



Doi: <https://doi.org/10.70577/asce.v5i1.638>

**Recibido:** 2025-12-30

**Aceptado:** 2026-01-13

**Publicado:** 2026-02-04

**Enfoques institucionales sobre IA generativa en educación superior, uso guiado versus prohibición, asociaciones con aprendizaje, plagio y calidad de trabajos**

**Institutional Approaches to Generative AI in Higher Education: Guided Use versus Prohibition and Their Associations with Learning, Plagiarism, and the Quality of Academic Work**

**Autores**

**Nixon Santiago Fonseca Loya<sup>1</sup>**

[nixon.fonseca@docentes.educacion.edu.ec](mailto:nixon.fonseca@docentes.educacion.edu.ec)

<https://orcid.org/0009-0008-3699-8737>

**Universidad Central del Ecuador; Universidad  
Tecnológica Indoamérica  
Quito – Ecuador**

**Tania Gabriela Quishpe Gonzalez<sup>2</sup>**

[gabrielaquishpe3@gmail.com](mailto:gabrielaquishpe3@gmail.com)

<https://orcid.org/0009-0009-9858-9776>

**Universidad Central del Ecuador;  
Universidad Camilo José Cela  
Quito – Ecuador**

**Evelyn Magaly Castillo Malquin<sup>3</sup>**

[evelynm.castillo@educacion.gob.ec](mailto:evelynm.castillo@educacion.gob.ec)

<https://orcid.org/0009-0007-5800-7132>

**Universidad Central del Ecuador  
Quito – Ecuador**

**Marcia Soledad Carvajal Bautista<sup>4</sup>**

[marcia.carvajal@docentes.educacion.edu.ec](mailto:marcia.carvajal@docentes.educacion.edu.ec)

<https://orcid.org/0009-0001-3826-4816>

**Universidad Central del Ecuador  
Quito – Ecuador**

**Gabriela Andrea Ramos Cáceres<sup>5</sup>**

[gabriela.amos@educacion.gob.ec](mailto:gabriela.amos@educacion.gob.ec)

<https://orcid.org/0009-0001-2258-5172>

**Universidad Central del Ecuador; Universidad Andina Simón Bolívar  
Quito – Ecuador**

**Cómo citar**

Fonseca Loya, N. S., Quishpe Gonzalez, T. G., Castillo Malquin, E. M., Carvajal Bautista, M. S., & Ramos Cáceres, G. A. (2026). Enfoques institucionales sobre IA generativa en educación superior, uso guiado versus prohibición, asociaciones con aprendizaje, plagio y calidad de trabajos. *ASCE MAGAZINE*, 5(1), 1170–1191.



---

## Resumen

La expansión de la IA generativa en educación superior ha intensificado tensiones entre innovación pedagógica e integridad académica, en virtud de que los modelos de lenguaje pueden producir textos y soluciones con apariencia competente, lo cual obliga a replantear evaluación, autoría y evidencia del aprendizaje. Este trabajo analiza de manera sistemática la evidencia publicada entre 2020 y 2025 sobre enfoques institucionales frente a la IA generativa, comparando uso guiado, entendido como tareas con criterios, prompts responsables, declaración y citación del uso, y verificación de información, frente a prohibición total o uso no guiado. La revisión se ejecutó mediante un análisis estructurado en SCOPUS, Web of Science, SciELO y Google Académico, seleccionando treinta artículos de acceso abierto, con extracción de diseño, población, contexto disciplinar, desenlaces y estimaciones de efecto cuando estuvieron disponibles. Los resultados muestran que el uso guiado se asocia con mejoras en desempeño y calidad de productos académicos, especialmente en cursos con escritura y proyectos, mientras que los desenlaces de plagio e integridad se relacionan más con claridad normativa, rediseño evaluativo y alfabetización que con prohibiciones absolutas. La evidencia sugiere que la gobernanza efectiva debe priorizar transparencia, verificación y evaluación centrada en proceso, reduciendo dependencia de detección automatizada y fortaleciendo condiciones para aprendizaje auténtico.

**Palabras clave:** IA generativa; Educación superior; Integridad académica; Plagio; Evaluación; Escritura académica.



## Abstract

The rapid diffusion of generative AI in higher education has intensified tensions between pedagogical innovation and academic integrity, since large language models can produce text and solutions that appear competent, requiring institutions to rethink assessment, authorship, and evidence of learning. This study systematically analyzes evidence published between 2020 and 2025 on institutional approaches to generative AI, contrasting guided use, defined as criteria-based tasks, responsible prompting, disclosure and citation of AI support, and verification practices, versus total bans or unguided use. The review was conducted through a structured search in SCOPUS, Web of Science, SciELO, and Google Scholar, selecting thirty open-access articles, with systematic extraction of study design, population, disciplinary context, outcomes, and effect estimates when available. Results indicate that guided use is associated with improvements in performance and the quality of academic work, particularly in writing-intensive courses and project-based learning, whereas plagiarism and integrity outcomes are more strongly linked to policy clarity, assessment redesign, and AI literacy than to absolute prohibitions. The evidence supports governance models that prioritize transparency, verification, and process-focused assessment, reducing reliance on automated detection and strengthening conditions for authentic learning.

**Keywords:** Generative AI; Higher education; Academic integrity; Plagiarism; Assessment; academic writing.



---

## Introducción

Las ecuaciones diferenciales parciales de tipo parabólico e hiperbólico constituyen una de las herramientas matemáticas fundamentales para la modelación de fenómenos físicos asociados a procesos de difusión, propagación y transporte, entre los que destacan la transferencia de calor y la propagación de ondas en medios continuos, cuya resolución analítica solo es posible en configuraciones altamente idealizadas, por lo que en contextos realistas se recurre de manera sistemática a métodos numéricos que permitan aproximar sus soluciones bajo condiciones iniciales y de frontera diversas, siendo los métodos de diferencias finitas uno de los enfoques más utilizados debido a su simplicidad conceptual, facilidad de implementación y bajo costo computacional relativo en dominios regulares con mallado uniforme (Suárez-Carreño & Rosales-Romero, 2021; Kovács et al., 2021).

