

Factors Influencing the Effective Integration of Artificial Intelligence in the Learning of Higher Education Students

Espinoza Velasquez, Katherine Marie¹; Durand Saavedra, Demetrio Pedro²

^{1,3} Universidad Ricardo Palma, Perú, katherine.espinoza@urp.edu.pe, demetrio.durand@urp.edu.pe

Abstract– *The rapid adoption of artificial intelligence (AI) in higher education has transformed teaching and learning processes. However, the effective integration of AI into learning activities depends on multiple technological, individual, and institutional factors that have not yet been sufficiently explored in emerging educational contexts. The objective of this study is to analyze the factors that influence the effective integration of artificial intelligence in higher education learning and its impact on student engagement. A quantitative, cross-sectional research design was employed using a structured questionnaire administered to a sample of 150 higher education students enrolled in engineering programs and business-related fields. The conceptual model integrates constructs derived from the Technology Acceptance Model (TAM), digital competence, institutional support, effective AI integration, and learning engagement. Data were analyzed using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) with the WarpPLS 7.0 software. The results show that perceived ease of use and institutional support have a positive and statistically significant effect on the effective integration of artificial intelligence in learning, while digital competence does not exhibit a significant direct effect. In addition, effective AI integration positively and significantly influences student engagement. The model demonstrates acceptable predictive capability and an adequate overall fit for an exploratory study. These findings contribute to the understanding of artificial intelligence adoption in higher education and offer practical implications for the design of institutional strategies aimed at promoting the meaningful and responsible use of AI in higher education.*

Keywords– *Artificial intelligence in education, Technology Acceptance Model (TAM), student engagement, digital competence, higher education*

Factores que influyen en la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje de estudiantes de educación superior

Espinoza Velasquez, Katherine Marie¹ ; Durand Saavedra, Demetrio Pedro² 

^{1,3} Universidad Ricardo Palma, Perú, katherine.espinoza@urp.edu.pe, demetrio.durand@urp.edu.pe

Resumen– La rápida adopción de la inteligencia artificial (IA) en la educación superior ha transformado los procesos de enseñanza y aprendizaje. Sin embargo, la integración efectiva de la IA en las actividades de aprendizaje depende de múltiples factores tecnológicos, individuales e institucionales que aún no han sido suficientemente explorados en contextos educativos emergentes. El objetivo de este estudio es analizar los factores que influyen en la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje en la educación superior y su impacto en el compromiso del estudiante. Se empleó un diseño de investigación cuantitativo y transversal, utilizando un cuestionario estructurado aplicado a una muestra de 150 estudiantes de educación superior matriculados en programas de ingeniería y carreras afines a los negocios. El modelo conceptual integra constructos derivados del Technology Acceptance Model (TAM), la competencia digital, el apoyo institucional, la integración efectiva de la IA y el compromiso con el aprendizaje. Los datos fueron analizados mediante Modelos de Ecuaciones Estructurales con Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM), utilizando el software WarpPLS 7.0. Los resultados muestran que la facilidad de uso percibida y el apoyo institucional tienen un efecto positivo y estadísticamente significativo sobre la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje, mientras que la competencia digital no presenta un efecto directo significativo. Asimismo, la integración efectiva de la IA influye positiva y significativamente en el compromiso del estudiante. El modelo presenta una capacidad predictiva aceptable y un ajuste global adecuado para un estudio exploratorio. Estos hallazgos contribuyen a la comprensión de la adopción de la inteligencia artificial en la educación superior y ofrecen implicancias prácticas para el diseño de estrategias institucionales orientadas a promover un uso significativo y responsable de la IA en la educación superior.

Palabras clave– Inteligencia artificial en educación, Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM), compromiso del estudiante, competencia digital, educación superior.

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) ha experimentado un crecimiento acelerado, generando transformaciones significativas en diversos ámbitos de la sociedad, incluida la educación superior. En particular, el desarrollo y la masificación de herramientas de IA generativa han abierto nuevas posibilidades para apoyar los procesos de enseñanza y aprendizaje, ofreciendo a los estudiantes recursos para la búsqueda de información, la comprensión de contenidos y la realización de tareas académicas de manera más eficiente [1], [2].

Este escenario resulta especialmente relevante en contextos de educación superior, particularmente en programas de ingeniería y en aquellos relacionados con la gestión y los negocios, donde el uso de tecnologías digitales y herramientas inteligentes se ha vuelto cada vez más frecuente como parte de los procesos formativos. En programas como la ingeniería industrial, la ingeniería empresarial y carreras de negocios con un fuerte componente tecnológico, la IA comienza a integrarse de manera transversal en actividades académicas vinculadas al análisis, la toma de decisiones y la resolución de problemas complejos [3], [5].

