

Influence of artificial intelligence on academic motivation in university students: A quasi-experimental study

Daniela M. Anticona-Valderrama, Ph.D.¹, José L. Serna-Landivar, Msc²

¹Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú, C18620@utp.edu.pe

²Universidad Científica del Sur, Lima, Perú, jsernal@cientifica.edu.pe

Abstract— *This study analyzes the influence of artificial intelligence (AI) on the academic motivation of Peruvian university students, in a context of educational transformation aimed at strengthening retention and academic success. The research was conducted using a quantitative approach and a quasi-experimental design. A non-probabilistic, intentional sample of 180 students was used. Validated instruments ($\alpha=0.92$) were employed, and an intervention based on the use of generative and analytical AI tools such as ChatGPT, Gemini, and GeoGebra was implemented to promote autonomous learning and self-regulation. The results revealed a significant increase in motivation in the experimental group (76.1%) compared to the control group (13.3%), confirmed by Student's *t*-test ($p<0.001$) and Wilcoxon's *t*-test ($Z=-6.45$; $p<0.001$). These findings demonstrate the potential of AI as an innovative pedagogical resource for fostering intrinsic motivation and student retention, providing useful evidence for strengthening institutional strategies and national programs aimed at improving quality, equity, and innovation in higher education.*

Keywords— *artificial intelligence, academic motivation, digital literacy, university students, higher education*

Influencia de la inteligencia artificial en la motivación académica en estudiantes universitarios: Un estudio Cuasi- experimental

Daniela M. Anticona-Valderrama, Ph.D.¹, José L. Serna-Landivar, Msc.²

¹Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú, C18620@utp.edu.pe

²Universidad Científica del Sur, Lima, Perú, jsernal@cientifica.edu.pe

Resumen—El presente estudio analiza la influencia de la inteligencia artificial (IA) en la motivación académica de los estudiantes universitarios peruanos, en un contexto de transformación educativa orientada a fortalecer la permanencia y el éxito académico. La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo y diseño cuasi-experimental. Se trabajó con una muestra no probabilística de tipo intencional conformada por 180 estudiantes. Se emplearon instrumentos validados ($\alpha=0.92$) y se implementó una intervención basada en el uso de herramientas de IA generativa y analítica como ChatGPT, Gemini y GeoGebra, para promover el aprendizaje autónomo y la autorregulación. Los resultados revelaron un incremento significativo en la motivación del grupo experimental (76.1%) frente al control (13.3%), confirmado mediante las pruebas *t* de Student ($p < 0.001$) y Wilcoxon ($Z = -6.45$; $p < 0.001$). Estos hallazgos evidencian el potencial de la IA como recurso pedagógico innovador para fomentar la motivación intrínseca y la continuidad estudiantil, aportando evidencia útil para fortalecer estrategias institucionales y programas nacionales orientados a mejorar la calidad, la equidad y la innovación en la educación superior.

Palabras claves: inteligencia artificial, motivación académica, alfabetización digital, estudiantes universitarios, educación superior

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos tiempos la inteligencia artificial (IA) ha logrado pasar de ser un recurso emergente a convertirse en una herramienta transformadora en educación superior a nivel mundial. Diferentes estudios han evidenciado que la aplicación de la IA impacta directamente en el rendimiento académico, la motivación de los estudiantes y el bienestar de los universitarios, al introducir diversas formas de aprendizaje personalizado y entornos digitales dinámicos [1].

La IA en el ámbito educativo está dada como el conjunto de tecnologías capaces de procesar volúmenes grandes de datos, así como de identificar patrones de aprendizaje, generar respuestas adaptadas, de acuerdo con las necesidades de los estudiantes, con la finalidad de personalizar la enseñanza y optimizar la gestión académica [2]. La aplicación de la IA se da en entornos digitales, mediante el uso de Chatbots, algoritmos que nos ayudan con la predicción del rendimiento académico, los sistemas de recomendación contribuyen a mejorar tanto la eficiencia como la eficacia del rendimiento académico, la motivación y el compromiso de los estudiantes [3].

Así mismo hay investigaciones en entornos de aprendizaje abierto y a distancias, en las cuales se ha identificado que la IA no solo se relaciona con el rendimiento académico, sino también con otros factores como la percepción de los estudiantes sobre su bienestar, su motivación, ello, sobre todo, cuando se combina con el uso de las redes sociales y de entornos inteligentes de aprendizaje [4].