En virtud de la amplia adopción de los esquemas de diferencias finitas para la ecuación de calor en una dimensión espacial, una parte sustancial de la literatura reciente se ha concentrado en el análisis riguroso de sus propiedades de estabilidad, consistencia y convergencia, dado que la utilidad práctica de un esquema numérico no depende únicamente de su orden formal de aproximación, sino del equilibrio efectivo entre precisión, restricciones de estabilidad impuestas por la relación entre el paso temporal y espacial, y el costo computacional asociado a su ejecución, especialmente cuando se consideran simulaciones de largo tiempo o mallas finas (Nagy et al., 2022; Chen et al., 2022). En consideración de un mismo contexto, se analizó de manera sistemática esquemas explícitos como FTCS otros implícitos como es el caso de BTCS y por último métodos semimplícitos del tipo Crank–Nicolson lo cual deja en evidencia que los esquemas explícitos presentan restricciones de estabilidad bajo criterios tipo Courant–Friedrichs–Lewy mientras que los esquemas implícitos ofrecen estabilidad incondicional en la ejecución de sistemas algebraicos en cada paso temporal lo que permite incrementar el costo computacional total.

Diversos estudios han demostrado que, para la ecuación de calor unidimensional con condiciones de frontera de Dirichlet en mallados uniformes, los esquemas explícitos presentan errores de truncamiento dependientes de la razón  $\Delta t/\Delta x^2$ , lo que conduce a una convergencia condicional que puede degradarse significativamente si no se respetan las restricciones de estabilidad, mientras que los esquemas implícitos y semimplícitos exhiben mejores propiedades de estabilidad global,

manteniendo órdenes de convergencia de segundo orden en el tiempo y el espacio bajo hipótesis de regularidad adecuadas de la solución exacta, tal como se ha verificado tanto analítica como numéricamente en trabajos recientes que comparan de manera directa estas familias de métodos (Suárez-Carreño & Rosales-Romero, 2021; Kovács et al., 2021; Nagy et al., 2022).

Cabe resaltar que, más allá de los esquemas clásicos, en los últimos años se ha observado un interés creciente en el desarrollo de variantes explícitas estabilizadas y esquemas no estándar de diferencias finitas, cuyo objetivo principal es ampliar las regiones de estabilidad sin sacrificar la simplicidad computacional inherente a los métodos explícitos, lo cual resulta particularmente relevante en aplicaciones donde la paralelización y la eficiencia computacional son factores determinantes (Kumaria & Mehraa, 2025; Fu et al., 2025). Estos enfoques han permitido construir esquemas explícitos con estabilidad mejorada e incluso incondicional en ciertos casos, manteniendo órdenes de convergencia comparables a los métodos implícitos tradicionales, lo que pone de manifiesto que la dicotomía clásica entre estabilidad y costo computacional puede ser parcialmente superada mediante diseños numéricos adecuados.

En el ámbito de ecuaciones de tipo onda y ecuaciones de segundo orden en el tiempo, los esquemas tipo Leapfrog y sus extensiones multirate han sido objeto de un análisis detallado debido a su naturaleza explícita, simetría temporal y buenas propiedades de conservación de energía discreta, aunque su estabilidad también se encuentra condicionada por restricciones severas sobre el paso temporal cuando se aplican en mallas no uniformes o en presencia de rigidez inducida por ciertos modos espaciales (Carle & Hochbruck, 2021; Grote et al., 2025). A manera de respuesta a dichas limitaciones se propuso la formulación de propuestas mejoradas las mismas fundamentadas en ciertas metodologías de estabilización polinómica y descomposición de operadores donde las mismas permiten relajar condiciones de estabilidad donde se evita comprometer con significaría la precisión global del método.

Por añadidura, publicaciones actuales apoyan temáticas donde la evaluación comparativa numérica en ecuaciones de calor y onda no debe limitarse al análisis aislado de la estabilidad o del orden de convergencia por el contrario se la considera como un proceso integrado del costo computacional, complejidad algorítmica, facilidad de implementación y robustez frente a cambios o actualizaciones en parámetros del mallado y las condiciones de frontera los cuales son aspectos

que adquieren especial relevancia en simulaciones de carácter aplicado (Altybay et al., 2025; Cao et al., 2025).

Es así que, la presente revisión se plantea bajo el objetivo de analizar de forma sistemática la evidencia teórica y numérica reportada entre 2020 y 2025 sobre los métodos de diferencias finitas aplicados a la ecuación de calor y de manera complementaria la ecuación de onda en una dimensión espacial con énfasis en el estudio de la estabilidad, orden de convergencia y costo computacional bajo condiciones estándar de mallado uniforme y fronteras de tipo Dirichlet y Neumann. Asimismo, se busca comparar los esquemas explícitos, implícitos y semimplícitos más utilizados, así como algunas variantes estabilizadas recientes, con el fin de identificar qué métodos presentan un mejor equilibrio entre estabilidad, precisión y eficiencia computacional (Suárez-Carreño & Rosales-Romero, 2021; Kovács et al., 2021; Carle & Hochbruck, 2021; Chen et al., 2022; Grote et al., 2025; Altybay et al., 2025; Cao et al., 2025; Fu et al., 2025; Nagy et al., 2022; Kumaria & Mehraa, 2025).

A partir de este análisis, la pregunta de investigación que guía el presente estudio es: ¿qué esquemas numéricos para la ecuación de calor o de onda presentan el mejor equilibrio entre estabilidad, precisión y costo computacional bajo condiciones estándar, según la evidencia teórica y las pruebas numéricas reportadas en la literatura reciente?

