AI Adoption Capability Gap in Graduate Business Education: Empirical Evidence from Honduras

Tulia Elvira López-Mendoza, PhD[1]
[1]*Universidad Tecnológica de Honduras (UTH), San Pedro Sula, Honduras, tulia.lopez@uth.hn*
ORCID: 0000-0002-7333-2191

Abstract– ***This study examines the AI adoption capability gap among graduate business students at a private university in Honduras. Using a quantitative descriptive-comparative design, responses from 132 graduate students surveyed during the first semester of 2024 were analyzed, six dimensions were studied across two variables: AI tools (tool use, technological adaptation, and application types) and academic formation (academic performance, skill development, and engagement). Responses were collected using a five-point Likert agreement scale (1 = Strongly disagree, 5 = Strongly agree). Data were collected through a self-report instrument; therefore, the results represent the participants' reported perceptions. A statistically significant gap was confirmed between perceived AI usefulness (mean = 4.20) and formal AI training received (mean = 2.29), using the Wilcoxon signed-rank test ($Z = -7.667$, $p < .001$). Kruskal-Wallis analysis showed that perceived academic performance differs significantly by specialization ($H = 9.527$, $p = .023$). No significant differences were found by gender or age group across any dimension (all $p > .05$). These findings indicate that the capability gap is systemic and transversal, with direct implications for AI training strategies in Latin American graduate business programs.***

Keywords– ***artificial intelligence, graduate education, digital competence gap, technology literacy, educational innovation.***

Brecha de Capacidades en la Adopción de Inteligencia Artificial en el Posgrado de Negocios: Evidencia Empírica desde Honduras

Tulia Elvira López-Mendoza, PhD[1]
[1]*Universidad Tecnológica de Honduras (UTH), San Pedro Sula, Honduras, tulia.lopez@uth.hn*
ORCID: 0000-0002-7333-2191

Resumen– ***Este estudio examina la brecha de capacidades en la adopción de inteligencia artificial (IA) entre estudiantes de posgrado en negocios de una universidad privada hondureña. Mediante un diseño cuantitativo descriptivo-comparativo, se analizaron las respuestas de 132 estudiantes de maestría encuestados durante el primer semestre de 2024, en seis dimensiones agrupadas en dos variables: herramientas de IA (uso de herramientas, adaptación tecnológica y tipos de aplicación) y formación académica (rendimiento, habilidades y compromiso). Las respuestas se recopilaron en escala Likert de acuerdo de cinco puntos (1 = Totalmente en desacuerdo, 5 = Totalmente de acuerdo) y fueron obtenidas mediante un instrumento de autorreporte, por lo que los resultados representan las percepciones declaradas por los participantes. Se confirmó una brecha estadísticamente significativa entre la utilidad percibida de la IA (media = 4.20) y la capacitación formal recibida (media = 2.29), mediante la prueba de Wilcoxon (Z = -7.667, p < .001). El análisis Kruskal-Wallis reveló diferencias significativas en rendimiento académico según la especialidad (H = 9.527, p = .023); las comparaciones post-hoc con Bonferroni identificaron diferencia significativa entre Recursos Humanos y Dirección Financiera (p = .027). No se encontraron diferencias por género ni por grupo de edad (p > .05). Los hallazgos muestran una brecha sistémica y transversal, con implicaciones directas para el diseño de estrategias de formación en IA en maestrías de negocios en Honduras y contextos latinoamericanos comparables.***

Palabras clave– ***inteligencia artificial, educación de posgrado, brecha de competencias digitales, alfabetización tecnológica, innovación educativa.***

I. Introducción

La inteligencia artificial (IA) ha dejado de ser una tecnología emergente para convertirse en una competencia profesional crítica en la economía global del conocimiento. El Foro Económico Mundial proyecta que cerca del 65% de los empleos emergentes para 2027 requerirán competencias directamente vinculadas a IA [1]. En el ámbito del posgrado en negocios, esta proyección tiene una traducción directa: el 74% de los empleadores que reclutan egresados de programas de maestría en negocios a nivel global considera que las competencias en IA y aprendizaje automático son habilidades importantes para sus nuevos colaboradores [2]. Esto tiene consecuencias directas para la formación: los estudiantes de hoy serán los líderes que tomen decisiones sobre el uso de IA en sus organizaciones.

Honduras, como parte del istmo centroamericano, enfrenta condiciones particulares en su transición digital. En este contexto, las universidades privadas que operan en modalidad virtual sincrónica representan un espacio privilegiado de acceso a tecnología para sus estudiantes, quienes en su mayoría son profesionales que combinan trabajo y estudio. Para estos perfiles, la IA no es solo una herramienta académica sino un recurso potencial para su desempeño profesional, lo que hace que la brecha entre valoración y formación sea particularmente relevante desde el punto de vista del desarrollo de capacidades para la innovación y el emprendimiento.