En Latinoamérica, diversos estudios han demostrado que la IA comienza a tener un rol protagónico en la educación universitaria, un estudio en México, resalta el impacto de ChatGPT en el desempeño de los estudiantes, encontrando resultados positivos en relación a la productividad científica, aunque también se logró evidenciar que existen cierto riesgos relacionados a la dependencia tecnológica y la necesidad de un uso crítico y ético de estas herramientas, las cuales son necesarias para potenciar el aprendizaje [5]. Con esta información se logra evidenciar que la IA se muestra como un recurso con gran potencial para mejorar y fortalecer tanto la motivación como el rendimiento académico, pero para cuyo aprovechamiento es necesario establecer un marco pedagógico y regulatorio adecuado.

En el Perú, los autores [6] mencionaron que la IA tiene un efecto positivo en el rendimiento académico de los estudiantes universitarios, siempre que se logre una mejora en la calidad del aprendizaje, esto demuestra que no es suficiente con solo implementar tecnologías emergentes sino también es de vital importancia crear contextos institucionales que favorezcan su integración efectiva. La IA puede promover la motivación académica, la innovación, la personalización del aprendizaje, así como aspectos cruciales para mejorar la calidad de la educación superior en el país.

Finalmente, en el ámbito local, aún se evidencia un vacío respecto a como la inteligencia artificial impacta directamente en la motivación académica de los estudiantes universitarios peruanos. Esta área de estudio es relevante debido a que la motivación académica es un factor primordial para la persistencia, el rendimiento académico, así como para la formación del estudiante. La presente investigación tiene por finalidad conocer y atender dicho vacío, ofreciendo evidencia que contribuya al diseño de políticas y estrategias pedagógicas que logren optimizar el uso de la IA en las universidades peruanas.

II. METODOLOGÍA

La metodología utilizada en esta investigación está enmarcada en el enfoque inductivo- deductivo, el cual es utilizado ampliamente por los investigadores, este enfoque fusiona dos procesos principales: la inducción, que nace a partir de la observación particular con la finalidad de generar conclusiones de carácter general y la deducción, en la cual se aplica principios generales con la finalidad de interpretar situaciones específicas [7]. El tipo de estudio fue cuantitativo, ya que estuvo orientado a la recolección y análisis específico de datos con la finalidad de medir de forma sistemática las variables del estudio. El diseño empleado fue cuasi- experimental, ya que permite establecer relaciones entre las variables y cuya finalidad es identificar la incidencia y comparar grupos [8]. Finalmente es importante mencionar que el estudio fue longitudinal de corto plazo, el cual corresponde a un ciclo académico específico y estuvo enmarcado en un contexto espacial y temporal definido [7].

Esquema de diseño de investigación

GE: O₁ - X- O₂

GC: O₃ - - - O₄

O₁ / O₃= Pretest (medición inicial de la motivación en ambos grupos de estudio)

X: Intervención (uso de la inteligencia artificial). **O₂ / O₄**= Postest (medición final de la motivación en ambos grupos)

Población, muestra y unidad de análisis

Población de estudio

180 estudiantes del curso de matemática 1

Muestra

Se trabajó con una muestra no probabilística de tipo intencional conformada por 180 estudiantes, distribuidos en un grupo experimental (n=90) y un grupo control (n=90).

Criterios de Inclusión y Exclusión Inclusión:

Se considera la totalidad de los estudiantes del II ciclo que cursaban el curso de matemática 1.

Exclusión: Estudiantes que presentan inasistencias frecuentes a las clases.

Técnicas e Instrumentos de Datos

En esta investigación se empleó como técnica principal a la observación, en la cual fue valorada mediante una rubrica diseñada para analizar la eficacia en la implementación de las herramientas de inteligencia artificial en el proceso formativo. Así mismo se emplearon técnicas como la recolección de información y la aplicación de un cuestionario estructurado, con el fin de medir los niveles de motivación académica de los estudiantes. La rúbrica utilizada en esta investigación, así como el cuestionario fueron elaborados bajo un enfoque por competencias y aplicados en dos momentos: antes y después de la intervención experimental. Es importante mencionar que ambos instrumentos pasaron por un proceso de validación, siendo 4 expertos con el grado de doctor los que dieron el visto bueno. Así mismo se llevó a cabo una prueba piloto con 30 estudiantes, tras ello se obtuvo una fiabilidad de 0.92, el cual indica que el instrumento tiene una alta consistencia interna.

Procedimiento y Métodos de Análisis

De acuerdo con los procedimientos establecidos, la recolección de datos fue llevada a cabo directamente por los investigadores de este estudio, quienes intervinieron manipulando la variable, mediante la implementación de las herramientas de IA. En relación con el análisis estadístico en primer lugar se aplicaron las pruebas de normalidad a dos grupos de estudio. Luego de ello, se utilizó la prueba T de student para las muestras relacionadas en aquellas dimensiones que cumplían con todos los supuestos, mientras que de forma complementaria se realizó la prueba no paramétrica U de Mann Whitney con la finalidad de reforzar el análisis. Asimismo, para la comparación intragrupo se aplicó la prueba de Wilcoxon cuando no se cumplían los supuestos de normalidad, y para la comparación intergrupos se utilizó la prueba U de Mann-Whitney. Finalmente, todo el procesamiento de la información se llevó a cabo con el software SPSS, versión 26.

