



## Revisión

# Revisión Sistemática sobre la Inteligencia Artificial Generativa y Aprendizaje Autorregulado en Educación Superior

## *Systematic Review on Generative Artificial Intelligence and Self-Regulated Learning in Higher Education*

Fausto Vinicio Calderón-Pineda <sup>1\*</sup> y José Giovanni Palacios-Meléndez <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad Católica Andrés Bello, Venezuela, Caracas; <https://orcid.org/0000-0001-5425-1057>

<sup>2</sup> Universidad Estatal Península de Santa Elena, Ecuador, La Libertad; <https://orcid.org/0000-0002-4738-4641>; [jpalaciosm@upse.edu.ec](mailto:jpalaciosm@upse.edu.ec)

\* Correspondencia: [fausto.calderon@gmail.com](mailto:fausto.calderon@gmail.com)

**Cita:** Calderón-Pineda, F. V., & Palacios-Meléndez, J. G. (2026). Revisión Sistemática sobre la Inteligencia Artificial Generativa y Aprendizaje Autorregulado en Educación Superior. *Horizon Nexus Journal*, 4(1), 183-199. <https://doi.org/10.70881/hnj/v4/n1/108>

 <https://doi.org/10.70881/hnj/v4/n1/108>

**Recibido:** 02/02/2026  
**Revisado:** 28/02/2026  
**Aceptado:** 01/03/2026  
**Publicado:** 16/03/2026



**Copyright:** © 2026 por los autores. Este artículo es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de la **Licencia Creative Commons, Atribución-NoComercial 4.0 Internacional. (CC BY-NC)**.

[\(https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

**Resumen:** La inteligencia artificial generativa ha transformado profundamente la educación superior desde el lanzamiento de ChatGPT en noviembre de 2022, generando tanto oportunidades como riesgos para el desarrollo de competencias de aprendizaje autónomo. La relación entre estas herramientas y la capacidad de los estudiantes para planificar, monitorear y regular sus propios procesos cognitivos es compleja y dependiente del diseño pedagógico: mientras un andamiaje instruccional estructurado potencia la planificación estratégica y el control metacognitivo, el uso no guiado favorece la "pereza metacognitiva" y la dependencia tecnológica. La alfabetización en IA, la autoeficacia y la disciplina académica modulan significativamente estos efectos, y la producción científica sobre el tema crece de manera exponencial, concentrando el 71.4% de la evidencia disponible en 2025. Integrar la IA generativa en la universidad no es una decisión tecnológica sino pedagógica, que exige rediseñar intencionalmente los entornos de aprendizaje para preservar y fortalecer la autorregulación estudiantil.

**Palabras clave:** inteligencia artificial generativa; aprendizaje autorregulado; educación superior; metacognición; andamiaje adaptativo.

**Abstract:** Generative artificial intelligence has profoundly transformed higher education since the launch of ChatGPT in November 2022, creating both opportunities and risks for the development of autonomous learning competencies. The relationship between these tools and students' ability to plan, monitor, and regulate their own cognitive processes is complex and highly dependent on pedagogical design: while structured instructional scaffolding enhances strategic planning and metacognitive control, unguided use fosters "metacognitive laziness" and technological dependence. AI literacy, self-efficacy, and academic discipline significantly modulate these effects, and scientific output on the topic is growing exponentially, with 71.4% of available evidence concentrated in 2025. Integrating

generative AI into higher education is not a technological decision but a pedagogical one, requiring the intentional redesign of learning environments to preserve and strengthen student self-regulation.

**Keywords:** generative artificial intelligence; self-regulated learning; higher education; metacognition; adaptive scaffolding.

