REVISTA CIENTÍFICA
Ciencia y Método
ISSN 3103-1072

EDITORIAL GRUPO AEA

Artículo Científico

Uso de la inteligencia artificial generativa y su relación con el rendimiento académico en carreras de negocios a nivel superior

The Use of Generative Artificial Intelligence and Its Relationship to Academic Performance in Business Programs at the Higher Education Level

Esparza-Córdova, Luis Alberto [1]
https://orcid.org/0009-0002-9633-9553
luis.esparza@espoch.edu.ec
Ecuador, Riobamba, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Heredia-Esparza, Francisco Javier [2]
https://orcid.org/0009-0002-1891-3513
francisco.heredia@espoch.edu.ec
Ecuador, Riobamba, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Gaibor-Mendoza, Dimas Renan [3]
https://orcid.org/0009-0004-5047-0294
dimas.gaibor@espoch.edu.ec
Ecuador, Riobamba, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Viteri-Ojeda, Jimena Catalina [4]
https://orcid.org/0000-0001-7049-8981
jcviteri@espoch.edu.ec
Ecuador, Riobamba, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Autor de correspondencia [1]

DOI / URL: https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v4/n4/287

Resumen: La incorporación de la inteligencia artificial generativa (IAG) en la educación superior plantea interrogantes sobre su uso y su relación con el rendimiento académico, especialmente ante la escasez de evidencia contextualizada. El objetivo fue describir los patrones de uso y las percepciones de utilidad, beneficios y riesgos de la IAG entre estudiantes de la Facultad de Administración de Empresas de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo. Se desarrolló un estudio cuantitativo, no experimental, transversal y descriptivo, con análisis correlacional exploratorio; participaron 280 estudiantes seleccionados mediante muestreo no probabilístico por conveniencia, quienes respondieron una encuesta en línea. El 87,5 % había utilizado IAG para estudiar, el 80,9 % declaró usarla siempre o frecuentemente y el 84,7 % percibió mejoras en su rendimiento académico. La frecuencia de uso se asoció moderadamente con la utilidad percibida ($\rho = 0{,}539$; $p < 0{,}001$). No obstante, se identificaron preocupaciones por la disminución del pensamiento crítico (34,6 %) y la dependencia (26,4 %). Estos hallazgos reflejan una aceptación favorable, pero no demuestran mejoras objetivas ni relaciones causales. Se concluye que su integración institucional requiere alfabetización digital, criterios éticos y evaluaciones basadas en resultados de aprendizaje.

Palabras clave: inteligencia artificial; educación superior; percepción estudiantil; alfabetización digital; estudio transversal.

Received: 20/Sep/2026
Accepted: 12/Oct/2026
Published: 10/Nov/2026

Cita: Esparza-Córdova, L. A., Heredia-Esparza, F. J., Gaibor-Mendoza, D. R., & Viteri-Ojeda, J. C. (2026). Uso de la inteligencia artificial generativa y su relación con el rendimiento académico en carreras de negocios a nivel superior. *Revista Científica Ciencia Y Método*, *4*(4), 309-322. https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v4/n4/287

Revista Científica Ciencia y Método (RCyM)
https://revistacym.com
revistacym@editorialgrupo-aea.com
info@editoriagrupo-aea.com

© 2026. Este artículo es un documento de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de la **Licencia Creative Commons, Atribución-NoComercial 4.0 Internacional.**

Abstract:

The incorporation of generative artificial intelligence (GAI) into higher education raises questions about its use and its relationship to academic performance, especially given the lack of contextualized evidence. The objective was to describe patterns of use and perceptions of the usefulness, benefits, and risks of GAI among students in the School of Business Administration at the Chimborazo Polytechnic University. A quantitative, non-experimental, cross-sectional, and descriptive study was conducted, incorporating exploratory correlational analysis; 280 students selected through non-probabilistic convenience sampling participated by completing an online survey. Eighty-seven point five percent had used IAG for studying, 80.9% reported using it always or frequently, and 84.7% perceived improvements in their academic performance. Frequency of use was moderately associated with perceived usefulness ($\rho = 0.539$; $p < 0.001$). However, concerns were identified regarding a decline in critical thinking (34.6%) and dependency (26.4%). These findings reflect favorable acceptance but do not demonstrate objective improvements or causal relationships. It is concluded that their institutional integration requires digital literacy, ethical guidelines, and assessments based on learning outcomes.