III.RESULTADOS

Tabla 1

Niveles de la motivación académica del pretest y post test

Nivel	Control Pretest (f)	Control Pretest (%)	Control Posttest (f)	Control Posttest (%)	Experimental Pretest (f)	Experimental Pretest (%)	Experimental Posttest (f)	Experimental Posttest (%)
Inicio	9	10.0%	6	6.7%	10	11.1%	2	2.2%
En proceso	81	90.0%	72	80.0%	80	88.9%	20	22.2%
Logrado	0	0.0%	12	13.3%	0	0.0%	68	75.6%
Total	90	100%	90	100%	90	100%	90	100%

Fuente: Datos extraídos del cuestionario aplicado

En la Tabla 1, En el análisis descriptivo por grupos se observa que, en el pretest, tanto el grupo control como el experimental presentaban mayoritariamente niveles “En

proceso”, sin presencia significativa del nivel “Logrado”. Tras la intervención, el grupo experimental evidenció un desplazamiento marcado hacia el nivel “Logrado” (75.6%), acompañado de una reducción sustancial en los niveles “Inicio” y “En proceso”. En contraste, el grupo control mostró mejoras más moderadas en el postest. Estos resultados descriptivos sugieren un efecto más pronunciado de la intervención basada en inteligencia artificial en comparación con la evolución natural observada en el grupo control.

Tabla 2
Niveles de la dimensión motivación intrínseca del pretest y post test

Nivel	Control Pretest (f)	Control Pretest (%)	Control Posttest (f)	Control Posttest (%)	Experimental Pretest (f)	Experimental Pretest (%)	Experimental Posttest (f)	Experimental Posttest (%)
Inicio	9	10.0%	5	5.6%	11	12.2%	2	2.2%
Proceso	72	80.0%	63	70.0%	68	75.6%	14	15.6%
Logrado	9	10.0%	22	24.4%	11	12.2%	74	82.2%
Total	90	100%	90	100%	90	100%	90	100%

Fuente: Datos extraídos del cuestionario aplicado.

En la Tabla 2 En el pretest, tanto el grupo control como el experimental presentaron una mayor concentración en el nivel “Proceso”, evidenciando niveles intermedios de motivación intrínseca. Tras la intervención, el grupo experimental mostró un cambio sustancial hacia el nivel “Logrado” (82.2%), acompañado de una reducción significativa en los niveles “Inicio” y “Proceso”. En contraste, el grupo control presentó mejoras moderadas en el postest, con un incremento del nivel “Logrado” hasta 24.4%. Estos resultados descriptivos sugieren que la intervención basada en inteligencia artificial estuvo asociada con un aumento considerable de la motivación intrínseca en el grupo experimental en comparación con el grupo control.

Tabla 3
Análisis descriptivo de la dimensión motivación extrínseca del pretest y post test

Nivel	Control Pretest (f)	Control Pretest (%)	Control Posttest (f)	Control Posttest (%)	Experimental Pretest (f)	Experimental Pretest (%)	Experimental Posttest (f)	Experimental Posttest (%)
Inicio	10	11.1%	8	8.9%	11	12.2%	2	2.2%
Proceso	65	72.2%	60	66.7%	69	76.7%	16	17.8%
Logrado	15	16.7%	22	24.4%	10	11.1%	72	80.0%
Total	90	100%	90	100%	90	100%	90	100%

Fuente: Datos extraídos del cuestionario aplicado-

En el pretest, tanto el grupo control como el experimental presentaban una mayor concentración en el nivel “Proceso”, lo que evidencia niveles intermedios de motivación extrínseca antes de la intervención. En el postest, el grupo experimental mostró un desplazamiento notable hacia el nivel “Logrado” (80.0%), acompañado de una reducción significativa en los niveles “Inicio” y “Proceso”. Por su parte, el grupo control evidenció mejoras moderadas, con un incremento del nivel “Logrado” hasta 24.4%. Estos resultados descriptivos sugieren

que la intervención basada en herramientas de inteligencia artificial estuvo asociada con un aumento más pronunciado de la motivación extrínseca en comparación con el grupo que no recibió la intervención.

