediados por tecnología, lo que lleva a repensar las prácticas didácticas ([Tomlinson et al., 2023](#)). Estos referentes evidencian la necesidad de estudiar la incidencia del conocimiento de IA en los procesos formativos universitarios.

En relación con lo anterior, el conocimiento de la IA se concibe como un constructo multidimensional que vincula aspectos teóricos, prácticos, contextuales, metodológicos y experienciales. La literatura señala que los entornos personales de aprendizaje mediados por IA requieren un uso ético y reflexivo de los recursos tecnológicos para evitar dependencias y sesgos cognitivos en los estudiantes universitarios ([Castillejos, 2022](#)). De igual modo, la colaboración entre universidad y empresa en investigación básica y aplicada favorece la transferencia de conocimiento y la formación de competencias investigativas ([Cabanes et al., 2024](#)). Además, los enfoques de aprendizaje y las experiencias académicas de los universitarios se transforman al incorporar herramientas inteligentes en las prácticas pedagógicas ([Huairé et al., 2024](#)).

Ante este panorama, persisten brechas entre el acceso a la tecnología y su apropiación en el ámbito universitario. Las competencias investigativas de los estudiantes se relacionan de forma directa con el uso de IA, aunque la formación continua es limitada en instituciones privadas peruanas ([Carhuaricra et al., 2024](#)). Unido a esto, el impacto de la IA en el aprendizaje de los alumnos de nuevo ingreso refleja percepciones favorables, aunque la preparación para su uso profesional requiere fortalecerse mediante estrategias curriculares ([Gutiérrez et al., 2024](#)). En otro orden de ideas, el análisis de la IA en la educación superior evidencia beneficios en la personalización, aunque alerta sobre riesgos éticos y problemas de acceso que limitan su incorporación equitativa ([Garcés et al., 2024](#)).

En lo que respecta al campo de la Bibliotecología y Ciencias de la Información, la incorporación de la IA adquiere particular relevancia por la naturaleza tecnológica de la disciplina. La IA estimula el pensamiento crítico en universitarios al integrarse con estrategias pedagógicas adecuadas y normativas éticas claras ([Puche, 2024](#)). Además, la distinción entre investigación básica y aplicada resulta importante para comprender cómo se genera y transfiere el conocimiento científico en contextos académicos donde la IA adquiere protagonismo ([Bychkova y Pupysheva, 2024](#)). En sintonía con esto, plantea Nwabuko (2024) que los diseños de investigación cuantitativa ofrecen rutas metodológicas para evaluar el impacto de la IA en el aprendizaje, lo que favorece la toma de decisiones basada en evidencia.

Frente a esta problemática, en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, en Perú, se observa que los estudiantes de la carrera de Bibliotecología y Ciencias de la Información presentan un conocimiento limitado sobre la IA, pese a su exposición cotidiana a

herramientas inteligentes. Esta situación obedece a causas como la ausencia de contenidos formativos en el currículo, la escasa capacitación docente y la falta de espacios prácticos. La situación ideal exige un currículo que contemple la IA de forma transversal y promueva competencias digitales críticas. La presente investigación aborda esta situación mediante un análisis correlacional que vincula el conocimiento multidimensional de la IA con el proceso de aprendizaje. De este modo, se plantea la pregunta: ¿cuál es la relación entre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje en los alumnos de dicha carrera durante el año 2025?

Un estudio en este sentido contribuiría a generar evidencia sobre la incidencia del conocimiento de IA en el aprendizaje universitario y aportaría criterios para el diseño de programas formativos contextualizados en la disciplina bibliotecológica. Asimismo, los hallazgos podrían orientar políticas curriculares, estrategias pedagógicas y procesos de capacitación docente que respondan a las exigencias del entorno digital. La importancia radica en la posibilidad de fortalecer el perfil profesional del egresado y de posicionar a la institución como referente en formación tecnológica avanzada. En virtud de ello, el objetivo de la investigación fue determinar la relación entre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la carrera de Bibliotecología y Ciencias de la Información de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, en Perú, durante el año 2025.

## **Método**

El estudio se diseñó bajo un enfoque cuantitativo, de tipo básico, con un diseño no experimental, transeccional y correlacional. Esta elección obedece a la intención de describir relaciones entre variables en un momento único y establecer el grado de asociación entre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje. El enfoque cuantitativo permitió cuantificar las percepciones de los estudiantes mediante puntajes ordinales y aplicar pruebas estadísticas que aseguran la objetividad del análisis. El carácter correlacional facilitó la contrastación de hipótesis sobre la asociación entre las dimensiones del conocimiento de IA y las dimensiones del proceso de aprendizaje. La naturaleza transeccional aportó economicidad metodológica y viabilidad temporal para la recolección de datos en el periodo académico 2025, lo que favorece la replicabilidad del procedimiento.

En lo que concierne a la población, estuvo conformada por 211 estudiantes de la carrera de Bibliotecología y Ciencias de la Información de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos. La muestra quedó integrada por 95 alumnos, seleccionados mediante muestreo probabilístico estratificado con asignación proporcional según los ciclos académicos. Los criterios de inclusión consideraron matrícula vigente en el año 2025, asistencia regular a clases y consentimiento informado por escrito. Los criterios de exclusión descartaron a universitarios con licencia académica, en programa de movilidad o con dificultades de comprensión lectora que impidieran responder el instrumento. La muestra final caracterizó a estudiantes de ambos sexos, con edades comprendidas entre los 18 y los 28 años, provenientes de los distintos ciclos de la carrera y con experiencia diversa en el uso de tecnologías digitales.