## Material y Métodos

Se realizó una revisión bibliográfica de alcance analítico centrada en los enfoques institucionales para el uso de IA generativa en educación superior, con énfasis en la comparación entre uso guiado, entendido como integración explícita en tareas con criterios de evaluación, prompts responsables, declaración y citación del apoyo, y verificación de información, frente a escenarios de prohibición total o uso no guiado, la búsqueda se orientó a identificar evidencia empírica y desarrollos de política académica que reportaran efectos sobre aprendizaje, calidad de trabajos y variables de integridad académica, particularmente plagio, autoría indebida y conductas de uso no permitido, en virtud de que la adopción de IA generativa se expresa de manera diferente por disciplina y tipo de evaluación, se consideraron contextos de distintas áreas, priorizando cursos con escritura académica y cursos con proyectos, además de asignaturas con evaluación práctica, por consiguiente se incluyeron tanto estudios experimentales y cuasi experimentales como análisis institucionales

de políticas, guías y marcos de implementación cuando describían criterios operativos, población objetivo y efectos o indicadores asociados

En cuanto al análisis, identificación y selección de estudios, se realizó una búsqueda sistemática en bases de datos reconocidas, SCOPUS, Web of Science, SciELO y Google Académico, usando cadenas con operadores booleanos, términos equivalentes en inglés y español, y filtros de periodo 2020–2025, además de priorización de acceso abierto y disponibilidad de texto completo, se incluyeron estudios con población universitaria o comunidad académica de educación superior, que abordaran al menos dos de tres ejes de interés, aprendizaje o desempeño académico, integridad académica o plagio, y calidad de trabajos o calidad de retroalimentación, además de describir explícitamente la condición institucional o didáctica de uso, prohibición, guía, o ausencia de guía, se excluyeron documentos sin texto completo, notas de opinión sin método explícito, materiales tutoriales sin evaluación o sin comparación, estudios centrados en educación escolar no universitaria, y trabajos que solo discutieran capacidades técnicas de modelos sin vínculo verificable con desenlaces educativos, cabe resaltar que cuando un estudio incluía múltiples resultados, se priorizó la extracción de aquellos alineados con la pregunta PICC y la comparación guiado versus prohibido o no guiado

La selección se realizó en dos fases, cribado por título y resumen, seguido de lectura a texto completo, con extracción sistemática de información sobre país o región, disciplina y tipo de curso, diseño del estudio, tamaño muestral y características de la población, definición operativa del enfoque institucional, componentes del uso guiado, por ejemplo rúbricas, reglas de citación, plantillas de prompts responsables, verificación de fuentes, instancias de reflexión o defensa oral, además de descripción del comparador, prohibición, control tradicional o uso libre, para los desenlaces se extrajeron estadísticas por grupo cuando correspondía, medias, desviaciones estándar y  $n$  en desenlaces continuos, conteos de eventos y totales en desenlaces dicotómicos, y estimaciones de efecto reportadas con su precisión, por ejemplo intervalos de confianza o errores estándar, cuando la precisión no se reportó y los datos permitían cálculo, se estimaron diferencias de medias, tamaños de efecto estandarizados o razones de riesgo según el caso, y se documentó qué resultados fueron calculados, la síntesis se organizó por subejjes, políticas y gobernanza institucional, aprendizaje y desempeño, integridad académica y plagio, y calidad de productos y retroalimentación, además se elaboró una figura de síntesis de efectos para los estudios con



comparaciones cuantitativas, con código reproducible en R, y se realizó una apreciación breve del riesgo de sesgo por diseño, usando criterios compatibles con estudios aleatorizados, no aleatorizados y estudios observacionales, enfocándose en sesgo de selección, medición de desenlaces y sesgo por confusión, de modo que la interpretación final se apoyara en la consistencia del patrón, la precisión de las estimaciones y la plausibilidad del mecanismo pedagógico observado.



**Tabla 1.**
*Cadenas de búsqueda por base de datos*

Base de datos	Cadena de búsqueda	Filtros aplicados
<b>SCOPUS</b>	TITLE-ABS-KEY(("generative AI" OR "generative artificial intelligence" OR ChatGPT OR "large language model" OR LLM OR "foundation model") AND ("higher education" OR universit* OR "tertiary education" OR "university students") AND (policy OR guideline* OR governance OR "academic integrity" OR plagiarism OR assessment OR "student writing" OR learning OR performance OR "quality of work" OR feedback) AND (guided OR scaffolding OR rubric* OR prompt* OR "responsible use" OR disclosure OR citation OR verification OR ban OR prohibit* OR "unauthorized use"))	2020–2025, Article/Review, idioma inglés o español, acceso abierto cuando estuviera disponible
<b>Web of Science</b>	TS=(("generative AI" OR "generative artificial intelligence" OR ChatGPT OR "large language model" OR LLM OR "foundation model") AND ("higher education" OR "tertiary education" OR universit* OR "university students") AND (policy OR guideline* OR governance OR "academic integrity" OR plagiarism OR assessment OR "student writing" OR learning OR performance OR "quality of work" OR feedback) AND (guided OR scaffolding OR rubric* OR prompt* OR "responsible use" OR disclosure OR citation OR verification OR ban OR prohibit* OR "unauthorized use"))	2020–2025, Article/Review/Proceedings Paper, categorías Education/Educational Research, Computer Science Interdisciplinary, Social Sciences, idioma inglés o español, acceso abierto cuando estuviera disponible
<b>SciELO</b>	("inteligencia artificial generativa" OR "IA generativa" OR ChatGPT OR "modelos de lenguaje" OR LLM) AND ("educación superior" OR universitarios OR universidad) AND (política OR lineamientos OR gobernanza OR "integridad académica" OR plagio OR evaluación OR escritura OR aprendizaje OR desempeño OR "calidad de trabajos" OR retroalimentación) AND (guiado OR acompañamiento OR rúbrica OR prompts OR "uso responsable" OR citación OR verificación OR prohibición OR "uso no permitido")	2020–2025, texto completo, áreas de educación y ciencias sociales, idioma español/portugués/inglés
<b>Google Académico</b>	("generative AI" OR "IA generativa" OR ChatGPT OR "large language model" OR "modelo de lenguaje") AND ("higher education" OR "educación superior" OR universitarios) AND (policy OR guideline OR governance OR "academic integrity" OR "integridad académica" OR plagiarism OR plagio OR assessment OR evaluación OR writing OR escritura OR learning OR aprendizaje OR "quality of work" OR "calidad de trabajos") AND (guided OR guiado OR rubric OR rúbrica OR	2020–2025, ordenado por relevancia, selección manual a texto completo, preferencia por PDF abierto