No obstante, la creciente presencia de la IA en los entornos educativos también ha generado debates relevantes en torno a su uso adecuado, su impacto en el aprendizaje y el riesgo de prácticas académicas poco éticas. Mientras algunos enfoques destacan el potencial de la IA para personalizar el aprendizaje y fortalecer la autonomía del estudiante, otros advierten que su adopción sin una orientación pedagógica clara puede limitar el desarrollo de habilidades cognitivas y críticas. En este contexto, resulta necesario comprender no solo la disponibilidad de estas tecnologías, sino cómo y bajo qué condiciones son integradas de manera efectiva en el aprendizaje universitario [4].

La literatura existente sobre adopción tecnológica en educación ha abordado el uso de herramientas digitales desde modelos consolidados, como el Technology Acceptance Model (TAM) y sus extensiones, los cuales explican la intención de uso de una tecnología a partir de factores como la utilidad percibida y la facilidad de uso. Sin embargo, en el caso específico de la IA generativa aplicada al aprendizaje universitario, estos enfoques resultan insuficientes si no se consideran variables propias del contexto educativo actual, tales como la competencia digital del estudiante y el apoyo institucional para el uso académico de estas tecnologías, especialmente en entornos de formación en ingeniería y gestión [8], [9], [10], [11].

Diversos estudios recientes han señalado que la simple adopción de herramientas de IA no garantiza mejoras en el aprendizaje, y que su impacto depende en gran medida de la capacidad de los estudiantes para utilizarlas de manera crítica, responsable y alineada con objetivos académicos. Asimismo, el rol de las instituciones de educación superior se vuelve fundamental, ya que la ausencia de lineamientos claros y de acompañamiento docente puede generar percepciones

ambiguas sobre el uso legítimo de la IA en el ámbito académico [6], [7].

A pesar del creciente interés por la IA en la educación superior, se identifica una brecha en la literatura empírica respecto a modelos integrales que expliquen la integración efectiva de la IA en el aprendizaje universitario y su relación con el compromiso del estudiante. La mayoría de los estudios se ha centrado en la intención de uso o en percepciones generales, dejando de lado el análisis de cómo estas tecnologías se incorporan realmente en las prácticas de aprendizaje y cómo pueden informar el diseño de estrategias pedagógicas basadas en IA [2], [4].

Ante este escenario, el presente estudio tiene como objetivo analizar los factores que influyen en la integración efectiva de herramientas de inteligencia artificial en el aprendizaje universitario, así como examinar su impacto en el compromiso con el aprendizaje de estudiantes de programas de ingeniería, ingeniería aplicada y carreras de negocios afines. Para ello, se propone y valida empíricamente un modelo conceptual que integra variables de aceptación tecnológica, competencia digital y apoyo institucional, utilizando un enfoque cuantitativo basado en Modelos de Ecuaciones Estructurales mediante Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM). De este modo, el estudio busca aportar evidencia empírica relevante para la educación en ingeniería y relacionadas a los negocios, ofreciendo un marco analítico que puede servir de referente para el diseño y la implementación de prácticas pedagógicas apoyadas por IA en la educación superior.

II. MODELO CONCEPTUAL E HIPÓTESIS

El uso de herramientas de inteligencia artificial en la educación superior ha sido ampliamente abordado desde enfoques de adopción tecnológica, los cuales buscan explicar por qué los usuarios aceptan o rechazan una determinada tecnología. Sin embargo, en contextos de educación superior, particularmente en programas de ingeniería y en aquellos relacionados con la gestión y los negocios, resulta necesario ir más allá del análisis de la intención de uso y examinar cómo la inteligencia artificial se integra de manera efectiva en las prácticas de aprendizaje, así como los factores que favorecen dicha integración [8], [10].

En este estudio, la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje se conceptualiza como el uso consciente, responsable y alineado con objetivos académicos de herramientas de IA por parte de los estudiantes, particularmente en entornos formativos donde convergen componentes técnicos, analíticos y de gestión. Este enfoque reconoce que la adopción inicial de la IA no garantiza, por sí sola, mejoras en el aprendizaje, sino que dichas mejoras dependen de condiciones tecnológicas, individuales e institucionales que influyen en la forma en que estas herramientas son utilizadas [6], [15].

El modelo conceptual propuesto se fundamenta en el Technology Acceptance Model (TAM) y en aportes teóricos

posteriores sobre adopción de tecnologías educativas, incorporando variables que resultan especialmente relevantes para la educación superior contemporánea. En primer lugar, se consideran la utilidad percibida de la IA y la facilidad de uso percibida, las cuales influyen en la disposición del estudiante a integrar estas herramientas en sus actividades académicas. En segundo lugar, se incorpora la competencia digital del estudiante, entendida como la capacidad para utilizar tecnologías digitales de manera crítica, estratégica y ética, así como el apoyo institucional percibido, que refleja el rol de la universidad y del cuerpo docente en la orientación del uso académico de la IA [8], [9], [14].