Por otra parte, las variables se operacionalizaron a partir de los referentes teóricos y de la revisión de la literatura sobre IA y aprendizaje universitario. La variable conocimiento de la IA se definió como el nivel de dominio que posee el estudiante sobre los fundamentos,

aplicaciones, contexto, métodos y experiencias asociadas a la IA, medido a través de una escala ordinal de cinco puntos. La variable proceso de aprendizaje se conceptualizó como el conjunto de experiencias, estrategias y vínculos que el alumno despliega en su trayectoria formativa, evaluada en sus dimensiones emocional, participativa y autónoma. La operacionalización articuló cada dimensión con ítems específicos que reflejan comportamientos observables y percepciones, lo que aseguró la coherencia entre el marco teórico y la medición empírica.

Para la recolección de datos se emplearon dos cuestionarios con escala de Likert de cinco puntos. El primer instrumento, compuesto por 24 ítems, midió el conocimiento de la IA a través de cinco dimensiones: teórico, práctico, contextual, metodológico y experiencial. El segundo instrumento, conformado por 12 ítems, evaluó el proceso de aprendizaje en tres dimensiones: emocional, participativo y autónomo. Las variables de respuesta correspondieron a los puntajes obtenidos en cada dimensión y en la puntuación global de ambos instrumentos. La intervención se limitó a la aplicación de los cuestionarios en aulas de la facultad, sin manipulación de variables independientes. Los instrumentos se construyeron a partir de la operacionalización de las variables y de la revisión de literatura especializada sobre IA y aprendizaje universitario.

Respecto a la validez de los instrumentos se obtuvo mediante juicio de expertos. Tres doctores con experiencia en validación de instrumentos científicos evaluaron la claridad, coherencia, pertinencia y suficiencia de cada ítem. El porcentaje de aceptación alcanzó el 100% de aplicabilidad en ambos cuestionarios, lo que aseguró la representatividad de los reactivos respecto a los constructos medidos. Las observaciones de los expertos permitieron ajustar la redacción de algunos ítems y eliminar aquellos que presentaban redundancia o ambigüedad. La validez de contenido, así obtenida, garantizó que los instrumentos midieran de forma precisa el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje en la población estudiada. Este procedimiento se complementó con la revisión de la literatura especializada para asegurar la pertinencia teórica de cada reactivo frente a las dimensiones definidas en la operacionalización.

En cuanto a la confiabilidad, se determinó a través de una prueba piloto aplicada a 15 estudiantes con características similares a las de la muestra. Se calculó el coeficiente alfa de Cronbach debido a la naturaleza politómica y ordinal de los ítems. El instrumento de conocimiento de la IA alcanzó un valor de  $\alpha = 0.974$  y el instrumento de proceso de aprendizaje obtuvo  $\alpha = 0.902$ . Estos valores indican una alta consistencia interna y confirman la precisión de las mediciones. La aplicación piloto también permitió estimar el tiempo promedio de respuesta, identificar dudas en la redacción de algunos ítems y calibrar la logística de aplicación para el estudio principal. Los resultados de la prueba piloto aseguraron que los instrumentos reunían las condiciones psicométricas requeridas para su aplicación definitiva en la muestra seleccionada.

En otro aspecto, la recolección de los datos se realizó en las aulas de la Facultad de Letras y Ciencias Humanas durante el segundo semestre del año 2025. Los cuestionarios se aplicaron de forma presencial, previa coordinación con los docentes de asignatura y autorización de la escuela profesional. Los estudiantes recibieron instrucciones precisas sobre el propósito del estudio, el carácter voluntario de su participación y la confidencialidad de las respuestas. El tiempo de aplicación osciló entre 20 y 30 minutos por grupo. Los datos se registraron en una base única y se sometieron a depuración antes del análisis estadístico para descartar registros incompletos o inconsistentes. Este

procedimiento aseguró la integridad de la información y permitió contar con una base de datos confiable para los análisis descriptivos e inferenciales posteriores.

Como complemento, el estudio contó con el consentimiento informado de todos los participantes y respetó los principios éticos de la Declaración de Helsinki. Los estudiantes participaron de forma voluntaria y pudieron retirarse en cualquier momento sin consecuencia académica alguna. La confidencialidad se garantizó mediante el anonimato de las respuestas y la asignación de códigos numéricos a cada cuestionario. Los datos se almacenaron en un archivo protegido y se utilizaron con fines de investigación. El proyecto recibió la aprobación del asesor académico y cumplió con las normativas institucionales de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos para estudios con sujetos humanos. Estos recaudos aseguran la integridad ética del proceso investigativo y protegen los derechos de los participantes a lo largo de todas las etapas del estudio.