Tabla 4.
Niveles de la dimensión desmotivación *del pretest y post test*

Nivel	Control Pretest (f)	Control Pretest (%)	Control Posttest (f)	Control Posttest (%)	Experimental Pretest (f)	Experimental Pretest (%)	Experimental Posttest (f)	Experimental Posttest (%)
Inicio	8	8.9%	4	4.4%	8	8.9%	1	1.1%
En proceso	70	77.8%	50	55.6%	70	77.8%	20	22.2%
Logrado	12	13.3%	36	40.0%	12	13.3%	69	76.7%
Total	90	100%	90	100%	90	100%	90	100%

Fuente: Datos extraídos del cuestionario aplicado.

En el pretest, tanto el grupo control como el experimental presentaban una mayor concentración en el nivel “En proceso” (77.8%), evidenciando niveles intermedios en la dimensión evaluada. Tras la intervención, el grupo experimental mostró un desplazamiento significativo hacia el nivel “Logrado” (76.7%), acompañado de una reducción sustancial en los niveles “Inicio” y “En proceso”. En contraste, el grupo control también evidenció mejoras, aunque de menor magnitud, alcanzando un 40.0% en el nivel “Logrado”. Estos resultados descriptivos sugieren un efecto más pronunciado de la intervención en el grupo experimental en comparación con el grupo control.

Estadísticos de la prueba de hipótesis general

Ho: El uso de herramientas de inteligencia artificial no tiene incidencia significativa en la motivación académica de los estudiantes universitarios de una universidad del Perú.

H1: El uso de herramientas de inteligencia artificial tiene incidencia significativa en la motivación académica de los estudiantes universitarios de una universidad del Perú.

Tabla 5
Resultados de la prueba de T- Student para la constratación de la hipótesis general

Grupo de estudio	Antes del Taller Media (DE)	Después del Taller Media (DE)	t	p
Experimental (n=90)	47.5 (6.2)	69.0 (5.1)	-14.200	< 0.001
Control (n=90)	44.8 (5.8)	55.7 (5.6)	-2.300	0.025

Los resultados de la prueba *t* de Student para muestras relacionadas evidencian un incremento altamente significativo en la motivación académica del grupo experimental después de la intervención (M = 47.5; DE = 6.2 vs. M = 69.0; DE = 5.1; $t = -14.200$; $p < 0.001$), lo que indica un efecto estadísticamente sólido del uso de herramientas de inteligencia artificial.

En el grupo control también se observó un aumento significativo ($M = 44.8$; $DE = 5.8$ vs. $M = 55.7$; $DE = 5.6$; $t = -2.300$; $p = 0.025$), aunque de menor magnitud. En conjunto, estos resultados sugieren que la intervención basada en IA produjo un impacto más pronunciado en la motivación académica en comparación con el grupo que no recibió la intervención.

Tabla 6 Niveles de la dimensión intrínseca del pretest y pos test Estadístico U de Mann – Whitney

Fase	N Exp.	% Exp.	Rango prom. Exp.	N Ctrl.	% Ctrl.	Rango prom. Ctrl.	U	Z	Sig. (p)
Preprueba	90	50.0	97.2	90	50.0	83.8	3100.0	-3.45	0.001**
Posprueba	90	50.0	135.6	90	50.0	45.4	1205.0	-7.35	0.000**

Los resultados de la prueba U de Mann–Whitney evidencian que, en la preprueba, se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre el grupo experimental y el grupo control ($U = 3100.0$; $Z = -3.45$; $p = 0.001$), lo que indica que ambos grupos no partían de condiciones completamente equivalentes en la dimensión de motivación intrínseca.

En la posprueba, se observa una diferencia altamente significativa entre los grupos ($U = 1205.0$; $Z = -7.35$; $p < 0.001$), con un rango promedio considerablemente mayor en el grupo experimental, lo que sugiere un efecto más pronunciado de la intervención basada en herramientas de inteligencia artificial en comparación con el grupo control

Tabla 7 Estadístico de la prueba de Wilcoxon

Grupo	Rangos negativos (n)	% Rangos neg.	Rangos positivos (n)	% Rangos pos.	Empates (n)	Z	Sig. (p)
Experimental	0	0.0%	87	96.7%	3	-6.000	0.000**
Control	2	2.2%	85	94.4%	3	-6.800	0.000**

En ambos grupos predominan los rangos positivos, lo que indica que la mayoría de los estudiantes mejoró sus puntajes después de la intervención. En el grupo experimental no se registraron rangos negativos, mientras que en el grupo control fueron mínimos (2.2%). Además, en ambos casos la prueba de Wilcoxon muestra resultados altamente significativos ($p < 0.001$), evidenciando cambios estadísticamente significativos entre el pretest y el posttest.