Este modelo resulta particularmente pertinente en contextos interdisciplinarios, donde la formación en ingeniería, ingeniería aplicada y carreras de negocios afines converge en el desarrollo de competencias analíticas, tecnológicas y de toma de decisiones. En dichos entornos, la integración efectiva de la IA no solo depende de las características de la tecnología, sino también del acompañamiento institucional y de las habilidades del estudiante para utilizarla de manera significativa en su proceso de aprendizaje [3], [12], [13].

Finalmente, el modelo plantea que una integración efectiva de la IA tiene un impacto directo en el compromiso con el aprendizaje, entendido como el grado de involucramiento cognitivo y conductual del estudiante en su proceso formativo. Esta relación es especialmente relevante para la educación en ingeniería y programas de negocios orientados a la gestión tecnológica, donde el uso adecuado de herramientas tecnológicas puede contribuir al fortalecimiento del aprendizaje activo, la resolución de problemas y la participación del estudiante en actividades académicas complejas [6], [7].

La Figura 1 presenta el modelo conceptual propuesto y las relaciones hipotetizadas entre los constructos del estudio.

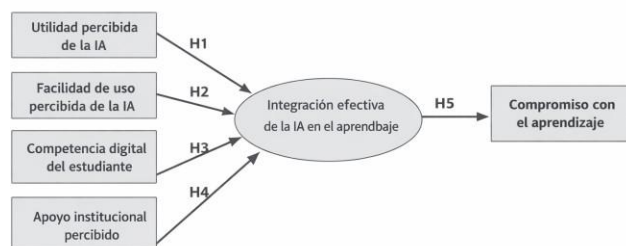


Fig. 1. Modelo conceptual de integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje universitario.

2.1 Formulación de hipótesis

A partir del modelo conceptual propuesto, se formulan las siguientes hipótesis de investigación:

H1. La utilidad percibida de la inteligencia artificial influye positiva y significativamente en la integración efectiva de la IA en el aprendizaje universitario.

H2. La facilidad de uso percibida de la inteligencia artificial influye positiva y significativamente en la integración efectiva de la IA en el aprendizaje universitario.

H3. La competencia digital del estudiante influye positiva y significativamente en la integración efectiva de la IA en el aprendizaje universitario.

H4. El apoyo institucional percibido influye positiva y significativamente en la integración efectiva de la IA en el aprendizaje universitario.

H5. La integración efectiva de la inteligencia artificial influye positiva y significativamente en el compromiso del estudiante con el aprendizaje.

III. METODOLOGÍA

3.1 Enfoque y diseño de la investigación

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental y de corte transversal, dado que las variables fueron observadas y analizadas en un único momento del tiempo, sin manipulación deliberada por parte del investigador. El estudio tiene un alcance explicativo, orientado a analizar las relaciones entre factores tecnológicos, instruccionales y de integración de la inteligencia artificial en el aprendizaje, así como su influencia en el compromiso con el aprendizaje en estudiantes de educación superior [17].

Este enfoque resulta adecuado para examinar fenómenos emergentes en contextos educativos, como la adopción y uso de herramientas de inteligencia artificial, permitiendo contrastar hipótesis a partir de datos empíricos recolectados en entornos reales de aprendizaje [17].

3.2 Población y muestra

La población del estudio estuvo conformada por estudiantes de educación superior pertenecientes a diversas carreras, principalmente de ingeniería y negocios, que cursaban asignaturas en las que se promovía el uso de herramientas de inteligencia artificial como apoyo al aprendizaje académico [17].

La muestra estuvo integrada por 150 estudiantes de educación superior ($n = 150$), seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, considerando la accesibilidad de los participantes y su disposición para colaborar con el estudio. Los estudiantes participantes contaban con experiencia previa en el uso de tecnologías digitales y, en distintos niveles, con herramientas de inteligencia artificial aplicadas a actividades académicas [17].

El tamaño de la muestra es considerado adecuado para el análisis mediante Modelos de Ecuaciones Estructurales basados en Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM), dado que cumple con los criterios mínimos de diez veces el número máximo de relaciones estructurales dirigidas hacia un constructo recomendados en la literatura para modelos con múltiples constructos latentes y relaciones estructurales, especialmente bajo un enfoque exploratorio [17].