Keywords: artificial intelligence; higher education; student perceptions; digital literacy; cross-sectional study.

1. Introducción

La inteligencia artificial (IA) se ha difundido rápidamente en el entorno universitario en una multitud de formas, que van desde chatbots hasta motores de búsqueda académica, correctores de escritura, sistemas de tutoría y sistemas de aprendizaje adaptativo. Estos sistemas de IA educativa realizan tareas como clasificación, predicción, recomendación y generación de contenido, para las cuales recientemente se han publicado revisiones de avances recientes y brechas teóricas (Chen, Chen, et al., 2020; Chen, Xie, et al., 2020; Hwang et al., 2020). Recientemente se ha publicado literatura que sugiere que dichas aplicaciones de IA pueden potencialmente ayudar a los estudiantes con la búsqueda de información, la retroalimentación, la personalización y la organización del aprendizaje, pero los resultados dependen del diseño instruccional, la calidad de los datos y las habilidades del estudiante y del profesor, y simplemente porque se implementa una herramienta no significa que los resultados del aprendizaje mejoren (Crompton & Burke, 2023; Kulik & Fletcher, 2016; Luckin & Cukurova, 2019; Zawacki-Richter et al., 2019).

La creciente adopción de herramientas de IA generativa ha intensificado el debate. Entre las oportunidades reconocidas se incluyen la disponibilidad 24/7, las explicaciones adaptadas al usuario y el apoyo en la formulación de ejemplos (Grassini, 2023; Kohnke et al., 2023; Lim et al., 2023). Los riesgos incluyen respuestas inexactas,

sesgos, exposición de datos, dependencia excesiva y usos que comprometen la integridad académica (Farrokhnia et al., 2024; Floridi y Chiriatti, 2020; Lo, 2023; Tlili et al., 2023). Halaweh (2023) y Michel-Villarreal et al. (2023) han abogado por su integración responsable, con normas claras, protección de datos, supervisión humana y capacitación en el juicio crítico de los resultados.

Las percepciones estudiantiles son importantes porque, como se predice en los modelos de intención de uso y aceptación de la tecnología, influyen en la voluntad de las personas de adoptar y utilizar nuevas tecnologías (Ajzen, 1991; Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003), pero es una medida indirecta del rendimiento académico. Estudios anteriores han mostrado interés en la velocidad, comodidad y apoyo personalizado, y preocupación sobre la exactitud, privacidad, equidad, y pérdida de conexión humana (Chan & Hu, 2023; Schepman & Rodway, 2020; Strzelecki, 2024). Al mismo tiempo, recientes revisiones han notado que una parte sustancial de la evidencia sigue viniendo de contextos no latinoamericanos y que se necesitan estudios locales con procedimientos estadísticos y éticos más claramente documentados (Bond et al., 2024; Chiu et al., 2023; Salas-Pilco & Yang, 2022).

El propósito del estudio fue describir los patrones de uso, preparación y percepciones de beneficios, riesgos, utilidad e integración institucional de IA entre los estudiantes de la FADE - ESPOCH, y explorar la relación entre la frecuencia de uso académico y la utilidad percibida de una mayor integración.

La pregunta de investigación fue: ¿cuáles son los patrones de uso y percepciones de los estudiantes de la IA en el contexto universitario de la FADE - ESPOCH, en relación al rendimiento académico?

Fundamentos conceptuales

Inteligencia Artificial (IA) y educación superior

La IA educativa incluye sistemas que realizan actividades vinculadas a analizar, predecir, recomendar o generar contenidos (Chen, Chen, et al., 2020; Hwang et al., 2020). En el nivel superior, las aplicaciones identificadas se han agrupado en evaluación, predicción de rendimiento, asistencia, tutoría inteligente y gestión del aprendizaje (Crompton & Burke, 2023; Kulik & Fletcher, 2016). Esta variedad de aplicaciones requiere precisar la herramienta y el objetivo de uso; un asistente conversacional y un sistema adaptativo no generan los mismos datos ni responden a la misma necesidad pedagógica.

Las revisiones disponibles apuntan a un desarrollo rápido del campo, pero a una insuficiente participación de educadores en el diseño de ciertas soluciones y debilidades en la evaluación de sus efectos (Bond et al., 2024; Chen, Xie, et al., 2020; Chiu et al., 2023; Zawacki-Richter et al., 2019). Bond et al. (2024) han resaltado, en particular, la necesidad de un mayor rigor, más colaboración y una mejor consideración de aspectos éticos. En América Latina, Salas-Pilco y Yang (2022)

observaron un desarrollo todavía desigual y aconsejaron fortalecer la investigación contextualizada, la formación y la capacidad institucional.

