

Percepción docente sobre inteligencia artificial generativa en educación superior: análisis de confianza, utilidad y adopción pedagógica tras una intervención formativa

Faculty Perception of Generative Artificial Intelligence in Higher Education: Analysis of Trust, Usefulness, and Pedagogical Adoption Following a Training Intervention

<https://doi.org/10.5281/zenodo.20291643>

AUTORES:

Víctor Alejandro Bosquez Barcenas¹

Isabel Patricia Bedoya Cadena²

Mónica Viviana Mora Calero³

Marithza Maribel Martínez Cabascango⁴

DIRECCIÓN PARA CORRESPONDENCIA: abosquez@ueb.edu.ec

Fecha de recepción: 13 / 10 / 2025

Fecha de aceptación: 05 / 12 / 2025

RESUMEN

La integración de la inteligencia artificial generativa en la educación superior ecuatoriana enfrenta resistencias significativas derivadas de temores epistemológicos, éticos y prácticos del profesorado. Este estudio examina la percepción docente sobre herramientas de IA

¹ <https://orcid.org/0000-0001-7679-6023>, Universidad Estatal de Bolívar, abosquez@ueb.edu.ec

² <https://orcid.org/0009-0004-3173-9454>, Universidad Estatal de Bolívar, isabel.bedoya@ueb.edu.ec

³ <https://orcid.org/0009-0004-9812-848X>, Universidad Estatal de Bolívar, monica.mora@ueb.edu.ec

⁴ <https://orcid.org/0009-0008-2221-5471>, Universidad Estatal de Bolívar, marithza.martinez@ueb.edu.ec

generativa (ChatGPT, Gemini y Claude) tras una intervención formativa institucional, analizando específicamente la confianza algorítmica, utilidad percibida e intención de uso pedagógico. Se implementó un diseño descriptivo-correlacional con 55 docentes de la Universidad Estatal de Bolívar, Ecuador, quienes completaron un cuestionario estructurado posterior a un programa de capacitación desarrollado durante el año 2025. Los instrumentos de medición incluyeron tres escalas validadas: Confianza Algorítmica ($\alpha=0.87$), Utilidad Percibida ($\alpha=0.91$) y Adopción Pedagógica ($\alpha=0.89$). Los resultados revelan niveles moderados de confianza algorítmica ($M=3.45$, $DE=0.68$) y utilidad percibida ($M=3.72$, $DE=0.59$), con una intención de uso futuro relativamente favorable ($M=3.58$, $DE=0.71$). El análisis de regresión múltiple jerárquica demostró que la confianza algorítmica ($\beta=0.45$, $p<.001$) y la utilidad percibida ($\beta=0.38$, $p<.001$) predicen conjuntamente el 64% de la varianza en la intención de adopción pedagógica ($R^2=0.64$, $F(5,49)=17.82$, $p<.001$). Paradójicamente, la experiencia docente previa se correlacionó negativamente con la intención de uso ($\beta=-0.21$, $p<.05$), sugiriendo mayor resistencia en docentes con mayor antigüedad. Los hallazgos evidencian que, si bien la capacitación reduce temores iniciales, persisten barreras estructurales vinculadas a la comprensión de los mecanismos algorítmicos, preocupaciones sobre plagio estudiantil y ambigüedad en la interpretabilidad de las recomendaciones generadas. Se discuten implicaciones para el diseño de programas formativos contextualizados y políticas institucionales que aborden no solo competencias técnicas, sino también dimensiones epistemológicas y éticas de la IA educativa.

Palabras clave: inteligencia artificial generativa, ChatGPT, Gemini, Claude, confianza algorítmica, utilidad percibida, adopción tecnológica docente, educación superior, Ecuador

ABSTRACT

The integration of generative artificial intelligence in Ecuadorian higher education faces significant resistance derived from faculty's epistemological, ethical, and practical concerns. This study examines faculty perception of generative AI tools (ChatGPT, Gemini, and Claude) following an institutional training intervention, specifically analyzing algorithmic trust, perceived usefulness, and pedagogical use intention. A descriptive-

correlational design was implemented with 55 faculty members from Universidad Estatal de Bolívar, Ecuador, who completed a structured questionnaire after a training program developed during 2025. Measurement instruments included three validated scales: Algorithmic Trust ($\alpha=0.87$), Perceived Usefulness ($\alpha=0.91$), and Pedagogical Adoption ($\alpha=0.89$). Results reveal moderate levels of algorithmic trust ($M=3.45$, $SD=0.68$) and perceived usefulness ($M=3.72$, $SD=0.59$), with a relatively favorable future use intention ($M=3.58$, $SD=0.71$). Hierarchical multiple regression analysis demonstrated that algorithmic trust ($\beta=0.45$, $p<.001$) and perceived usefulness ($\beta=0.38$, $p<.001$) jointly predict 64% of the variance in pedagogical adoption intention ($R^2=0.64$, $F(5,49)=17.82$, $p<.001$). Paradoxically, prior teaching experience correlated negatively with use intention ($\beta=-0.21$, $p<.05$), suggesting greater resistance among senior faculty. Findings show that while training reduces initial fears, structural barriers persist related to understanding algorithmic mechanisms, concerns about student plagiarism, and ambiguity in the interpretability of generated recommendations. Implications for the design of contextualized training programs and institutional policies addressing not only technical competencies but also epistemological and ethical dimensions of educational AI are discussed.

Keywords: generative artificial intelligence, ChatGPT, Gemini, Claude, algorithmic trust, perceived usefulness, faculty technology adoption, higher education, Ecuador

INTRODUCCIÓN

Contexto Global y Local de la IA Generativa en Educación

La irrupción de la inteligencia artificial generativa a finales de 2022, particularmente con el lanzamiento público de ChatGPT, ha generado una disrupción sin precedentes en prácticamente todos los sectores productivos y sociales (Dwivedi et al., 2023). El ámbito educativo no ha sido la excepción. Lo que distingue a esta ola tecnológica de innovaciones previas es su accesibilidad democrática: cualquier persona con conexión a internet puede, mediante lenguaje natural, interactuar con sistemas capaces de generar textos académicos, resolver problemas matemáticos complejos, diseñar materiales didácticos o proporcionar

retroalimentación pedagógica sofisticada (Kasneci et al., 2023). Esta accesibilidad técnica, sin embargo, no se ha traducido automáticamente en adopción pedagógica efectiva, particularmente en contextos latinoamericanos donde convergen múltiples factores de resistencia.

En Ecuador, la educación superior enfrenta desafíos estructurales que anteceden y condicionan la integración de tecnologías emergentes. El sistema universitario público ecuatoriano, que atiende aproximadamente al 60% de la matrícula total de educación superior, se caracteriza por recursos limitados, infraestructura tecnológica heterogénea y una planta docente con formación pedagógica mayoritariamente tradicional (Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación [SENESCYT], 2024). La Universidad Estatal de Bolívar, institución pública situada en la provincia de Bolívar, región centro-andina del país, ejemplifica estas características. Con una población estudiantil aproximada de 5,000 estudiantes y una planta docente de alrededor de 250 profesores de tiempo completo y parcial, la institución atiende principalmente a población de sectores rurales y periurbanos, muchos de ellos primera generación universitaria en sus familias.

En este contexto institucional específico, la llegada de herramientas como ChatGPT, Gemini de Google y Claude de Anthropic durante 2023 y 2024 generó reacciones polarizadas entre el profesorado. Mientras un sector minoritario adoptó estas herramientas de manera entusiasta, experimentando con ellas para la generación de materiales didácticos o la automatización de tareas administrativas, un segmento mayoritario manifestó preocupaciones profundas que oscilaban entre el escepticismo técnico, el temor al desplazamiento profesional, las inquietudes éticas sobre plagio estudiantil y la incertidumbre sobre los fundamentos epistemológicos de conocimientos generados algorítmicamente (Baidoo-Anu & Ansah, 2023). Estas preocupaciones no son triviales ni reducibles a resistencias irracionales al cambio; representan interrogantes legítimas sobre la naturaleza del aprendizaje, la evaluación auténtica y el rol del docente en ecosistemas educativos mediados por IA.