3.3 Instrumento de recolección de datos

Para la recolección de datos se utilizó un cuestionario estructurado, diseñado a partir de escalas validadas en estudios previos sobre adopción tecnológica y educación superior, las cuales fueron adaptadas al contexto del uso de la inteligencia artificial en el aprendizaje universitario [8], [14], [6], [7].

Los constructos de utilidad percibida y facilidad de uso percibida se fundamentaron en el Technology Acceptance Model (TAM). La competencia digital del estudiante se midió mediante una adaptación de una escala validada de competencia digital (Digital Competence Scale – DCS). El compromiso con el aprendizaje se evaluó a partir de una adaptación de la Utrecht Work Engagement Scale para estudiantes (UWES-9S). Por su parte, la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje fue operacionalizada como un constructo adaptado al contexto universitario, definido como el uso consciente, responsable y alineado a los objetivos académicos de herramientas de inteligencia artificial [8], [14], [6], [7].

El instrumento estuvo compuesto por 33 ítems, agrupados en función de los constructos del modelo conceptual, y medidos mediante una escala tipo Likert de cinco puntos, donde 1 representa “totalmente en desacuerdo” y 5 “totalmente de acuerdo” [8], [14], [6], [7].

La confiabilidad y validez del instrumento fueron evaluadas a través del modelo de medición, cuyos resultados se presentan en la sección de Resultados.

3.4 Procedimiento de recolección de datos

La recolección de datos se realizó de manera autoadministrada, mediante un formulario en línea distribuido a los estudiantes participantes. La participación fue voluntaria y anónima, garantizando la confidencialidad de la información proporcionada y el uso de los datos exclusivamente con fines académicos y de investigación.

3.5 Técnica de análisis de datos

El análisis de datos se realizó mediante Modelos de Ecuaciones Estructurales basados en Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM), técnica adecuada para estudios de carácter predictivo y exploratorio que involucran múltiples variables latentes y relaciones simultáneas. La elección de este enfoque se justifica por la complejidad del modelo propuesto, el tamaño de la muestra ($n = 150$) y la naturaleza aplicada del estudio [17], [18], [19], [20].

El análisis se llevó a cabo utilizando el software WarpPLS, el cual permite estimar relaciones lineales y no lineales entre constructos, siendo especialmente útil en contextos emergentes como la integración de la inteligencia artificial en la educación superior.

Con el propósito de asegurar la rigurosidad del análisis, el modelo fue evaluado en dos niveles: el modelo de medición y el modelo estructural. El modelo de medición permitió analizar la confiabilidad y validez de los constructos mediante cargas factoriales, confiabilidad compuesta y varianza media extraída, así como la validez discriminante a partir del análisis de cargas cruzadas.

Por su parte, el modelo estructural fue evaluado mediante los

coeficientes de trayectoria y sus niveles de significancia estadística, estimados a través de procedimientos de remuestreo (resampling), lo cual permitió contrastar las hipótesis planteadas. Adicionalmente, se consideraron indicadores de calidad global del modelo, tales como el Average Path Coefficient (APC), el Average Variance Inflation Factor (AVIF) y el Tenenhaus Goodness of Fit (GoF), siguiendo las recomendaciones metodológicas ampliamente aceptadas en la literatura especializada [17], [18], [19], [20].

IV. RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos del análisis empírico del modelo de investigación propuesto, a partir de los datos recolectados. El análisis se desarrolló mediante la técnica de Modelos de Ecuaciones Estructurales basados en Mínimos Cuadrados Parciales (PLS-SEM), empleando el software WarpPLS 7.0, lo que permitió evaluar de manera integral el modelo de medición y el modelo estructural, en coherencia con los objetivos del estudio [17], [20].

4.1 Evaluación del modelo de medición

La evaluación del modelo de medición tuvo como finalidad analizar la confiabilidad y la validez de los constructos reflectivos incluidos en el modelo. Para ello, se examinaron las cargas factoriales de los indicadores, así como las cargas cruzadas, con el propósito de verificar que cada ítem representara adecuadamente a su constructo correspondiente.

Los resultados evidencian que la mayoría de los indicadores presentan cargas factoriales superiores a los valores de referencia recomendados, y que las cargas sobre los constructos asociados son mayores que sobre los demás constructos del modelo, lo que respalda la validez discriminante. Si bien algunos indicadores muestran cargas moderadas, este comportamiento resulta consistente con el carácter exploratorio del estudio y con la adaptación de escalas previamente validadas al contexto del uso de la inteligencia artificial en la educación superior.

Como complemento al análisis, en la Tabla 1 se presenta un resumen de los principales resultados obtenidos en el estudio.