A este respecto, la evidencia empírica sobre cómo los estudiantes de posgrado en negocios se relacionan realmente con estas herramientas es escasa en la región. La mayor parte de los estudios disponibles se concentran en contextos anglosajones o asiáticos y en el nivel de licenciatura [3]-[6]. Un reporte reciente del UNESCO IESALC documenta que solo el 45% de las instituciones de educación superior en América Latina y el Caribe reportan tener políticas de IA en desarrollo o implementadas, frente al 70% en Europa y América del Norte [7]. Sin evidencia local, las estrategias de integración de IA en el posgrado latinoamericano carecen de base empírica para su diseño.

La pregunta que orienta este estudio es: ¿cuál es el perfil de adopción de IA en estudiantes de posgrado de negocios de una universidad privada en Honduras, qué brechas de capacidad revela ese perfil, y son esas brechas diferenciadas por especialidad, género o grupo de edad? Responder esta pregunta desde datos locales es el primer paso para diseñar estrategias de formación en IA informadas por la realidad del contexto centroamericano.

II. Marco Teórico

A. Demanda de competencias en IA en el posgrado de negocios

La demanda de competencias en IA entre egresados de maestría en negocios es uno de los cambios más documentados en el mercado laboral reciente. Una encuesta global del Graduate Management Admission Council con más de 1,000 empleadores de 34 países encontró que el 74% considera que las habilidades en IA y aprendizaje automático son competencias vitales para sus nuevos egresados, y que esta demanda seguirá creciendo [2]. Este dato deja claro que la formación en IA ya no es un diferenciador opcional en los programas de maestría en negocios, sino una expectativa básica del mercado laboral.

El enfoque de capacidades dinámicas [8] propone que la ventaja competitiva sostenible no deriva de poseer recursos tecnológicos sino de la capacidad de integrarlos y reconfigurarlos de manera productiva. Por lo tanto, enseñar a usar la IA de forma crítica y estratégica no es un contenido opcional del currículo de negocios, sino un eje central de la formación que estos programas deben ofrecer. Lo mismo

ocurre cuando los programas de maestría dan acceso a herramientas de IA sin acompañarlo de formación para saber usarlas bien, la evidencia sugiere que esto produce rendimientos decrecientes tanto en organizaciones como en entornos educativos [9]. La OCDE advierte que el impacto de la IA sobre las competencias requeridas depende de las condiciones institucionales de adopción, no simplemente de la disponibilidad tecnológica [10].

B. Brecha entre valoración y competencia en el uso de IA

La literatura reciente sobre IA en educación superior documenta que, aunque los estudiantes valoran la IA positivamente, no saben con certeza cómo integrarla de forma adecuada y responsable en su formación académica [4, 11]. Esta grieta entre valoración y competencia ha sido documentada tanto en contextos educativos como laborales [12], y se mantiene incluso donde la tecnología está ampliamente disponible, si no hay programas de formación que la acompañen.

Desde el marco de la alfabetización en IA [13], [14], esta situación es comprensible: existe una diferencia entre conocer que una herramienta existe y saber usarla con criterio. Sin formación estructurada, la mayoría de los usuarios se queda en el uso más básico de estas herramientas [15]. Además, se ha encontrado que las competencias y actitudes de los estudiantes hacia la IA influyen en su intención de utilizar estas herramientas y en su uso efectivo durante el aprendizaje [16]. de hecho, percibir una herramienta como útil no es suficiente para aprender a usarla bien [17]. Los programas de posgrado en negocios que forman futuros líderes e innovadores tienen, por tanto, una responsabilidad directa en cerrar esta brecha desde el diseño curricular.

En este estudio, la capacidad de adopción de IA se aborda mediante la integración de diferentes aportes conceptuales. La utilidad percibida es decisivo de la aceptación tecnológica [15], mientras que la alfabetización en IA comprende las competencias necesarias para utilizar y evaluar críticamente estas tecnologías [13], incluyendo conocimientos, habilidades y actitudes para su aplicación [14]. Asimismo, el enfoque de capacidades dinámicas sostiene que la disponibilidad de recursos tecnológicos no garantiza su aprovechamiento, ya que también se requiere la capacidad de integrarlos y adaptarlos a las actividades realizadas [8]. A partir de estos aportes, la capacidad de adopción de IA se entiende como la preparación percibida del estudiante para reconocer la utilidad de estas herramientas, utilizarlas, adaptarse a sus requerimientos y aplicarlas pertinente y responsablemente en actividades académicas.

