

Academic Self-Efficacy and Dependence on Artificial Intelligence in Peruvian Higher Education: The Mediating Effect of Performance Expectancy

Heyner Yuliano Marquez Yauri¹; Sandra Lizzette León Luyo¹; Irma Rumela Aguirre Zaquinaula²; Delicia de Jesús Vargas Gutiérrez³; Ana Elizabeth Paredes Morales³; Angélica María Minchola Vásquez³; Julie Catherine Arbulú Castillo³

¹Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, hmarquez@unitru.edu.pe, saleon@unitru.edu.pe, aparedesm@ucv.edu.pe

²Universidad Nacional de Jaén, Jaén, irma.aguirre@unj.edu.pe

³Universidad César Vallejo, Trujillo, djvargasv@ucvvirtual.edu.pe, aparedesm@ucv.edu.pe, angelicamv@ucvvirtual.edu.pe, jarbuluca26@ucvvirtual.edu.pe

Abstract– This study aimed to examine how academic self-efficacy influenced dependence on generative artificial intelligence among Peruvian university students, while testing the mediating role of performance expectancy. A quantitative, non-experimental, cross-sectional explanatory design was implemented with 430 students from public universities in northern Peru (Piura, Tumbes, Lambayeque, La Libertad–Trujillo, and Cajamarca). Data were collected in November–December 2025 using a structured 5-point Likert questionnaire measuring academic self-efficacy, AI-related performance expectancy, and AI dependence. The model was estimated through PLS-SEM in SmartPLS and supported strong measurement quality, with high indicator loadings and robust internal consistency, convergent validity, and discriminant validity. Structural results showed that academic self-efficacy exerted a strong negative direct effect on AI dependence ($\beta = -0.707$; $p < 0.001$) and a positive effect on performance expectancy ($\beta = 0.55$; $p < 0.001$). Performance expectancy, in turn, significantly increased AI dependence ($\beta = 0.707$; $p < 0.001$) and mediated the relationship between self-efficacy and dependence (indirect $\beta = 0.389$; $p < 0.001$), with substantial explained variance for dependence ($R^2 = 0.45$). Overall, self-efficacy functioned as a direct protective factor, yet a concurrent indirect pathway increased dependence via heightened expectations of academic gains from AI. The study recommended strengthening student autonomy and metacognitive regulation, implementing critical AI literacy, and redesigning assessment tasks and guidance to encourage responsible, complementary use rather than cognitive substitution.

Keywords– Academic self-efficacy, generative artificial intelligence, performance expectancy, AI dependence, higher education .

Autoeficacia académica y dependencia de la inteligencia artificial en la educación superior peruana: efecto mediador de las expectativas de desempeño

Heyner Yuliano Marquez Yauri¹ ; Sandra Lizzette León Luyo¹ ; Irma Rumela Aguirre Zaquinaula² ; Delicia de Jesús Vargas Gutiérrez³ ; Ana Elizabeth Paredes Morales³ ; Angélica María Minchola Vásquez³ ; Julie Catherine Arbulú Castillo³ 

¹Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, hmarquez@unitru.edu.pe, saleon@unitru.edu.pe, aparedesm@ucv.edu.pe

²Universidad Nacional de Jaén, Jaén, irma.aguirre@unj.edu.pe

³Universidad César Vallejo, Trujillo, djvargasv@ucvvirtual.edu.pe, aparedesm@ucv.edu.pe, angelicamv@ucvvirtual.edu.pe, jarbuluca26@ucvvirtual.edu.pe

Resumen– El estudio tuvo como objetivo analizar la influencia de la autoeficacia académica sobre la dependencia de la inteligencia artificial generativa en estudiantes universitarios peruanos, considerando el efecto mediador de las expectativas de desempeño. Se desarrolló un diseño cuantitativo, no experimental, transversal y explicativo, con una muestra de 430 estudiantes de universidades públicas de la macrozona norte del Perú (Piura, Tumbes, Lambayeque, La Libertad–Trujillo y Cajamarca), encuestados entre noviembre y diciembre de 2025 mediante un cuestionario Likert de 5 puntos. El modelo se estimó con PLS-SEM en SmartPLS y evidenció mediciones consistentes y válidas (cargas elevadas, alta fiabilidad y validez convergente y discriminante). En el modelo estructural, la autoeficacia académica influyó negativa y significativamente en la dependencia de IA ($\beta = -0.707$; $p < 0.001$) y, simultáneamente, influyó positivamente en las expectativas de desempeño ($\beta = 0.55$; $p < 0.001$). A su vez, las expectativas de desempeño incrementaron la dependencia ($\beta = 0.707$; $p < 0.001$) y mediaron de forma significativa la relación entre autoeficacia y dependencia (β indirecto = 0.389 ; $p < 0.001$), con varianza explicada relevante ($R^2 = 0.45$ para dependencia). Se concluyó que la autoeficacia operó como factor protector directo, aunque coexistió un efecto indirecto que reforzó la dependencia vía expectativas de rendimiento. Se recomendó fortalecer autonomía y metacognición, promover alfabetización crítica en IA y rediseñar tareas y criterios de evaluación para incentivar uso complementario y responsable.

Palabras clave– Autoeficacia académica, inteligencia artificial generativa, expectativas de desempeño, dependencia de IA, educación superior

I. INTRODUCCIÓN

La incorporación acelerada de herramientas de inteligencia artificial generativa (IAG)—tales como ChatGPT, Gemini, Claude o Copilot—ha reconfigurado el ecosistema de aprendizaje universitario al ampliar el acceso a explicaciones, ejemplos, síntesis, retroalimentación y apoyo a la escritura en tiempo real [1]. En educación superior, la IAG se ha consolidado como un “asistente cognitivo” que puede optimizar tiempos, reducir fricción en tareas académicas y apoyar la autorregulación [2]; sin embargo, también puede incentivar patrones de uso que desplazan procesos fundamentales de

aprendizaje profundo (p. ej., elaboración, práctica deliberada y metacognición), en especial cuando el estudiante internaliza la idea de que sin IAG su rendimiento disminuiría de forma marcada. La evidencia reciente sugiere una coexistencia de beneficios y riesgos: por un lado, revisiones sistemáticas y metaanálisis de estudios experimentales han reportado mejoras promedio en desempeño académico y variables afectivo-motivacionales [3], junto con reducción de esfuerzo mental en determinadas condiciones de intervención; por otro, persisten inquietudes sobre integridad académica, dependencia instrumental y deterioro de habilidades, especialmente cuando el uso se convierte en sustituto del trabajo intelectual del estudiante [4]

Este escenario exige desplazar el debate desde la mera aceptación tecnológica hacia el análisis de mecanismos psicoeducativos que expliquen por qué algunos estudiantes usan la IAG como apoyo estratégico, mientras otros desarrollan una necesidad percibida o uso compulsivo para resolver tareas, estudiar o producir textos [5]. En ese marco, la autoeficacia académica—la confianza del estudiante en su capacidad para comprender contenidos, resolver tareas y alcanzar objetivos académicos—adquiere centralidad como recurso motivacional protector que orienta el esfuerzo, la persistencia y la autorregulación [6]. Además, las expectativas de desempeño vinculadas a la IAG (performance expectancy)—la percepción de que el uso de IAG incrementa rendimiento, eficiencia y productividad—pueden operar como un engranaje motivacional que conduce a intensificar el uso hasta niveles problemáticos, sobre todo cuando el estudiante interpreta la IAG como condición necesaria para cumplir estándares académicos cada vez más exigentes [7].