El Problema de la Opacidad Algorítmica y la Confianza Docente

Uno de los obstáculos centrales para la adopción pedagógica de la IA generativa reside en su naturaleza de "caja negra" algorítmica (Pasquale, 2015). Cuando un docente utiliza ChatGPT para generar una rúbrica de evaluación o solicita a Claude que diseñe actividades de aprendizaje diferenciadas, el resultado puede ser técnicamente sofisticado y pedagógicamente útil, pero el proceso mediante el cual la IA arriba a esas conclusiones permanece opaco. Esta opacidad no es meramente técnica; tiene implicaciones epistemológicas y éticas fundamentales. ¿Cómo puede un docente confiar en una recomendación cuyo razonamiento subyacente no comprende? ¿Cómo puede garantizar que el contenido generado no perpetúa sesgos, errores factuales o aproximaciones pedagógicas inadecuadas para su contexto específico? (Zawacki-Richter et al., 2019).

La explicabilidad algorítmica (XAI, por sus siglas en inglés) emerge como una respuesta parcial a estas preocupaciones. XAI no se refiere simplemente a la transparencia del código fuente, que resultaría ininteligible para la mayoría de los educadores, sino a la capacidad de los sistemas de proporcionar justificaciones interpretables sobre sus procesos de generación de contenido o recomendaciones (Arrieta et al., 2020). En el contexto de la IA generativa educativa, esto podría manifestarse en sistemas que no solo producen un plan de clase, sino que explican por qué seleccionaron determinadas estrategias pedagógicas, qué teorías de aprendizaje informaron el diseño, o qué limitaciones reconocidas tiene la propuesta generada.

Sin embargo, la XAI en herramientas comerciales de IA generativa como ChatGPT, Gemini o Claude es, en el mejor de los casos, limitada. Estos sistemas pueden proporcionar cierto nivel de meta-reflexión sobre sus procesos si se les solicita explícitamente, pero no están diseñados para ofrecer explicaciones automáticas y sistemáticas sobre la procedencia de información específica, los pesos asignados a diferentes fuentes en su entrenamiento, o las limitaciones contextuales de sus recomendaciones (Mollick, 2023). Esta limitación técnica se convierte en una barrera psicológica para docentes que, razonablemente, demandan comprensión antes de confiar.

Marco Teórico: Confianza, Utilidad y Adopción Tecnológica

La adopción de tecnologías educativas por parte del profesorado ha sido objeto de investigación sostenida durante más de tres décadas, generando modelos teóricos robustos que permiten predecir y explicar comportamientos de adopción. El Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM), propuesto originalmente por Davis (1989), establece que la intención de uso de una tecnología está determinada fundamentalmente por dos percepciones: la utilidad percibida (el grado en que la persona cree que la tecnología mejorará su desempeño) y la facilidad de uso percibida (el grado en que la persona cree que usar la tecnología estará libre de esfuerzo). Este modelo ha sido extendido y refinado múltiples veces, incorporando variables adicionales como normas sociales, condiciones facilitadoras y experiencias previas, dando origen a la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT) de Venkatesh et al. (2003).

En el contexto específico de sistemas basados en IA, la literatura reciente ha identificado que la confianza algorítmica constituye un predictor crítico adicional, especialmente cuando las decisiones o recomendaciones del sistema tienen consecuencias significativas (Shin, 2021). La confianza algorítmica se define como la disposición de un usuario a depender de las recomendaciones de un sistema de IA en contextos de incertidumbre, basándose en la creencia de que el sistema es competente, confiable y tiene intenciones benévolas (o al menos no malévolas) (Jacovi et al., 2021). Esta definición tiene paralelismos con conceptos clásicos de confianza interpersonal, pero incorpora dimensiones específicas del contexto algorítmico: percepción de precisión técnica, ausencia de sesgo sistemático, transparencia del proceso y alineación con valores educativos.

Estudios recientes sobre adopción docente de IA educativa sugieren que la confianza algorítmica actúa como variable mediadora entre características del sistema (como la explicabilidad) y la intención de uso (Chiu & Chai, 2020). Un docente puede reconocer objetivamente que una herramienta de IA es técnicamente potente, pero si no confía en sus recomendaciones, evitará usarla en contextos pedagógicos críticos, relegándola a funciones periféricas o prescindiendo completamente de ella. Esta dinámica es particularmente

relevante en el caso de la IA generativa, donde la fluidez lingüística de las respuestas puede generar una ilusión de competencia que no siempre se corresponde con precisión factual o pertinencia pedagógica (Borji, 2023).

La utilidad percibida, por su parte, constituye el puente entre las capacidades técnicas del sistema y la práctica pedagógica concreta. Un docente universitario percibe utilidad en una herramienta de IA cuando identifica aplicaciones específicas que resuelven problemas reales de su práctica: reducir tiempo de preparación de materiales, generar ejercicios diferenciados para estudiantes con distintos niveles de dominio, proporcionar retroalimentación personalizada a escala, o identificar patrones en el aprendizaje estudiantil que de otro modo pasarían inadvertidos (Chan & Hu, 2023). La investigación ha demostrado consistentemente que la utilidad percibida es uno de los predictores más potentes de la intención de uso y del uso efectivo sostenido de tecnologías educativas (Teo, 2011).

Finalmente, la intención de uso futuro o adopción pedagógica representa el constructo criterio que toda investigación sobre integración tecnológica busca predecir y, eventualmente, modificar. Sin embargo, es crucial distinguir entre diferentes niveles de adopción. Rogers (2003), en su teoría clásica de difusión de innovaciones, diferencia entre adopción superficial (uso ocasional sin transformación de prácticas) y adopción profunda (integración sistemática que modifica estructuralmente los procesos de enseñanza-aprendizaje). En el contexto de la IA generativa educativa, la distinción es particularmente relevante: ¿el docente utiliza ChatGPT ocasionalmente para reformular textos, o ha rediseñado su enfoque pedagógico para integrar la IA como herramienta de andamiaje cognitivo para sus estudiantes?

La Intervención Formativa como Catalizador de Cambio

Reconociendo las resistencias y temores documentados en la literatura y observados empíricamente en su propio contexto, la Universidad Estatal de Bolívar implementó durante el año 2025 un programa institucional de capacitación en inteligencia artificial generativa dirigido a su planta docente. El programa, de naturaleza obligatoria para

docentes de tiempo completo y voluntaria para docentes de medio tiempo y tiempo parcial, se estructuró en tres componentes secuenciales:

1. Componente conceptual (8 horas): Fundamentos técnicos de la IA generativa, arquitecturas de modelos de lenguaje de gran tamaño (LLMs), capacidades y limitaciones reconocidas, diferencias entre ChatGPT (OpenAI), Gemini (Google) y Claude (Anthropic).
2. Componente ético y epistemológico (6 horas): Implicaciones éticas del uso de IA en educación, sesgos algorítmicos, propiedad intelectual y derechos de autor, plagio académico en la era de la IA, epistemología del conocimiento generado algorítmicamente.
3. Componente práctico-pedagógico (10 horas): Diseño de prompts efectivos para contextos educativos, generación de materiales didácticos, creación de actividades de aprendizaje, retroalimentación automatizada, estrategias de evaluación auténtica que integren el uso de IA.