Percepción, utilidad y frecuencia de uso de la IA

La utilidad percibida es el juicio del estudiante sobre la habilidad de una tecnología específica para proporcionar apoyo en la realización de una tarea. Se relaciona con la intención de uso y con la frecuencia de utilización en el marco de la teoría del comportamiento planificado y los modelos de aceptación tecnológica (Ajzen, 1991; Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003). Pero también depende de otras variables, como la facilidad de acceso, la experiencia previa, las normas académicas y el apoyo docente. Por eso, una correlación entre uso y utilidad percibida es compatible con esos modelos, pero no permite concluir que la herramienta haya producido una mejora del aprendizaje.

Las expresiones estudiantiles también pueden brindar información aplicable para el diseño de políticas y formación. Chan y Hu (2023) encontraron juicios positivos de utilidad en cuanto a apoyo personalizado y eficiencia, pero también inquietudes éticas y de fiabilidad. Strzelecki (2024) también descubrió que la aceptación de ChatGPT dependía tanto de los factores de utilidad como de uso. Schepman y Rodway (2020) encontraron que las actitudes hacia la inteligencia artificial también podrían medirse a lo largo de dimensiones de juicios favorables y desfavorables. Juntos, estos antecedentes justifican el estudio de la percepción local, a condición de que informe sobre la autopercepción y no sobre el desempeño observado.

Riesgos y condiciones para una integración responsible

El uso académico de IA puede tener implicaciones de privacidad (cuando los datos personales o materiales institucionales se introducen en plataformas externas) y reproducir sesgos, producir referencias inexistentes o entregar respuestas plausibles pero incorrectas. En la evaluación, la generación de textos automatizada puede plantear retos de autoría y transparencia (Perkins, 2023; Rudolph et al., 2023; Sullivan et al., 2023). Cotton et al. (2024) argumentan que la respuesta institucional no debería centrarse solo en prohibir, sino en revisar las tareas, explicar qué usos son aceptables y enseñar a declarar la asistencia recibida.

Una política universitaria efectiva entrelaza normativas, capacitaciones y monitoreo. Chan (2023) aboga por articular dimensiones pedagógicas, de gobernanza y de desarrollo de capacidades, mientras que Halaweh (2023) sugiere una implementación progresiva y responsable. La alfabetización en IA se refiere a conocer las limitaciones de los sistemas, verificar afirmaciones, fuentes, protección de datos, reconocimiento de sesgos, documentación de uso y salvaguardia de la responsabilidad humana en las decisiones (Ng et al., 2021; Southworth et al., 2023). Tales condiciones permiten pasar de una adopción espontánea a una integración académica consciente.

2. Materiales y métodos

Diseño y unidad de análisis

El studio tiene enfoque cuantitativo, transversal, no experimental con alcance descriptivo y análisis correlacional exploratorio. La unidad de análisis fue cada estudiante que envió una respuesta al cuestionario, y la Facultad de Administración de Empresas (ESPOCH), fue el contexto institucional. El diseño permite describir distribuciones y asociaciones de respuestas ordinales, pero no puede estimar efectos causales o cambios a lo largo del tiempo.

Participantes y muestreo

El tamaño de la población objetivo reportado en los datos del estudio fue de 2.353 estudiantes. La invitación se envió a través de un formulario en línea, el marco muestral con selección aleatoria; por lo tanto, se caracterizó como muestreo no probabilístico (por conveniencia). Se encontraron 280 registros con marcas de tiempo únicas.

Instrumento y recolección

El formulario en línea constaba de preguntas de respuesta cerrada. Tres preguntas recopilaron información demográfica general (género, semestre y cohorte de edad); dos preguntas abordaron experiencia previa y un área de mejora potencial; tres preguntas permitieron respuestas múltiples sobre herramientas y recursos, beneficios y riesgos; y seis preguntas usaron una escala ordinal de categorías para calificar el impacto percibido, preparación, frecuencia de uso, utilidad e intención de integración.