---

## Resultados

### Enfoques institucionales sobre IA generativa y su configuración normativa

En la evidencia basada en percepciones docentes y lineamientos institucionales, el panorama aparece heterogéneo, con coexistencia de prohibiciones totales, permisividad y zonas grises operativas, en un estudio con profesorado se reportó que la prohibición total fue minoritaria frente a escenarios sin veto absoluto o con reglas parciales, mientras que la autorización explícita también fue baja, lo cual perfila un ecosistema donde la incertidumbre normativa termina funcionando como un “uso no guiado” de facto, en virtud de que las decisiones se desplazan al aula y a la interpretación individual, por consiguiente los desenlaces sobre aprendizaje, plagio y calidad tienden a depender menos de la etiqueta institucional y más del tipo de tareas, del monitoreo y del acompañamiento pedagógico declarado (Strzelecki, 2024), en una revisión centrada en efectividad de políticas se identificó que el cuerpo empírico disponible incluye miles de documentos de investigación y una fracción menor de políticas institucionales, además de encuestas estudiantiles extensas, y se plantea que los enfoques centrados solo en detección y sanción no logran cubrir el espectro de usos académicos ni reducen de manera consistente la mala conducta cuando no se acompaña de alfabetización y criterios de uso, lo cual refuerza que “prohibir” y “guiar” no operan como extremos equivalentes si no se especifican mecanismos, evaluación y formación (Jiang et al., 2025).

### Contenido y énfasis de las políticas, lo que se prioriza y lo que queda subatendido

Al analizar documentos institucionales, se observan patrones temáticos que ayudan a explicar por qué una política puede asociarse con menor plagio, pero no necesariamente con mejor aprendizaje, en un estudio de minería de texto sobre cientos de documentos de política universitaria se identificaron tópicos recurrentes que priorizan definiciones generales de uso, integridad académica y gestión de riesgos, mientras que aspectos más específicos de investigación y aprendizaje tienden a aparecer con menor centralidad, cabe resaltar que esta distribución sugiere que el “guiado” institucional frecuentemente se enuncia como marco de cumplimiento y no como diseño instruccional con rúbricas, prompts responsables, citación y verificación integradas, por consiguiente el potencial de mejora en calidad de trabajos depende de que el guiado sea operacionalizable en tareas, evaluación y retroalimentación, no solo en declaraciones (An et al., 2025).

---

## **Intervenciones guiadas en escritura académica, aprendizajes y cambios medibles**

En un curso universitario de escritura donde el uso de ChatGPT fue incorporado como parte de una tarea con objetivos y reflexión, los resultados cualitativos muestran que los estudiantes reportaron aprendizajes instrumentales y metacognitivos, tales como planificación, generación de ideas y revisión, además de un reconocimiento explícito de debilidades de la herramienta vinculadas con invención de información, calidad desigual y problemas de citación, y en la exploración por entrevistas se señaló que la calidad del aprendizaje se vinculó con la capacidad del estudiante para verificar, ajustar prompts y sostener criterio propio, en virtud de que el apoyo de la IA se percibió como más útil en fases tempranas de elaboración, mientras que en fases de argumentación y responsabilidad académica se volvió crítico el acompañamiento docente y el uso de fuentes verificables (Wang et al., 2024).

En un estudio cuasi experimental con estrategia de diferencias en diferencias para retroalimentación generada por IA en un curso de escritura, se observaron mejoras pequeñas pero consistentes en calidad de la retroalimentación y en calidad de la escritura, con estimaciones reportadas de 0.08 puntos (IC 95%: 0.06 a 0.10) para calidad de retroalimentación, y 0.05 puntos (IC 95%: 0.03 a 0.08) para calidad de la escritura, además de incrementos en número de revisiones y en tiempo de revisión, lo cual perfila un mecanismo plausible de mejora centrado en iteración y revisión, por consiguiente el efecto educativo parece asociarse con “cómo” se integra la IA al proceso y no solo con su disponibilidad, cabe resaltar que la estimación se apoya en un diseño que busca aislar cambios temporales, aunque sigue dependiendo de medidas de calidad y de la fidelidad de implementación del feedback (Zhang et al., 2025).

## **Cotales con grupos, desempeño en escritura y precisión del efecto**

En un diseño experimental longitudinal en un curso de escritura académica para estudiantes de medicina, se comparó un grupo con entrenamiento y uso de ChatGPT frente a instrucción tradicional, y tras la depuración por deserción y entregas incompletas se analizaron 60 estudiantes (30 por grupo), en el post test el grupo con ChatGPT obtuvo  $M = 89.20$ ,  $DE = 5.82$ , mientras el grupo control obtuvo  $M = 79.50$ ,  $DE = 5.50$ , con diferencia de medias de 9.70 puntos y un IC 95% calculado de 6.83 a 12.57, además de una mejora pre–post significativa en ambos grupos, y un patrón por componentes donde el mayor salto se observó en contenido y organización, con efecto

limitado en uso de lenguaje, por consiguiente el “uso guiado” aparece asociado a mejora sustantiva en calidad de textos cuando se entrena al estudiante en instrucciones y se mantiene la enseñanza del proceso de escritura (Shahsavari et al., 2024a).