TABLA I
RESULTADOS DEL MODELO ESTRUCTURAL (RESUMEN)

Hipótesis	β	p-valor	Resultado
H1	-0.178	0.012	Aceptada
H2	0.238	0.001	Aceptada
H3	-0.104	0.098	No aceptada
H4	0.144	0.036	Aceptada
H5	0.240	0.001	Aceptada

En conjunto, los resultados indican que el modelo de medición presenta niveles aceptables de confiabilidad y validez, lo que permite avanzar de manera consistente con la evaluación del modelo estructural propuesto.

4.2 Evaluación del modelo estructural y contraste de hipótesis

Una vez validado el modelo de medición, se procedió a evaluar el modelo estructural con el objetivo de contrastar las hipótesis planteadas en el estudio. Para ello, se analizaron los coeficientes de trayectoria estandarizados (β) y sus respectivos niveles de significancia. Asimismo, se consideraron los valores de los coeficientes de determinación (R^2) de los constructos endógenos, así como indicadores de calidad global del modelo.

Los resultados del contraste de hipótesis se presentan en la Tabla 2, donde se detallan los valores de los coeficientes de trayectoria, los niveles de significancia y el resultado de cada hipótesis.

TABLA II
RESULTADOS DEL MODELO ESTRUCTURAL

Hipótesis	Relación	β	p-valor	Resultado
H1	PU $\rightarrow$ IEAI	-0.178	0.012	Aceptada
H2	PEOU $\rightarrow$ IEAI	0.238	0.001	Aceptada
H3	DC $\rightarrow$ IEAI	-0.104	0.098	No aceptada
H4	IS $\rightarrow$ IEAI	0.144	0.036	Aceptada
H5	IEAI $\rightarrow$ ENG	0.240	0.001	Aceptada

Los hallazgos muestran que la facilidad de uso percibida presenta el efecto positivo y estadísticamente más relevante sobre la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje, destacando la importancia de la usabilidad en los entornos educativos apoyados por IA. Asimismo, la utilidad percibida y el apoyo instruccional evidencian relaciones estadísticamente significativas con la integración de la IA, aunque con magnitudes de efecto más moderadas.

Por el contrario, la competencia digital del estudiante no muestra una relación estadísticamente significativa con la integración efectiva de la inteligencia artificial, lo que sugiere que la intención de integrar herramientas de IA en el aprendizaje podría depender en mayor medida de factores relacionados con el diseño instruccional y la facilidad de uso que de las habilidades digitales previas de los estudiantes.

Adicionalmente, los resultados confirman una relación positiva y estadísticamente significativa entre la integración efectiva de la inteligencia artificial y el compromiso con el aprendizaje, lo que respalda el rol mediador de la integración de la IA entre los factores tecnológicos e instruccionales y los resultados de compromiso académico.

La capacidad explicativa del modelo fue evaluada mediante el coeficiente de determinación (R^2). Tal como se muestra en la Tabla 3, el modelo explica aproximadamente 10.2 % de la varianza en la integración efectiva de la inteligencia artificial y 5.8 % de la varianza en el compromiso con el aprendizaje.

TABLA III
COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN (R^2)

Constructo endógeno	R^2
IEAI	0.102
ENG	0.058

Estos valores son coherentes con el enfoque exploratorio y aplicado del estudio, especialmente considerando el carácter emergente del uso de la inteligencia artificial en contextos de educación superior.

Finalmente, los análisis de colinealidad no evidencian problemas de colinealidad, dado que los valores de VIF se mantienen por debajo de los umbrales recomendados, lo que confirma la estabilidad del modelo estructural estimado.

Los resultados del análisis de colinealidad se presentan en la Tabla 4.

TABLA IV
EVALUACIÓN DE COLINEALIDAD (VIF)

Índice	Valor
VIF promedio por bloque (AVIF)	1.027
VIF de colinealidad total promedio (AFVIF)	1.033

V. DISCUSIÓN

El objetivo de este estudio fue analizar los factores que influyen en la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje de estudiantes de educación superior, así como su relación con el compromiso con el aprendizaje. A partir de los resultados obtenidos, es posible extraer algunas reflexiones relevantes, particularmente en el contexto de la educación en programas de ingeniería y afines a los negocios, donde la incorporación de tecnologías emergentes se encuentra en una etapa de consolidación.

5.1 Factores asociados a la integración efectiva de la inteligencia artificial

Los resultados de este estudio muestran que la facilidad de uso percibida constituye el factor con mayor influencia sobre la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje. Este hallazgo sugiere que, en el contexto analizado, los estudiantes tienden a priorizar herramientas que puedan ser incorporadas de manera sencilla y sin fricciones significativas en sus actividades académicas. En este sentido, la usabilidad parece desempeñar un rol más determinante que otros factores tradicionalmente asociados a la adopción tecnológica [8], [9], [10], lo cual resulta consistente con los planteamientos del Technology Acceptance Model (TAM).