C. IA en la educación superior latinoamericana

La integración de IA en las universidades latinoamericanas ha avanzado de forma desigual. Una revisión sistemática de 14 estudios sobre IA en educación universitaria enfocada en la región encontró que, aunque la IA facilita la personalización del aprendizaje y la gestión educativa, enfrenta barreras persistentes como brechas digitales, resistencia al cambio y limitaciones éticas e infraestructurales [16]. Estas barreras no son uniformes; aparecen con mayor frecuencia en instituciones públicas y regiones con menor conectividad, mientras que las universidades privadas muestran mayor adopción tecnológica, aunque no necesariamente mayor formación para su uso crítico.

En el contexto del posgrado en negocios, esta distinción es especialmente relevante. Según el WEF [1], las competencias en IA son ya una expectativa del mercado laboral para los egresados de programas de negocios, lo que implica que quienes cursan estas maestrías se forman para operar en entornos organizacionales donde la IA está siendo integrada como herramienta de productividad. En América Latina, donde las instituciones de educación superior aún están desarrollando marcos institucionales para la adopción de IA [7], esta presión del mercado llega antes que la formación. Esto significa que la brecha entre valoración y competencia no es solo académica sino profesional: afecta directamente la capacidad de los egresados de liderar procesos de innovación y transformación digital en sus contextos de trabajo. La literatura sobre emprendimiento basado en capacidades señala que las organizaciones dirigidas por personas con competencias tecnológicas actualizadas muestran mayor capacidad de adaptación e innovación [8, 9], lo que refuerza el argumento de que la formación en IA en el posgrado de negocios tiene implicaciones que van más allá del aula.

III. MÉTODO

Se adoptó un diseño cuantitativo, no experimental, transversal y de alcance descriptivo-comparativo. La población estuvo conformada por 200 estudiantes de maestría de una universidad privada de Honduras, matriculados durante el primer semestre de 2024 en la asignatura Seminario de Tesis de Investigación, previa a la presentación de su tesis de grado. Los estudiantes pertenecían a diferentes especialidades de posgrado. Se aplicó un muestreo probabilístico aleatorio simple. Con un nivel de confianza del 95%, un margen de error del 5% y máxima variabilidad poblacional *($p = q = .50$)*, se obtuvo una muestra de 132 estudiantes, equivalente al 66% de la población elegible.

La muestra estuvo conformada por un 64% de hombres y un 36% de mujeres, distribuidos en cuatro especialidades: Dirección en Recursos Humanos *(n* = 58; 43.9%), Dirección Empresarial y Comercio Internacional *(n* = 29; 22.0%), Dirección Financiera *(n* = 28; 21.2%) y Dirección Comercial y Mercadeo *(n* = 17; 12.9%). La distribución por edad fue la siguiente: 20-25 años (3.0%), 26-30 años (23.5%), 31-35 años (25.8%), 36-40 años (15.2%) y más de 40 años (32.6%). La reducida presencia de participantes entre 20 y 25 años puede relacionarse con el requisito previo de haber finalizado una licenciatura para ingresar a un programa de posgrado. La recolección de datos se realizó durante el primer semestre de 2024, periodo en el que los participantes cursaban la asignatura Seminario de Tesis de Investigación en modalidad virtual sincrónica. La participación en el estudio fue voluntaria e informada.

El instrumento consistió en un cuestionario con una escala Likert de acuerdo de cinco puntos (1 = Totalmente en desacuerdo, 2 = En desacuerdo, 3 = Neutral, 4 = De acuerdo y 5 = Totalmente de acuerdo), organizado en dos variables. La

Variable 1 (Herramientas de IA) incluyó las dimensiones uso de herramientas (5 ítems: familiarización con plataformas, elección de plataforma, frecuencia de uso, utilidad percibida y satisfacción), adaptación tecnológica (4 ítems: competencia autoevaluada, capacitación recibida, adecuación de la capacitación y barreras tecnológicas) y tipos de aplicación (3 ítems: confianza en la información de IA, consciencia ética y aplicabilidad al área de estudio). Estos indicadores examinaron el uso de la IA con fines académicos, específicamente para apoyar los trabajos de clase, el proceso de aprendizaje y las actividades relacionadas con el área de estudio.

La Variable 2 (Formación académica) incluyó las dimensiones rendimiento académico (5 ítems), desarrollo de habilidades (3 ítems) y participación-compromiso (7 ítems). Durante la depuración factorial se excluyeron los ítems P10, por presentar ambigüedad factorial, y P12, por mostrar cargas cruzadas en los factores 1 y 2 (.608 y .505, respectivamente), quedando una versión analítica definitiva de 27 ítems.