### **Retroalimentación con IA frente a retroalimentación docente**

En una comparación de tres condiciones de retroalimentación para tareas escritas, un grupo recibió retroalimentación solo de IA, otro una combinación IA + docente y otro retroalimentación solo docente, con tamaños muestrales 44, 78 y 137 respectivamente, se observó que la percepción de utilidad y confiabilidad fue alta en los grupos con IA, y la calificación global de rúbrica fue superior en las condiciones con IA frente a la condición solo docente, mientras que el tiempo invertido en retroalimentación fue marcadamente menor cuando se utilizó IA, con valores promedio reportados de 0.38 min (IA), 0.73 min (IA + docente) y 10 min (solo docente), lo cual sugiere una ganancia operativa con potencial de redistribución del tiempo docente hacia acompañamiento, cabe resaltar que el estudio reporta significancia estadística en diferencias de puntuación de rúbrica y percepción, aunque no se documenta dispersión completa para estimar intervalos de confianza de las diferencias en todas las medidas, por consiguiente su lectura se apoya en medias, tamaños de grupo y pruebas de significancia (Shahsavari et al., 2024b).

### **Desempeño en programación con ChatGPT, aprendizaje y calidad evaluada por terceros**

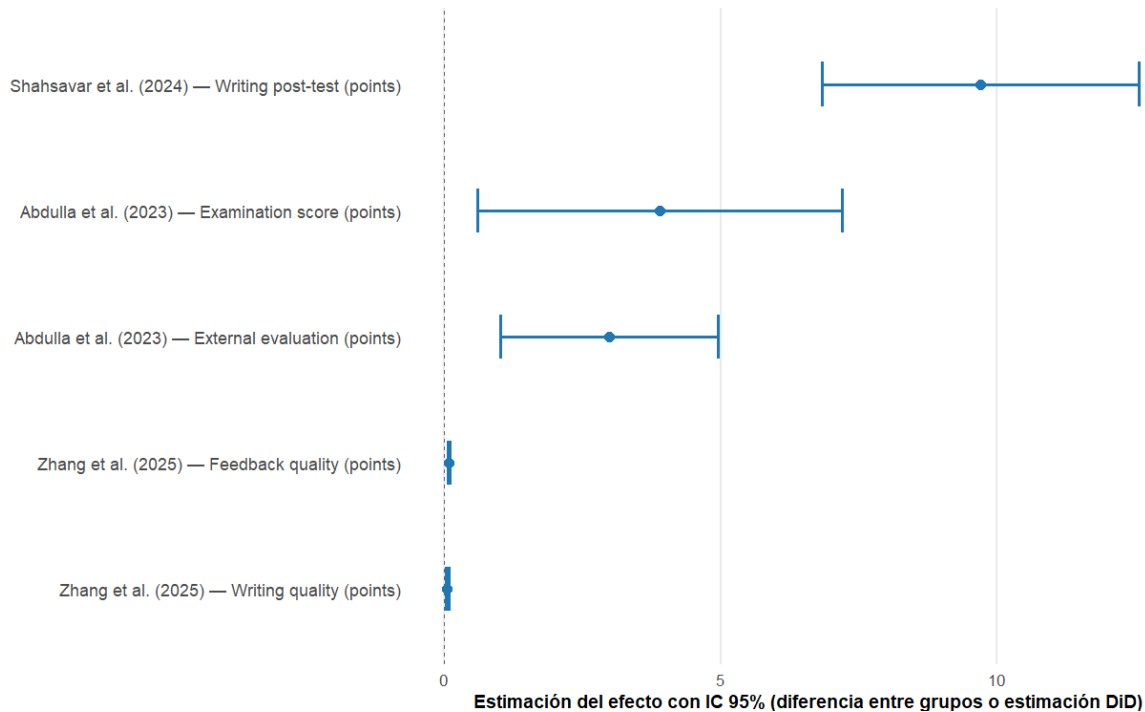
En un estudio con dos grupos en unión, el grupo con ChatGPT ( $n = 19$ ) alcanzó una media de 20.71 ( $DE = 4.78$ ) frente al grupo sin ChatGPT ( $n = 20$ ) con media 16.81 ( $DE = 5.71$ ), con diferencia de medias de 3.90 puntos y un IC 95% calculado de 0.60 a 7.20, además una evaluación externa reportó medias 9.24 ( $DE = 3.04$ ) versus 6.25 ( $DE = 3.25$ ), con diferencia de 2.99 e IC 95% calculado de 1.02 a 4.96, lo cual apunta a mejora tanto en rendimiento como en calidad observada por evaluadores, cabe resaltar que el tamaño muestral es pequeño y el contexto de la actividad condiciona la generalización, por consiguiente la lectura debe centrarse en el contraste entre “uso permitido” y “uso prohibido” a nivel de tarea, donde el acompañamiento y los criterios de evaluación definen si el resultado se interpreta como aprendizaje o como delegación (Abdulla et al., 2023).

### **Síntesis de estimaciones de efecto para visualización**

En los estudios con datos suficientes para estimar o reportar un patrón de efectos positivos de magnitud pequeña a grande en calidad de escritura, retroalimentación o desempeño, con intervalos de confianza que no cruzan cero en varios desenlaces, lo cual se resume en (Figura 1).