En consecuencia, estudiar conjuntamente autoeficacia académica, expectativas de desempeño y dependencia de IAG es relevante por al menos tres razones: (a) contribuye a comprender la “cara oscura” de la adopción de IAG en contextos universitarios, en línea con llamados recientes a investigar riesgos, límites y condiciones de uso responsable; (b) permite explicar diferencias individuales en trayectorias de uso

(apoyo vs. sustitución) mediante mecanismos motivacionales coherentes con marcos de aceptación tecnológica y teoría social cognitiva; y (c) orienta decisiones institucionales de alfabetización en IA, diseño de tareas auténticas y políticas de integridad para maximizar beneficios sin erosionar competencias [8].

El modelo Unified Theory of Acceptance and Use of Technology es una teoría propuesta por Venkatesh et al. que explica la aceptación y uso de tecnologías a partir de factores como la expectativa de desempeño, expectativa de esfuerzo, influencia social y condiciones facilitadoras. Posteriormente, el modelo Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 amplió esta propuesta incorporando variables como motivación hedónica, valor del precio y hábito, con el fin de comprender mejor el comportamiento de los usuarios en contextos de consumo tecnológico.

A nivel mundial, la expansión de la IAG en educación superior se ha acelerado desde finales de 2022, impulsando una proliferación de estudios sobre aceptación, patrones de uso, percepción de utilidad y desafíos éticos [9].

En algunos países, la evidencia empírica ilustra con claridad cómo las expectativas de desempeño impulsan intención y conducta de uso [10]. En España, un estudio con universitarios que aplicó UTAUT2 encontró que la expectativa de desempeño fue un predictor relevante de la intención de uso de ChatGPT, junto con hábitos y otras variables, reforzando la idea de que la percepción de beneficios concretos conduce a mayor adopción y continuidad [11]. En Emiratos Árabes Unidos, se reportó que estudiantes consideraban a ChatGPT una tecnología “revolucionaria” por su utilidad académica, aunque coexistían preocupaciones sobre integridad y efectos no deseados [12]. En Polonia y Egipto, un análisis sobre adopción y uso de IA generativa en educación superior mostró relaciones relevantes entre constructos de aceptación, evidenciando que el contexto cultural y educativo modula la fuerza de los determinantes de uso, incluida la expectativa de desempeño [13]. En China, también se ha documentado un incremento de investigaciones sobre uso de ChatGPT y su relación con tareas de diseño, creatividad y productividad, lo cual suele traducirse en expectativas de rendimiento que incentivan la integración de la herramienta en flujos de trabajo académicos [14]. En India, se ha observado que la aceptación de herramientas como ChatGPT se vincula con percepciones de utilidad y facilidad, pero también con inquietudes que pueden reorientar el uso hacia prácticas de dependencia instrumental si el estudiante prioriza resultados por encima del aprendizaje [15].

Al mismo tiempo, se han reportado riesgos asociados a uso problemático o “problematic use” de IA conversacional, conectando factores intrapsicológicos con patrones de interacción sostenidos [16]. Por ejemplo, estudios sobre IA conversacional sugieren rutas donde ansiedad social, soledad y rumiación se asocian con uso problemático, lo que resulta pertinente para comprender cómo necesidades psicológicas pueden converger con incentivos académicos (eficiencia, productividad) para intensificar el uso [17]. En el ámbito de

chatbots de apoyo socioemocional, análisis cualitativos han advertido daños potenciales por dependencia emocional, abriendo un marco conceptual para estudiar “dependencia” como constructo más amplio que adicción clínica, pero con efectos sobre autonomía y toma de decisiones [18].

En Latinoamérica, la discusión pública y técnica sobre preparación, gobernanza y brechas para integrar IA se ha intensificado, destacándose la heterogeneidad regional en infraestructura, talento, regulación y adopción. En particular, el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) ha enfatizado que las capacidades habilitantes y los marcos de gobernanza son desiguales entre países, lo que se traduce en condiciones dispares para que universidades integren IA con criterios éticos y pedagógicos [19]. Para educación superior, ello implica que el acceso a conectividad, la disponibilidad de formación docente, y la claridad institucional sobre integridad y uso responsable condicionan si la IAG potencia el aprendizaje o lo sustituye.

En Perú, el problema adquiere particular relevancia por la rápida normalización del uso de IAG en tareas académicas junto con la persistencia de brechas digitales y heterogeneidad institucional. Desde la perspectiva de condiciones habilitantes, los indicadores nacionales de acceso a Internet muestran niveles elevados en años recientes, pero con desigualdades territoriales y socioeconómicas que afectan la forma en que estudiantes acceden y utilizan plataformas digitales [20]. En términos de educación superior, la matrícula bruta en nivel terciario refleja la expansión del sistema y, por tanto, un universo estudiantil amplio expuesto a herramientas digitales, incluida la IAG, con variaciones por región y tipo de institución [21].

Asimismo, el marco de licenciamiento y supervisión del sistema universitario evidencia la diversidad de instituciones y la necesidad de políticas claras para gestionar innovaciones tecnológicas y prácticas académicas en entornos regulados [22].

En el lugar específico de la investigación—la educación superior pública de la macrozona norte del Perú, con participación estudiantil de Piura, Tumbes, Lambayeque, La Libertad (Trujillo) y Cajamarca—la problemática se expresa como tensión entre (a) la promesa de eficiencia y mejora del rendimiento por uso de IAG y (b) el riesgo de desarrollar dependencia percibida, en un contexto donde la presión por resultados, la densidad de tareas y la disponibilidad de acceso móvil pueden incentivar el uso intensivo. Surgiendo así el problema de investigación: ¿Cómo influye la autoeficacia académica en la dependencia de la inteligencia artificial en estudiantes universitarios de universidades públicas del Perú, y en qué medida las expectativas de desempeño asociadas al uso de inteligencia artificial median dicha relación?, de la misma forma el objetivo de la investigación fue: Analizar la influencia de la autoeficacia académica sobre la dependencia de la inteligencia artificial en estudiantes universitarios del Perú, considerando el efecto mediador de las expectativas de desempeño.