Otro elemento importante fue el análisis estadístico, este se desarrolló en dos fases complementarias. En la primera fase se aplicó estadística descriptiva para caracterizar la muestra y los niveles de las variables mediante frecuencias y porcentajes. En la segunda fase se ejecutó estadística inferencial: la prueba de Kolmogorov-Smirnov evaluó la normalidad de los datos y justificó el uso de pruebas no paramétricas. El coeficiente Rho de Spearman midió la correlación entre las variables, con prueba bilateral y nivel de significación de 0.05. La regresión ordinal estimó el peso de cada dimensión del conocimiento de IA sobre el proceso de aprendizaje. Los análisis se procesaron en el programa SPSS versión 26, herramienta que ofrece procedimientos robustos para el tratamiento de datos ordinales y la verificación de supuestos en investigaciones cuantitativas de carácter educativo.

## Resultados

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en la investigación sobre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje en estudiantes de la carrera de Bibliotecología y Ciencias de la Información de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, en Perú. Se expone el análisis descriptivo de los niveles del conocimiento de la IA y sus dimensiones, así como los niveles del proceso de aprendizaje y las dimensiones que lo contemplan. De igual modo, se presenta el análisis inferencial a partir de la verificación del supuesto de normalidad de las distribuciones y la determinación de las correlaciones entre las variables. Además, se describen los resultados del modelo de regresión ordinal, cuyo propósito fue estimar el peso predictivo de cada dimensión del conocimiento de la IA sobre el proceso de aprendizaje de los estudiantes.

Respecto al conocimiento de la IA como variable global y la distribución de sus dimensiones constitutivas, la Tabla 1 sintetiza los niveles bajo, medio y alto alcanzados por los 95 estudiantes de la muestra. Se incluye las frecuencias absolutas y los porcentajes correspondientes para la variable en su conjunto, así como para cada una de sus cinco dimensiones: conocimiento teórico, conocimiento práctico, conocimiento contextual, conocimiento metodológico y conocimiento experiencial. La distribución de los datos permite identificar en qué nivel se concentra la mayoría de los participantes por dimensión y ofrece una visión panorámica del estado del conocimiento de la IA en la población estudiantil analizada.

**Tabla 1.** Niveles descriptivos del conocimiento de la IA y sus dimensiones.

| Variable y dimensión                | Bajo |     | Medio |      | Alto |      |
|-------------------------------------|------|-----|-------|------|------|------|
|                                     | f    | %   | f     | %    | f    | %    |
| Conocimiento de IA (global)         | 0    | 0   | 40    | 42.1 | 55   | 57.9 |
| Dimensión conocimiento teórico      | 0    | 0   | 41    | 43.2 | 54   | 56.8 |
| Dimensión conocimiento práctico     | 1    | 1.1 | 54    | 56.8 | 40   | 42.1 |
| Dimensión conocimiento contextual   | 2    | 2.1 | 46    | 48.4 | 47   | 49.5 |
| Dimensión conocimiento metodológica | 0    | 0   | 50    | 52.6 | 45   | 47.4 |
| Dimensión conocimiento experiencial | 0    | 0   | 41    | 43.2 | 54   | 56.8 |

Como se puede ver en la Tabla 1, la mayoría de los estudiantes se encuentra en un nivel alto de conocimiento global sobre la IA, al alcanzarlo el 57.9% de la muestra, y ninguno se sitúa en el nivel bajo. En cuanto a las dimensiones, la teórica y la experiencial siguen el mismo patrón que muestra un predominio del nivel alto con el 56.8% en cada una. Por otro lado, las dimensiones contextual y metodológica presentan una distribución más equilibrada entre los niveles medio y alto, sin una inclinación hacia ninguno de los dos. La dimensión de conocimiento práctico se distingue del resto pues su mayor porcentaje se encuentra en el nivel medio (56.8%). Este perfil variado indica que el dominio aplicado de la IA aún necesita más desarrollo en la muestra.

En cuanto al proceso de aprendizaje como variable global y sus dimensiones, la Tabla 2 presenta la distribución de frecuencias y porcentajes en los niveles bajo, medio y alto para los 95 estudiantes de la muestra. La información se organiza en correspondencia con la variable en su conjunto y a sus tres dimensiones: aprendizaje emocional, aprendizaje participativo y aprendizaje autónomo. Esta caracterización permite examinar el grado de desarrollo que los estudiantes han alcanzado en cada componente del proceso de aprendizaje, así como identificar las dimensiones que concentran una mayor proporción de participantes en los niveles más elevados de la escala.

**Tabla 2.** Niveles descriptivos del proceso de aprendizaje y sus dimensiones.

| Variable y dimensión                | Bajo |   | Medio |      | Alto |      |
|-------------------------------------|------|---|-------|------|------|------|
|                                     | f    | % | f     | %    | f    | %    |
| Proceso de aprendizaje (global)     | 0    | 0 | 35    | 36.8 | 60   | 63.2 |
| Dimensión aprendizaje emocional     | 0    | 0 | 34    | 35.8 | 61   | 64.2 |
| Dimensión aprendizaje participativo | 0    | 0 | 27    | 28.4 | 68   | 71.6 |
| Dimensión aprendizaje autónomo      | 0    | 0 | 31    | 32.6 | 64   | 67.4 |

Como se aprecia en la Tabla 2, el proceso de aprendizaje presenta una orientación hacia el nivel alto en la variable global y en cada una de sus dimensiones, sin que se registre ningún caso en el nivel bajo. La dimensión de aprendizaje participativo concentra la proporción más elevada en el nivel alto (71.6%) de las tres dimensiones analizadas, lo que indica que la implicación activa en las actividades formativas constituye el componente más fortalecido dentro del proceso de aprendizaje de estos estudiantes. El aprendizaje autónomo ocupa el segundo lugar en este gradiente (67.4%), en tanto que el aprendizaje emocional, aunque también con predominio alto, exhibe el porcentaje más reducido en



dicho nivel (64.2%), lo que señala un margen de desarrollo relativo en la regulación afectiva vinculada al aprendizaje.