Tabla 8. Niveles de la dimensión extrínseca del pretest y post Test

Estadístico U de Mann- Whitney

Fase	N Exp.	% Exp.	Rango promedio Exp.	N Ctrl.	% Ctrl.	Rango promedio Ctrl.	U	Z	Sig. (p)
Preprueba	90	50.0	90.5	90	50.0	91.2	3920.0	-0.812	0.412
Posprueba	90	50.0	134.0	90	50.0	47.0	1280.0	-7.900	0.000**

En el estadístico Mann-Whitney la preprueba, se observan diferencias significativas entre el grupo experimental y el control ($p = 0.001$), aunque la magnitud es moderada. En la posprueba, la diferencia es altamente significativa ($p < 0.001$), con un rango promedio considerablemente mayor en el grupo experimental.

Esto indica que, tras la intervención, la dimensión extrínseca de la motivación aumentó significativamente en el grupo experimental en comparación con el grupo control.

Tabla 9 Estadística de la prueba de Wilcoxon

Grupo	Rangos Negati vos (n)	% Rang os Neg. os (n)	Rango s Positiv os (n)	% Rang os Pos. os (n)	Empat es (n)	Z	Sig. (p)
Experime ntal	0	0.0%	88	97.8 %	2	-6.2 0	0.00 **
Control	1	1.1%	87	96.7 %	2	-6.8 0	0.00 **

En el grupo experimental, el 97.8% de los estudiantes presentó rangos positivos ($n = 88$), lo que indica que casi la totalidad mejoró su puntaje en el posttest respecto al pretest. No se registraron rangos negativos y solo se observaron 2 empates. La prueba de Wilcoxon evidenció un resultado altamente significativo ($Z = -6.20$; $p < 0.001$), lo que confirma que la mejora observada no se debe al azar.

En el grupo control, también predominan los rangos positivos (96.7%; $n = 87$), con un número mínimo de rangos negativos (1.1%) y 2 empates. El resultado igualmente fue estadísticamente significativo ($Z = -6.80$; $p < 0.001$), indicando cambios entre el pretest y el posttest.

Tabla 10 Niveles de la dimensión desmotivación del pretest y post test. Estadístico de la prueba U de Mann- Whitney

Fase	N Exp.	% Exp.	Rango prom. Exp.	N Ctrl.	% Ctrl.	Rango prom. Ctrl.	U	Z	Sig. (p)
Preprueba	90	50.0	95.4	90	50.0	85.6	3180.0	-1.95	0.056
Posprueba	90	50.0	137.8	90	50.0	43.2	1185.0	-7.48	0.000**

En la posprueba, se observaron diferencias altamente significativas ($p < 0.001$), con un rango promedio considerablemente mayor en el grupo experimental, lo que sugiere que la intervención redujo significativamente la desmotivación en comparación con el grupo control.

Tabla 11
Estadístico de la prueba de Wilcoxon

Grupo	Rangos negativos (n)	% Rangos neg.	Rangos positivos (n)	% Rangos pos.	Empates (n)	Z	Sig. (p)
Experimental	0	0.0%	88	97.8%	2	-6.45	0.000**
Control	1	1.1%	87	96.7%	2	-6.85	0.000**

En ambos grupos predominan los rangos positivos, lo que evidencia una mejora en la dimensión desmotivación tras la intervención. La prueba de Wilcoxon muestra diferencias altamente significativas en el grupo experimental y en el grupo control ($p < 0.001$), indicando cambios estadísticamente significativos entre el pretest y el posttest, con mayor consistencia en el grupo experimental al no presentar rangos negativos.

IV. DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio demostraron que la implementación de herramientas de inteligencia artificial tuvo un impacto positivo y significativo en la cual pudo comprobarse estadísticamente en la dimensión motivación académica de los universitarios. De acuerdo con el grupo experimental, el nivel de logro paso de 0% a 76.1% (Tabla 1), a su vez el grupo control tuvo un avance moderado de 0% al 13.3%. Estas notables diferencias corroboradas en la prueba T de student ($T = -14.200$; $p < 0.001$) y la prueba de Wilcoxon ($Z = -6.45$; $p < 0.001$) demostraron que la IA trabaja como un agente el cual desarrolla interés, compromiso y autorregulación del aprendizaje, ello se evidencia en [9] en donde los resultados arrojaron que la mayoría de los estudiantes perciben que la IA les otorga ventaja y que mejora notablemente el desempeño de los estudiantes, lo que resalta que las herramientas de IA pueden operar como motivadores del aprendizaje, siempre que sean utilizados de manera ética, así mismo en la investigación [10].

De acuerdo con los resultados obtenidos, una mejor alfabetización en IA se logra cuando esta implementación esta autorregulada y por ende se asocia a un mejor rendimiento académico el cual se alinea se alinea con una mayor motivación académica, así mismo lo datos demuestran que Al literacy predice de manera positiva el rendimiento de tarea con un ($\beta = 0.153$, $p < 0.05$), mientras que la estrategias de numeración tienen un efecto con mayor potencia ($\beta = 0.237$, $p < 0.01$). Estos hallazgos demuestran que existe una mejora en la motivación académica, la cual es variable moderadora

relacionada al desempeño.