El programa formativo no tuvo como objetivo promover acríticamente el uso de IA, sino proporcionar al profesorado herramientas conceptuales y prácticas para tomar decisiones informadas sobre cuándo, cómo y por qué integrar (o no) estas tecnologías en su práctica pedagógica. Se enfatizó especialmente el rol del docente como curador crítico y mediador pedagógico, no como usuario pasivo de recomendaciones algorítmicas.

METODOLOGÍA

El estudio emplea un diseño descriptivo-correlacional de corte transversal, ejecutado tras una intervención formativa sobre inteligencia artificial generativa en la Universidad Estatal de Bolívar en 2025. Debido a restricciones éticas y administrativas que impidieron la creación de un grupo control, se optó por un análisis post-intervención orientado a explorar relaciones entre variables sin manipulación experimental. La muestra se conformó por 55 docentes (30.9% de la población total de 178) que participaron voluntariamente mediante un cuestionario electrónico. Aunque la tasa de respuesta es moderada, el tamaño muestral se considera estadísticamente suficiente para detectar efectos medianos con un nivel de confianza del 95% y una potencia del 80%.

Tabla 1. Características Demográficas y Profesionales de los Participantes (N=55)

Variable	Categoría	n	%
Género	Masculino	31	56.4
	Femenino	24	43.6
Edad	25-35 años	12	21.8
	36-45 años	23	41.8
	46-55 años	15	27.3
	>55 años	5	9.1
Área disciplinar	STEM	28	50.9
	Ciencias Sociales/Humanidades	18	32.7
	Ciencias de la Salud	9	16.4
Formación académica	Maestría	38	69.1
	Doctorado	17	30.9
Experiencia docente	<5 años	8	14.5
	5-10 años	19	34.5
	11-20 años	21	38.2
	>20 años	7	12.7
Experiencia previa con IA	Ninguna	22	40.0
	Ocasional (1-2 veces)	18	32.7
	Moderada (3-5 veces)	11	20.0
	Frecuente (>5 veces)	4	7.3

Nota. STEM = Ciencias, Tecnología, Ingeniería y Matemáticas.

La distribución por género muestra una ligera predominancia masculina (56.4%), consistente con la composición general del profesorado de la institución. La edad modal se sitúa en el rango de 36-45 años (41.8%), indicando una planta docente mayoritariamente madura. Aproximadamente la mitad de los participantes (50.9%) provienen de áreas STEM, mientras que un tercio (32.7%) pertenecen a ciencias sociales y humanidades. El 69.1% posee nivel de maestría como máxima formación académica, mientras que el 30.9% ha alcanzado el nivel doctoral. La experiencia docente se distribuye de manera relativamente uniforme, aunque predominan docentes con experiencia intermedia (11-20 años, 38.2%). Notablemente, el 40% de los participantes reportó no tener experiencia previa con herramientas de IA antes de la capacitación, evidenciando la novedad del tema para un segmento importante del profesorado.

Tabla 2. Cargas Factoriales Estandarizadas del Análisis Factorial Confirmatorio

Ítem	Factor	λ	EE	p
CA1	Confianza Algorítmica	0.72	0.09	<.001
CA2	Confianza Algorítmica	0.79	0.08	<.001
CA3	Confianza Algorítmica	0.68	0.10	<.001
CA4	Confianza Algorítmica	0.81	0.07	<.001
CA5	Confianza Algorítmica	0.75	0.08	<.001
CA6 (R)	Confianza Algorítmica	0.58	0.11	<.001
CA7	Confianza Algorítmica	0.83	0.07	<.001
CA8 (R)	Confianza Algorítmica	0.61	0.11	<.001
CA9	Confianza Algorítmica	0.77	0.08	<.001
CA10	Confianza Algorítmica	0.74	0.09	<.001
UP1	Utilidad Percibida	0.84	0.06	<.001
UP2	Utilidad Percibida	0.89	0.05	<.001
UP3	Utilidad Percibida	0.86	0.06	<.001
UP4	Utilidad Percibida	0.78	0.07	<.001
UP5	Utilidad Percibida	0.82	0.07	<.001
UP6 (R)	Utilidad Percibida	0.63	0.10	<.001
UP7	Utilidad Percibida	0.81	0.07	<.001
UP8	Utilidad Percibida	0.85	0.06	<.001
UP9	Utilidad Percibida	0.79	0.07	<.001
UP10 (R)	Utilidad Percibida	0.59	0.11	<.001
IU1	Adopción Pedagógica	0.86	0.06	<.001
IU2	Adopción Pedagógica	0.81	0.07	<.001
IU3	Adopción Pedagógica	0.83	0.06	<.001
IU4	Adopción Pedagógica	0.77	0.08	<.001
IU5 (R)	Adopción Pedagógica	0.64	0.10	<.001
IU6	Adopción Pedagógica	0.79	0.07	<.001
IU7	Adopción Pedagógica	0.75	0.08	<.001
IU8 (R)	Adopción Pedagógica	0.62	0.10	<.001
IU9	Adopción Pedagógica	0.80	0.07	<.001
IU10	Adopción Pedagógica	0.73	0.09	<.001

Nota. (R) = Ítem inverso recodificado. λ = carga factorial estandarizada; EE = error estándar.

Para la fase de medición, se diseñó un cuestionario estructurado *ad hoc* compuesto por tres escalas principales (Confianza Algorítmica, Utilidad Percibida y Adopción Pedagógica) con un total de 30 ítems en formato Likert. El instrumento demostró una sólida validez de

contenido mediante el juicio de siete expertos (V de Aiken=0.87) y una alta consistencia interna tanto en la prueba piloto como en la muestra final ($\alpha > 0.87$ y $\omega > 0.88$ para todas las dimensiones). Un Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) ratificó la estructura tridimensional del modelo con índices de ajuste satisfactorios (CFI=0.92; RMSEA=0.062). El procedimiento se ejecutó en 2025 tras una capacitación en herramientas como ChatGPT, Claude y Gemini, recolectando datos de forma voluntaria y anónima bajo estrictos protocolos éticos. Finalmente, el análisis de datos incluyó estadística descriptiva, pruebas de diferencia de grupos y un modelo de regresión múltiple jerárquica para identificar los predictores claves de la adopción pedagógica, verificando rigurosamente todos los supuestos de linealidad y multicolinealidad.

RESULTADOS

Análisis Descriptivos

Estadísticos Descriptivos de las Variables Principales

La Tabla 3 presenta los estadísticos descriptivos para las tres escalas principales y sus respectivos ítems. Los resultados revelan que, en términos generales, los docentes participantes reportaron niveles moderados a moderadamente altos en las tres dimensiones evaluadas.

Tabla 3. *Estadísticos Descriptivos de las Escalas Principales (N=55)*

Escala	M	DE	Mín	Máx	Asimetría	Curtosis	α
Confianza Algorítmica (10-50)	34.52	6.78	19	48	-0.31	-0.42	0.87
Utilidad Percibida (10-50)	37.17	5.92	23	49	-0.51	0.18	0.91
Adopción Pedagógica (10-50)	35.78	7.12	18	50	-0.28	-0.39	0.89

Nota. Puntuaciones expresadas como sumas totales de ítems (rango teórico: 10-50). M = media; DE = desviación estándar; Mín = puntuación mínima observada; Máx = puntuación máxima observada; α = Alpha de Cronbach.

Para facilitar la interpretación, se transformaron las puntuaciones brutas a escala de 1-5 (dividiendo entre 10) obteniendo:

- **Confianza Algorítmica:** M=3.45 (DE=0.68), ubicándose ligeramente por encima del punto medio teórico (3.0), lo que sugiere un nivel moderado de confianza.
- **Utilidad Percibida:** M=3.72 (DE=0.59), el valor más alto de las tres dimensiones, indicando que los docentes reconocen beneficios prácticos significativos en las herramientas de IA.
- **Adopción Pedagógica:** M=3.58 (DE=0.71), sugiriendo una disposición moderadamente favorable para integrar estas herramientas en su práctica futura.