Por otro lado, antes de proceder al análisis correlacional entre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje, resultó necesario determinar si las distribuciones de ambas variables se ajustan o no a la curva normal. Con ese propósito, se aplicó la prueba de Kolmogorov-Smirnov, que resulta apropiada para muestras de tamaño igual o superior a 50 casos. La Tabla 3 expone los estadísticos obtenidos con dicha prueba para las dos variables del estudio, junto con los grados de libertad y los valores de significancia bilateral. Los resultados de esta prueba determinaron la elección del estadístico no paramétrico adecuado para los análisis de correlación desarrollados en la fase inferencial del estudio.

**Tabla 3.** Prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov para las variables de estudio.

|                                                      | Kolmogorov-Smirnov |    |       |
|------------------------------------------------------|--------------------|----|-------|
|                                                      | Estadístico        | gl | Sig.  |
| Conocimiento de la IA                                | 0,162              | 95 | 0,000 |
| Proceso de aprendizaje de estudiantes universitarios | 0,222              | 95 | 0,000 |

**Nota:** gl = grados de libertad. Se empleó la corrección de significación de Lilliefors. Los valores de significancia inferiores a .05 indican que la distribución se aleja de la normalidad.

Los resultados descritos en la Tabla 3 indican que ninguna de las dos variables sigue una distribución normal, dado que los valores de significancia obtenidos en ambos casos se ubican por debajo del umbral convencional de .05. El estadístico de Kolmogorov-Smirnov para el conocimiento de la IA alcanzó un valor de 0.16 (gl = 95,  $p < .001$ ), en tanto que para el proceso de aprendizaje fue de 0.22 (gl = 95,  $p < .001$ ). Este hallazgo invalida el uso de estadísticos paramétricos para el análisis de la relación entre las variables y justifica la elección del coeficiente de correlación Rho de Spearman como prueba inferencial apropiada para los análisis subsiguientes. La magnitud del estadístico de la prueba resulta más elevada para el proceso de aprendizaje (0.22) que para el conocimiento de la IA (0.16), lo que apunta a un mayor alejamiento de la distribución normal en esta segunda variable. Ambos resultados son coherentes con la distribución asimétrica observada en las tablas descriptivas previas, donde la concentración de casos en los niveles medio y alto fue notoria.

En correspondencia con lo anterior, se realizó el análisis de las correlaciones entre el conocimiento de la IA, sus dimensiones y el proceso de aprendizaje. La Tabla 4 presenta los coeficientes de correlación Rho de Spearman obtenidos para la variable global y para cada una de las cinco dimensiones del conocimiento de la IA en relación con el proceso de aprendizaje, junto con los valores de significancia bilateral y el tamaño de la muestra. Los resultados permiten examinar la dirección y la magnitud de cada asociación y determinar cuáles dimensiones mantienen un vínculo más estrecho con el proceso de aprendizaje de los estudiantes universitarios.

**Tabla 4.** *Correlaciones de Rho de Spearman entre el conocimiento de IA, sus dimensiones y el proceso de aprendizaje.*

| Variable y dimensión                | rho   | Sig. (bilateral) | N  |
|-------------------------------------|-------|------------------|----|
| Conocimiento de IA (global)         | 0.736 | 0.000            | 95 |
| Dimensión conocimiento teórico      | 0.452 | 0.000            | 95 |
| Dimensión conocimiento práctico     | 0.410 | 0.000            | 95 |
| Dimensión conocimiento contextual   | 0.339 | 0.001            | 95 |
| Dimensión conocimiento metodológico | 0.477 | 0.000            | 95 |
| Dimensión conocimiento experiencial | 0.450 | 0.000            | 95 |

Como se aprecia en la Tabla 4, todas las correlaciones entre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje resultaron positivas y estadísticamente significativas ( $p < 0.001$ ). La variable global del conocimiento de la IA alcanzó la correlación más elevada con el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.736$ ). Entre las dimensiones, el conocimiento metodológico exhibe la asociación más fuerte ( $\rho = 0.477$ ,  $p < 0.001$ ), seguido del conocimiento teórico ( $\rho = 0.452$ ,  $p < 0.001$ ) y el conocimiento experiencial ( $\rho = 0.450$ ,  $p < 0.001$ ), cuyos coeficientes son prácticamente equivalentes entre sí. El conocimiento práctico ocupa el cuarto lugar ( $\rho = 0.410$ ,  $p < 0.001$ ), en tanto que el conocimiento contextual registra el coeficiente más bajo del conjunto ( $\rho = 0.339$ ,  $p = 0.001$ ). Pese a esta variabilidad interna, todas las dimensiones muestran una relación positiva y significativa, lo que refuerza la relevancia del conocimiento de la IA como factor asociado al proceso de aprendizaje.