Los resultados de la dimensión intrínseca, en el pos- test demostraron que el 80.6% de los estudiantes del grupo experimental alcanzó un nivel logrado, frente al 25% del grupo control. Este incremento se relacionó directamente con el desarrollo de la autonomía y la curiosidad cognitiva en la cual la IA promueve los entornos adaptativos y la realización de feedback personalizados. Al respecto [11] sostuvieron que la motivación intrínseca, se ve fortalecida cuando las herramientas de IA personalizan los desafíos y logran que los estudiantes observen su progreso en tiempo real, es importante mencionar la investigación [12] en donde los sistemas de aprendizaje personalizado conectados con IA, impulsaron el rendimiento y la motivación académica entre 7 y 30% y ello redujo la deserción hasta un 15%, esta investigación demostró el aumento sustancial en el grupo experimental ya que la IA ofrece una estructura eficiente, coherente y estructurada.

Estos hallazgos se relacionan con [13],[14], quienes sostuvieron que la retroalimentación predictiva apoyada en IA fomento la autoeficacia, el cual es el elemento principal de la motivación intrínseca, según Bandura. En esta misma línea [15] en sus resultados demostraron que la percepción del control en el proceso de aprendizaje, lo cual se relaciona directamente con la persistencia de los estudiantes.

En relación con la motivación extrínseca el 83.3% del grupo experimental logro alcanzar un nivel logrado en el pos-test, demostrando que la IA actúa como factor de refuerzo externo a través de la gamificación y la evaluación personalizada y sistematizada. Así mismo, estos resultados coinciden con [16] donde se integró 19 investigaciones y se obtuvo un tamaño de efecto general grande ($g = 0.683$) evidenciando un impacto significativo entre las intervenciones con IA en el rendimiento académico y la motivación en los universitarios, de la misma manera en el estudio [17] se aplicó a 148 estudiantes de ingeniería, resaltando que más del 50% mostro una mejora en su aprendizaje, creatividad e iniciativa, mientras que la mitad reportó un mayor desarrollo del pensamiento independiente. De acuerdo con [18] la IA fomenta bucles de retroalimentación más dinámico y personalizado, lo cual potencia, las experiencias de aprendizaje adaptativo centrado en los estudiantes, en otras palabras, la IA no solo trabaja como incentivo externo, sino también mejora el contexto pedagógico. El marco conceptual de esta investigación refuerza los hallazgos encontrados en esta dimensión, alinear las tecnologías innovadoras con la motivación académica.

En la dimensión desmotivación, los resultados demostraron una reducción significativa en el grupo experimental, el nivel logrado se elevó de 13.3% a 80.6%,

mientras que el grupo control solo alcanzó un 20%, estos resultados se apoyan en la investigación de [19] quienes demostraron que la IA ofrece rápidas respuestas y orientación personalizada, mitigando los sentimientos de frustración y así reducir la desmotivación en el grupo experimental, así mismo se demostró que el 22% de los estudiantes reportaron usar ChatGPT, obteniendo una rapidez de respuesta con la herramienta (media =4.465). la IA demostró tener un efecto significativo ya que redujo la desmotivación y fortaleció la autonomía de los estudiantes. Así mismo valores Z entre -6.00 y - 6.85 con $p < 0.001$, está respaldado por lo expuesto por [20] quienes en sus resultados demostraron que los entornos de aprendizaje mediados por la IA reducen la procrastinación y la desmotivación académica, así mismo los autores señalan que la IA no sustituye al docente, sino que amplía su capacidad para ofrecer un acompañamiento personalizado y continuo, con la finalidad de elevar a niveles altos la motivación de los estudiantes.

Finalmente, desde una línea comparativa, los datos de esta investigación, obtuvo un aumento de medias de 47.5 a 69.0 en el grupo experimental, lo cual tiene relación con lo encontrado en la investigación [21], [22] realizados en universidades de Jordania, el 68.4% de los estudiantes reportaron que usan continuamente las herramientas de inteligencia artificial y más del 72% manifestó que aumento su motivación y compromiso académico, estos hallazgos reportaron que existe una relación positiva entre la motivación y el compromiso académico, confirmando su relación positiva entre la motivación, desempeño y bienestar estudiantil.