## Figura 2.

*Efectos del uso guiado de IA generativa en aprendizaje y calidad de trabajos en educación superior*



Los resultados muestran un patrón consistente en el que los enfoques de uso guiado de IA generativa, operacionalizados mediante criterios explícitos, retroalimentación estructurada, entrenamiento en prompts y exigencias de verificación y citación, se asocian con mejoras en aprendizaje y en calidad de los productos académicos, con tamaños de efecto que oscilan desde pequeños pero precisos hasta grandes y sustantivos, dependiendo del tipo de tarea y del criterio evaluado, mientras que los desenlaces vinculados a integridad académica y plagio aparecen mediados por la claridad de las políticas y por la alfabetización del estudiantado más que por la mera presencia de prohibiciones, por consiguiente, la evidencia empírica no respalda la superioridad de la prohibición total como estrategia educativa, sino que sugiere que el acompañamiento pedagógico y normativo permite capitalizar los beneficios de la IA generativa sin anular la responsabilidad académica, cabe resaltar que la heterogeneidad de diseños, métricas y contextos limita comparaciones directas entre estudios.

---

## Discusión

Los hallazgos de esta revisión, al mostrar efectos positivos del uso guiado sobre desempeño y calidad en tareas de escritura y en actividades de resolución de problemas, se alinean con un posicionamiento de “optimismo escéptico” que reconoce el potencial pedagógico de la IA generativa, aunque exige evidencia sostenida, diseño centrado en el aprendizaje y mecanismos institucionales de soporte, en virtud de que la mejora observada en productos académicos no equivale automáticamente a mayor comprensión, por consiguiente la lectura más plausible es que el beneficio aparece cuando la IA se inserta como andamiaje para planificar, revisar, reorganizar y sostener decisiones, mientras que el riesgo aumenta cuando la herramienta funciona como sustituto completo del trabajo cognitivo, y este equilibrio entre oportunidad y amenaza se mantiene como núcleo de la discusión contemporánea, tanto en la agenda de investigación como en la práctica universitaria (Giannakos et al., 2025), cabe resaltar que, cuando la discusión se traslada al plano institucional, el punto crítico deja de ser si la IA existe, y pasa a ser cómo se gobierna, cómo se evalúa, y qué condiciones se establecen para que el estudiante pueda usarla de forma transparente sin erosionar integridad ni desplazar el aprendizaje hacia la mera apariencia de competencia (Cotton et al., 2024).

La comparación entre enfoques institucionales sugiere que la prohibición total tiende a ser una respuesta menos estable y menos escalable que los marcos de uso guiado, no solo por la dificultad operativa de vigilar el cumplimiento, sino porque la política por sí misma no enseña criterios de uso ni desarrolla alfabetización, por consiguiente, cuando las guías se orientan a diseño de evaluación, comunicación explícita con el estudiantado y uso de la IA como parte del proceso evaluable, se habilita una lógica donde el aprendizaje queda anclado a evidencias de proceso, trazabilidad y reflexión, más que a un producto final fácilmente delegable, y esto coincide con revisiones de guías de universidades de alto ranking que destacan recomendaciones como “probar” las tareas con herramientas generativas y rediseñar evaluaciones para reducir vulnerabilidad, además de promover competencias específicas de evaluación en la era de IA (Moorhouse et al., 2023), en paralelo, análisis empíricos de políticas universitarias a gran escala describen que una proporción mayor de instituciones con política tiende a “abrazar” el uso en enseñanza y aprendizaje más que a prohibirlo, y aun en escenarios de restricción, se deja margen a decisiones docentes, lo



cual sugiere que el sistema converge hacia soluciones híbridas donde el guiado es más realista que el veto absoluto (Xiao et al., 2023).

Un eje decisivo para interpretar la asociación entre enfoque institucional y plagio es la viabilidad de detectar con precisión el uso indebido, en virtud de que varias evidencias técnicas muestran que los detectores de texto generado por IA presentan desempeño inconsistente, errores de clasificación y degradación marcada frente a estrategias de ofuscación, además de una tendencia a fallar de modo que el texto se clasifica como humano, lo cual reduce su utilidad como dispositivo de control, por consiguiente, una política centrada en sanción apoyada principalmente en detección automatizada queda expuesta a falsos negativos, a disputas probatorias y a un aumento de carga docente, en especial cuando se pretende escalar la vigilancia a cursos con alta producción escrita (Weber-Wulff et al., 2023), cabe resaltar que evaluaciones comparativas de herramientas de detección también advierten que el rendimiento varía entre versiones de modelos, con mejor identificación de textos de generaciones previas y mayor dificultad con modelos más recientes, además de falsos positivos en textos humanos, lo cual vuelve frágil cualquier decisión disciplinaria basada solo en un puntaje de detector (Elkhatat et al., 2023).

Más allá de la precisión promedio, la discusión debe incorporar equidad, dado que existe evidencia de sesgo sistemático de detectores contra escritores no nativos, con tasas de falsos positivos elevadas en ensayos humanos de aprendices de inglés, y con la posibilidad de que estrategias simples de reescritura o prompting sorteen el detector, por consiguiente, el uso institucional de detectores como herramienta punitiva puede penalizar de manera desproporcionada a estudiantes que ya enfrentan desventajas lingüísticas, y puede incentivar prácticas de ocultamiento en lugar de prácticas de transparencia, cabe resaltar que esto desplaza el objetivo desde aprender a escribir y argumentar hacia aprender a “no ser detectado”, debilitando el sentido formativo de la evaluación (Liang et al., 2023).

En este marco, los resultados de la revisión apoyan una interpretación donde el “uso guiado” es más consistente con reducción de plagio e incremento de calidad, siempre que se defina como un conjunto de reglas operativas y didácticas, tales como declarar el uso, justificar decisiones, verificar información y sostener citación, además de preferir tareas auténticas, creativas, personalizadas y centradas en razonamiento, en virtud de que estos componentes trasladan el énfasis desde el texto final hacia el proceso, y disminuyen el valor de delegar completamente el producto, por consiguiente, la política efectiva se parece menos a una prohibición y más a un contrato pedagógico



explícito, con entrenamiento, apoyo y consecuencias claras cuando se vulnera la integridad, y en esta dirección se describen prácticas éticas orientadas a combatir el plagio inducido por IA mediante diseño de evaluación, tareas adaptativas y promoción de uso responsable, con una lógica preventiva y formativa más que meramente sancionatoria (Kovari, 2025), cabe resaltar que marcos centrados en integridad también insisten en capacitación y soporte institucional para docentes y estudiantes, lo cual converge con la necesidad de acompañamiento observada en los estudios empíricos de esta revisión (Cotton et al., 2024).