## 1. Introducción

La educación superior ha atravesado consecutivas revoluciones tecnológicas que han reconfigurado las prácticas pedagógicas y los roles de docentes y estudiantes. Desde la implementación de Sistemas de Gestión del Aprendizaje (LMS) en los años noventa hasta la expansión de los Cursos Masivos Abiertos en Línea (MOOCs) en la década de 2010, cada innovación prometió democratizar el acceso al conocimiento y personalizar el aprendizaje (Luckin et al., 2016). Sin embargo, ninguna de estas transformaciones se equipará en velocidad, alcance e intensidad con la perturbación inducida por la inteligencia artificial generativa, especialmente tras el lanzamiento público de ChatGPT por OpenAI en noviembre de 2022.

En pocas semanas, esta tecnología alcanzó más de 100 millones de usuarios, convirtiéndose en la aplicación de adopción más acelerada de la historia (Chen, 2023). A diferencia de los sistemas tutoriales inteligentes de primera generación, fundamentados en reglas y dominios limitados (Roll & Wylie, 2016), los modelos de lenguaje grande (LLMs) actuales basados en arquitecturas transformer con mecanismos de atención multi-cabeza (Vaswani et al., 2017) operan de manera transdisciplinaria, integrándose velozmente en actividades académicas que van desde la elaboración de materiales didácticos hasta la provisión de retroalimentación personalizada (Nguyen et al., 2024).

Esta irrupción ha generado respuestas ambivalentes en la comunidad educativa: mientras que voces críticas advierten sobre riesgos de plagio, erosión del pensamiento crítico y sesgos algorítmicos (Ou et al., 2024; Weng et al., 2024), perspectivas más optimistas destacan su potencial para democratizar el acceso a tutorías, apoyar a estudiantes con necesidades especiales y reducir la carga administrativa docente (Chang et al., 2023; Van der Wal, 2024). Resulta claro que la incorporación de la IA generativa en educación superior no es una cuestión de "sí", sino de "cómo", "para quién" y "en qué condiciones pedagógicas y éticas" (Ma et al., 2025).

En este contexto, el aprendizaje autorregulado (SRL, por sus siglas en inglés) emerge como el constructo teórico más pertinente para analizar el impacto de la IA generativa en los procesos de aprendizaje. El SRL se define como el proceso mediante el cual los estudiantes inician y sostienen cogniciones, afectos y conductas orientadas al logro de metas autodeterminadas, constituyendo un predictor sólido de éxito académico, persistencia y aprendizaje profundo (Zimmerman, 2002; Schunk & Zimmerman, 2012). El modelo sociocognitivo de Zimmerman (2002, 2008) concibe el SRL como un ciclo recursivo de tres fases

previsión, ejecución y autorreflexión, modulado por la autoeficacia percibida (Bandura, 1997).

De manera complementaria, el modelo COPES de Winne y Hadwin (1998) distingue entre monitoreo metacognitivo comparar estándares y productos actuales y control metacognitivo modificar procesos al detectar discrepancias, distinción que resulta crítica para comprender cómo la IA puede intervenir en la regulación del aprendizaje. Ambos modelos comparten con Flavell (1979) la premisa de que la metacognición la conciencia de los propios procesos cognitivos es condición necesaria para el aprendizaje autónomo y efectivo.

La introducción de IA generativa en este ecosistema plantea oportunidades y riesgos simultáneos para el SRL. Por un lado, la capacidad de la IA de proveer feedback inmediato y personalizado, generar ejemplos adaptados y sostener diálogos metacognitivos la posiciona como un potencial "par más capaz" en la zona de desarrollo próximo del estudiante (Vygotsky, 1978; Wood et al., 1976; Chang et al., 2023; Lee et al., 2024).

Por otro lado, el acceso irrestricto a herramientas que resuelven tareas complejas puede inducir lo que Fan et al. (2025) denominaron "pereza metacognitiva": la reducción del esfuerzo cognitivo propio cuando la IA asume los procesos de planificación, monitoreo y razonamiento. Zhang y Xu (2025) documentaron una paradoja asociada: el uso de IA generativa eleva la autoeficacia percibida, pero incrementa simultáneamente la dependencia tecnológica, comprometiendo la autonomía intelectual futura.