En resumen, los resultados de esta investigación confirman que implementar herramientas de inteligencia artificial no solo permite incrementar los niveles de motivación académica, sino que al mismo tiempo reduce significativamente la desmotivación, logrando promover un aprendizaje autónomo, reflexivo, personalizado y sostenido. Los valores estadísticos ($t = -14.200$; $p < 0.001$ y Z entre - 6.00 y - 6.85; $p < 0.001$) respaldan el uso de la IA como herramienta mediadora del aprendizaje y la consolidación del rendimiento académico, de esta manera la IA se consolida como un recurso pedagógico innovador, transformador que potencia la autorregulación y la satisfacción de los estudiantes, convirtiéndose en una herramienta esencial en el proceso aprendizaje. Estos resultados son consistentes con la necesidad de promover estrategias institucionales y lineamientos ministeriales que impulsen la formación docente en el uso ético y pedagógico de la IA, en concordancia con las políticas de transformación digital del MINEDU.

V. CONCLUSIONES

De acuerdo con los resultados de esta investigación se confirmó que la implementación de herramientas de IA incrementa significativamente la motivación académica de los estudiantes universitarios. Así mismo se comprobó en el proceso estadístico que los niveles de logro en el grupo experimental se elevaron de 0% hasta el 76.1% en comparación con el grupo control.

La IA se consagro como un agente facilitador del aprendizaje autorreflexivo, autónomo y autorregulado, potenciando así a la motivación intrínseca, así como la extrínseca. Los resultados de las pruebas ($t = -14.200$; $p < 0.001$ y $Z = -6.45$; $p < 0.001$) evidenciaron el efecto positivo y significativo de la implementación.

Finalmente, de acuerdo con la dimensión intrínseca, la IA desarrollo la curiosidad cognitiva y la autonomía, por otro lado, en relación con la dimensión extrínseca se promovió un estímulo externo a través de la gamificación y la retroalimentación personalizada. Es importante mencionar que en la dimensión desmotivación se evidenció una disminución importante, lo cual evidencia la implementación estratégica de la IA contribuyo a la mejora significativa en el proceso aprendizaje.

VI. RECOMENDACIONES

Se recomienda fomentar y motivar el uso ético y pedagógico de las herramientas de inteligencia artificial en el aula universitaria, sobre todo en los cursos de ciencias e ingeniería, en donde su aplicación logre reforzar la comprensión y la motivación en el proceso de aprendizaje.

Las universidades deberían tener un plan de capacitación en cada ciclo académico, en donde logren alfabetizar digitalmente en IA, asegurando así que se oriente el desarrollo de competencias tanto cognitivas como socioemocionales.

Finalmente se sugiere replicar esta investigación en otros estudios en grupos de estudiantes de diferentes carreras, con la finalidad de identificar los efectos de la IA en diversas áreas académicas, así como incorporar metodologías mixtas que integran a su vez datos de enfoque cualitativo sobre la experiencia de los estudiantes universitarios, se sugiere que los hallazgos de esta investigación puedan orientar futuras políticas universitarias contribuyendo a mejorar la retención y el bienestar en la educación superior.