Debido a que el instrumento fue de autorreporte, las dimensiones evaluadas representan las percepciones y valoraciones declaradas por los participantes sobre su uso de IA, adaptación tecnológica y formación académica. Por tanto, los resultados no constituyen mediciones objetivas del dominio técnico, las habilidades demostradas ni el rendimiento académico registrado. La fiabilidad global del instrumento fue $\alpha = .910$. La validez de constructo se verificó mediante un análisis factorial exploratorio (AFE): KMO = .834 para la Variable 1 y KMO = .852 para la Variable 2 (ambos $p < .001$). Estudios previos realizados con esta misma muestra confirmaron una asociación positiva y significativa entre ambas variables ($\rho = .406$, $p < .001$) [19].

Operacionalmente, la brecha percibida de capacidades se examinó mediante la diferencia intraindividual entre dos indicadores conceptualmente complementarios: la utilidad percibida de la IA, evaluada mediante el ítem P4, y la adecuación percibida de la capacitación formal recibida, evaluada mediante el ítem P8. El primer indicador representa la valoración que puede favorecer la aceptación y el uso de la tecnología, mientras que el segundo representa la valoración del soporte formativo recibido para utilizarla adecuadamente. Ambos indicadores fueron medidos con la misma escala Likert de cinco puntos. En consecuencia, la brecha examinada representa una diferencia entre percepciones de utilidad y formación, y no una medición objetiva del dominio técnico o del desempeño del estudiante en el uso de IA.

Para contrastar esta diferencia se aplicó la prueba de rangos con signo de Wilcoxon. Para el análisis comparativo entre especialidades se utilizó la prueba H de Kruskal-Wallis, con comparaciones por pares y corrección de Bonferroni. Para el análisis por género se empleó la prueba U de Mann-Whitney y para el análisis por grupo de edad se aplicó Kruskal-Wallis con cinco grupos. La selección de pruebas no paramétricas se fundamentó en el incumplimiento del supuesto de normalidad, confirmado mediante Kolmogorov-Smirnov (V1: D = .086, $p = .017$; V2: D = .125, $p = .001$). Todos los análisis se realizaron con IBM SPSS, versión 27.

IV. Resultados

A. *Perfil descriptivo por dimensión*

La Tabla I presenta las estadísticas descriptivas globales por dimensión. Las dimensiones de V2 registran medias consistentemente superiores a las de V1. Dentro de V1, tipos de aplicación registra la media más alta (4.03) y adaptación tecnológica la más baja (3.03). Este patrón sugiere que los participantes saben mejor para qué sirve la IA que cómo usarla competentemente.

TABLA I
Estadísticas descriptivas por dimensión (n = 132)

Dimensión	Media	DE
V1: Herramientas de IA		
Uso de herramientas	3.64	0.77
Adaptación tecnológica	3.03	0.94
Tipos de aplicación	4.03	0.69
V2: Formación académica		
Rendimiento académico	4.15	0.66
Desarrollo de habilidades	4.15	0.83
Participación-compromiso	4.16	0.69

Nota. Media y DE calculadas con IBM SPSS v. 27. Escala de 1 (Totalmente en desacuerdo) a 5 (Totalmente de acuerdo).

B. *Análisis por ítem — Variable 1*

La Tabla II presenta los descriptivos a nivel de ítem para V1. En uso de herramientas, el ítem de utilidad percibida (P4) es el más alto de toda la variable: media = 4.20, DE = 0.84, con el 86.4% de los participantes en valores 4 o 5 ("de acuerdo" o "totalmente de acuerdo") y solo el 4.5% en valores 1-2. En contraste, los tres ítems de acceso y frecuencia (P1, P2, P3) tienen medias entre 3.34 y 3.45, con alrededor del 25% de los participantes en valores 1-2, lo que indica que una parte considerable del grupo aún no ha consolidado el uso habitual de plataformas de IA. Dentro de adaptación tecnológica, la competencia autoevaluada (P6) registra una media de 3.77 y el 66.7% en valores altos, pero la adecuación de la capacitación recibida (P8) es la más baja de todo el instrumento: media = 2.29, DE = 1.42, con el 62.9% en valores 1-2. Las barreras tecnológicas (P9) afectan al 36.4% de los participantes (valores 4-5 en este ítem invertido). En tipos de aplicación, la consciencia ética (P13, M = 4.15, 83.3% en valores 4-5) y la confianza en la información generada por IA (P11, M = 4.14, 81.1% en valores 4-5) son los ítems más altos de toda V1, mientras que la aplicabilidad concreta al área de estudio (P14) es más moderada (M = 3.79, 62.1% en valores 4-5 y solo 3.8% en valores 1-2).