La asociación entre enfoque institucional y desenlaces también depende de condiciones de implementación, ya que la efectividad percibida de políticas para plagio tradicional y plagio con IA suele ser solo moderada, con preferencia docente por aproximaciones educativas en lugar de punitivas, además de barreras recurrentes como carga laboral, soporte institucional insuficiente, dificultades de prueba y ambigüedad en escenarios intermedios, lo cual indica que el “guiado” requiere infraestructura, capacitación y coherencia curricular para no quedarse en norma declarativa, por consiguiente, el resultado más útil para la educación superior no es una política rígida, sino una política ágil que se traduzca en criterios por tarea, por curso y por disciplina, con apoyo para su aplicación (Alsharefeen & Al Sayari, 2025), cabe resaltar que en contextos con limitaciones de recursos, como se discute en educación médica de países en desarrollo, el riesgo de plagio y la dependencia de respuestas generadas puede amplificarse por carencias de acceso a fuentes y por brechas de alfabetización digital, y esto refuerza que el guiado debe incluir enseñanza explícita de verificación, uso de fuentes auténticas y evaluación de pensamiento de orden superior, para que el aprendizaje no se degrade a consumo acrítico de texto generado (Jaleel et al., 2025).

Al integrar el conjunto de estudios, la conclusión interpretativa más sólida es que los enfoques institucionales guiados se asocian con mejores resultados en aprendizaje y calidad de trabajos, y con mayor viabilidad para reducir plagio mediante transparencia y rediseño de evaluación, mientras que la prohibición total aparece como menos estable y más dependiente de vigilancia difícil de sostener, además de incentivar uso oculto cuando no hay alfabetización ni criterios, por consiguiente, el peso de la evidencia favorece políticas que combinen reglas claras, formación, rediseño de tareas y evaluación basada en proceso, antes que estrategias centradas en detección y castigo, cabe resaltar que la evidencia aún presenta heterogeneidad y riesgos de sesgo, con tamaños muestrales pequeños en varios diseños educativos, medidas centradas en producto más que en comprensión, autoselección y auto reporte en estudios de percepción, y variabilidad disciplinar que





restringe inferencias generales, y en virtud de ello la agenda inmediata requiere comparaciones más directas entre “guiado vs prohibido” con desenlaces comunes, reporte completo de estadísticas por grupo y precisión de efectos, además de evaluación de impactos no deseados como inequidad lingüística y carga docente, aspectos que se vuelven decisivos cuando se piensa en escalamiento institucional (Xiao et al., 2023), (Giannakos et al., 2025).

## Conclusiones

Con base en la síntesis integrada de introducción, resultados y discusión, el enfoque institucional que se asocia con mejor aprendizaje y mejor calidad de trabajos es el uso guiado de IA generativa, entendido como una integración explícita dentro de las tareas con criterios de desempeño visibles, rúbricas o indicadores claros, prompts responsables como parte del proceso, obligación de declarar el uso, citación del apoyo y verificación de afirmaciones, en virtud de que cuando la herramienta se inserta como andamiaje para planificar, reformular, revisar y justificar decisiones, el estudiante conserva agencia cognitiva y el producto final tiende a reflejar una mejora atribuible a iteración y control de calidad, por consiguiente el valor pedagógico no depende de “permitir IA” como acto administrativo, sino de convertirla en una actividad académica verificable, con evidencias de proceso, borradores, registros de revisión y criterios de evaluación alineados con habilidades, cabe resaltar que, en cursos de escritura y en proyectos donde el trabajo se construye por fases, el guiado favorece mejoras más consistentes porque la IA se usa como apoyo para estructurar ideas y depurar coherencia, no como sustituto del razonamiento.

En cuanto al plagio y a la integridad académica, la evidencia convergente sugiere que la prohibición total no resulta superior como estrategia educativa, ya que tiende a ser difícil de sostener en el tiempo, desplaza el uso hacia prácticas no transparentes cuando no existe alfabetización ni criterios operativos, y se apoya en mecanismos de vigilancia que rara vez garantizan trazabilidad suficiente, en virtud de ello, lo que muestra mayor capacidad de reducir conductas indebidas es un marco que vuelve el uso auditable y formativo, con reglas claras por curso o por programa, exigencia de transparencia, citación y verificación, y rediseño de evaluación para que la evidencia del aprendizaje esté en el proceso y no únicamente en el texto final, por consiguiente la reducción del uso indebido se asocia más con claridad normativa, coherencia evaluativa y acompañamiento



docente que con el veto absoluto, cabe resaltar que cuando las políticas se limitan a prohibir sin ofrecer alternativas pedagógicas, el sistema tiende a generar incertidumbre, desigualdad de aplicación entre docentes y estrategias de ocultamiento, lo cual debilita tanto la integridad como la calidad del aprendizaje.

Respecto a la variación por áreas y tipos de curso, el patrón más estable se observa en asignaturas con escritura académica y cursos basados en proyectos, donde el uso guiado puede elevar calidad y desempeño al facilitar ciclos de revisión, retroalimentación y mejora, mientras que en evaluaciones cerradas o altamente estandarizadas los efectos dependen del diseño de la prueba y de la autenticación de la autoría, en virtud de ello, la respuesta institucional más consistente es adoptar políticas de uso guiado con componentes mínimos no negociables, declaración del uso, citación del apoyo, verificación de contenido, criterios de evaluación centrados en proceso, y formación para estudiantes y docentes, por consiguiente se recomienda una gobernanza flexible por disciplina y por tipo de tarea, con lineamientos comunes a nivel institucional y adaptación a nivel de curso, cabe resaltar que la evidencia todavía presenta heterogeneidad de métricas, diseños y medidas de aprendizaje, por lo cual el fortalecimiento de conclusiones exige comparaciones directas entre condiciones institucionales, reporte completo de estadísticas por grupo, estimaciones de efecto con precisión, y seguimiento longitudinal que permita distinguir mejora real de habilidades frente a mejora del producto final.