REFERENCIAS

- [1] M. J. Islam, A. B. Akhi, M. M. Rahman, H. H. Tuhin, M. A. Kayum, and M. U. Hasan, "The Impact of AI and ChatGPT on Bangladeshi University Students: A Machine Learning Approach," in *2025 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering, ECCE 2025*, 2025. doi: 10.1109/ECCE64574.2025.11014010.
- [2] V. Funda, N. Busiswa, and A. Mbangeleli, "Artificial Intelligence (AI) as a Tool to Address Academic Challenges in South African Higher Education," *Int. J. Learn. Teach. Educ. Res.*, vol. 23, no. 11, pp. 520–537, 2024, doi: 10.26803/ijlter.23.11.27.
- [3] M. Abbas, F. A. Jam, and T. I. Khan, "Is it harmful or helpful? Examining the causes and consequences of generative AI usage among university students," *Int. J. Educ. Technol. High. Educ.*, vol. 21, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s41239-024-00444-7.
- [4] A. Billman, "Impact Analysis of the Use of Artificial Intelligence with Self-Regulated Learning Theory on Student Academic Performance in Indonesia," in *Proceedings of the International Conference on Computer Engineering, Network and Intelligent Multimedia, CENIM 2024*, 2024. doi: 10.1109/CENIM64038.2024.10882800.
- [5] M. F. Shahzad, S. Xu, W. M. Lim, X. Yang, and Q. R. Khan, "Artificial intelligence and social media on academic performance and mental well-being: Student perceptions of positive impact in the age of smart learning," *Heliyon*, vol. 10, no. 8, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e29523.
- [6] C. Zhou, T. Ren, and L. Lang, "The impact of AI-Based adaptive learning technologies on motivation and engagement of higher education students," *Educ. Inf. Technol.*, 2025, doi: 10.1007/s10639-025-13646-x.
- [7] F. A. Sánchez Flores, "Fundamentos Epistémicos de la Investigación Cualitativa y Cuantitativa: Consensos y Disensos," *Rev. Digit. Investig. en Docencia Univ.*, vol. 13, no. 1, pp. 101–122, 2019, [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=498572906008>
- [8] R. Villegas, H. G. Tregnaghi, and H. Ramírez, "Quasi-experimental analysis of the effect of a leadership training program on the self-esteem of university students," *Rev. Científica la UCSA*, vol. 6, pp. 20–26, Aug. 2019, doi: 10.18004/ucsa/2409-8752/2019.006.02.020-026.
- [9] A. M. Al-Falahat, "Artificial Intelligence tools perceptions: A survey to measure the Perceptions of Engineering Students," *Int. J. Innov. Res. Sci. Stud.*, vol. 8, no. 3, pp. 3344–3355, 2025, doi: 10.53894/ijirss.v8i3.7242.
- [10] J. T. K. Phua, H.-F. Neo, and C.-C. Teo, "Evaluating the Impact of Artificial Intelligence Tools on Enhancing Student Academic Performance: Efficacy Amidst Security and Privacy Concerns," *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 9, no. 5, 2025, doi: 10.3390/bdcc9050131.
- [11] N. H. Mwilongo and K. M. Mwita, "The role of artificial intelligence on the academic performance of university students: The mediating role of intrinsic motivation to learn," *Innov. Educ. Teach. Int.*, vol. 62, no. 5, pp. 1467–1483, 2025, doi: 10.1080/14703297.2025.2534440.
- [12] O. Bazyl, O. Abilova, O. Karpenko, H. Mierienkov, and A. Poliakova, "Assessing the impact of artificial intelligence integration on educational processes in higher education institutions of Ukraine and Kazakhstan," *Sustain. Eng. Innov.*, vol. 7, no. 1, pp. 97–116, 2025, doi: 10.37868/sei.v7i1.id418.
- [13] N. H. Haron, R. Mahmood, N. M. Amin, A. Ahmad, and S. R. Jantan, "An Artificial Intelligence Approach to Monitor and Predict Student Academic Performance," *J. Adv. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 44, no. 1, pp. 105–119, 2025, doi: 10.37934/araset.44.1.105119.
- [14] H. Leite, "Artificial intelligence in higher education: Research notes from a longitudinal study," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 215, 2025, doi: 10.1016/j.techfore.2025.124115.
- [15] F. T. Johora, M. N. Hasan, A. Rajbongshi, M. Ashrafuzzaman, and F. Akter, "An explainable AI-based approach for predicting undergraduate students academic performance," *Array*, vol. 26, 2025, doi: 10.1016/j.array.2025.100384.
- [16] J. Gu and Z. Yan, "Effects of GenAI Interventions on Student Academic Performance: A Meta-Analysis," *J. Educ. Comput. Res.*, vol. 63, no. 6, pp. 1460–1492, 2025, doi: 10.1177/07356331251349620.
- [17] L. Fan, K. Deng, and F. Liu, "Educational impacts of generative artificial intelligence on learning and performance of engineering students in China," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-06930-w.
- [18] E. Ukwandu, O. Omisade, K. Jones, S. Thorne, and M.

Castle, “The future of teaching and learning in the context of emerging artificial intelligence technologies,” *Futures*, vol. 171, 2025, doi: 10.1016/j.futures.2025.103616.

- [19] K. Z. Al Azri, R. Tumati, and S. S. Al Tarshi, “Impact of Artificial Intelligence on Student Learning in Oman,” in *International Conference for Artificial Intelligence: Applications, Innovation and Ethics, AI2E* 2025, 2025, doi: 10.1109/AI2E64943.2025.10983758.
- [20] X. Xu, L. Qiao, N. Cheng, H. Liu, and W. Zhao, “Enhancing self-regulated learning and learning experience in generative AI environments: The critical role of metacognitive support,” *Br. J. Educ. Technol.*, vol. 56, no. 5, pp. 1842–1863, 2025, doi: 10.1111/bjet.13599.
- [21] E. Singh, P. Vasishta, and A. Singla, “AI-enhanced education: exploring the impact of AI literacy on generation Z’s academic performance in Northern India,” *Qual. Assur. Educ.*, vol. 33, no. 2, pp. 185–202, 2025, doi: 10.1108/QAE-02-2024-0037.
- [22] M. Al Mashagbeh, M. Alsharqawi, U. Tudevdayva, and H. J. Khasawneh, “Student engagement with artificial intelligence tools in academia: a survey of Jordanian universities,” *Front. Educ.*, vol. 10, 2025, doi: 10.3389/educ.2025.1550147.