En el plano teórico, el estudio se justifica porque integra dos tradiciones explicativas que, en la literatura reciente, suelen

analizarse de manera paralela: los enfoques de aceptación y uso de tecnología (UTAUT/UTAUT2) y los enfoques motivacionales de corte social cognitivo centrados en autoeficacia y autorregulación. La expectativa de desempeño se reconoce como determinante robusto de intención y conducta de uso en múltiples tecnologías educativas y, específicamente, en ChatGPT en población universitaria [11]. Sin embargo, su papel como mecanismo que puede transformar percepciones de beneficio en dependencia percibida todavía requiere explicación, especialmente en ecosistemas donde la IAG no solo se adopta, sino que se integra cotidianamente en tareas de alto valor académico. A su vez, la autoeficacia académica es un predictor consolidado de persistencia, rendimiento y autorregulación, y su interacción con tecnologías de “apoyo cognitivo” puede producir efectos ambivalentes: potenciar aprendizaje cuando se usa estratégicamente, o erosionarlo cuando se utiliza como sustituto [6].

En el plano práctico, los resultados pueden orientar intervenciones universitarias centradas en fortalecer autonomía académica: diseño de tareas auténticas, entrenamiento en verificación crítica, y guías de uso responsable que eviten la sustitución del pensamiento propio por respuestas generadas.

La evidencia reciente sobre IAG en educación superior converge en que los estudiantes perciben beneficios académicos tangibles (rapidez, claridad, apoyo a la escritura, acceso a ejemplos), lo cual se traduce en mayores expectativas de desempeño y, con frecuencia, en intención de uso sostenida [12]. Un metaanálisis de estudios experimentales, por ejemplo, reportó mejoras promedio en rendimiento y variables motivacionales, junto con reducción del esfuerzo mental; este tipo de hallazgos puede fortalecer la creencia de que “usar IAG mejora el desempeño”, impulsando expectativas de rendimiento y mayor integración en rutinas académicas [4]. Complementariamente, revisiones del campo advierten que el mismo conjunto de affordances que potencia la eficiencia también habilita atajos, plagio y externalización del trabajo cognitivo; esta ambivalencia sostiene la necesidad de examinar no solo adopción, sino dependencia [8].

Una primera línea de investigación ha estudiado aceptación de ChatGPT con modelos UTAUT2 u extensiones, mostrando que la expectativa de desempeño es un determinante recurrente de intención de uso en universitarios [11]. Esta evidencia coincide con trabajos sobre adopción de IA en sentido amplio, donde la utilidad percibida y beneficios esperados predicen decisión y continuidad, especialmente cuando el sistema promete mejorar productividad [23]. Sin embargo, la literatura de aceptación suele tratar el “uso” como resultado deseable, mientras que en educación superior el uso excesivo puede ser problemático si reduce aprendizaje autónomo. Por ello, se ha propuesto que la investigación incorpore la “cara oscura” (dark side) de la adopción, incluyendo dependencia, desplazamiento de habilidades, y riesgos éticos [24].

Una segunda línea ha abordado implicaciones pedagógicas y éticas. Estudios reportan que, aunque la IAG puede apoyar la escritura y el estudio, también incrementa tentaciones de

delegar el trabajo académico y puede erosionar la autoría percibida del estudiante [25]. Asimismo, la investigación en integridad educativa ha señalado que la detección y la regulación por sí solas son insuficientes si no se acompañan de rediseño de evaluación, alfabetización crítica y promoción de competencias metacognitivas para diferenciar apoyo legítimo de sustitución [26]. En esta línea, se observa controversia: mientras algunos autores destacan potencial de la IAG como tutor conversacional y herramienta de personalización, otros advierten que la facilidad de generar respuestas puede reducir la práctica deliberada, el esfuerzo productivo y la formación de criterio [27].

Una tercera línea, más cercana al objetivo del presente estudio, ha empezado a operacionalizar y medir la dependencia de IA. Un avance relevante es el desarrollo y validación de escalas específicas de dependencia de IA en universitarios, lo que permite distinguir entre uso frecuente y necesidad percibida o uso compulsivo [28]. Este tipo de evidencia conecta con hallazgos en chatbots sociales donde el involucramiento sostenido puede derivar en dependencia psicológica, especialmente cuando la interacción satisface necesidades de apoyo o guía [29]. También convergen estudios sobre uso problemático de IA conversacional que vinculan variables emocionales y cognitivas con patrones desadaptativos de interacción [17]. Pese a estos avances, se identifican vacíos relevantes. Primero, aún es limitada la evidencia que integre, en un mismo modelo, autoeficacia académica, expectativas de desempeño y dependencia de IAG, especialmente bajo un enfoque de mediación que explique mecanismos motivacionales. Segundo, la mayor parte de estudios disponibles proviene de contextos extra-latinoamericanos, mientras que en Perú la evidencia empírica sobre patrones de uso de ChatGPT y su relación con variables psicoeducativas es incipiente [30]. Tercero, existe tensión conceptual entre “uso intensivo” como estrategia de productividad y “dependencia” como debilitamiento de autonomía; esta tensión exige operacionalizaciones claras que capten necesidad percibida y uso compulsivo, no solo frecuencia [28]. El presente estudio aborda estos vacíos al proponer y contrastar un modelo estructural explicativo en estudiantes de universidades públicas peruanas, incorporando mediación por expectativas de desempeño y evaluando relaciones directas e indirectas mediante PLS-SEM, con medición explícita de dependencia percibida en tareas académicas.

La autoeficacia académica se fundamenta en la teoría social cognitiva, donde la autoeficacia se define como la creencia en la capacidad propia para organizar y ejecutar cursos de acción requeridos para manejar situaciones futuras [6]. En contextos educativos, esta creencia regula elección de tareas, esfuerzo, persistencia y respuesta ante dificultades; en consecuencia, estudiantes con alta autoeficacia tienden a sostener el trabajo autónomo, mientras aquellos con baja autoeficacia pueden buscar apoyos externos para compensar inseguridad o temor al fracaso. En escenarios de IAG, el “apoyo externo” puede transformarse en sustitución del procesamiento

cognitivo si el estudiante percibe que su desempeño depende de la herramienta.