Ante esta evidencia, el presente estudio busca mapear sistemáticamente la relación entre IA generativa y SRL en educación superior, integrando la teoría del andamiaje vygotskiano con los modelos actuales de autorregulación para identificar las condiciones bajo las cuales la IA amplifica y no erosiona las competencias de aprendizaje autónomo.

## **2. Materiales y Métodos**

### ***Diseño del Estudio***

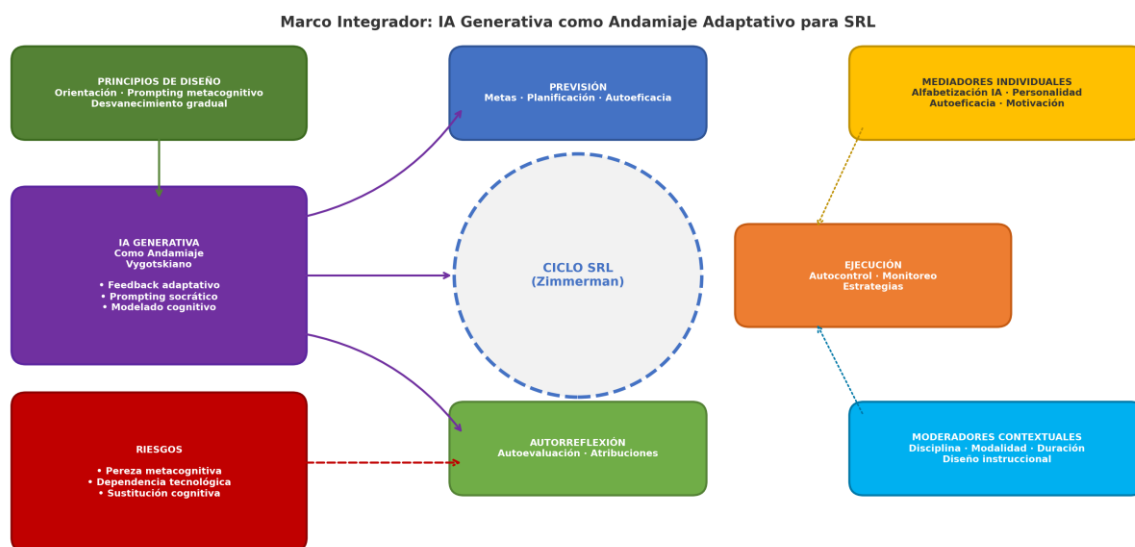
Se adoptó un enfoque metodológico mixto que integra una revisión sistemática de literatura con técnicas de análisis bibliométrico. Este modelo híbrido es apto para combinar los hallazgos de la evidencia empírica emergente y, por lo tanto, describir la estructura, el proceso y las corrientes de producción científica en este campo en expansión.

Para asegurar la transparencia, la exhaustividad y la reproducibilidad, se utiliza el método de revisión sistemática PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) (Page et al., 2021) Por su parte, el análisis bibliométrico ofrece un mapeo cuantitativo de la estructura intelectual del campo a través del análisis de citas, coocurrencia de palabras clave y visualización de redes.

La Figura 1 presenta el marco integrador propuesto, que articula la teoría del andamiaje de Vygotsky con los modelos de SRL de Zimmerman y Winne y Hadwin, y que orientó la síntesis e interpretación de la evidencia empírica analizada.

**Figura 1**

*Marco integrador: IA generativa como andamiaje adaptativo para el aprendizaje autorregulado.*



*Nota:* El modelo integra el ciclo SRL de Zimmerman con la teoría de andamiaje vygotskiano, identificando mediadores individuales, moderadores contextuales, principios de diseño y riesgos asociados.