Con igual relevancia, el análisis inferencial incluyó un modelo de regresión ordinal para estimar el peso predictivo de cada dimensión del conocimiento de la IA sobre el proceso de aprendizaje. La Tabla 5 expone los coeficientes del modelo, sus errores típicos, los estadísticos de Wald y los valores de significancia correspondientes para cada dimensión. Este análisis permite ir más allá de la simple asociación establecida por el coeficiente de Spearman y cuantificar la contribución específica e independiente de cada dimensión al explicar las variaciones en el proceso de aprendizaje, lo que aporta una perspectiva complementaria y de mayor poder explicativo sobre la naturaleza de la relación examinada.

**Tabla 5.** *Parámetros del modelo de regresión ordinal para las dimensiones del conocimiento de IA sobre el proceso de aprendizaje.*

| Dimensión                 | Coefficiente | Error típico | Wald  | Sig.  |
|---------------------------|--------------|--------------|-------|-------|
| Conocimiento teórico      | 2.29         | 0.60         | 14.63 | 0.000 |
| Conocimiento práctico     | 1.11         | 0.55         | 4.12  | 0.044 |
| Conocimiento contextual   | 1.37         | 0.55         | 6.10  | 0.014 |
| Conocimiento metodológico | 1.30         | 0.61         | 4.51  | 0.035 |
| Conocimiento experiencial | 2.13         | 0.61         | 12.19 | 0.000 |

Los resultados presentados en la Tabla 5 confirman que todas las dimensiones del conocimiento de la IA ejercen un efecto predictor significativo sobre el proceso de aprendizaje. El conocimiento teórico concentra el mayor peso predictivo del modelo, con el estadístico de Wald más alto del conjunto y un coeficiente que casi duplica al de la dimensión con menor impacto. El conocimiento experiencial ocupa el segundo lugar en términos de capacidad predictiva, con valores próximos a los del conocimiento teórico. Las



dimensiones contextual y metodológica presentan coeficientes de magnitud intermedia y con niveles de significancia que, aunque superan el umbral crítico, son menos holgados que los de las dimensiones anteriores. El conocimiento práctico, pese a registrar el coeficiente más bajo del modelo, mantiene un aporte predictor significativo, lo que reafirma que el conjunto de dimensiones actúa como un sistema explicativo articulado y no de forma aislada.

## Discusión

El hallazgo de una correlación positiva alta y con significación estadística entre el conocimiento de IA y el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.736$ ,  $p < 0.001$ ) coincide con lo reportado por [Acosta y Carcausto \(2024\)](#), quienes evidenciaron una asociación significativa de  $\rho = 0.797$  entre el uso de IA y el aprendizaje cooperativo en universitarios peruanos. Asimismo, este resultado se alinea con [Ayala \(2024\)](#), quien identificó un impacto positivo de la IA en la transformación de la educación superior, con mejoras en la personalización y la retroalimentación. La coincidencia entre estos estudios refuerza la idea de que el conocimiento de IA constituye un factor decisivo en la configuración del aprendizaje universitario. La magnitud de la correlación refleja que un mayor dominio de la IA se asocia con un aprendizaje más autónomo, participativo y de calidad emocional.

De igual manera, la correlación moderada entre el conocimiento teórico de la IA y el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.452$ ,  $p < 0.001$ ) se corresponde con lo planteado por [Ma y Lei \(2023\)](#), quienes señalaron que las oportunidades de la IA generativa en el aprendizaje universitario dependen de la comprensión conceptual de la tecnología por parte de los estudiantes chinos. De igual modo se relaciona con [Malapane y Ndlovu \(2024\)](#), quienes enfatizaron la importancia de evaluar la confiabilidad de los instrumentos que miden percepciones sobre tecnología, aspecto metodológico que sustenta la validez de las inferencias sobre el conocimiento teórico. La concordancia entre estos autores indica que los fundamentos conceptuales de la IA constituyen una base necesaria para potenciar el aprendizaje. La magnitud moderada denota que la teoría requiere vincularse con la práctica.

En esta línea, la asociación moderada entre el conocimiento práctico de la IA y el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.410$ ,  $p < 0.001$ ) se alinea con la propuesta planteada por [De la Rosa y León \(2024\)](#), quienes desarrollaron un sistema web para optimizar procesos académicos y demostraron el valor de las herramientas tecnológicas en la formación universitaria. Asimismo, este resultado se conecta con [De Aguiar \(2024\)](#), quien distinguió entre método y metodología en investigación académica y destacó la necesidad de rigor en el diseño de instrumentos que evalúen competencias prácticas. La coincidencia entre estos autores refleja que el dominio operativo de la IA contribuye al aprendizaje, aunque su efecto resulta inferior al de otras dimensiones. La magnitud moderada refleja que la aplicación instrumental de la IA requiere acompañarse de reflexión crítica para potenciar su impacto formativo.