Las expectativas de desempeño se anclan en modelos de aceptación tecnológica, en particular UTAUT/UTAUT2, donde performance expectancy alude al grado en que un individuo cree que usar la tecnología le ayudará a lograr ganancias en desempeño [7]. En estudios sobre ChatGPT, la expectativa de desempeño se ha confirmado como predictor de intención de uso: si el estudiante cree que ChatGPT mejora rendimiento, productividad o resultados, aumenta su disposición a integrarlo en tareas y rutinas [11].

Dado que la IAG responde con rapidez, genera borradores y propone soluciones, es plausible que eleve expectativas de desempeño de manera sostenida, especialmente bajo presión de tiempo y múltiples evaluaciones [4]. La dependencia de la IAG se conceptualiza aquí como un patrón de necesidad percibida y uso excesivo o compulsivo de herramientas de IAG para realizar tareas académicas, manifestado en dificultad para trabajar sin la herramienta, uso incluso cuando podría resolverse la tarea por medios propios, incomodidad ante falta de acceso y expectativa de deterioro de desempeño si la herramienta no está disponible. Esta definición converge con esfuerzos recientes por operacionalizar “dependencia de IA” en universitarios mediante escalas específicas, diferenciando dependencia de mera frecuencia de uso [28]. Además, dialoga con hallazgos de dependencia psicológica en chatbots sociales, donde la interacción sostenida puede consolidar una relación de apoyo percibido que reduce autonomía, especialmente si el usuario considera al sistema como guía confiable [29].

El vínculo teórico entre autoeficacia, expectativas de desempeño y dependencia puede explicarse mediante un mecanismo social cognitivo: las creencias de capacidad influyen en la interpretación de recursos externos y en las expectativas de resultado. En términos educativos, un estudiante con alta autoeficacia puede usar IAG como apoyo complementario (p. ej., para contrastar ideas), sin internalizarla como condición necesaria; en cambio, baja autoeficacia puede amplificar la percepción de que la IAG es la vía principal para obtener rendimiento, elevando expectativas de desempeño y empujando el uso hacia dependencia. Este mecanismo se vuelve más probable en entornos donde la IAG promete eficiencia y mejores resultados, reforzando su adopción y continuidad [15].

Hipótesis

H1. La autoeficacia académica influye negativa y significativamente en la dependencia de la inteligencia artificial.

La lógica causal de H1 se fundamenta en que la autoeficacia académica promueve agencia y autorregulación: cuando el estudiante confía en su capacidad para comprender y resolver tareas, disminuye la necesidad de apoyos externos como sustitutos del propio desempeño [6]. En el contexto de IAG, la dependencia implica dificultad para realizar tareas sin la herramienta y uso incluso cuando el estudiante podría

resolverlas por sí mismo; ambos rasgos son consistentes con un perfil de baja confianza académica que busca minimizar incertidumbre y esfuerzo percibido. En esa línea, el metaanálisis de intervenciones con ChatGPT sugiere que, aunque puede mejorar rendimiento promedio, no necesariamente fortalece autoeficacia; esto implica que el beneficio instrumental puede coexistir con estancamiento motivacional, favoreciendo dependencia si el estudiante atribuye éxito a la herramienta más que a su competencia [4]. Asimismo, investigaciones sobre dependencia de IA en universitarios han señalado la necesidad de distinguir entre uso estratégico y dependencia percibida; en tal distinción, la autoeficacia opera como recurso protector que reduce la probabilidad de que el estudiante internalice la IAG como condición indispensable [28]. Finalmente, evidencia sobre dependencia psicológica en chatbots sugiere que cuando un usuario se vincula con el sistema como guía, mentor o fuente de apoyo, puede consolidarse dependencia; extrapolado a tareas académicas, una baja autoeficacia facilitaría ese vínculo instrumental y la delegación del trabajo cognitivo [29].

H2. La autoeficacia académica influye positiva y significativamente en las expectativas de desempeño asociadas al uso de inteligencia artificial.

La lógica de H2 se apoya en que estudiantes con alta autoeficacia tienden a interpretar recursos tecnológicos como oportunidades para mejorar rendimiento y eficiencia, porque poseen seguridad para integrar herramientas sin amenaza a su identidad académica. En términos de aceptación tecnológica, la expectativa de desempeño se fortalece cuando el usuario identifica ganancias concretas; quienes se sienten capaces suelen explorar funcionalidades, ajustar prompts y evaluar resultados con mayor criterio, lo que incrementa la percepción de utilidad y productividad [7]. En estudios sobre ChatGPT, la expectativa de desempeño aparece como predictor de intención de uso, especialmente cuando el estudiante percibe que la herramienta mejora resultados y facilita completar tareas [11]. Además, investigaciones sobre aceptación de IA han mostrado que creencias y disposiciones del usuario influyen en evaluaciones de utilidad y beneficios, lo que es consistente con una relación positiva entre autoeficacia y performance expectancy [23].

H3. Las expectativas de desempeño influyen positiva y significativamente en la dependencia de la inteligencia artificial.

La lógica de H3 sostiene que, cuando el estudiante cree que la IAG mejora rendimiento, eficiencia y productividad, aumenta la probabilidad de uso frecuente y de integración en tareas cotidianas. En el marco UTAUT, performance expectancy impulsa intención y conducta de uso; en educación superior, donde las cargas académicas pueden ser altas, esa motivación instrumental puede conducir a externalización sostenida de procesos cognitivos, elevando la dependencia percibida [7]. Evidencia empírica en universitarios confirma que performance

expectancy se asocia con intención de uso y conducta, reforzando que, si la herramienta “funciona” para mejorar resultados, el estudiante la incorpora como hábito [11]. Al mismo tiempo, revisiones del campo advierten que la promesa de eficiencia puede incentivar atajos, plagio y delegación, que son vías plausibles hacia dependencia instrumental: cuanto más se espera que la herramienta “me haga rendir más”, más se reduce la disposición a enfrentar tareas sin ella [8]. Finalmente, investigaciones que desarrollan escalas de dependencia de IA muestran que la dependencia se expresa precisamente como expectativa de deterioro del desempeño sin la herramienta, lo que conceptualmente conecta performance expectancy con necesidad percibida [28].

H4. Las expectativas de desempeño median la relación entre la autoeficacia académica y la dependencia de la inteligencia artificial.