Los valores de asimetría y curtosis se sitúan dentro de rangos aceptables ($|skewness| < 1$, $|kurtosis| < 2$), indicando distribuciones aproximadamente normales. Las pruebas de Shapiro-Wilk confirmaron normalidad para las tres escalas ($p > .05$), justificando el uso de estadísticos paramétricos.

Distribución de Respuestas por Ítems Destacados

Para comprender mejor las percepciones específicas, se analizaron las distribuciones de respuesta de ítems particularmente relevantes (ver Tabla 4).

Tabla 4. *Distribución de Respuestas en Ítems Seleccionados (N=55, porcentajes)*

Ítem	TD	D	N	A	TA	M	DE
"Estas herramientas me han facilitado la creación de materiales"	1.8	7.3	14.5	54.5	21.8	3.87	0.89
"Confío en que las recomendaciones son precisas"	3.6	16.4	29.1	43.6	7.3	3.35	0.97
"Planeo seguir usando estas herramientas regularmente"	3.6	10.9	20.0	49.1	16.4	3.64	1.02
"Me preocupa que estas herramientas perpetúen sesgos"	5.5	12.7	27.3	40.0	14.5	3.45	1.08
"Estas herramientas no aportan nada nuevo" (inverso)	47.3	36.4	10.9	3.6	1.8	1.76	0.92

Nota. TD = Totalmente en desacuerdo; D = En desacuerdo; N = Neutral; A = De acuerdo; TA = Totalmente de acuerdo.

Estos resultados evidencian patrones interesantes:

1. **Alta utilidad reconocida:** El 76.3% de los docentes está de acuerdo o totalmente de acuerdo en que las herramientas facilitaron la creación de materiales, evidenciando reconocimiento de valor práctico concreto.
2. **Confianza moderada con reservas:** Solo el 50.9% confía en la precisión de las recomendaciones, mientras que el 29.1% se mantiene neutral, sugiriendo escepticismo persistente en un segmento significativo del profesorado.
3. **Intención de uso favorable pero no universal:** El 65.5% planea continuar usando las herramientas, pero un 14.5% expresa resistencia, y el 20% permanece indeciso.
4. **Preocupaciones sobre sesgos:** El 54.5% expresa preocupación sobre potenciales sesgos algorítmicos, evidenciando consciencia crítica sobre limitaciones de la IA.
5. **Rechazo casi unánime a la inutilidad:** El 83.7% rechaza la idea de que las herramientas no aportan nada nuevo, confirmando que la capacitación logró demostrar valor agregado real.

Análisis de Diferencias por Variables Demográficas

Se realizaron análisis comparativos para identificar si las percepciones sobre IA generativa difieren sistemáticamente según características demográficas y profesionales de los docentes.

Diferencias por Género

La prueba t de Student no reveló diferencias estadísticamente significativas entre docentes masculinos y femeninos en ninguna de las tres dimensiones principales (ver Tabla 5).

Tabla 5. *Comparación de Medias por Género*

Variabl	Masculino (n=31) M	Femenino (n=24) M	t	p	d de
e	(DE)	(DE)			Cohen
Confianz	3.42 (0.71)	3.49 (0.64)	-	.7	0.10

Variabl e	Masculino (n=31) M (DE)	Femenino (n=24) M (DE)	t	p	d de Cohen
a			0.37	.10	
Utilidad	3.68 (0.62)	3.77 (0.55)	0.56	.579	0.15
Adopció n	3.54 (0.75)	3.63 (0.67)	0.49	.629	0.13

Nota. Escala 1-5. t = estadístico t de Student; d = tamaño de efecto d de Cohen.

Estos resultados sugieren que el género no constituye un factor moderador relevante de la percepción sobre IA generativa en esta muestra, contrario a algunos estudios previos que han reportado mayor tecnofobia en mujeres docentes (Cai et al., 2017). Esta ausencia de diferencias podría atribuirse a que la capacitación institucional proporcionó experiencias equivalentes independientemente del género, nivelando posibles disparidades preexistentes.

Diferencias por Área Disciplinar

El ANOVA de un factor reveló diferencias estadísticamente significativas entre áreas disciplinares en Utilidad Percibida, $F(2, 52)=4.18$, $p=.021$, $\eta^2=0.14$, pero no en Confianza o Adopción (ver Tabla 6).

Tabla 6. Comparación de Medias por Área Disciplinar

Variable	STEM (n=28) M (DE)	Soc/Hum (n=18) M (DE)	Salud (n=9) M (DE)	F	p	η^2
Confianza	3.38 (0.69)	3.51 (0.68)	3.57 (0.67)	0.42	.660	0.02
Utilidad	3.89 (0.51) ^a	3.42 (0.62) ^b	3.78 (0.58) ^{ab}	4.18	.021	0.14
Adopción	3.62 (0.68)	3.48 (0.79)	3.67 (0.68)	0.37	.693	0.01

Nota. Subíndices diferentes indican diferencias significativas en comparaciones post-hoc (Bonferroni, $p<.05$). η^2 = Eta cuadrado.

Las comparaciones post-hoc de Bonferroni revelaron que docentes de STEM reportaron significativamente mayor utilidad percibida ($M=3.89$) que docentes de ciencias sociales y humanidades ($M=3.42$), $p=.018$, $d=0.82$. Los docentes de salud ocuparon una posición intermedia sin diferenciarse significativamente de ningún grupo.

Este hallazgo es coherente con la naturaleza de las aplicaciones: herramientas como ChatGPT son particularmente útiles para generar ejercicios de programación, resolver problemas matemáticos o explicar conceptos científicos complejos, aplicaciones directamente relevantes para STEM. En contraste, docentes de humanidades pueden percibir limitaciones en la capacidad de la IA para abordar sutilezas interpretativas, debates filosóficos o análisis literarios matizados (Chiu, 2024).

Diferencias por Experiencia Docente

El análisis de correlación de Pearson reveló una relación negativa significativa entre años de experiencia docente e intención de adopción pedagógica, $r=-.32$, $p=.017$, indicando que docentes con mayor trayectoria expresan menor disposición a integrar IA generativa.

Para explorar este hallazgo, se categorizó la experiencia en tres grupos (noveles <5 años, $n=8$; intermedios 5-20 años, $n=40$; veteranos >20 años, $n=7$) y se realizó ANOVA. Los resultados confirmaron diferencias significativas en Adopción Pedagógica, $F(2, 52)=3.74$, $p=.030$, $\eta^2=0.13$ (ver Figura 1).

Los docentes noveles reportaron mayor intención de adopción ($M=4.02$, $DE=0.58$) en comparación con veteranos ($M=3.14$, $DE=0.79$), $p=.025$, $d=1.26$. Este patrón sugiere que la resistencia al cambio aumenta con la antigüedad, posiblemente porque docentes experimentados han desarrollado prácticas consolidadas que perciben como efectivas y son más reticentes a modificarlas. Alternativamente, docentes noveles, siendo nativos o inmigrantes digitales más recientes, pueden sentirse más cómodos con tecnologías emergentes.

Diferencias por Experiencia Previa con IA

Los docentes se clasificaron según su experiencia previa con IA antes de la capacitación: ninguna (n=22), ocasional (n=18), moderada (n=11) y frecuente (n=4). Dado el pequeño tamaño del grupo "frecuente", se fusionó con "moderada" (n=15) para el análisis.

El ANOVA reveló diferencias significativas en Confianza Algorítmica, $F(2, 52)=5.91$, $p=.005$, $\eta^2=0.19$, y en Utilidad Percibida, $F(2, 52)=3.87$, $p=.027$, $\eta^2=0.13$ (ver Tabla 7).