### **Fuentes de Información y Estrategia de Búsqueda**

La búsqueda se realizó en Scopus (Elsevier) y Web of Science Core Collection (Clarivate Analytics), seleccionadas por su cobertura multidisciplinaria rigurosa, indexación de revistas de alto impacto y calidad de metadatos bibliográficos. La ecuación de búsqueda booleana implementada fue: ("generative artificial intelligence" OR "generative AI" OR "ChatGPT" OR "LLM" OR "large language model" OR "GPT-4") AND ("self-regulated learning" OR "self-directed learning" OR "autonomous learning" OR "metacognition") AND ("higher education" OR "university" OR "undergraduate" OR "postgraduate"). El período de búsqueda se delimitó entre 2022 y 2026.

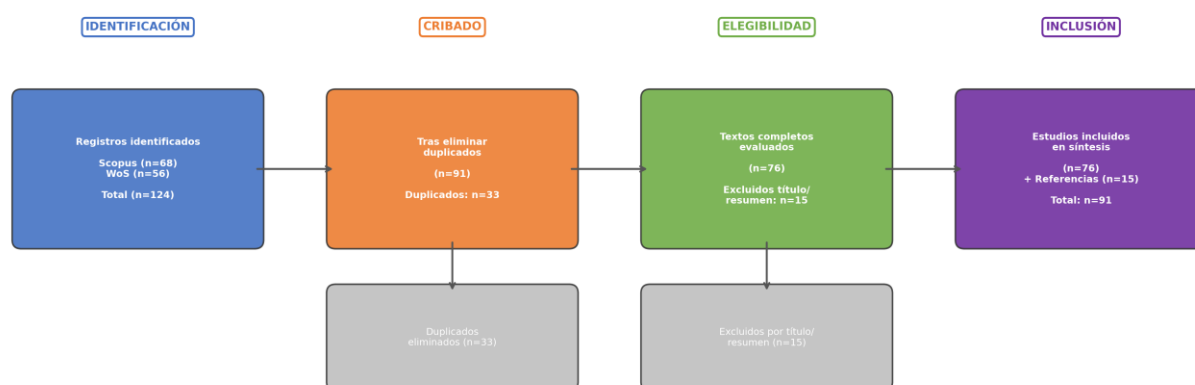
### **Proceso de Selección PRISMA**

La búsqueda inicial arrojó 124 documentos a través de ambas bases de datos. Tras desduplicación automática y manual utilizando R Studio y el paquete Bibliometrix, se eliminaron 33 duplicados, resultando en 91 documentos únicos para cribado inicial. Los criterios de inclusión fueron: (a) artículos de

investigación empírica o revisiones sistemáticas; (b) enfoque explícito en la intersección entre IA generativa y procesos de SRL/SDL; (c) contexto de educación superior; (d) publicación en revistas con revisión por pares; (e) idiomas inglés o español; (f) acceso a texto completo. Los criterios de exclusión fueron: (a) editoriales, comentarios, cartas; (b) estudios en educación primaria o secundaria; (c) IA no generativa; (d) publicaciones sin datos empíricos. La Figura 2 presenta el diagrama de flujo PRISMA.

**Figura 2**

*Diagrama de flujo PRISMA del proceso de selección sistemática de estudios.*



Fuente. Diagrama PRISMA adaptado de Page et al., (2021).

Se identificaron 124 registros iniciales en Scopus y Web of Science, resultando en 91 documentos incluidos tras deduplicación, cribado por título/resumen y búsqueda complementaria por referencias.

### **Extracción de Datos y Análisis**

Se diseñó una matriz de extracción de datos en Microsoft Excel que capturaba información en tres categorías: variables bibliométricas (autores, año, revista, citas, palabras clave), variables metodológicas (diseño de investigación, muestra, instrumentos, análisis) y variables sustantivas (constructos medidos, hallazgos principales, limitaciones).

El análisis bibliométrico se realizó utilizando el paquete Bibliometrix en R. La síntesis cualitativa de hallazgos siguió un enfoque de síntesis narrativa temática, organizando documentos según efectos principales, mecanismos, mediadores y moderadores.