La mediación planteada en H4 se sustenta en un mecanismo motivacional coherente: la autoeficacia configura cómo el estudiante interpreta y valora recursos externos, influyendo en expectativas de resultados; a su vez, esas expectativas orientan la intensidad de uso, pudiendo escalar a dependencia [6]. En términos de aceptación tecnológica, la expectativa de desempeño es un canal mediante el cual disposiciones del usuario y su relación con la tarea se traducen en conducta de uso; por ello, es razonable que la autoeficacia afecte dependencia indirectamente al elevar (o modular) la expectativa de que la IAG “me hace rendir mejor” [7]. La evidencia de adopción de ChatGPT en universitarios refuerza que performance expectancy tiene peso explicativo en uso; y, dado que la dependencia se expresa como necesidad percibida para mantener desempeño, es plausible que la expectativa de mejora funcione como mecanismo intermedio entre creencias de capacidad y dependencia [11]. Finalmente, el avance reciente en medición de dependencia de IA permite evaluar mediación con mayor precisión, pues distingue uso intensivo de necesidad percibida; esto habilita contrastar el modelo estructural propuesto con técnicas robustas de efectos indirectos [28].

II. METODOLOGÍA

Se desarrolló un estudio cuantitativo, no experimental, de corte transversal y alcance explicativo, orientado a analizar las relaciones entre la autoeficacia académica, las expectativas de desempeño asociadas al uso de inteligencia artificial y la dependencia de la inteligencia artificial en estudiantes universitarios de universidades públicas del Perú. La muestra estuvo conformada por 430 estudiantes distribuidos por cuotas regionales en Piura (120), Tumbes (60), Lambayeque (100), La Libertad-Trujillo (110) y Cajamarca (40). Se incluyeron únicamente participantes con matrícula vigente que hubieran utilizado herramientas de inteligencia artificial generativa (p. ej., ChatGPT, Gemini, Claude o Copilot) con fines académicos durante el último periodo académico y que otorgaran su consentimiento informado; se excluyeron respuestas

incompletas o con patrones inválidos. La recolección de datos se hizo en los meses de noviembre y diciembre del 2025.

La recolección de datos se efectuó mediante un cuestionario estructurado con escala Likert de 5 puntos (1 = totalmente en desacuerdo a 5 = totalmente de acuerdo), que incorporó una sección de datos generales y una sección de medición de constructos, este cuestionario es adaptado de un estudio validado [31]. La autoeficacia académica se operacionalizó como un constructo latente reflectivo y se midió con cinco ítems: AS1 (“Me siento capaz de comprender los temas académicos sin depender de la inteligencia artificial”), AS2 (“Confío en mi capacidad para resolver tareas académicas por mis propios medios”), AS3 (“Puedo aprender contenidos complejos incluso sin apoyo de herramientas de inteligencia artificial”), AS4 (“Me considero competente para cumplir mis objetivos académicos”) y AS5 (“Mantengo confianza en mi desempeño académico aun cuando enfrente dificultades”). Las expectativas de desempeño asociadas al uso de inteligencia artificial se midieron como constructo reflectivo con cuatro ítems: PE1 (“El uso de inteligencia artificial mejora mi rendimiento académico”), PE2 (“La inteligencia artificial me permite completar tareas académicas de forma más eficiente”), PE3 (“Usar inteligencia artificial incrementa mi productividad en los estudios”) y PE4 (“La inteligencia artificial me ayuda a obtener mejores resultados académicos”). La dependencia de la inteligencia artificial se modeló también como constructo reflectivo y se evaluó con cinco ítems: AID1 (“Me resulta difícil realizar tareas académicas sin usar inteligencia artificial”), AID2 (“Siento que dependo cada vez más de la inteligencia artificial para estudiar”), AID3 (“Uso inteligencia artificial incluso cuando podría resolver la tarea por mí mismo(a)”), AID4 (“Me siento incómodo(a) cuando no tengo acceso a herramientas de inteligencia artificial para estudiar”) y AID5 (“Considero que mi desempeño académico disminuiría notablemente sin el uso de inteligencia artificial”).

El análisis se realizó mediante modelamiento de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) en SmartPLS.

Se garantizó anonimato, evitando recolectar identificadores directos, y se aseguró confidencialidad mediante almacenamiento restringido y uso exclusivo de los datos para fines académicos, el estudio no requirió comité de ética.

III. RESULTADOS

El modelo de medición de la tabla 1 evidenció calidad psicométrica sólida: las cargas externas fueron altas y consistentes en los tres constructos, lo que confirma una adecuada representatividad de los indicadores; la consistencia interna fue elevada (α entre 0.881 y 0.925; ρ_A entre 0.886 y 0.927; CR entre 0.927 y 0.944), indicando confiabilidad robusta; y la validez convergente quedó respaldada por valores AVE superiores al umbral recomendado, sugiriendo que cada constructo explica una proporción sustantiva de la varianza de sus indicadores. En conjunto, estos hallazgos sostienen que las

mediciones utilizadas son estables, coherentes y suficientemente precisas para proceder con la interpretación del modelo estructural estimado mediante PLS-SEM.

TABLA I
RESULTADOS DEL MODELO DE MEDICIÓN

Constructo	Ítem	Loading	α	ρ_A	CR (pC)	AVE
AS (Autoeficacia académica)	AS1	0.84	0.912	0.915	0.936	0.735
	AS2	0.872				
	AS3	0.898				
	AS4	0.856				
	AS5	0.82				
PE (Expectativas de desempeño)	PE1	0.802	0.881	0.886	0.927	0.686
	PE2	0.835				
	PE3	0.861				
	PE4	0.814				
AID (Dependencia de IA)	AID1	0.843	0.925	0.927	0.944	0.744
	AID2	0.882				
	AID3	0.867				
	AID4	0.901				
	AID5	0.816				

La Tabla II respalda la validez discriminante del modelo mediante el criterio de Fornell–Larcker, donde los valores de la diagonal corresponden a la raíz cuadrada del AVE de cada constructo. En todos los casos, la raíz cuadrada del AVE de cada variable latente es superior a sus correlaciones con los demás constructos, lo que indica que cada constructo comparte mayor varianza con sus propios indicadores que con otros constructos del modelo.

TABLA II
VALIDEZ DISCRIMINANTE FORNELL–LARCKER

	AS	PE	AID
AS	0.857		
PE	0.55	0.828	
AID	-0.318	0.318	0.863

La Tabla III evidencia un ajuste global aceptable del modelo, con baja discrepancia entre lo observado y lo estimado y un buen ajuste incremental frente a un modelo nulo. En términos de capacidad explicativa, la autoeficacia académica explica una proporción relevante de la varianza en las expectativas de desempeño, y el conjunto de predictores explica una fracción considerable de la variación en la dependencia de la inteligencia artificial. Además, el modelo muestra relevancia predictiva para ambos constructos endógenos, lo que respalda que la estructura propuesta no solo describe adecuadamente las relaciones internas, sino que también mantiene utilidad para la predicción.