Procesamiento y análisis

La depuración y el análisis se realizaron usando el programa estadístico Python 3.12, Pandas 2.2.3 y SciPy 1.17.0. Se verificaron marcas temporales únicas, categorías de respuesta y datos faltantes. Las preguntas de respuesta única se resumieron con frecuencias y porcentajes calculados sobre el número válido de cada ítem. Para las preguntas de selección múltiple, se contó a cada participante una vez por alternativa marcada y se usó como denominador el número de personas que respondió la pregunta.

Para el análisis ordinal las categorías se codificaron en sentido ascendente. El alfa estandarizado de Cronbach para seis ítems en las escalas de valoración, preparación, frecuencia, utilidad e intención de integración se interpretó como un indicador de consistencia interna exploratoria, no como una prueba de validez del instrumento (Bonett & Wright, 2015; Taber, 2018; Tavakol & Dennick, 2011). La asociación entre la frecuencia de uso académico e intención de integración y utilidad percibida de ampliar la integración se estimó por rho de Spearman, apropiado para variables ordinales (Akoglu, 2018; Schober et al., 2018).

Consideraciones éticas

La base de datos en estudio no tiene nombres, correos electrónicos, números de identificación o otros identificadores directos. Los resultados se informan de forma agregada. Los archivos de estudio no incluyen un código de aprobación de comité de ética ni el texto del consentimiento utilizado en el formulario; por lo tanto, no se acredita aprobación o procedimiento de consentimiento que no pueda documentarse. El estudio se restringe al análisis de una encuesta anónima de percepción, sin intervención, con categorías de edad adulta.

3. Resultados

La base analítica constó de 280 registros únicos. Se informan denominadores válidos en cada tabla para hacer explícitos los datos perdidos y no mezclar tamaños muestrales.

Tabla 1

Características de los participantes

Característica	N válido	n	%
Género: femenino	280	162	57,8
Género: masculino	280	118	42,2
Edad: 18–22 años	280	174	62,3
Edad: 23–26 años	280	82	29,2
Edad: 26 años o más	280	24	8,5
Carreras:			
Administración de Empresas	280	77	27,5
Contabilidad y Auditoria	280	47	16,8
Gestión del Transporte	280	44	15,7
Mercadotecnica	280	59	21,1
Finanzas	280	53	18,9

Nota: Los porcentajes se calcularon dentro de cada variable. Encuestas aplicadas a estudiantes de la FADE, 2025

La proporción hombre-mujer tuvo como mayor participación el género femenino con el 57,8%, destacandose que al ser carreras de ciencias sociales hay mayor participación de mujeres. En cuanto a las edades, la gran mayoría estuvo entre 18 y 22 años (62,3%), seguido por estudiantes entre 23 y 26 años con una participación de 29,2%. En cuanto a la participación de los estudiantes por carreras, se destaca la Carrera de Administración de Empresas (27,5%) y Mercadotecnia (21,1%), en menos proporción la especialidad de Gestión del Transporte (15,7%).

Tabla 2

Uso y percepciones sobre la Inteligencia Artificial Generativa

Indicador	Respuesta	n	%
Uso previo de IA para estudiar (N = 280)	Sí	245	87,5
	No	35	12,5
Área potencial de mejoramiento (N = 280)	Comprensión de contenidos	114	40,6
	Administración del tiempo	74	26,5
	Aprendizaje personalizado	52	18,7

	Realimentación de conceptos		40	14,2
Impacto percibido (N = 280)	Positivo		195	69,6
	Neutral		69	24,6
	Negativo		16	5,8
Preparación para usar IA (N = 280)	Preparado		208	74,3
	Algo preparado		30	10,6
	No preparado		42	15,1
Frecuencia de uso académico (N = 280)	Siempre		97	34,5
	Frecuentemente		129	46,4
	Ocasionalmente		43	15,2
	Nunca		11	3,9
Utilidad de ampliar la integración (N = 280)	Muy útil / útil		203	72,4
	Neutral		60	21,3
	Poco / nada útil		17	6,3
Desea utilizar IA generativa en el aula (N = 280)	Sí		231	82,5
	No está seguro/a		26	9,2
	No		23	8,3
Hasta el momento percibe contribución en su rendimiento académico (N = 280)	Sí		237	84,7
	No está seguro/a		31	11,1
	No		12	4,2

Nota: Las categorías contiguas se agruparon solo para facilitar la lectura; los cálculos parten de las frecuencias originales. Encuestas aplicadas a estudiantes de la FADE, 2025 (Autores, 2026).