TABLA II
Descriptivos por ítem — Variable 1: Herramientas de IA (n = 132)

Ítem	Media	DE	%4-5
Uso de herramientas			
P1 Familiarización con plataformas	3.34	1.16	50.8%
P2 Elección de plataforma adecuada	3.45	1.14	56.1%
P3 Frecuencia de uso	3.43	1.19	57.6%
P4 Utilidad percibida	4.20	0.84	86.4%
P5 Satisfacción con resultados	3.77	1.01	66.7%
Adaptación tecnológica			
P6 Competencia autoevaluada	3.77	1.01	66.7%
P7 Capacitación recibida	3.14	1.13	36.4%
P8 Adecuación de la capacitación	2.29	1.42	23.5%
P9 Barreras tecnológicas	2.92	1.40	37.1%
Tipos de aplicación			
P11 Confianza en información de IA	4.14	1.06	81.1%
P13 Consciencia ética	4.15	0.88	83.3%

P14 Aplicabilidad al área de estudio	3.79	0.81	62.1%

Nota. Media y DE calculadas con IBM SPSS v. 27. %4-5 = porcentaje en valores "de acuerdo" y "totalmente de acuerdo". Los porcentajes en valores 1-2 se mencionan en el texto para los ítems relevantes.

C. Brecha entre valoración y formación recibida

El contraste más relevante del estudio emerge comparando los ítems extremos del instrumento. El ítem P4 de utilidad percibida registra una media de 4.20 (DE = 0.84), entre "de acuerdo" y "totalmente de acuerdo"; el 86.4% se concentró en valores 4 y 5. El ítem P8 de adecuación de la capacitación formal recibida es el más bajo de todo el instrumento: media de 2.29 (DE = 1.42), entre "en desacuerdo" y "neutral"; el 62.9% reportó estar en desacuerdo o total desacuerdo. La diferencia de 1.91 puntos fue confirmada mediante la prueba de Wilcoxon ($Z = -7.667$, $p < .001$): 80 participantes puntúan más alto en utilidad percibida que en capacitación recibida, solo 8 en sentido contrario, y 44 presentan valores idénticos en ambos ítems. Los participantes valoran la IA pero no han recibido la formación para integrarla de manera competente.

D. Análisis comparativo por especialidad, género y edad

La Tabla III presenta los resultados de las pruebas comparativas. El Kruskal-Wallis fue significativo para uso de herramientas ($H = 8.242$, $p = .041$) y rendimiento académico ($H = 9.527$, $p = .023$). Las comparaciones post-hoc con Bonferroni para uso de herramientas no identificaron ningún par específico significativo. Para rendimiento académico, la única comparación significativa fue entre Dirección en Recursos Humanos y Dirección Financiera (p ajustado = .027, rangos promedio 59.55 y 84.25 respectivamente). Ninguna dimensión mostró diferencias significativas por género ni por grupo de edad.

TABLA III
Comparaciones por especialidad, género y edad (n = 132)

Dimensión	K-W H esp.	p	M-W p gén.	K-W H edad	p
Uso herramientas	8.242	.041*	.503	7.684	.104
Adaptación tecn.	0.767	.857	.132	6.865	.143
Tipos aplicación	4.448	.217	.390	3.084	.544
Rendimiento acad.	9.527	.023*	.612	2.351	.671
Des. habilidades	3.751	.290	.311	5.451	.244
Part.-compromiso	0.440	.932	.715	6.902	.141

*Nota. K-W esp. = Kruskal-Wallis por especialidad (gl = 3). M-W p gén. = significancia Mann-Whitney U por género (masc. n = 84, fem. n = 48). K-W edad = Kruskal-Wallis por grupo de edad (gl = 4). IBM SPSS v. 27. * p < .05.*

La Tabla IV muestra los descriptivos por especialidad. Dirección Financiera registra la media más alta en rendimiento (4.43) y RR.HH. la más baja (4.03). En las demás dimensiones las diferencias son menores y no alcanzan significancia estadística.

TABLA IV
Medias por especialidad para las seis dimensiones (n = 132)

Especialidad	n	Uso	Adapt.	Tipos	Rend.	Habil.	Comp.
Comercial/Mercadeo	17	3.92	3.04	4.24	4.29	3.98	4.15
RR.HH.	58	3.47	2.97	3.97	4.03	4.07	4.13
Financiera	28	3.71	3.07	4.02	4.43	4.01	4.18
Empresarial/CI	29	3.77	3.12	3.85	4.05	4.25	4.21
Total	132	3.64	3.03	4.03	4.15	4.15	4.16

Nota. Valores = media aritmética. Uso = uso de herramientas; Adapt. = adaptación tecnológica; Tipos = tipos de aplicación; Rend. = rendimiento académico; Habil. = desarrollo de habilidades; Comp. = participación-compromiso. IBM SPSS v. 27. Las desviaciones estándar por dimensión se reportan en la Tabla I.