TABLA III
ÍNDICES DE AJUSTE DEL MODELO

Índice	Valor
SRMR	0.058
NFI	0.932
R ² (PE)	0.303
R ² (AID)	0.45
Q ² (PE)	0.204
Q ² (AID)	0.276

Evaluación del modelo estructural

La Tabla IV muestra relaciones estructurales significativas y consistentes con el modelo. La autoeficacia académica reduce de manera directa y fuerte la dependencia de IA, mientras que incrementa las expectativas de desempeño; a su vez, dichas expectativas elevan fuertemente la dependencia de IA. Además, se confirma una mediación positiva, evidenciando una dinámica dual: un efecto directo protector de la autoeficacia frente a la dependencia y un efecto indirecto de signo opuesto vía expectativas de desempeño; por ello, todas las hipótesis son aceptadas.

TABLA IV
RESULTADOS DEL MODELO ESTRUCTURAL

Hipótesis	Ruta	β	t	p	Decisión
H1	AS $\rightarrow$ AID	-0.707	10.877	<0.001	Aceptada
H2	AS $\rightarrow$ PE	0.55	11	<0.001	Aceptada
H3	PE $\rightarrow$ AID	0.707	11.783	<0.001	Aceptada
H4	AS $\rightarrow$ PE $\rightarrow$ AID	0.389	7.78	<0.001	Aceptada

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

En cuanto al objetivo específico 1 se confirma que la autoeficacia académica opera como un factor protector frente a la dependencia de inteligencia artificial generativa en estudiantes universitarios de universidades públicas del Perú, dado el efecto directo negativo, fuerte y significativo de AS sobre AID, con beta igual a -0.707 y p menor a 0.001. En primer término, este resultado es coherente con la idea de que la confianza del estudiante en su capacidad para comprender contenidos y resolver tareas sostiene la autorregulación y reduce la necesidad de apoyos externos como sustitutos del desempeño propio, tal como se plantea desde la teoría social cognitiva [6]. Asimismo, la magnitud del efecto sugiere que la dependencia académica de IAG no se explica solo por disponibilidad tecnológica o conveniencia, sino por un componente motivacional central vinculado a agencia y control personal del aprendizaje. En consonancia con la discusión sobre la cara ambivalente de la IAG en educación superior, el resultado respalda que el mismo entorno que ofrece eficiencia también puede intensificar atajos cuando el estudiante no se percibe capaz de afrontar exigencias por sí mismo [8]. No obstante, al tratarse de un estudio transversal, la evidencia debe interpretarse como asociación explicativa consistente con el modelo y no como causalidad definitiva, aunque la direccionalidad propuesta es teóricamente plausible y está alineada con el enfoque de autoeficacia como antecedente de conductas de afrontamiento académico [6].

En cuanto al objetivo específico 2 se observa que la autoeficacia académica incrementa de manera significativa las expectativas de desempeño asociadas al uso de IAG, con beta igual a 0.55 y p menor a 0.001, explicando además una porción relevante de su varianza, con R² igual a 0.303. Este resultado sugiere que estudiantes con mayor percepción de competencia no solo dependen menos, sino que también reconocen con mayor claridad las ganancias instrumentales de la IAG para

mejorar eficiencia, productividad y rendimiento, lo que es consistente con la lógica de performance expectancy en marcos de aceptación tecnológica [7]. Asimismo, esta evidencia dialoga con estudios previos que reportan que las expectativas de desempeño son un predictor relevante de la intención de uso de ChatGPT en universitarios, reforzando que la creencia de utilidad académica se ancla en percepciones de mejora real o anticipada del desempeño [11]. Por el contrario, si la autoeficacia fuera baja, el estudiante podría experimentar la IAG más como muleta que como recurso complementario, lo que no necesariamente se traduce en expectativas de desempeño elevadas sino en alivio inmediato del esfuerzo, un patrón ya señalado como riesgo cuando la herramienta reduce fricción y carga mental sin fortalecer procesos de aprendizaje profundo [4].

En cuanto al objetivo específico 3 se evidencia que las expectativas de desempeño muestran un efecto positivo, fuerte y significativo sobre la dependencia de IAG, con beta igual a 0.707 y p menor a 0.001, lo que indica que cuanto más se percibe que la IAG mejora el rendimiento, mayor es la probabilidad de consolidar necesidad percibida y uso difícil de abandonar en tareas académicas. En consonancia con los enfoques de aceptación tecnológica, la expectativa de desempeño tiende a impulsar intención y continuidad de uso porque el estudiante interpreta la herramienta como medio para alcanzar resultados con menor tiempo o esfuerzo [7]. Sin embargo, en el contexto universitario esa racionalidad instrumental puede desplazarse hacia sustitución del trabajo cognitivo, especialmente cuando el estudiante anticipa un deterioro notable del rendimiento sin acceso a la herramienta, rasgo que coincide con la definición operativa de dependencia y con desarrollos recientes de medición que distinguen dependencia de mera frecuencia [28]. Asimismo, el hallazgo se alinea con evidencia que enfatiza beneficios académicos tangibles de la IAG, los cuales fortalecen expectativas de rendimiento y facilitan integración rutinaria en actividades de escritura, estudio y resolución de tareas [12]. No obstante, la misma dinámica puede amplificar riesgos de uso problemático, dado que la promesa de eficiencia puede incentivar externalización de procesos centrales del aprendizaje y normalizar atajos en escenarios de alta carga académica [8].

En cuanto al objetivo específico 4, se identificó un efecto indirecto estadísticamente significativo de las expectativas de desempeño en la relación entre autoeficacia académica y dependencia de IAG ($AS \rightarrow PE \rightarrow AID$; $\beta = 0.389$; $p < 0.001$). No obstante, este resultado debe interpretarse como una mediación estadística y no como evidencia causal definitiva, debido al diseño transversal del estudio. En ese sentido, los hallazgos sugieren una dinámica de efectos opuestos: por un lado, la autoeficacia académica se asocia negativamente con la dependencia; por otro, se relaciona positivamente con las expectativas de desempeño, las cuales, a su vez, se asocian positivamente con la dependencia. Por tanto, el patrón observado puede entenderse como una mediación inconsistente, donde coexisten una vía protectora vinculada a la

autorregulación y una vía instrumental asociada con la intensificación del uso de IAG

En cuanto al objetivo general, los resultados permiten señalar que la autoeficacia académica se relaciona con la dependencia de la IAG mediante una asociación directa negativa y un efecto indirecto positivo a través de las expectativas de desempeño. Sin embargo, estas relaciones deben interpretarse con cautela, pues el diseño no experimental y transversal no permite establecer causalidad definitiva. En consecuencia, el modelo ofrece evidencia explicativa y predictiva sobre asociaciones entre los constructos, pero futuras investigaciones longitudinales o experimentales deberán confirmar la dirección causal de los efectos observados.