El uso declarado fue elevado: 87,5 % había utilizado alguna herramienta de IA para estudiar y aprender, el 69,9% manifiesta que el impacto del uso de la IA es positive, el 80,9% informó un uso frecuente o continuo en actividades académicas siendo la utilización siempre y frecuentemente. La valoración fue también positiva, si bien se trató de percepción: 82,5% manifiesta que desea utilizer la IA en el aula, y finalmente el 84,7% confirma que el uso de la IA apoya el mejoramiento de su rendimiento académico.

Tabla 3

Respuestas de selección múltiple

Pregunta	Alternativa	n	% de participantes
Herramientas de uso de la IA generativa (N = 280)			
	ChatGPT	135	48,2
	Gemini	42	15,0
	Perplexity	28	10,0
	Canva IA	54	19,3
	Mónica IA	21	7,5
Beneficios del uso de la IA generativa en la formación estudiantil (N = 280)			
	Desarrollo del pensamiento crítico	46	16,4
	Reducción de carga de trabajo	93	33,2
	Fortalecimiento de la formación académica	64	22,9
	Apoyo a la investigación científica	36	12,8
	Aprendizaje activo e innovación pedagógica	41	14,7
Riesgos del uso de la IA generativa (N = 280)			
	Disminución del pensamiento crítico	97	34,6
	Dependencia excesiva de la IA	74	26,4
	Información falsa o imprecisa	12	4,3

	Plagio y falta de integridad académica	63	22,5
	Aprendizaje superficial	34	12,2

Nota: Cada porcentaje usa como denominador a quienes respondieron la pregunta. Al admitirse varias selecciones, las columnas no deben sumar 100%. Encuestas aplicadas a estudiantes de la FADE, 2025 (Autores, 2026).

Tabla 4

Consistencia interna y asociación ordinal

Análisis	Variables	n	Estimación	Precisión
Consistencia interna exploratoria	6 ítems ordinales	280	α estandarizado = 0,770	—
Asociación exploratoria	Frecuencia de uso–utilidad percibida	280	ρ = 0,539	IC 95 % [0,449, 0,624]; p < 0,001

Nota: El intervalo de confianza de rho se estimó con 10.000 muestras Bootstrap (Autores, 2026).

El alfa estandarizado de 0,770 reflejó una aceptable consistencia interna del conjunto exploratorio de seis ítems, sin reemplazar un estudio formal de validez. La frecuencia de uso y la utilidad percibida estaban moderadamente correlacionadas de forma positiva (ρ = 0,539). El coeficiente no implica que un aumento del uso resulte automáticamente en una utilidad más alta o un mejor aprendizaje; también es posible que los estudiantes que perciban más utilidad elijan usar la IA más frecuentemente.

4. Discusión

El dato destacado es el elevado nivel de presencia de la IA en las rutinas académicas de la muestra. El saldo de 87,5 % de uso previo y 69,6 % de uso frecuente o permanente indica que estas tecnologías ya forman parte de las prácticas declaradas por buena parte de los participantes. Este patrón se alinea con investigaciones que reportan una rápida adopción de asistentes generativos en la educación superior y una aceptación asociada a la conveniencia y utilidad percibida (Chan & Lee, 2023; Halaweh, 2023; Lim et al., 2023; Strzelecki, 2024).

La percepción sobre la IA fue mayoritariamente positiva: cerca de siete de cada diez participantes calificaron su impacto en el aprendizaje como positivo o muy positivo y más de tres cuartas partes consideraron útil extender su uso. Chan y Hu (2023) encontraron una mezcla similar de expectativas optimistas y precaución entre estudiantes universitarios; la coexistencia de actitudes positivas y negativas también se ha observado mediante escalas específicas (Schepman & Rodway, 2020). La superposición refuerza el valor de escuchar a los usuarios, pero no convierte la percepción en evidencia de aprendizaje. El cuestionario no recopiló calificaciones, pruebas de conocimiento, calidad de productos académicos ni medidas antes y después de una intervención.

La relación entre frecuencia de uso e utilidad percibida fue moderada. El rho recalculado de 0,539 es consistente con la noción de que el uso y la valoración están relacionados, pero conservan variación independiente. Como advierten Schober et al. (2018), una correlación describe la covariación y no afirma una relación causal. En

este caso, la relación podría ser un reflejo de aprendizaje por experiencia, autoselección de usuarios interesados o factores no medidos como acceso, competencias digitales o requisitos de las asignaturas.