E. Perfil descriptivo por ítem — Variable 2

La Tabla V presenta los descriptivos a nivel de ítem para V2. Los tres ítems más altos de todo el instrumento pertenecen a esta variable: participación activa en clases virtuales (P24, M = 4.46, 89.4% en valores 4-5), desarrollo de la capacidad de abordar problemas desde múltiples perspectivas (P22, M = 4.32, 92.4%) y uso de recursos en línea (P27, M = 4.32, 88.6%). Dentro de rendimiento académico, el ítem más bajo es el que evalúa si el promedio refleja el verdadero esfuerzo del estudiante (P15, M = 3.99, 74.2%), lo que puede indicar cierta percepción de desalineación entre esfuerzo y calificaciones. El ítem más bajo de toda V2 es el aprovechamiento de la plataforma virtual (P29, M = 3.74, 64.4%), lo que contrasta con los altos niveles de participación activa en clases y sugiere que los participantes se comprometen con la interacción sincrónica pero no necesariamente con las funcionalidades asíncronas de la plataforma.

TABLA V
Descriptivos por ítem — Variable 2: Formación académica (n = 132)

Ítem	Media	DE	%4-5
Rendimiento académico			
P15 El promedio refleja mi esfuerzo	3.99	0.90	74.2%
P16 Calificaciones consistentes	4.14	1.02	80.3%
P17 Satisfacción con exámenes	4.28	0.94	87.9%
P18 Proyectos reflejan comprensión	4.24	0.86	87.1%
P19 Ritmo de avance adecuado	4.12	0.76	86.4%
Desarrollo de habilidades			
P20 Habilidades técnicas esenciales	3.96	1.11	79.5%
P21 Pensamiento crítico mejorado	4.16	0.89	85.6%
P22 Múltiples perspectivas	4.32	0.76	92.4%
Participación-compromiso			
P23 Asistencia puntual	4.20	0.78	85.6%
P24 Participación activa	4.46	0.86	89.4%
P25 Dedicación a materiales	4.23	1.00	81.1%
P26 Materiales relevantes	4.05	0.85	80.3%
P27 Recursos en línea	4.32	0.88	88.6%
P28 Recursos favorecen comprensión	4.10	0.99	81.8%
P29 Plataforma virtual	3.74	1.11	64.4%

Nota. Media y DE calculadas con IBM SPSS v. 27. %4-5 = porcentaje en valores "de acuerdo" y "totalmente de acuerdo".

V. DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio muestran un perfil de adopción definido por una brecha entre valoración y capacidad: los participantes reconocen el potencial de la IA (el ítem de utilidad percibida alcanza una media de 4.20) pero no

han recibido la formación para aprovecharla. La confirmación estadística de esta brecha mediante Wilcoxon ($Z = -7.667$, $p < .001$) la convierte en un hallazgo inferencial robusto, en línea con lo que el UNESCO IESALC identifica como una condición sistémica en la educación superior latinoamericana: la velocidad de adopción tecnológica supera la capacidad de respuesta institucional [7]. La revisión de la literatura regional confirma este patrón: si bien la IA facilita la personalización del aprendizaje, enfrenta barreras persistentes de formación y marcos regulatorios que las instituciones de educación superior latinoamericanas aún están desarrollando [18].

Desde la perspectiva de capacidades dinámicas [8], esta condición tiene consecuencias estratégicas directas. Se ha documentado que la inversión tecnológica sin desarrollo simultáneo de capacidades humanas produce rendimientos decrecientes [9]. En el contexto del posgrado en negocios, esto es especialmente relevante porque el 74% de los empleadores globales ya considera las competencias en IA como un requisito para los egresados [2]. Los participantes que valoran la IA pero no dominan su uso reconocen la oportunidad, pero no están equipados para capitalizarla en sus organizaciones.

La comparación de los ítems de V1 revela un dato adicional relevante para la discusión. La consciencia ética sobre el uso de IA (P13, $M = 4.15$) y la confianza en la información generada (P11, $M = 4.14$) son los ítems más altos de toda V1, incluso por encima de la utilidad percibida en algunos casos. Este hallazgo muestra que los participantes no solo valoran la IA sino que son conscientes de su uso responsable. Lo que falta no es disposición sino formación.

Un resultado relevante es que ninguna dimensión varía significativamente por género ni por grupo de edad, y solo la dimensión rendimiento académico percibido varía por especialidad. El hecho que los mismos patrones aparezcan independientemente del género, la edad o la especialidad del estudiante apunta a que la formación en IA no está ocurriendo de manera sistemática en el contexto estudiado. La brecha no es de las personas sino del entorno formativo [18].

La brecha identificada evidencia que la transformación digital universitaria no depende únicamente de la incorporación de herramientas de IA, sino también del desarrollo de capacidades para utilizarlas de manera pertinente [20]. Por ello, la capacitación constituye un elemento necesario para convertir la disponibilidad tecnológica en innovación educativa efectiva [21].