Tabla 7. Comparación de Medias por Experiencia Previa con IA

Variabl e	Sin experiencia (n=22) M (DE)	Ocasional (n=18) M (DE)	Moderada/Frecuente (n=15) M (DE)	F	p	η^2
Confian za	3.18 (0.72) ^a	3.52 (0.58) ^{ab}	3.79 (0.53) ^b	5. 91	.0 05	0. 19
Utilidad	3.54 (0.64) ^a	3.76 (0.53) ^{ab}	3.98 (0.46) ^b	3. 87	.0 27	0. 13
Adopció n	3.42 (0.76)	3.61 (0.69)	3.78 (0.61)	1. 67	.1 98	0. 06

Nota. Subíndices diferentes indican diferencias significativas (Bonferroni, $p<.05$).

Docentes con experiencia moderada/frecuente reportaron mayor confianza ($M=3.79$) que aquellos sin experiencia previa ($M=3.18$), $p=.004$, $d=0.96$. Similarmente, reportaron mayor utilidad percibida ($M=3.98$ vs. $M=3.54$, $p=.024$, $d=0.76$). Estos resultados evidencian que la familiaridad previa con IA facilita la adopción, posiblemente porque reduce la ansiedad tecnológica y permite evaluar más realísticamente las capacidades y limitaciones de estas herramientas.

Análisis Correlacional

La Tabla 8 presenta la matriz de correlaciones de Pearson entre las variables principales y de control.

Tabla 8. Matriz de Correlaciones de Pearson

Variable	1	2	3	4	5	6
1. Confianza Algorítmica	—					
2. Utilidad Percibida	.68***	—				
3. Adopción Pedagógica	.71***	.76***	—			
4. Edad	-.18	-.12	-.25†	—		
5. Años experiencia docente	-.21	-.16	-.32*	.85***	—	
6. Experiencia previa IA	.41**	.33*	.24†	-.31*	-.28*	—

Nota. N=55. †p<.10; *p<.05; **p<.01; ***p<.001.

Los resultados más destacados son:

- Correlaciones fuertes entre constructos teóricos:** Confianza, Utilidad y Adopción correlacionan positiva y significativamente entre sí ($r=.68$ a $.76$, todas $p<.001$), confirmando H1 y proporcionando evidencia preliminar para H2.
- Efecto negativo de la experiencia:** Los años de experiencia docente correlacionan negativamente con Adopción ($r=-.32$, $p<.05$), replicando el hallazgo del ANOVA.
- Efecto positivo de familiaridad:** La experiencia previa con IA correlaciona positivamente con Confianza ($r=.41$, $p<.01$) y Utilidad ($r=.33$, $p<.05$), pero solo marginalmente con Adopción ($r=.24$, $p=.078$).
- Edad y experiencia altamente colineales:** La correlación $r=.85$ entre edad y años de experiencia sugiere multicolinealidad potencial que debe monitorearse en modelos de regresión.

Análisis de Regresión Múltiple Jerárquica

Para evaluar las hipótesis predictivas (H2, H3, H4), se especificó un modelo de regresión múltiple jerárquica con tres bloques de predictores. Los resultados se presentan en la Tabla 9.

Tabla 9. Regresión Jerárquica Prediciendo Adopción Pedagógica (N=55)

Predictor	Modelo 1 β	Modelo 2 β	Modelo 3 β
Bloque 1: Controles			
Edad	-.08	.02	.04
Género (1=Femenino)	.11	.09	.06
Área STEM (ref: Soc/Hum)	.14	.08	-.02
Área Salud (ref: Soc/Hum)	.12	.10	.07
Años experiencia docente	-.28†	-.19	-.21*
Experiencia previa IA	.18	.02	.01
Bloque 2: Confianza			
Confianza Algorítmica		.63***	.45***
Bloque 3: Utilidad			
Utilidad Percibida			.38***
Estadísticos del modelo			
R ²	.19	.53	.64
R ² ajustado	.09	.47	.58
ΔR^2		.34***	.11**
F	1.90†	9.03***	11.06***
Durbin-Watson			1.87

Nota. β = coeficiente estandarizado. † $p < .10$; * $p < .05$; ** $p < .01$; *** $p < .001$. Ref = categoría de referencia.

Interpretación de los Modelos

Modelo 1 (Variables de control): Las variables demográficas y de experiencia explican el 19% de la varianza en Adopción Pedagógica, $F(6, 48)=1.90$, $p=.098$, un efecto marginalmente significativo. El único predictor individual significativo ($p < .10$) es años de experiencia docente ($\beta = -.28$), confirmando que mayor antigüedad se asocia con menor intención de adopción, consistente con análisis previos.

Modelo 2 (Añadiendo Confianza): La incorporación de Confianza Algorítmica incrementa sustancialmente la varianza explicada a $R^2=.53$, $\Delta R^2=.34$, F cambio(1, 47)=34.21, $p<.001$. La Confianza es un predictor altamente significativo ($\beta=.63$, $p<.001$), indicando que, por cada aumento de una desviación estándar en Confianza, la Adopción aumenta 0.63 desviaciones estándar, controlando variables demográficas. Notablemente, la experiencia docente deja de ser significativa ($\beta=-.19$, $p=.130$), sugiriendo que la Confianza media parcialmente su efecto negativo.

Modelo 3 (Modelo completo): La adición de Utilidad Percibida incrementa la varianza explicada a $R^2=.64$, $\Delta R^2=.11$, F cambio(1, 46)=14.27, $p<.001$. En el modelo final:

- **Confianza Algorítmica:** $\beta=.45$, $t=4.68$, $p<.001$, 95% IC[0.26, 0.64]
- **Utilidad Percibida:** $\beta=.38$, $t=3.78$, $p<.001$, 95% IC[0.18, 0.58]
- **Años experiencia docente:** $\beta=-.21$, $t=-2.31$, $p=.025$, 95% IC[-0.39, -0.03]

El modelo completo es altamente significativo, $F(8, 46)=11.06$, $p<.001$, y explica el 64% de la varianza en Adopción Pedagógica (R^2 ajustado=.58). Ambos predictores teóricos principales (Confianza y Utilidad) contribuyen significativa e independientemente a la predicción de Adopción, confirmando H2.

Contrario a lo hipotetizado, Confianza ($\beta=.45$) es un predictor ligeramente más fuerte que Utilidad ($\beta=.38$) en este modelo, sugiriendo que, en contextos de adopción inicial, la confianza algorítmica puede tener precedencia sobre consideraciones pragmáticas de utilidad. Esto es coherente con teorías de adopción de tecnologías percibidas como riesgosas, donde la confianza funciona como requisito psicológico antes que la utilidad pueda operar plenamente (McKnight et al., 2011).

La persistencia del efecto negativo de experiencia docente ($\beta=-.21$, $p=.025$) incluso controlando Confianza y Utilidad es notable. Sugiere que existen barreras adicionales no capturadas por estos constructos que inhiben la adopción en docentes veteranos,

posiblemente relacionadas con inercia institucional, costos hundidos en métodos tradicionales o diferencias generacionales en flexibilidad cognitiva.

Verificación de Supuestos

Todos los supuestos del modelo de regresión se evaluaron satisfactoriamente:

- **Linealidad:** Los gráficos de dispersión de residuos parciales mostraron relaciones aproximadamente lineales.
- **Independencia:** Durbin-Watson=1.87 (rango aceptable: 1.5-2.5).
- **Homocedasticidad:** El gráfico de residuos vs. predichos no mostró patrones sistemáticos; prueba de Breusch-Pagan, $\chi^2(8)=11.34$, $p=.183$.
- **Normalidad de residuos:** El gráfico Q-Q mostró alineación adecuada; Shapiro-Wilk, $W=0.97$, $p=.261$.
- **Multicolinealidad:** VIF máximo=2.41 (muy por debajo del umbral de 5); Tolerancia mínima=0.41.