Es importante señalar que la correlación más baja, aunque significativa, entre el conocimiento contextual de la IA y el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.339$ ,  $p = 0.001$ ) se asemeja a los hallazgos de [Ugaz et al. \(2025\)](#), quienes identificaron percepciones limitadas sobre la aplicabilidad de la IA en estudiantes universitarios peruanos y una comprensión restringida de sus implicaciones sociales. De igual forma, coincide con [Arbulú et al. \(2024\)](#), quienes señalaron que los universitarios peruanos perciben la IA como una tecnología

aislada, lo que refleja una comprensión contextual escasa. La concordancia entre estos estudios nacionales indica que la dimensión contextual constituye un aspecto crítico a fortalecer en la formación bibliotecológica. La magnitud reducida de la correlación denota que el conocimiento ético y social de la IA aún no se traduce en mejoras del aprendizaje.

En lo que concierne a la asociación moderada entre el conocimiento metodológico de la IA y el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.477$ ,  $p < 0.001$ ) se relaciona con lo planteado por [Ramos y García \(2024\)](#), quienes al proponer una guía para realizar revisiones sistemáticas cuantitativas destacaron la importancia de los métodos rigurosos en investigación educativa. Asimismo, se vincula con [Reis et al. \(2024\)](#), quienes evidenciaron la validez de un modelo de desarrollo de estrategias en escuelas de salud pública y enfatizaron la relevancia de los procedimientos metodológicos para la toma de decisiones. La correspondencia entre estos autores refleja que la familiaridad con los métodos de IA fortalece la organización del conocimiento y la autonomía académica. La magnitud moderada-alta indica que el dominio metodológico constituye un predictor importante del aprendizaje.

Otro elemento importante lo constituye la correlación moderada entre el conocimiento experiencial de la IA y el proceso de aprendizaje ( $\rho = 0.450$ ,  $p < 0.001$ ), lo que converge con lo reportado por [Vebibina et al. \(2024\)](#), quienes analizaron el uso del software Turnitin en una universidad estatal y destacaron el valor de la experiencia directa con tecnología para reducir el plagio y fortalecer la integridad académica. Asimismo, este resultado dialoga con [Durán et al. \(2024\)](#), quienes desarrollaron un sistema para identificar fases de investigación en publicaciones biomédicas y demostraron el potencial de la IA para apoyar procesos de aprendizaje experiencial. La concordancia entre estos autores indica que la interacción directa con herramientas de IA fortalece competencias digitales y promueve aprendizajes significativos, lo que justifica incorporar actividades prácticas en el currículo.

En otro orden de ideas, la regresión ordinal, que identificó las dimensiones conocimiento teórico y conocimiento experiencial como las de mayor peso sobre el proceso de aprendizaje, se conecta con lo planteado por [Reyes et al. \(2024\)](#), quienes modelaron de forma matemática la optimización de costos en transporte de carga y evidenciaron la utilidad de los modelos estadísticos para identificar factores determinantes en procesos complejos. Asimismo, este hallazgo se vincula con [Jain y Safo \(2024\)](#), quienes desarrollaron un modelo de aprendizaje profundo para el análisis integrado de datos y resaltaron la capacidad de los métodos computacionales avanzados para revelar patrones no evidentes. La correspondencia entre estos autores indica que el conocimiento experiencial y metodológico de la IA opera como catalizador del aprendizaje universitario y aporta criterios para priorizar estas dimensiones en el diseño curricular.

Por otro lado, las implicaciones de los hallazgos se vinculan con lo planteado por [Sharma y Sharma \(2024\)](#), quienes investigaron el rol de la confianza y el valor del cliente como mediadores en la flexibilidad y demostraron que la confianza es determinante en la adopción tecnológica, aspecto trasladable al ámbito educativo. De igual modo, este resultado se relaciona con [Sopera et al. \(2023\)](#), quienes examinaron la funcionalidad de la IA en el proceso de aprendizaje y concluyeron que esta tecnología posee el potencial de optimizar la individualización educativa, incrementar la productividad académica y facilitar la labor docente. La concordancia entre estos autores refuerza la pertinencia de integrar la IA en la formación bibliotecológica y respalda el diseño de programas formativos que vinculen las dimensiones del conocimiento de IA.

Con igual relevancia, el estudio presenta limitaciones que conviene reconocer. El alcance transeccional restringe las posibilidades de inferir causalidad entre el conocimiento de IA y el proceso de aprendizaje, por lo que los hallazgos se limitan a la asociación. El carácter no experimental impide controlar variables intervinientes como la formación previa en tecnología, el acceso a dispositivos o la motivación individual. La concentración de la muestra en una sola carrera y en una única institución limita la generalización de los resultados a otros contextos disciplinarios o geográficos. El uso de autoinformes introduce sesgos de deseabilidad social y de memoria. La naturaleza ordinal de los datos reduce la precisión de las estimaciones. Estas limitaciones orientan la interpretación prudente de los hallazgos del presente estudio y denotan cautela al extrapolar conclusiones.