Asimismo, los hallazgos aportan implicancias prácticas para la gestión universitaria en contextos con heterogeneidad institucional y brechas. En primer término, si la autoeficacia reduce fuertemente la dependencia, entonces intervenir sobre habilidades de aprendizaje autorregulado, metacognición y confianza académica puede ser más efectivo que enfoques centrados únicamente en control del uso, lo que es coherente con la discusión regional sobre capacidades habilitantes y gobernanza de IA [19]. Además, dado que las expectativas de desempeño elevan la dependencia, conviene orientar la alfabetización en IA hacia un uso deliberado de verificación, contraste y explicitación del proceso propio, en línea con advertencias sobre integridad y externalización del trabajo cognitivo [25]. En suma, el aporte teórico del estudio es mostrar que un constructo típicamente asociado a adopción deseable, como performance expectancy, también puede activar una ruta de riesgo cuando se conecta con presión por resultados y hábitos de productividad, reforzando la agenda sobre la cara oscura de la adopción tecnológica [24].

Entre las principales limitaciones del estudio, se reconoce que el diseño cuantitativo, no experimental y transversal impide establecer relaciones causales definitivas entre los constructos analizados, permitiendo únicamente identificar asociaciones estadísticamente significativas. Asimismo, la información fue recolectada mediante autoinforme, lo que podría generar sesgos de deseabilidad social o sobreestimación de las percepciones de uso de inteligencia artificial. Además, la muestra se concentró en estudiantes de universidades públicas de la macrozona norte del Perú, por lo que los resultados no deben generalizarse automáticamente a universidades privadas u otros contextos educativos y culturales.

V. RECOMENDACIONES

Se recomienda a las autoridades universitarias y a las unidades académicas de las universidades públicas del Perú implementar una política institucional de uso responsable de IAG que integre formación obligatoria para estudiantes y docentes en alfabetización en IA, autorregulación del aprendizaje y verificación crítica de contenidos, junto con lineamientos claros de integridad y rediseño de tareas que exijan evidencias de proceso (borradores, justificación de decisiones y citación de apoyos). Si no se implementa,

aumentará la probabilidad de que el uso de IAG se convierta en un sustituto del trabajo cognitivo propio, reforzando la necesidad percibida de usarla para cumplir exigencias académicas y elevando la dependencia, con efectos negativos sobre autonomía, aprendizaje profundo y calidad de la evaluación. Si se aplica, se espera un uso más estratégico y transparente de la IAG, con mejora en competencias de pensamiento crítico, mayor responsabilidad académica y reducción de prácticas de dependencia asociadas a la idea de que el rendimiento “depende” de la herramienta.

Se recomienda a los programas de tutoría, bienestar universitario y coordinaciones de asignatura fortalecer de manera sistemática la autoeficacia académica mediante acompañamiento y entrenamiento en planificación del estudio, práctica deliberada y resolución de problemas sin asistencia inmediata, a la par de orientar expectativas realistas sobre la IAG como apoyo complementario y no como condición indispensable para rendir mejor. Si no se implementa, estudiantes con inseguridad académica tenderán a intensificar el uso por presión de desempeño y a consolidar hábitos de apoyo excesivo, incrementando la incomodidad ante la falta de acceso y la percepción de deterioro del rendimiento sin IAG. Si se aplica, se prevé mayor confianza para enfrentar tareas por medios propios, mejor autorregulación, disminución de la dependencia y un equilibrio sostenible entre productividad y aprendizaje.

Asimismo, se recomienda que futuras investigaciones adopten diseños longitudinales o experimentales que permitan confirmar con mayor precisión la dirección causal de los efectos encontrados, especialmente respecto al papel de la autoeficacia académica y las expectativas de desempeño en el desarrollo de dependencia hacia la inteligencia artificial generativa.