La única preocupación menor fue la correlación entre Confianza y Utilidad ($r=.68$), que aunque elevada, no alcanza niveles problemáticos de multicolinealidad según los indicadores VIF.

Análisis Complementarios

Tamaños de Efecto

Se calcularon los tamaños de efecto f^2 de Cohen para los predictores principales en el modelo final:

- Confianza Algorítmica: $f^2=0.31$ (efecto grande)
- Utilidad Percibida: $f^2=0.20$ (efecto mediano-grande)

Estos valores confirman que ambos predictores tienen efectos sustantivos, no meramente estadísticamente significativos.

Análisis de Mediación (Exploratorio)

Dado que la literatura sugiere que la Confianza puede mediar la relación entre Utilidad y Adopción, se realizó un análisis de mediación exploratorio usando el procedimiento PROCESS de Hayes (Modelo 4, 5000 bootstrap samples). Los resultados preliminares sugieren una mediación parcial: el efecto directo de Utilidad sobre Adopción permanece significativo ($b=0.49$, $p<.01$), pero el efecto indirecto a través de Confianza también es significativo ($b=0.28$, 95% IC bootstrap [0.12, 0.48]). Esto sugiere que Utilidad influye en Adopción tanto directamente como indirectamente, fortaleciendo la Confianza que a su vez incrementa la Adopción. Este hallazgo merece exploración más profunda en futuros estudios.

Análisis Cualitativo de Comentarios Abiertos

El cuestionario incluía una pregunta abierta opcional: "¿Qué aspectos considera más importantes para decidir si seguir usando o no estas herramientas de IA en su enseñanza?" Cuarenta y dos participantes (76.4%) proporcionaron respuestas, que fueron codificadas temáticamente. Los temas emergentes más frecuentes fueron:

1. **Comprensión del funcionamiento (n=23, 54.8%):** "Necesito entender mejor cómo llega a sus respuestas para confiar plenamente." Esta preocupación resuena directamente con la dimensión de explicabilidad algorítmica, validando su relevancia.
2. **Preocupación sobre plagio estudiantil (n=19, 45.2%):** "Mi mayor temor es que los estudiantes simplemente copien respuestas sin pensar." Esta inquietud refleja una preocupación pedagógica legítima sobre la evaluación auténtica en la era de la IA.

3. **Precisión y confiabilidad (n=17, 40.5%):** "He notado errores factuales en algunas respuestas generadas, lo que me hace dudar." Esto confirma que experiencias negativas con "alucinaciones" de la IA erosionan la confianza.
4. **Tiempo de aprendizaje (n=14, 33.3%):** "Necesito más tiempo para experimentar y dominar estas herramientas." Sugiere que la capacitación, aunque valorada, fue insuficiente para algunos.
5. **Relevancia disciplinar (n=12, 28.6%):** "En mi área [humanidades], no veo aplicaciones tan claras como en otras disciplinas." Consistente con diferencias por área encontradas cuantitativamente.

Estos comentarios cualitativos enriquecen y contextualizan los hallazgos cuantitativos, subrayando la importancia de la explicabilidad, la necesidad de abordar preocupaciones éticas y la importancia de capacitación diferenciada por disciplina.

DISCUSIÓN

Este estudio examinó la percepción docente sobre herramientas de inteligencia artificial generativa (ChatGPT, Gemini, Claude) tras una intervención formativa institucional, enfocándose específicamente en confianza algorítmica, utilidad percibida e intención de adopción pedagógica. Los hallazgos proporcionan evidencia empírica robusta sobre los factores que facilitan u obstaculizan la integración de estas tecnologías emergentes en la educación superior ecuatoriana, con implicaciones que trascienden el contexto específico estudiado.

Niveles Moderados de Confianza y Adopción: Una Adopción Cautelosa

Los docentes participantes reportaron niveles moderados de confianza algorítmica ($M=3.45/5$), utilidad percibida moderadamente alta ($M=3.72/5$) e intención de adopción moderada ($M=3.58/5$). Estos valores, si bien por encima del punto medio teórico, no reflejan un entusiasmo desbordante, sino más bien una aceptación cautelosa y condicionada. Este patrón es significativamente diferente al observado en estudios con

poblaciones de docentes voluntariamente early adopters, quienes típicamente reportan puntuaciones cercanas a 4.0-4.5 (Chan & Hu, 2023). La diferencia puede atribuirse a que nuestra muestra incluye el espectro completo del profesorado, no solo a los tecnológicamente entusiastas.

La moderación en las respuestas sugiere que la capacitación fue efectiva en reducir resistencias extremas y generar apertura inicial, pero no suficiente para transformar radicalmente actitudes. Esto es coherente con modelos de difusión de innovaciones que postulan que la adopción tecnológica en organizaciones educativas sigue una curva de S, donde tras una fase inicial de experimentación cautelosa por early adopters (15-20%), sigue una adopción mayoritaria progresiva solo si se satisfacen condiciones facilitadoras adicionales (Rogers, 2003).

El hallazgo de que utilidad percibida obtuvo las puntuaciones más altas de las tres dimensiones es alentador, pues indica que los docentes reconocen valor práctico concreto en las herramientas, lo cual constituye un prerequisite para adopción sostenida. Sin embargo, la brecha entre utilidad percibida e intención de uso (3.72 vs. 3.58) sugiere que reconocer utilidad no se traduce automáticamente en compromiso de uso, posiblemente debido a barreras institucionales, falta de tiempo o persistencia de temores sobre consecuencias no deseadas.

Confianza y Utilidad como Predictores Duales de Adopción

El modelo de regresión jerárquica confirmó que tanto confianza algorítmica ($\beta=.45$) como utilidad percibida ($\beta=.38$) son predictores independientes y significativos de la intención de adopción pedagógica, explicando conjuntamente el 64% de su varianza. Este hallazgo respalda plenamente la H2 y confirma la relevancia de integrar constructos del TAM (utilidad) con dimensiones específicas de sistemas algorítmicos (confianza) para comprender la adopción de IA educativa.

El hecho de que confianza emerja como el predictor ligeramente más fuerte es teóricamente significativo. En contextos donde la tecnología es percibida como compleja, opaca o

potencialmente riesgosa, la confianza funciona como gatekeeper psicológico: sin un mínimo umbral de confianza, los usuarios simplemente no utilizarán la tecnología, independientemente de su utilidad objetiva (Gefen et al., 2003). Este mecanismo es particularmente relevante en educación, donde decisiones pedagógicas impactan directamente el bienestar y futuro de estudiantes, elevando el nivel de riesgo percibido y, por tanto, el umbral de confianza requerido.

La contribución independiente de utilidad percibida confirma que la confianza, aunque necesaria, no es suficiente. Docentes pueden confiar en que una herramienta es técnicamente competente y éticamente aceptable, pero si no perciben que resuelve problemas reales de su práctica o facilita su trabajo, la motivación para adoptarla será limitada. Esta dualidad sugiere que estrategias efectivas de integración tecnológica deben operar simultáneamente en dos frentes: generar confianza (mediante transparencia, explicabilidad y evidencia de no-sesgo) y demostrar utilidad (mediante casos de uso concretos, alineados con necesidades pedagógicas reales).

El análisis exploratorio de mediación sugiere que la relación entre estas variables es más compleja de lo que modelos lineales simples capturan. Utilidad puede fortalecer confianza (cuando una herramienta demuestra utilidad consistente, se genera confianza inductiva) y confianza puede amplificar la percepción de utilidad (cuando confiamos en una herramienta, estamos más dispuestos a invertir esfuerzo en explorar sus aplicaciones). Esta dinámica recíproca merece investigación longitudinal para clarificar la direccionalidad causal.