Ante esto, futuras investigaciones podrían abordar el fenómeno desde un enfoque mixto que combine la cuantificación de las relaciones con la profundidad cualitativa de las experiencias de los estudiantes. Estudios longitudinales permitirían medir la evolución del conocimiento de IA y su incidencia en el aprendizaje a lo largo de los ciclos académicos. Investigaciones comparativas entre carreras y universidades contribuirían a identificar patrones disciplinares y contextuales. Diseños experimentales con intervenciones pedagógicas basadas en IA ofrecerían evidencia causal sobre la incidencia de la tecnología en el aprendizaje. Estudios focalizados en la dimensión contextual, la más débil en este estudio, podrían profundizar en el desarrollo del pensamiento crítico y ético. Asimismo, conviene explorar el rol mediador de variables como la motivación, la autoeficacia y la formación docente en la relación estudiada.

## Conclusiones

El estudio permite concluir que existe una relación positiva alta y con significación estadística entre el conocimiento de la IA y el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la carrera de Bibliotecología y Ciencias de la Información de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos durante el año 2025, evidenciada por un coeficiente de Spearman de  $\rho = 0.736$  y un valor  $p < 0.001$ . Las dimensiones conocimiento metodológico ( $\rho = 0.477$ ), conocimiento teórico ( $\rho = 0.452$ ) y conocimiento experiencial ( $\rho = 0.450$ ) mostraron las asociaciones más fuertes, en cambio, la dimensión conocimiento contextual presentó la correlación más baja ( $\rho = 0.339$ ). La regresión ordinal ratificó que las dimensiones conocimiento teórico y conocimiento experiencial poseen el mayor peso en la predicción del aprendizaje. Estos hallazgos confirman que el fortalecimiento de las competencias en IA potencia el aprendizaje universitario en gestión de información.

Ante esto, se aprecia la necesidad de incorporar la formación en IA de forma transversal en el currículo de Bibliotecología y Ciencias de la Información, con énfasis en las dimensiones metodológica y experiencial. Se recomienda el diseño de espacios prácticos donde los estudiantes interactúen con herramientas de IA, así como la inclusión de actividades que promuevan el análisis ético y contextual de la tecnología. La capacitación docente en IA constituye una condición indispensable para asegurar la integración pedagógica de la tecnología. A nivel institucional, fuera pertinente actualizar los planes de estudio y promover proyectos de innovación educativa apoyados en IA.

## Acerca de

**Contribución de los autores:** Los autores contribuyeron a la conceptualización del estudio, desarrollo metodológico, análisis e interpretación de los datos, redacción del manuscrito y revisión crítica de su contenido intelectual.

**Financiamiento:** Los autores declaran que no recibieron financiamiento para esta investigación.

**Conflicto de interés:** Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

**Certificación ética:** El protocolo del presente estudio fue sometido a revisión y aprobado por el Comité de Ética en Investigación de la Universidad, en cumplimiento de los principios éticos y normativas institucionales aplicables.

**Historia del artículo:** Artículo recibido: 18 de febrero de 2026 | Arbitrado: 13 de marzo de 2026 | Aceptado: 16 de abril 2026 | Publicado: 19 de junio de 2026.

## Referencias

- Acosta, V. N. y Carcausto, W. H. (2024). Inteligencia artificial y aprendizaje cooperativo en estudiantes universitarios. *Revista InveCom*, 5(2), 1–9. <https://doi.org/10.5281/zenodo.12812908>
- Ayala, A. R. (2024). Impacto de la inteligencia artificial en la transformación de la educación superior. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 8(2), 7219–7229. [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v8i2.11126](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i2.11126)
- Bychkova, O. V. y Pupysheva, I. N. (2024). Beyond the linear model: Constructing basic and applied knowledge by Russian scientists (the case of biologists). *Vysšee obrazovanie v Rossii*, 33(2), 109–131. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2024-33-2-109-131>
- Cabanes, B., Plantec, Q., Le Masson, P. y Weil, B. (2025) Basic or applied research in university–industry collaborations? An analysis of research orientations in knowledge creation partnerships. *European Management Review*, 22(4), 930–951. <https://doi.org/10.1111/emre.12696>
- Carhuaricra, J. E., Cornejo, R. R., Gora, J. S., Cornejo, C. y Nina, E. E. (2024). Competencias investigativas e inteligencia artificial en estudiantes de una universidad privada en Lima, Perú. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 8(4), 10785–10804. [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v8i4.13223](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4.13223)
- Castillejos, B. (2022). Inteligencia artificial y los entornos personales de aprendizaje: atentos al uso adecuado de los recursos tecnológicos de los estudiantes universitarios. *Educación*, 31(60), 9–24. <https://doi.org/10.18800/educacion.202201.001>
- Chang, Q., Pan, X., Manikandan, N. y Ramesh, S. (2022). Artificial intelligence technologies for teaching and learning in higher education. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, 29(5). <https://doi.org/10.1142/s021853932240006x>
- Madariaga, L., Allendes, C., Nussbaum, M., Barrios, G. y Acevedo, N. (2023). Offline and online user experience of gamified robotics for introducing computational thinking: Comparing engagement, game mechanics and coding motivation. *Computers & Education*, 193, 104664. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104664>