Por otro lado, la utilidad percibida presenta una relación significativa con la integración de la inteligencia artificial; sin embargo, el coeficiente obtenido es de signo negativo. Este resultado, contrario a lo esperado desde los modelos tradicionales de adopción tecnológica, sugiere que en contextos educativos la percepción de utilidad no garantiza necesariamente su integración efectiva. Esto podría explicarse por un uso superficial de las herramientas de IA o por la ausencia de estrategias pedagógicas que orienten su aplicación en actividades de aprendizaje. En consecuencia, la percepción de utilidad podría fortalecerse conforme la inteligencia artificial se integre de forma más sistemática en el diseño curricular [15].

Por su parte, el apoyo instruccional se identifica como un factor relevante, lo que refuerza la idea de que la integración de la inteligencia artificial no depende exclusivamente de la tecnología disponible, sino también del acompañamiento

pedagógico que reciben los estudiantes. Este resultado es especialmente pertinente en la educación en ingeniería, donde la orientación docente cumple un rol clave en la apropiación de herramientas tecnológicas para la resolución de problemas complejos [3], [12], [13].

En contraste, la competencia digital del estudiante no mostró una relación estadísticamente significativa con la integración efectiva de la inteligencia artificial. Este hallazgo sugiere que, al menos en el contexto de este estudio, contar con habilidades digitales generales no garantiza una integración significativa de la IA en el aprendizaje. La creciente accesibilidad de estas herramientas podría estar reduciendo la dependencia de competencias técnicas avanzadas, desplazando el énfasis hacia factores relacionados con el diseño instruccional y la experiencia de uso [14], [16].

5.2 Integración de la inteligencia artificial y compromiso con el aprendizaje

Los resultados confirman una relación positiva y significativa entre la integración efectiva de la inteligencia artificial y el compromiso con el aprendizaje, lo que indica que el uso adecuado de herramientas de IA puede contribuir a un mayor involucramiento cognitivo, conductual y emocional de los estudiantes en sus procesos formativos [6], [7].

Este hallazgo es particularmente relevante para la educación en ingeniería y programas de negocios orientados a la gestión tecnológica, donde el compromiso del estudiante suele estar asociado con actividades de resolución de problemas, análisis de datos y toma de decisiones. En este contexto, la inteligencia artificial, cuando se integra de manera efectiva, puede favorecer entornos de aprendizaje más interactivos, personalizados y alineados con las demandas del entorno profesional actual [6], [7].

Asimismo, los resultados sugieren que la inteligencia artificial actúa como un factor mediador entre las características tecnológicas e instruccionales y los niveles de compromiso académico. Es decir, no es la tecnología en sí misma la que genera mayor compromiso, sino la forma en que esta es incorporada dentro del proceso educativo. Este hallazgo refuerza la necesidad de comprender la integración de la inteligencia artificial no solo como un proceso tecnológico, sino como un fenómeno pedagógico que requiere alineamiento entre herramientas, estrategias didácticas y objetivos de aprendizaje.

5.3 Implicancias para la práctica educativa

Desde una perspectiva aplicada, los resultados sugieren que las estrategias institucionales orientadas a la incorporación de inteligencia artificial en la educación superior deberían priorizar la simplicidad de uso, el diseño instruccional y el acompañamiento docente, más que centrarse exclusivamente en el desarrollo de competencias digitales avanzadas. Esta aproximación resulta coherente con las necesidades actuales de los programas de ingeniería y negocios, donde la tecnología debe integrarse como un apoyo al aprendizaje y no como un elemento aislado [15].

5.4 Limitaciones y futuras líneas de investigación

Si bien el estudio aporta evidencia relevante, presenta algunas limitaciones que deben ser consideradas al interpretar los resultados. En primer lugar, el uso de un muestreo no probabilístico limita la generalización de los hallazgos a otros contextos educativos. En segundo lugar, el diseño transversal impide analizar la evolución de la integración de la inteligencia artificial y el compromiso con el aprendizaje a lo largo del tiempo [17], [18].

Asimismo, la naturaleza exploratoria del modelo, basada en el enfoque PLS-SEM, sugiere que los resultados deben interpretarse con cautela, especialmente en lo que respecta a la validación de los constructos y la estabilidad de las relaciones planteadas. Del mismo modo, el uso de un instrumento adaptado al contexto de la inteligencia artificial en educación superior puede implicar oportunidades de mejora en términos de refinamiento y validación en futuros estudios.

Futuras investigaciones podrían ampliar el modelo incorporando variables adicionales, como actitudes éticas hacia la inteligencia artificial, estilos de aprendizaje o diferencias disciplinares entre distintas ramas de la ingeniería. Asimismo, estudios longitudinales permitirían analizar cómo se consolidan las percepciones y el compromiso a medida que la inteligencia artificial se integra de forma más sistemática en los procesos educativos [17], [18].