Aunque el estudio se realizó en una sola universidad privada, sus resultados pueden orientar a instituciones latinoamericanas que enfrentan una rápida incorporación de la IA sin programas equivalentes de formación. Estas universidades podrían utilizar diagnósticos institucionales para identificar brechas y diseñar capacitaciones ajustadas a sus contextos académicos y tecnológicos.

El hallazgo de la diferencia en rendimiento académico percibido entre Dirección Financiera y Recursos Humanos ($p = .027$, Bonferroni), con medias de 4.43 y 4.03 respectivamente, no debe sobreinterpretarse. Las dimensiones de uso de herramientas no mostraron diferencias significativas entre estas especialidades, lo que indica que la diferencia en rendimiento percibido no es atribuible al uso de IA sino probablemente a distintas culturas de evaluación o exigencia percibida según el área profesional. Para quienes diseñan programas de maestría en negocios, esto sugiere que no hace falta crear una estrategia diferente para cada especialidad, sino que la formación en IA puede plantearse de forma general, con contextualización disciplinar en sus diferentes aplicaciones prácticas.

A partir de estos resultados, se propone una estrategia institucional de capacitación en IA integrada por tres componentes: diagnóstico de competencias, formación práctica orientada al uso académico y evaluación de aprendizajes. La capacitación deberá incluir selección de herramientas, verificación de información, aplicación al área de estudio y uso ético y responsable de la IA [22], [23]. Su implementación podría comenzar mediante un programa piloto, evaluar las competencias antes y después de la capacitación y, con base en los resultados, extenderse progresivamente a otras asignaturas y programas de posgrado.

VI. Conclusiones

Este estudio aporta evidencia empírica desde Honduras sobre el perfil de adopción de IA en el posgrado de negocios, un contexto sub-representado en la literatura internacional. El hallazgo central — una brecha significativa entre la valoración de la IA (media = 4.20) y la formación recibida (media = 2.29, $Z = -7.667$, $p < .001$) — señala que el principal reto no es tecnológico sino formativo. En un entorno donde el 74% de los empleadores globales ya exige competencias en IA a los egresados de posgrado en negocios [2], y donde la literatura regional documenta que la adopción tecnológica supera la respuesta institucional [7], cerrar esta brecha es una prioridad estratégica.

Para las instituciones de posgrado en negocios de Honduras y contextos latinoamericanos comparables, lo más urgente no es ampliar el acceso a herramientas sino diseñar programas de formación que enseñen a los participantes a usarlas de forma crítica, responsable y con sentido [10], [13], [24]. La transversalidad de la brecha (sin diferencias significativas por género, edad ni especialidad en el uso de IA) facilita el diseño de intervenciones de alcance general. Los resultados sugieren que integrar contenidos de alfabetización en IA en las asignaturas metodológicas del posgrado podría ser una vía efectiva, conectando el uso de herramientas con las demandas específicas de la investigación académica y la práctica profesional en negocios [25]. La disposición ética documentada en los participantes (consciencia ética $M = 4.15$) es un punto de partida favorable para este tipo de formación.

Entre las limitantes derivadas de este estudio empírico se destaca que el diseño transversal imposibilita saber cómo evoluciona el perfil de adopción en el tiempo. La medición por autopercepción captura cómo los participantes evalúan su propia experiencia, no su desempeño real con las herramientas. La muestra de una sola institución privada hondureña limita la posibilidad de generalizar los hallazgos. Y el riesgo de sesgo de método común, aunque la estructura factorial del AFE sugiere que no comprometió la validez de los resultados, no puede descartarse completamente.

Investigaciones futuras deberían replicar el estudio en otras instituciones centroamericanas, públicas y privadas, evaluar el impacto de intervenciones curriculares específicas de formación en IA, e incorporar mediciones del uso real de las herramientas que permitan verificar si la valoración documentada se traduce en uso competente cuando se ofrece formación estructurada [12], [13], [26].

AGRADECIMIENTO

La autora agradece a la Máster Aurora Orellana por su valiosa colaboración en la recolección de los datos de este estudio.