- De Aguiar, G. (2024). Distinguishing between method and methodology in academic research. *Journal of Advance Research in Mathematics and Statistics*, 7(1), 1–8. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4857923>
- De la Rosa, T. y León, J. L. (2024). Sistema web para la creación de horarios de clases en la Universidad Metropolitana del Ecuador. *Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas*, 7(S1), 38-48. <https://doi.org/10.62452/8a15ce53>
- Durán, N., Massobrio, R. y Míguez, M. (2024). BATRACIO: Basic, translational, clinical, research phase identification in biomedical publications. *IEEE Access*, 12, 146476–146493. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3463717>
- Arbulú, M. A., Acosta, B. G., Ramos, E. V., García, H. D., Cruz, L. E., Blas, J. E., Arbulú, J. C., Licapa, G. S. y Farfán, G. C. (2024). The Sustainable Integration of AI in Higher Education: Analyzing ChatGPT Acceptance Factors Through an Extended UTAUT2 Framework in Peruvian Universities. *Sustainability*, 16(23), 10707. <https://doi.org/10.3390/su162310707>
- Garcés, J. R., Aguilar, W. G., Rodríguez, S. D. y Burbano, C. D. P. (2024). Impacto de la inteligencia artificial en la educación superior. *Dominio de las Ciencias*, 10(3), 983–995. <https://dominiodelasciencias.com/ojs/index.php/es/article/view/3967>
- Gutiérrez, E. T., Morell, L., Gutiérrez, E. P. y Hernández, H. (2024). Impacto de la Inteligencia Artificial en el aprendizaje de los nuevos estudiantes de la Universidad Estatal Amazónica: Impact of Artificial Intelligence on the learning of new students at the Amazon State University. *Revista Cognosis*, 9(2), 133-143. <https://doi.org/10.33936/cognosis.v9i2.6443>
- Huaire, E. J., Dolorier, R. G., Alfaro, M. N. y Riveros, P. N. (2024). Learning approaches and academic experiences in university pedagogy students. *Revista de Ciencias Sociales*, 30(3), 56-65. <https://doi.org/10.31876/rcs.v30i3.42676>
- Jain, S. y Safo, S. E. (2024). DeepIDA-GRU: A deep learning pipeline for integrative discriminant analysis of cross-sectional and longitudinal multiview data with applications to inflammatory bowel disease classification. *Briefings in Bioinformatics*, 25(4). <https://doi.org/10.1093/bib/bbae339>
- Ma, S. y Lei, L. (2023). Opportunities and challenges of generative artificial intelligence in facilitating learning for Chinese university students. *Proceedings of the 2023 International Conference on Information Education and Artificial Intelligence*, 756–760. <https://doi.org/10.1145/3660043.3660178>
- Malapane, T. y Ndlovu, N. (2024). Assessing the reliability of Likert scale statements in an e-commerce quantitative study: A Cronbach alpha analysis using SPSS statistics. *2024 Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS)*, 90–95. <https://doi.org/10.1109/SIEDS61124.2024.10534753>
- Nwabuko, O. (2024). An overview of research study designs in quantitative research methodology. *American Journal of Medical and Clinical Research y Reviews*, 3(5), 1–6. <https://doi.org/10.58372/2835-6276.1169>
- Puche, D. (2024). La inteligencia artificial y el desarrollo del pensamiento crítico en estudiantes universitarios. *Delectus*, 7(2), 59–67. <https://revista.inicc-peru.edu.pe/index.php/delectus/article/view/242>
- Ramos, C. y García, P. (2024). Guía para realizar estudios de revisión sistemática cuantitativa. *CienciAmérica*, 13(1), 1–6. <https://doi.org/10.33210/ca.v13i1.444>

- Reis, C. A., Nascimento, C., Santos, A. y Lima, A. L. (2024). Evidence of validation in a strategy development model structure in public health schools. *F1000Research*, 13, 179. <https://doi.org/10.12688/f1000research.143843.1>
- Reyes, J. A., Cepeda, P. M. y Caceres, P. (2024). Mathematical model in the optimization of the cost of heavy agricultural cargo transportation. *Minerva*, 5(13), 17–26. <https://doi.org/10.47460/minerva.v5i13.148>
- Sharma, D. G. K. y Sharma, D. S. (2024). Investigating the role of customer value and trust as mediators in flexibility's effect on customer loyalty. *Universal Research Reports*, 11(3), 294–317. <https://doi.org/10.36676/urr.v11.i3.1378>
- Sopera, S., Alaban, J., Magnaye, N. y Briones, Z. (2023). Inteligencia artificial (IA) en el proceso de aprendizaje. *Revista Internacional de Investigación Integrativa*, 1(9), 557–570. <https://penerbitjurnalinternasional.com/index.php/ijir/article/view/134>
- Tomlinson, A., Simpson, A. y Killingback, C. (2023). Student expectations of teaching and learning when starting university: A systematic review. *Journal of Further and Higher Education*, 47(8), 1054–1073. <https://doi.org/10.1080/0309877X.2023.2212242>
- Vebibina, A., Rambe, N. R. y Asrul, A. (2024). Turnitin use and analysis: Software to reduce plagiarism at Medan State University. *Jurnal Teknologi Informasi dan Pendidikan*, 17(2), 286–297. <https://doi.org/10.24036/jtip.v17i2.650>
- Ugaz, M., Navarro, Y., Corzo, J. y Urueña, A. (2025). ¿Están los estudiantes peruanos de educación superior utilizando inteligencia artificial en sus actividades académicas? *Inteligencia artificial y aplicaciones*. <https://doi.org/10.47852/bonviewAIA52026465>