VI. CONCLUSIONES Y APORTES

El presente estudio tuvo como objetivo analizar los factores que influyen en la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje de estudiantes de educación superior y su relación con el compromiso con el aprendizaje, a partir de los datos recolectados en el contexto analizado. Con base en los resultados obtenidos, se derivan las siguientes conclusiones y aportes.

6.1 Conclusiones principales

Los resultados obtenidos en este estudio evidencian que la facilidad de uso percibida constituye el factor con mayor influencia en la integración efectiva de la inteligencia artificial en el aprendizaje. En el contexto de la muestra analizada, los estudiantes tienden a priorizar herramientas de IA que puedan incorporarse de manera sencilla en sus actividades académicas, lo que resalta la importancia de la usabilidad como condición para una adopción significativa de estas tecnologías.

Asimismo, se identificó que la utilidad percibida y el apoyo instruccional mantienen relaciones positivas y estadísticamente significativas con la integración de la inteligencia artificial. Estos hallazgos sugieren que la percepción de valor académico de la IA, junto con el acompañamiento pedagógico del docente, influye de manera relevante en la forma en que los estudiantes incorporan estas herramientas en su proceso de aprendizaje, particularmente en programas de ingeniería.

Por el contrario, la competencia digital del estudiante no mostró una relación significativa con la integración efectiva de la inteligencia artificial. Este resultado indica que, al menos en

el contexto de este estudio, disponer de habilidades digitales generales no garantiza un uso significativo de la IA en el aprendizaje, reforzando la relevancia de factores pedagógicos y contextuales.

Finalmente, los resultados muestran que la integración efectiva de la inteligencia artificial se asocia de manera positiva con el compromiso con el aprendizaje. Esto sugiere que, cuando la IA se incorpora de forma alineada con los objetivos académicos, puede contribuir a un mayor involucramiento de los estudiantes en sus procesos de aprendizaje.

6.2 Aportes del estudio

Desde el punto de vista teórico, este estudio contribuye al campo de la educación en programas con enfoque tecnológico, al analizar la integración de la inteligencia artificial desde un enfoque que articula factores tecnológicos, instruccionales y de compromiso con el aprendizaje, ampliando la aplicación del Technology Acceptance Model en contextos educativos.

Desde una perspectiva práctica, los resultados ofrecen orientaciones para instituciones y docentes de educación superior, destacando la necesidad de priorizar el diseño de herramientas de IA fáciles de usar, el alineamiento pedagógico de estas tecnologías con las actividades académicas y el rol activo del docente como mediador del aprendizaje.

Desde una perspectiva metodológica, el estudio evidencia la utilidad del enfoque PLS-SEM para analizar modelos explicativos en contextos educativos emergentes, proporcionando un marco empírico que puede ser replicado o extendido en futuras investigaciones.

Desde la perspectiva de la educación en ingeniería, los resultados de este estudio evidencian la necesidad de replantear la forma en que la inteligencia artificial es incorporada en los procesos formativos. Más allá de su uso como herramienta tecnológica, la IA debe integrarse como un componente pedagógico que favorezca el desarrollo de competencias clave, tales como el pensamiento crítico, la resolución de problemas complejos y la toma de decisiones basada en datos.

Asimismo, los hallazgos resaltan la importancia del diseño instruccional y del acompañamiento docente en la integración efectiva de la inteligencia artificial, lo cual implica que los programas de ingeniería deben considerar no solo la enseñanza de herramientas digitales, sino también la formación en su uso estratégico dentro de contextos reales de aprendizaje.

En este sentido, las instituciones de educación superior están llamadas a promover entornos de aprendizaje que integren la inteligencia artificial de manera significativa, mediante el rediseño curricular, la capacitación docente y la incorporación de metodologías activas apoyadas en tecnologías emergentes. Esto permitirá preparar a sus futuros profesionales para enfrentar los desafíos de un entorno laboral cada vez más digitalizado y basado en inteligencia artificial.

6.3 Consideraciones finales

En conjunto, las conclusiones y aportes de este estudio refuerzan la importancia de abordar la integración de la inteligencia artificial en la educación superior desde una visión integral, donde la tecnología, la pedagogía y la experiencia del

estudiante se articulen de manera coherente. Estos resultados aportan elementos relevantes para el diseño de iniciativas orientadas a una adopción responsable y efectiva de la inteligencia artificial en la educación en ingeniería y programas de negocios orientados a la gestión y toma de decisiones en un contexto de transformación digital creciente.