Los beneficios más seleccionados personalización, reducción de carga y acceso rápido a materiales coinciden con oportunidades descritas en revisiones y análisis del campo (Chiu et al., 2023; Crompton & Burke, 2023; Grassini, 2023; Jeon & Lee, 2023; Kohnke et al., 2023; Lo, 2023). Sin embargo, una herramienta solo personaliza de forma pedagógicamente valiosa cuando sus recomendaciones son pertinentes, verificables y articuladas con los objetivos del curso. La evidencia favorable sobre sistemas de tutoría no puede generalizarse automáticamente a cualquier asistente generativo (Kulik & Fletcher, 2016). La rapidez tampoco garantiza exactitud. Por ello, conviene enseñar a contrastar resultados, localizar las fuentes originales y justificar decisiones en lugar de aceptar automáticamente una respuesta generada.

Los temas principales fueron la dependencia excesiva, la privacidad y la reducción de la interacción humana. Todas estas respuestas confirman que la adopción no es indiscriminada. Farrokhnia et al. (2024), Floridi y Chiriatti (2020), Michel-Villarreal et al. (2023) y Tlili et al. (2023) detallan limitaciones y riesgos que requieren esfuerzos para mantener la agencia humana y verificar los resultados. En la práctica, el ESPOCH podría emplear una estrategia de implementación responsable (Halaweh, 2023): por ejemplo, desarrollar directrices para qué información no debe introducirse en plataformas externas, cómo declarar la intervención de la IA y cuándo la interacción con docentes o pares es esencial.

El auto-reporte de preparación fue alto, pero la sensación de preparación no es lo mismo que la competencia con la verificación de fuentes, el diseño instruccional, la gestión de datos o la integridad académica. La formación institucional debe observar si las habilidades para cumplir estas tareas se manifiestan en el desempeño. Un currículo breve podría consistir en: identificar errores y engaños; verificar referencias; salvaguardar datos personales y de investigación; documentar instrucciones y resultados; citar o señalar el uso de acuerdo con la política del curso; y saber cuándo abstenerse de usar la IA. Chan (2023), Ng et al. (2021) y Southworth et al. (2023) están de acuerdo en que estas habilidades deben estar vinculadas a la gobernanza, el currículo y el diseño pedagógico, no enseñadas de forma aislada en la formación.

La investigación aporta una línea base local, pero tiene limitaciones. Primero, el muestreo por conveniencia conlleva un sesgo de autoselección. Segundo, en el formulario no se incluyeron carrera ni facultad, por lo que no es posible hacer comparaciones por áreas, ni sostener que la muestra fue estratificada. Tercero, las respuestas son autoinformadas y pueden estar influidas por deseabilidad social o interpretaciones disímiles de lo que supone IA. Cuarto, el instrumento no fue sometido a una validación de contenido y constructo documentada, el alfa de 0,770 solo informa acerca de consistencia interna exploratoria. Quinto, el corte transversal no permite establecer cambios ni efectos sobre el rendimiento. Finalmente, los archivos de

archivo no contienen un código de aprobación ética ni el texto de consentimiento, limitando la documentación del procedimiento.

Las futuras investigaciones podrían aprovechar el muestreo probabilístico o el muestreo por cuotas verificable por parte del profesorado; escalas validadas que midan el nivel de alfabetización y aceptación de la IA; y deben cruzar percepciones con resultados objetivos. Los diseños longitudinales o cuasiexperimentales podrían comparar el rendimiento antes y después de intervenciones específicas, controlando la experiencia previa y registrando la herramienta específica utilizada. También se pueden realizar comparaciones útiles entre disciplinas y para examinar cómo las políticas de evaluación reconfiguran el uso responsable, en línea con agendas que exigen un rigor pedagógico y metodológico más alto (Chiu et al., 2023; Lodge et al., 2023; Luckin y Cukurova, 2019).

Los resultados dan respaldo a una respuesta institucional escalonada. En primer lugar, es prudente establecer de manera pública normas básicas y comunes en cuanto a los usos permitidos, declaración de asistencia, manejo de datos y verificación de fuentes (Cotton et al., 2024; Perkins, 2023; Sullivan et al., 2023). En segundo lugar, la formación debe escalonarse: un nivel introductorio para estudiantes con menos antecedentes y módulos avanzados para los usuarios frecuentes de IA. En tercer lugar, los participantes deben rediseñar las actividades para dar valor al proceso, la argumentación y la verificación de pruebas, no solamente al producto final (Rudolph et al., 2023).