El Rol Crítico de la Explicabilidad Percibida

Aunque este estudio no manipuló experimentalmente el nivel de explicabilidad algorítmica, los datos cualitativos y algunos ítems específicos de la escala de confianza proporcionan evidencia convergente sobre su relevancia. El ítem "El nivel de detalle en las explicaciones del sistema me permite verificar la validez de sus recomendaciones" correlacionó $r=.58$ ($p<.001$) con la puntuación total de confianza y $r=.43$ ($p<.01$) con adopción.

Más del 54% de los comentarios abiertos expresaron necesidad de "entender mejor cómo funciona" como condición para adopción plena. Esto resuena con literatura reciente en XAI que subraya que la transparencia algorítmica no es un lujo técnico, sino un imperativo para la confianza humana en sistemas de IA (Arrieta et al., 2020). Particularmente en educación, donde el juicio profesional del docente debe permanecer como instancia final de decisión pedagógica, la explicabilidad permite al profesorado ejercer ese juicio informadamente, verificando que las recomendaciones algorítmicas son apropiadas para su contexto específico.

Las herramientas actuales de IA generativa (ChatGPT, Gemini, Claude) ofrecen niveles limitados de explicabilidad. Pueden, si se les solicita explícitamente mediante prompts apropiados, proporcionar cierta meta-reflexión sobre sus procesos de razonamiento, pero no están diseñadas para ofrecer explicaciones automáticas, sistemáticas y verificables sobre la procedencia de información específica, los pesos asignados a diferentes fuentes o las limitaciones contextuales de sus respuestas. Desarrollos futuros que integren capacidades XAI más robustas (ej., citación automática de fuentes, intervalos de confianza en afirmaciones factuales, alertas sobre conocimiento incierto) podrían incrementar significativamente la confianza y adopción docente.

La Paradoja de la Experiencia: Veteranía como Barrera

Uno de los hallazgos más intrigantes y potencialmente preocupantes es la correlación negativa entre años de experiencia docente e intención de adopción ($r=-.32$, $p<.05$), que persistió incluso controlando confianza y utilidad en el modelo de regresión ($\beta=-.21$, $p<.025$). Este resultado replica parcialmente hallazgos de estudios previos sobre adopción tecnológica docente, donde la experiencia ha mostrado ser un predictor negativo (Teo, 2011), pero contradice otros estudios que no encuentran este efecto o reportan relaciones curvilíneas (Scherer et al., 2019).

Varias explicaciones teóricas pueden dar cuenta de este patrón:

1. **Teoría de la inversión acumulada (sunk cost):** Docentes con mayor experiencia han invertido décadas desarrollando y refinando métodos pedagógicos que perciben como efectivos. Cambiar estos métodos implica descartar o modificar sustancialmente esa inversión acumulada, generando resistencia psicológica (Arkes & Blumer, 1985).
2. **Identidad profesional consolidada:** Docentes veteranos han construido una identidad profesional basada en expertise pedagógico que puede sentirse amenazado por tecnologías que "automatizan" aspectos centrales de su rol, como la generación de contenidos o la retroalimentación (Choi et al., 2022).
3. **Diferencias generacionales en flexibilidad cognitiva:** Aunque polémico, existe evidencia de que la flexibilidad cognitiva necesaria para aprender y adaptarse a nuevas tecnologías tiende a decrecer con la edad (Czaja et al., 2006), pudiendo explicar resistencias mayores en docentes de mayor edad/experiencia.
4. **Percepción de proximidad a jubilación:** Docentes cerca del final de su carrera pueden no percibir incentivo suficiente para invertir esfuerzo significativo en dominar nuevas tecnologías que utilizarán por tiempo limitado.

Lo preocupante de este hallazgo es que, en muchas instituciones latinoamericanas, incluida la Universidad Estatal de Bolívar, docentes de mayor experiencia frecuentemente ocupan posiciones de liderazgo académico (jefaturas de departamento, coordinaciones de carrera). Si este segmento del profesorado permanece resistente a la IA, pueden convertirse en gatekeepers que obstaculizan iniciativas de innovación tecnológica impulsadas por docentes más jóvenes, perpetuando status quo pedagógicos.

Sin embargo, es crucial no sobre-interpretar este resultado como evidencia de incapacidad de docentes veteranos para adoptar IA. El efecto, aunque significativo, es moderado ($\beta = -.21$), y existen docentes con alta experiencia que reportaron disposición elevada a adoptar. Más bien, el hallazgo sugiere la necesidad de estrategias diferenciales: programas de acompañamiento que aborden específicamente las preocupaciones y necesidades de

docentes experimentados, enfatizando cómo la IA puede complementar (no reemplazar) su expertise acumulado y reducir cargas administrativas que les permitan enfocarse en dimensiones pedagógicas más complejas que valoran.

Disciplinas en Tensión: STEM vs. Humanidades

Las diferencias significativas encontradas entre áreas disciplinares, específicamente la mayor utilidad percibida por docentes STEM (M=3.89) comparada con sociales/humanidades (M=3.42), ilumina un desafío crítico para políticas institucionales de integración tecnológica. Este hallazgo replica investigaciones previas que documentan que aplicaciones de IA educativa han sido diseñadas primariamente para dominios STEM, donde problemas tienden a tener soluciones verificables, permitiendo retroalimentación automatizada efectiva (Holstein et al., 2019).

En contraste, disciplinas humanísticas y sociales trabajan frecuentemente con conocimientos interpretativos, debates no resueltos y múltiples perspectivas legítimas, contextos donde las respuestas algorítmicas basadas en correlaciones estadísticas en corpus textuales pueden ser percibidas como reduccionistas o inapropiadas (Chiu, 2024). Un ensayo argumentativo en filosofía o un análisis crítico de una novela requieren originalidad interpretativa, sofisticación retórica y posicionamiento epistemológico que la IA actual no puede generar de manera auténtica, pudiendo producir contenidos técnicamente competentes, pero intelectualmente superficiales.

Esta divergencia plantea un riesgo de inequidad disciplinar: si las instituciones promueven uniformemente el uso de IA sin reconocer especificidades disciplinares, docentes de humanidades pueden sentirse presionados a adoptar herramientas que perciben como poco útiles o incluso contraproducentes, generando resentimiento y cumplimiento superficial. Alternativamente, desarrollos de IA que enfatizan dominios STEM pueden ampliar brechas de recursos entre áreas disciplinares.

La respuesta institucional apropiada no es abandonar la integración de IA en humanidades, sino reconocer que las aplicaciones deben ser conceptualizadas diferentemente. Para humanidades, la IA puede ser más valiosa como:

- **Herramienta de brainstorming:** Generar perspectivas diversas sobre un tema como punto de partida para análisis crítico.
- **Asistente de investigación:** Identificar patrones en corpus textuales grandes.
- **Facilitador de accesibilidad:** Simplificar textos complejos para estudiantes con dificultades lectoras.

Pero no como:

- **Generador de ensayos finales**
- **Evaluador automático de argumentaciones**
- **Reemplazo de lectura crítica**

Programas formativos diferenciados por disciplina que exploren aplicaciones contextualmente apropiadas pueden abordar las divergencias observadas.

Limitaciones del Estudio

Este estudio presenta limitaciones importantes que deben considerarse al interpretar sus hallazgos:

Limitaciones Metodológicas

Diseño transversal: La recolección de datos en un único momento temporal impide inferencias causales robustas. Aunque el modelo de regresión identifica predictores significativos de adopción, no podemos afirmar definitivamente que confianza o utilidad causen adopción; podrían existir variables omitidas que expliquen ambas. Diseños longitudinales con mediciones pre-post-capacitación y seguimiento a mediano plazo (6-12

meses) permitirían evaluar si las intenciones reportadas se traducen en uso efectivo sostenido.