REFERENCIAS

- [1] UNESCO, “Guía para el uso de la inteligencia artificial generativa en educación e investigación”, Paris, France: UNESCO, 2023. [Online]. Available: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000389227>
- [2] T. K. F. Chiu, “Future research recommendations for transforming higher education with generative AI,” *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 6, Art. no. 100197, 2024, doi: 10.1016/j.caeai.2023.100197.
- [3] Y. Jin, L. Yan, V. Echeverria, D. Gašević, and R. Martinez-Maldonado, “Generative AI in higher education: A global perspective of institutional adoption policies and guidelines,” *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 8, Art. no. 100348, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.caeai.2024.100348.
- [4] M. I. Baig et al., “ChatGPT in higher education: A systematic literature review,” *International Journal of Educational Research*, Art. no. 102411, 2024, doi: 10.1016/j.ijer.2024.102411.
- [5] B. Wang et al., “Application of generative AI in higher education classrooms: Micro-level frameworks, implications and future research directions,” *The Internet and Higher Education*, vol. 62, Art. no. 100996, Apr. 2025, doi: 10.1016/j.iheduc.2025.100996.
- [6] S. Z. Salas-Pilco, Y. Yang, and Z. Zhang, “Student engagement in online learning in Latin American higher education during the COVID-19 pandemic: A systematic review,” *British Journal of Educational Technology*, vol. 53, no. 3, pp. 593–619, 2022, doi: 10.1111/bjet.13190.
- [7] M. A. Carmona-Halty, W. B. Schaufeli, and M. Salanova, “The Utrecht work engagement scale for students (UWES-9S): Factorial validity, reliability, and measurement invariance in a Chilean sample of undergraduate university students,” *Frontiers in Psychology*, vol. 10, Art. no. 1017, 2019, doi: 10.3389/fpsyg.2019.01017.
- [8] F. D. Davis, “Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology,” *MIS Quarterly*, vol. 13, no. 3, pp. 319–340, 1989, doi: 10.2307/249008.
- [9] V. Venkatesh and F. D. Davis, “A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies,” *Management Science*, vol. 46, no. 2, pp. 186–204, 2000, doi: 10.1287/mnsc.46.2.186.11926.
- [10] V. Venkatesh, M. G. Morris, G. B. Davis, and F. D. Davis, “User acceptance of information technology: Toward a unified view,” *MIS Quarterly*, vol. 27, no. 3, pp. 425–478, 2003, doi: 10.2307/30036540.
- [11] V. Venkatesh, J. Y. L. Thong, and X. Xu, “Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology,” *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 1, pp. 157–178, 2012, doi: 10.2307/41410412.
- [12] T. Budhathoki, A. Zirar, E. Tchouamou Njoya, and A. Timsina, “ChatGPT adoption and anxiety: A cross-country analysis utilising the UTAUT,” *Studies in Higher Education*, vol. 49, no. 5, pp. 831–846, 2024, doi: 10.1080/03075079.2024.2333937.
- [13] A. Polyporis and N. Pahos, “Understanding students’ adoption of the ChatGPT chatbot in higher education: The role of anthropomorphism, trust, design novelty and institutional policy,” *Behaviour & Information Technology*, vol. 44, no. 2, pp. 315–336, 2025, doi: 10.1080/0144929X.2024.2317364.
- [14] R. Vuorikari, S. Kluzer, and Y. Punie, “DigComp 2.2: The digital competence framework for citizens,” Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2022, doi: 10.2760/115376.
- [15] K. Tzafilkou, M. Perifanou, and A. A. Economides, “Development and validation of students’ digital competence scale (SDiCoS),” *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 19, Art. no. 30, 2022, doi: 10.1186/s41239-022-00330-0.
- [16] P. Mishra and M. J. Koehler, “Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge,” *Teachers College Record*, vol. 108, no. 6, pp. 1017–1054, 2006, doi: 10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x
- [17] J. F. Hair and A. Alamer, “PLS-SEM in second language and education research: Guidelines using an applied example,” *Research Methods in Applied Linguistics*, Art. no. 100027, 2022, doi: 10.1016/j.rmal.2022.100027.
- [18] J. Henseler, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, “A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, vol. 43, no. 1, pp. 115–135, 2015, doi: 10.1007/s11747-014-0403-8.
- [19] C. Fornell and D. F. Larcker, “Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error,” *Journal of Marketing Research*, vol. 18, no. 1, pp. 39–50, 1981, doi: 10.2307/3151312.
- [20] N. Kock, *WarpPLS User Manual: Version 7.0*, ScriptWarp Systems, Laredo, TX, USA, 2021. [Online]. Available: https://www.scriptwarp.com/warppls/UserManual_v_7_0.pdf