REFERENCIAS

[1] World Economic Forum, "The Future of Jobs Report 2023," WEF, Geneva, 2023. Disponible en: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2023.pdf

[2] Graduate Management Admission Council (GMAC), "Corporate Recruiters Survey 2023 Summary Report," GMAC, Reston, VA, 2023. Disponible en: https://www.gmac.com/market-intelligence-and-research/research-library/employment-outlook/2023-corporate-recruiters-survey-summary-report

[3] F. Ouyang y P. Jiao, "Artificial intelligence in education: The three paradigms," Comput. Educ. Artif. Intell., vol. 2, p. 100020, 2021. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100020

[4] C. K. Y. Chan y W. Hu, "Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education," Int. J. Educ. Technol. High. Educ., vol. 20, no. 1, p. 43, 2023. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8

[5] O. Zawacki-Richter, V. I. Marín, M. Bond y F. Gouverneur, "Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education," Int. J. Educ. Technol. High. Educ., vol. 16, no. 1, p. 39, 2019. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

[6] H. Crompton and D. Burke, "Artificial intelligence in higher education: The state of the field," International Journal of Educational Technology in Higher Education, vol. 20, art. 22, 2023. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8

[7] A. Valentini y A. Blancas, "The challenges of AI in higher education and institutional responses: Is there room for competency frameworks?" UNESCO IESALC Working Paper, 2025. Disponible en: https://www.iesalc.unesco.org/en/articles/challenges-ai-higher-education-and-imperative-competency-frameworks

[8] D. J. Teece, G. Pisano y A. Shuen, "Dynamic capabilities and strategic management," Strateg. Manag. J., vol. 18, no. 7, pp. 509-533, 1997. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z

[9] E. Brynjolfsson y A. McAfee, The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. New York: W. W. Norton, 2014.

[10] OCDE, "AI and the Future of Skills, Volume 1: Capabilities and Assessments," OECD Publishing, Paris, 2021. https://doi.org/10.1787/5ee71f34-en

[11] F. J. García-Peñalvo, "La percepción de la Inteligencia Artificial en contextos educativos tras el lanzamiento de ChatGPT: disrupción o pánico," Educ. Knowl. Soc., vol. 24, p. e31279, 2023. https://doi.org/10.14201/eks.31279

[12] D. Cetindamar, K. Kitto, M. Wu, Y. Zhang, B. Abedin y S. Knight, "Explicating AI literacy of employees at digital workplaces," IEEE Trans. Eng. Manag., vol. 71, pp. 810-823, 2022. https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3138503

[13] D. Long y B. Magerko, "What is AI literacy? Competencies and design considerations," en Proc. CHI 2020, pp. 1-16. ACM, 2020. https://doi.org/10.1145/3313831.3376727

[14] F. Miao, K. Shiohira, and N. Lao, AI Competency Framework for Students. Paris, France: UNESCO, 2024. Disponible en: https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000391105

[15] D. T. K. Ng, J. K. L. Leung, S. K. W. Chu y M. S. Qiao, "Conceptualizing AI literacy: An exploratory review," Comput. Educ. Artif. Intell., vol. 2, p. 100041, 2021. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041

[16] J. Delcker, J. Heil, D. Ifenthaler, S. Seufert, and L. Spirgi, "First-year students' AI-competence as a predictor for intended and de facto use of AI-tools for supporting learning processes in higher education," International Journal of Educational Technology in Higher Education, vol. 21, art. 18, 2024. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00452-7

[17] F. D. Davis, "Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology," MIS Q., vol. 13, no. 3, pp. 319-340, 1989. https://doi.org/10.2307/249008

[18] G. A. Valderrama Barragán, H. F. Vallejo Ballestero, E. M. de Lourdes Loaiza Massuh y D. A. Lara Flor, "Impacto de la inteligencia artificial en la transformación de los procesos de enseñanza aprendizaje en la educación superior," Revista Tribunal, vol. 5, no. 12, pp. 1-20, 2025. https://doi.org/10.59659/revistatribunal.v5i12.190

[19] T. E. López-Mendoza, "Dimensions of artificial intelligence use and academic formation in graduate education: A differential correlational analysis from Honduras," manuscrito en revisión, 2026.

[20] OECD, OECD Digital Education Outlook 2023: Towards an Effective Digital Education Ecosystem. Paris, France: OECD Publishing, 2023. https://doi.org/10.1787/c74f03de-en

[21] OECD, OECD Digital Education Outlook 2026: Exploring Effective Uses of Generative AI in Education. Paris, France: OECD Publishing, 2026. https://doi.org/10.1787/062a7394-en

[22] F. Miao and W. Holmes, Guidance for Generative AI in Education and Research. Paris, France: UNESCO, 2023. Disponible en: https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693

[23] F. Miao and M. Cukurova, AI Competency Framework for Teachers. Paris, France: UNESCO, 2024. Disponible en: https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000391104

[24] E. Kasneci et al., "ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education," Learning and Individual Differences, vol. 103, art. 102274, 2023. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274

[25] M. Farrokhnia, S. K. Banihashem, O. Noroozi, and A. Wals, "A SWOT analysis of ChatGPT: Implications for educational practice and research," Innovations in Education and Teaching International, vol. 61, no. 3, pp. 460-474, 2024. https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2195846

[26] C. K. Lo, "What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature," Education Sciences, vol. 13, no. 4, art. 410, 2023. https://doi.org/10.3390/educsci13040410