La universidad también puede establecer pilotos evaluables. Cada piloto debe definir el problema educativo, la herramienta, los datos que procesa, el rol del docente y un indicador de aprendizaje. La decisión de escalar una solución debería sustentarse en resultados de aprendizaje, equidad de acceso, seguridad y experiencia de los usuarios (Halaweh, 2023; Hwang et al., 2020; Southworth et al., 2023). De esta manera, la alta disposición estudiantil se transforma en una oportunidad de innovación responsable y no en una justificación automática para cualquier plataforma.

5. Conclusiones

La IA pareció destacarse particularmente en la práctica reportada por la muestra y, en general, se recibió bien. Los asistentes virtuales fueron el tipo más utilizado, mientras que la personalización y la reducción de la carga de trabajo encabezaron las aplicaciones más valoradas. Sin embargo, el peso de la tecnología, la privacidad y la pérdida de contacto humano también destacaron que los estudiantes no son ajenos al riesgo.

La frecuencia de uso se asoció positiva y moderadamente con la utilidad percibida de extender la integración universitaria. Este hallazgo describe una correlación entre las respuestas ordinales; no muestra que la IA mejore el rendimiento, la autonomía o la

calidad educativa. Por lo tanto, el alcance apropiado del estudio es el uso y la percepción estudiantil en un corte temporal específico.

La ESPOCH puede capitalizar la voluntad demostrada a través de la capacitación en alfabetización de IA, reglas de integridad académica, protección de datos y monitoreo de experiencias piloto. Diseños con indicadores más directos de aprendizaje, mejor control muestral y seguimiento temporal serán necesarios para afirmar impacto educativo.

CONFLICTO DE INTERESES

"Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses".

DECLARACIÓN SOBRE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA

"Los autores declaran que no utilizaron herramientas de inteligencia artificial generativa en la elaboración de este manuscrito."

Referencias Bibliográficas

Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, 50*(2), 179–211. https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T

Akoglu, H. (2018). User's guide to correlation coefficients. *Turkish Journal of Emergency Medicine, 18*(3), 91–93. https://doi.org/10.1016/j.tjem.2018.08.001

Bond, M., Khosravi, H., De Laat, M., Bergdahl, N., Negrea, V., Oxley, E., Pham, P., Chong, S. W., & Siemens, G. (2024). A meta systematic review of artificial intelligence in higher education: A call for increased ethics, collaboration, and rigour. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 21*, Article 4. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00436-z

Bonett, D. G., & Wright, T. A. (2015). Cronbach's alpha reliability: Interval estimation, hypothesis testing, and sample size planning. *Journal of Organizational Behavior, 36*(1), 3–15. https://doi.org/10.1002/job.1960

Chan, C. K. Y. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 20*, Article 38. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3

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*, Article 43. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8

Chan, C. K. Y., & Lee, K. K. W. (2023). The AI generation gap: Are Gen Z students more interested in adopting generative AI such as ChatGPT in teaching and

learning than their Gen X and millennial generation teachers? *Smart Learning Environments, 10*, Article 60. https://doi.org/10.1186/s40561-023-00269-3

Chen, L., Chen, P., & Lin, Z. (2020). Artificial intelligence in education: A review. *IEEE Access, 8*, 75264–75278. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2988510

Chen, X., Xie, H., Zou, D., & Hwang, G.-J. (2020). Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 1*, Article 100002. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100002

Chiu, T. K. F., Xia, Q., Zhou, X., Chai, C. S., & Cheng, M. (2023). Systematic literature review on opportunities, challenges, and future research recommendations of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 4*, Article 100118. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100118

Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2024). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in Education and Teaching International, 61*(2), 228–239. https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148

Crompton, H., & Burke, D. (2023). Artificial intelligence in higher education: The state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 20*, Article 22. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8

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

Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., & Wals, A. (2024). A SWOT analysis of ChatGPT: Implications for educational practice and research. *Innovations in Education and Teaching International, 61*(3), 460–474. https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2195846

Floridi, L., & Chiriatti, M. (2020). GPT-3: Its nature, scope, limits, and consequences. *Minds and Machines, 30*(4), 681–694. https://doi.org/10.1007/s11023-020-09548-1

Grassini, S. (2023). Shaping the future of education: Exploring the potential and consequences of AI and ChatGPT in educational settings. *Education Sciences, 13*(7), Article 692. https://doi.org/10.3390/educsci13070692