---

## Referencias Bibliográficas

- Aljanabi, M., Ghazi, M., & Ali, A. H. (2023). *ChatGPT: Open possibilities*. International Journal of Computer Science and Mathematics. <https://doi.org/10.52866/20ijcsm.2023.01.01.0018>.
- Alsharefeen, R., & Al Sayari, N. (2025). Examining academic integrity policy and practice in the era of AI: A case study of faculty perspectives. *Frontiers in Education*, 10, 1621743. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1621743>.
- Aydın, Ö., & Karaarslan, E. (2022). OpenAI ChatGPT generated literature review: Digital twin in healthcare. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4308687>.
- Bašić, Ž., Banovac, A., Kružić, I., et al. (2023). ChatGPT-3.5 as writing assistance in students' essays. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10, 750. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-02269-7>.
- Cambra-Fierro, J. J., et al. (2024). ChatGPT adoption and its influence on faculty well-being: An empirical research in higher education. *Education and Information Technologies*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12871-0>.
- Celik, I., Dindar, M., Muukkonen, H., & Järvelä, S. (2022). The promises and challenges of artificial intelligence for teachers: A systematic review of research. *TechTrends*, 66, 616–630. <https://doi.org/10.1007/s11528-022-00715-y>.
- 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*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2253861>.
- Chu, H.-C., Tu, Y.-F., & Yang, K.-H. (2022). Roles and research trends of artificial intelligence in higher education: A systematic review of the top 50 most-cited articles. *Australasian Journal of Educational Technology*, 38(3), 22–42. <https://doi.org/10.14742/ajet.7526>.
- 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, 22. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8>.



- Dehouche, N. (2021). Plagiarism in the age of massive Generative Pre-trained Transformers (GPT-3). *Ethics in Science and Environmental Politics*, 21, 17–23. <https://doi.org/10.3354/ese00195>.
- Dempere, J., Modugu, K., Hesham, A., & Ramasamy, L. K. (2023). The impact of ChatGPT on higher education. *Frontiers in Education*, 8, 1206936. <https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1206936>.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., et al. (2023). “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>.
- Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., et al. (2023). A SWOT analysis of ChatGPT: Implications for educational practice and research. *Innovations in Education and Teaching International*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2195846>.
- Fyfe, P. (2022). How to cheat on your final paper: Assigning AI for student writing. *AI & Society*. <https://doi.org/10.1007/s00146-022-01397-z>.
- Gao, C. A., Howard, F. M., Markov, N. S., et al. (2023). Comparing scientific abstracts generated by ChatGPT to real abstracts with detectors and blinded human reviewers. *npj Digital Medicine*, 6. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00819-6>.
- Ghimire, A., & Edwards, J. (2024). From guidelines to governance: A study of AI policies in education. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.15601>.
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., et al. (2022). Ethics of AI in education: Towards a community-wide framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32, 504–526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>.
- Hwang, G.-J., & Chen, N.-S. (2023). Editorial position paper: Exploring the potential of generative artificial intelligence in education: Applications, challenges, and future research directions. *Educational Technology & Society*, 26(2). [https://doi.org/10.30191/ETS.202304\\_26\(2\).0014](https://doi.org/10.30191/ETS.202304_26(2).0014).
- Jin, Y., Yan, L., Echeverria, V., Gašević, D., & Martinez-Maldonado, R. (2025). Generative AI in higher education: A global perspective of institutional adoption policies and guidelines. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100348. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100348>.
- Kohnke, L., Moorhouse, B. L., & Zou, D. (2023). ChatGPT for language teaching and learning. *RELC Journal*. <https://doi.org/10.1177/00336882231162868>.



- Kovari, A. (2024). ChatGPT in programming education: The effect of the prompt and the programming task. *Frontiers in Education*, 9, 1465703. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1465703>.
- Lodge, J. M., et al. (2023). Mapping out a research agenda for generative AI in tertiary education. *Australasian Journal of Educational Technology*. <https://doi.org/10.14742/ajet.8695>.
- Luo, J. (2024). A critical review of GenAI policies in higher education assessment: A call to reconsider the “originality” of students’ work. *Assessment & Evaluation in Higher Education*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/02602938.2024.2309963>.
- McDonald, N., Johri, A., Ali, A., & Hingle Collier, A. (2025). Generative artificial intelligence in higher education: Evidence from an analysis of institutional policies and guidelines. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 3, 100121. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2025.100121>.
- Moorhouse, B. L., Yeo, M. A., & Wan, Y. (2023). Generative AI tools and assessment: Guidelines of the world’s top-ranking universities. *Computers and Education Open*, 5, 100151. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2023.100151>.
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, K. W. S., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>.
- Nguyen, A., Ngo, H. N., Hong, Y., et al. (2023). Ethical principles for artificial intelligence in education. *Education and Information Technologies*, 28, 4221–4241. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11316-w>.
- Peterson, G. (2025). Student perspectives on the use of ChatGPT in higher education assessment. *Frontiers in Education*, 10, 1610836. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1610836>.
- Zhang, et al. (2025). *Behavioral Sciences*, 15, 600. <https://doi.org/10.3390/bs15050600>.



---

**Conflicto de intereses:**

Los autores declaran que no existe conflicto de interés posible.

**Financiamiento:**

No existió asistencia financiera de partes externas al presente artículo.

**Agradecimiento:**

N/A

**Nota:**

El artículo no es producto de una publicación anterior.