REFERENCIAS

- [1] I. Scott, “Rising to Meet the Challenge of Generative AI,” *Journal of Legal Studies Education*, vol. 41, no. 1, pp. 29–37, Dec. 2024, doi: 10.1111/jlse.12141.
- [2] L. Guerschberg and Y. Estefanía Gutierrez, “Tutoría con Inteligencia Artificial Generativa en la Educación Superior: Oportunidades y Desafíos en el Aprendizaje,” *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, vol. 8, no. 5, pp. 9960–9975, Nov. 2024, doi: 10.37811/cl_rcm.v8i5.14391.
- [3] J. M. Jurado-Castro, S. Vargas-Molina, J. L. Gómez-Urquiza, and J. Benítez-Porres, “Effectiveness of real-time classroom interactive competition on academic performance: a systematic review and meta-analysis,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 9, p. e1310, Apr. 2023, doi: 10.7717/peerj-cs.1310.
- [4] R. Deng, M. Jiang, X. Yu, Y. Lu, and S. Liu, “Does ChatGPT enhance student learning? A systematic review and meta-analysis of experimental studies,” *Comput. Educ.*, vol. 227, p. 105224, Apr. 2025, doi: 10.1016/j.compedu.2024.105224.
- [5] I. I. Salceda Flores, A. Lozano Rodríguez, L. C. Garay Becerra, and R. I. Pizá Gutiérrez, “Estrategias e impacto de la inteligencia artificial generativa de Chatbot (IAGC) en estudiantes de educación superior: Una revisión sistemática de literatura,” in *Tendencias en investigación educativa: Factores asociados al proceso formativo*, Ediciones Comunicación Científica, 2024, pp. 81–95. doi: 10.52501/cc.222.05.
- [6] A. Bandura, “Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change,” *Psychol. Rev.*, vol. 84, no. 2, pp. 191–215, 1977, doi: 10.1037/0033-295X.84.2.191.
- [7] V. Venkatesh, M. Morris, G. Davis, and F. Davis, “User Acceptance of Information Technology: Toward A Unified View1,” *MIS Quarterly*, vol. 27, no. 3, pp. 425–478, Sep. 2003, doi: 10.2307/30036540.
- [8] H. Crompton and D. Burke, “The Educational Affordances and Challenges of ChatGPT: State of the Field,” *TechTrends*, vol. 68, no. 2, pp. 380–392, Mar. 2024, doi: 10.1007/s11528-024-00939-0.
- [9] R. B. Wotckoski, M. C. Borges, M. Celeste, S. T. de Andrade, and C. de F. Oliveira, “Inteligência artificial generativa e seus desafios éticos no ensino superior: uma revisão sistemática da literatura,” *REVISTA DELOS*, vol. 18, no. 70, p. e6187, Aug. 2025, doi: 10.55905/rdelosv18.n70-061.
- [10] M. Afan Suyanto, L. K. Candra Dewi, D. Dharmawan, D. Suhardi, and S. Ekasari, “Analysis of The Influence of Behavior Intention, Technology Effort Expectancy and Digitalization Performance Expectancy on Behavior To Use of QRIS Users in Small Medium Enterprises Sector,” *Jurnal Informasi dan Teknologi*, pp. 57–63, Jan. 2024, doi: 10.60083/jidt.v6i1.472.
- [11] J.-M. Romero-Rodríguez, M.-S. Ramírez-Montoya, M. Buenestado-Fernández, and F. Lara-Lara, “Use of ChatGPT at University as a Tool for Complex Thinking: Students’ Perceived Usefulness,” *Journal of New Approaches in Educational Research*, vol. 12, no. 2, pp. 323–339, Jul. 2023, doi: 10.7821/naer.2023.7.1458.
- [12] F. Farhi, R. Jeljeli, I. Aburezeq, F. Dweikat, S. Al-shami, and R. Slamene, “Analyzing the students’ views, concerns, and perceived ethics about chat GPT usage,” *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 5, p. 100180, 2023, doi: 10.1016/j.caeai.2023.100180.
- [13] A. Strzelecki and S. ElArabay, “Investigation of the moderation effect of gender and study level on the acceptance and use of generative AI by higher education students: Comparative evidence from Poland and Egypt,” *British Journal of Educational Technology*, vol. 55, no. 3, pp. 1209–1230, May 2024, doi: 10.1111/bjet.13425.
- [14] Y. Wang and W. Zhang, “Factors Influencing the Adoption of Generative AI for Art Designing Among Chinese Generation Z: A Structural Equation Modeling Approach,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 143272–143284, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3342055.
- [15] A. Dadich, P. Samaranayake, H. Hurriyet, and C. Elliot, “Process improvement of a paediatric feeding clinic,” *Heliyon*, vol. 10, no. 1, p. e23150, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e23150.
- [16] S. Heng and Z. Zhang, “Attachment Anxiety and Problematic Use of Conversational Artificial Intelligence: Mediation of Emotional Attachment and Moderation of Anthropomorphic Tendencies,” *Psychol. Res. Behav. Manag.*, vol. Volume 18, pp. 1775–1785, Aug. 2025, doi: 10.2147/PRBM.S531805.
- [17] B. Hu, Y. Mao, and K. Kim, “How social anxiety leads to problematic use of conversational AI: The roles of loneliness, rumination, and mind perception,” *Comput. Human Behav.*, vol. 145, p. 107760, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.chb.2023.107760.
- [18] L. Laestadius, A. Bishop, M. Gonzalez, D. Illeňčík, and C. Campos-Castillo, “Too human and not human enough: A grounded theory analysis of mental health harms from emotional dependence on the social chatbot Replika,” *New Media Soc.*, vol. 26, no. 10, pp. 5923–5941, Oct. 2024, doi: 10.1177/14614448221142007.
- [19] CEPAL, “ILIA 2024: Evaluando la Preparación y el Progreso de la IA en América Latina,” CEPAL. Accessed: Jan. 26, 2026. [Online]. Available: https://www.cepal.org/es/notas/ilia-2024-evaluando-la-preparacion-progreso-la-ia-america-latina?utm_source
- [20] World Bank Group, “Individuals using the Internet (% of population) - Peru,” World Bank Group. Accessed: Jan. 26, 2026. [Online]. Available: https://data.worldbank.org/indicator/IT.NET.USER.ZS?locations=PE&utm_source
- [21] World Bank Group, “School enrollment, tertiary (% gross) - Peru,” World Bank Group. Accessed: Jan. 26, 2026. [Online]. Available:

https://data.worldbank.org/indicator/SE.TER.ENRR?locations=PE&utm_source

- [22] SUNEDU, "Universidades Licenciadas," SUNEDU. Accessed: Jan. 26, 2026. [Online]. Available: https://www.sunedu.gob.pe/lista-de-universidades-licenciadas/?utm_source
- [23] O. Gansser and C. Reich, "A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: An empirical study in three segments of application," *Technol. Soc.*, vol. 65, p. 101535, May 2021, doi: 10.1016/j.techsoc.2021.101535.
- [24] Y. Dwivedi *et al.*, "Opinion Paper: 'So what if ChatGPT wrote it?' Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 71, p. 102642, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642.
- [25] J. Crawford, M. Cowling, and K.-A. Allen, "Leadership is needed for ethical ChatGPT: Character, assessment, and learning using artificial intelligence (AI)," *Journal of University Teaching and Learning Practice*, vol. 20, no. 3, Apr. 2023, doi: 10.53761/1.20.3.02.
- [26] A. Elkhatat, "Evaluating the authenticity of ChatGPT responses: a study on text-matching capabilities," *International Journal for Educational Integrity*, vol. 19, no. 1, p. 15, Aug. 2023, doi: 10.1007/s40979-023-00137-0.
- [27] A. Tlili *et al.*, "What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education," *Smart Learning Environments*, vol. 10, no. 1, p. 15, Feb. 2023, doi: 10.1186/s40561-023-00237-x.
- [28] W. Morales-García, L. Sairitupa-Sanchez, S. Morales-García, and M. Morales-García, "Development and validation of a scale for dependence on artificial intelligence in university students," *Front. Educ. (Lausanne)*, vol. 9, Mar. 2024, doi: 10.3389/feduc.2024.1323898.
- [29] T. Xie, I. Pentina, and T. Hancock, "Friend, mentor, lover: does chatbot engagement lead to psychological dependence?," *Journal of Service Management*, vol. 34, no. 4, pp. 806–828, Jun. 2023, doi: 10.1108/JOSM-02-2022-0072.
- [30] P. Velasquez-Astuhuaman and C. Libaque-Saenz, "Main Factors Driving The Use Of Chatgpt By Undergraduate Students: An Exploratory And Preliminary Study In Peru," *Issues In Information Systems*, 2024, doi: 10.48009/1_iis_2024_133.
- [31] B. G. Acosta-Enriquez *et al.*, "The mediating role of academic stress, critical thinking and performance expectations in the influence of academic self-efficacy on AI dependence: Case study in college students," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 8, p. 100381, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.caeai.2025.100381.