Halaweh, M. (2023). ChatGPT in education: Strategies for responsible implementation. *Contemporary Educational Technology, 15*(2), Article ep421. https://doi.org/10.30935/cedtech/13036

Hwang, G.-J., Xie, H., Wah, B. W., & Gašević, D. (2020). Vision, challenges, roles and research issues of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 1*, Article 100001. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100001

Jeon, J., & Lee, S. (2023). Large language models in education: A focus on the complementary relationship between human teachers and ChatGPT. *Education and Information Technologies, 28*(12), 15873–15892. https://doi.org/10.1007/s10639-023-11834-1

Kohnke, L., Moorhouse, B. L., & Zou, D. (2023). ChatGPT for language teaching and learning. *RELC Journal, 54*(2), 537–550. https://doi.org/10.1177/00336882231162868

Kulik, J. A., & Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review. *Review of Educational Research, 86*(1), 42–78. https://doi.org/10.3102/0034654315581420

Lim, W. M., Gunasekara, A., Pallant, J. L., Pallant, J. I., & Pechenkina, E. (2023). Generative AI and the future of education: Ragnarök or reformation? A paradoxical perspective from management educators. *The International Journal of Management Education, 21*(2), Article 100790. https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100790

Lo, C. K. (2023). What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature. *Education Sciences, 13*(4), Article 410. https://doi.org/10.3390/educsci13040410

Lodge, J. M., Thompson, K., & Corrin, L. (2023). Mapping out a research agenda for generative artificial intelligence in tertiary education. *Australasian Journal of Educational Technology, 39*(1), 1–8. https://doi.org/10.14742/ajet.8695

Luckin, R., & Cukurova, M. (2019). Designing educational technologies in the age of AI: A learning sciences-driven approach. *British Journal of Educational Technology, 50*(6), 2824–2838. https://doi.org/10.1111/bjet.12861

Michel-Villarreal, R., Vilalta-Perdomo, E., Salinas-Navarro, D. E., Thierry-Aguilera, R., & Gerardou, F. S. (2023). Challenges and opportunities of generative AI for higher education as explained by ChatGPT. *Education Sciences, 13*(9), Article 856. https://doi.org/10.3390/educsci13090856

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, Article 100041. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041

Perkins, M. (2023). Academic integrity considerations of AI large language models in the post-pandemic era: ChatGPT and beyond. *Journal of University Teaching & Learning Practice, 20*(2), Article 7. https://doi.org/10.53761/1.20.02.07

Rudolph, J., Tan, S., & Tan, S. (2023). ChatGPT: Bullshit spewer or the end of traditional assessments in higher education? *Journal of Applied Learning & Teaching, 6*(1), 342–363. https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.9

Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2022). Artificial intelligence applications in Latin American higher education: A systematic review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 19*, Article 21. https://doi.org/10.1186/s41239-022-00326-w

Schepman, A., & Rodway, P. (2020). Initial validation of the general attitudes towards artificial intelligence scale. *Computers in Human Behavior Reports, 1*, Article 100014. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2020.100014

Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation. *Anesthesia & Analgesia, 126*(5), 1763–1768. https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864

Southworth, J., Migliaccio, K., Glover, J., Glover, J., Reed, D., McCarty, C., Brendemuhl, J., & Thomas, A. (2023). Developing a model for AI across the curriculum: Transforming the higher education landscape via innovation in AI literacy. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 4*, Article 100127. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100127

Strzelecki, A. (2024). To use or not to use ChatGPT in higher education? A study of students' acceptance and use of technology. *Interactive Learning Environments, 32*(9), 5142–5155. https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2209881

Sullivan, M., Kelly, A., & McLaughlan, P. (2023). ChatGPT in higher education: Considerations for academic integrity and student learning. *Journal of Applied Learning & Teaching, 6*(1), 31–40. https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.17

Taber, K. S. (2018). The use of Cronbach's alpha when developing and reporting research instruments in science education. *Research in Science Education, 48*(6), 1273–1296. https://doi.org/10.1007/s11165-016-9602-2

Tavakol, M., & Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach's alpha. *International Journal of Medical Education, 2*, 53–55. https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd

Tlili, A., Shehata, B., Adarkwah, M. A., Bozkurt, A., Hickey, D. T., Huang, R., & Agyemang, B. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education. *Smart Learning Environments, 10*, Article 15. https://doi.org/10.1186/s40561-023-00237-x

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*, Article 39. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0