Ausencia de grupo control: Sin un grupo de docentes que no recibiera la capacitación, no podemos aislar el efecto específico de la intervención formativa. Las percepciones moderadamente positivas observadas podrían reflejar: (a) efectividad de la capacitación, (b) proceso natural de familiarización con tecnologías emergentes ampliamente publicitadas, (c) deseabilidad social de responder positivamente en un cuestionario institucional, o (d) alguna combinación de estos factores.

Tasa de respuesta moderada-baja: Solo el 30.9% de los docentes capacitados completaron el cuestionario voluntariamente. Aunque este porcentaje es típico para encuestas voluntarias, introduce potencial sesgo de autoselección: docentes que completaron el cuestionario podrían ser aquellos más interesados o con percepciones más definidas (positivas o negativas) sobre IA, mientras que la mayoría "silenciosa" con actitudes más ambivalentes o indiferentes está subrepresentada.

Medición exclusivamente auto-reportada: Todas las variables se midieron mediante cuestionarios de auto-reporte, vulnerables a sesgos de deseabilidad social, aquiescencia y discrepancia entre actitudes expresadas y comportamientos efectivos. Futuras investigaciones se beneficiarían de triangulación metodológica: observaciones de uso real, análisis de logs de plataforma, evaluación de materiales didácticos generados con IA, entrevistas en profundidad.

Limitaciones Contextuales

Generalización limitada: Los participantes son docentes de una universidad pública ecuatoriana específica, con características socioeconómicas e institucionales particulares. Los hallazgos pueden no generalizarse a:

- Universidades privadas de élite con mayor infraestructura tecnológica
- Instituciones en contextos urbanos metropolitanos

- Países latinoamericanos con políticas educativas distintas
- Contextos no latinoamericanos con culturas organizacionales diferentes

Intervención no estandarizada: Aunque la capacitación siguió un currículo definido, fue impartida por múltiples facilitadores en diferentes modalidades (sincrónica/asincrónica, presencial/virtual), introduciendo potencial variabilidad en la calidad y enfoque de la experiencia formativa. No se evaluó sistemáticamente la implementación de la capacitación (fidelidad curricular), limitando nuestra capacidad de atribuir efectos específicos a componentes específicos del programa.

Momento histórico específico: La investigación se realizó en 2025, momento de proliferación masiva pero también de debates intensos sobre IA generativa (regulaciones, demandas judiciales sobre derechos de autor, incidentes de sesgo). Las percepciones docentes están inevitablemente influenciadas por este contexto discursivo. Un estudio similar en 2027 o 2030, tras mayor maduración de las tecnologías y marcos regulatorios, podría arrojar resultados diferentes.

CONCLUSIONES

Este estudio proporciona evidencia empírica robusta sobre los factores que modulan la percepción y disposición de docentes universitarios ecuatorianos para adoptar herramientas de inteligencia artificial generativa en su práctica pedagógica. Tras una intervención formativa institucional, los 55 docentes participantes reportaron niveles moderados de confianza algorítmica, utilidad percibida moderadamente alta e intención de adopción moderada, evidenciando una aceptación cautelosa pero constructiva de estas tecnologías emergentes.

Los hallazgos confirman que tanto la confianza algorítmica como la utilidad percibida son predictores independientes y significativos de la intención de adopción, explicando conjuntamente el 64% de su varianza. Este resultado subraya la necesidad de intervenciones multidimensionales que operen simultáneamente fortaleciendo la confianza

(mediante transparencia algorítmica y demostración de no-sesgo) y demostrando utilidad práctica (mediante casos de uso alineados con necesidades pedagógicas reales).

El estudio revela también tensiones y desafíos importantes: la persistencia de resistencias en docentes con mayor experiencia, divergencias disciplinares en utilidad percibida, y preocupaciones legítimas sobre explicabilidad algorítmica y consecuencias no deseadas del uso de IA en educación. Estas complejidades rechazan narrativas tecnológicamente deterministas y subrayan que la integración exitosa de IA educativa requiere atención cuidadosa a factores humanos, organizacionales y culturales, no solo a capacidades técnicas.

Este estudio contribuye a la literatura emergente sobre adopción de IA educativa al confirmar empíricamente la relevancia de constructos teóricos (confianza algorítmica, utilidad percibida) en un contexto latinoamericano subrepresentado en investigación tecnológica educativa. Más allá de su aporte académico, los hallazgos proporcionan evidencia accionable para administradores educativos, diseñadores de tecnología y formuladores de políticas comprometidos con integrar éticamente la IA en educación superior, no como fin en sí mismo, sino como medio para potenciar la labor pedagógica docente y, finalmente, mejorar los resultados de aprendizaje estudiantil.

La inteligencia artificial generativa no reemplazará a los docentes; pero docentes que la utilicen efectivamente pueden potenciar sustancialmente su impacto pedagógico. El desafío central es construir puentes de confianza y comprensión que transformen esta posibilidad en realidad.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82-115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Arkes, H. R., & Blumer, C. (1985). The psychology of sunk cost. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 35(1), 124-140.

- Baidoo-Anu, D., & Ansah, L. O. (2023). Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning. *Journal of AI*, 7(1), 52-62. <https://doi.org/10.61969/jai.1337500>
- Borji, A. (2023). A categorical archive of ChatGPT failures. *arXiv preprint arXiv:2302.03494*.
- Cai, Z., Fan, X., & Du, J. (2017). Gender and attitudes toward technology use: A meta-analysis. *Computers & Education*, 105, 1-13.
- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 43. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8>
- Chiu, T. K. F. (2024). The impact of Generative AI (GenAI) on practices, policies and research direction in education: A case of ChatGPT and Midjourney. *Interactive Learning Environments*, 32(3), 1143-1162.
- Chiu, T. K. F., & Chai, C. S. (2020). Sustainable curriculum planning for artificial intelligence education: A self-determination theory perspective. *Sustainability*, 12(14), 5568.
- Choi, S., Jang, Y., & Kim, H. (2022). Influence of pedagogical beliefs and perceived trust on teachers' acceptance of educational artificial intelligence tools. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(4), 910-922.
- Czaja, S. J., Charness, N., Fisk, A. D., Hertzog, C., Nair, S. N., Rogers, W. A., & Sharit, J. (2006). Factors predicting the use of technology: Findings from the Center for Research and Education on Aging and Technology Enhancement (CREATE). *Psychology and Aging*, 21(2), 333-352.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., ... Wright, R. (2023). Opinion Paper: "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>

- Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W. (2003). Trust and TAM in online shopping: An integrated model. *MIS Quarterly*, 27(1), 51-90.
- Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2019). Co-designing a real-time classroom orchestration tool to support teacher–AI complementarity. *Journal of Learning Analytics*, 6(2), 27-52.
- Jacovi, A., Marasović, A., Miller, T., & Goldberg, Y. (2021). Formalizing trust in artificial intelligence: Prerequisites, causes and goals of human trust in AI. *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 624-635. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445923>
- Kasneji, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., ... Kasneji, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- McKnight, D. H., Carter, M., Thatcher, J. B., & Clay, P. F. (2011). Trust in a specific technology: An investigation of its components and measures. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 2(2), 12. <https://doi.org/10.1145/1985347.1985353>
- Mollick, E. (2023). *Co-Intelligence: Living and working with AI*. Portfolio/Penguin.
- Pasquale, F. (2015). *The black box society: The secret algorithms that control money and information*. Harvard University Press.
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- Scherer, R., Siddiq, F., & Tondeur, J. (2019). The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education. *Computers & Education*, 128, 13-35. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.09.009>
- SENESCYT. (2024). *Boletín analítico de educación superior, ciencia, tecnología e innovación*. Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación.
- Shin, D. (2021). The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI. *International Journal of Human-Computer Studies*, 146, 102551. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102551>
- Teo, T. (2011). Factors influencing teachers' intention to use technology: Model development and test. *Computers & Education*, 57(4), 2432-2440.

- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>