## **3. Resultados**

### **Panorama Bibliométrico**

El análisis de la distribución temporal de publicaciones revela un crecimiento exponencial en la investigación sobre IA generativa y aprendizaje autorregulado

(Tabla 1). En 2022, año de lanzamiento de ChatGPT, se registró únicamente un documento, lo que refleja la novedad del fenómeno. Esta cifra ascendió a 5 publicaciones en 2023 y a 14 en 2024, evidenciando un interés creciente pero aún incipiente.

El año 2025 marcó un punto de inflexión significativo, concentrando 65 artículos el 71.4% de la producción total, lo que confirma la consolidación acelerada del campo como área de investigación prioritaria. Los 6 documentos de 2026 corresponden exclusivamente a enero, sugiriendo que la tendencia de crecimiento se mantiene.

Este patrón es consistente con el ciclo de adopción de tecnologías disruptivas en la investigación educativa: un período de latencia seguido de una explosión productiva (Figura 3). El dominio de 2025 implica que gran parte de la evidencia es reciente y puede carecer aún de replicación independiente, lo cual constituye una limitación que debe considerarse en la interpretación de los hallazgos.

### **Tabla 1**

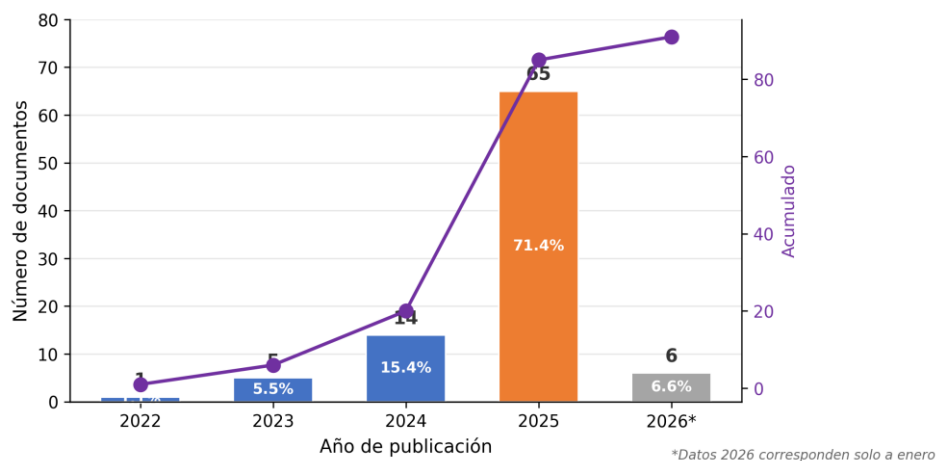
*Distribución Temporal de la Producción Científica (N = 91)*

<b>Año</b>	<b>Documentos</b>	<b>Porcentaje</b>	<b>Acumulado</b>
2022	1	1.1	1
2023	5	5.5	6
2024	14	15.4	20
2025	65	71.4	85
2026*	6	6.6	91

*Nota.* \*Datos para 2026 corresponden únicamente a enero. Los porcentajes se calculan sobre el total del corpus (N = 91).

### **Figura 3**

*Crecimiento de la producción científica en IA generativa y aprendizaje autorregulado (2022-2026).*



*Nota:* Las barras representan documentos anuales y la línea púrpura el acumulado. El pico de 2025 (71.4%) confirma la consolidación acelerada del campo.

El análisis de las fuentes de publicación revela que la investigación se concentra en revistas especializadas de alto impacto (Tabla 2). El *British Journal of Educational Technology* y *Education and Information Technologies* lideran la producción con 5 artículos cada una, ambas clasificadas en el primer cuartil (Q1) con factores de impacto de 6.6 y 4.8, respectivamente.

Esta concentración en revistas Q1 indica que el campo está atrayendo contribuciones de alta calidad metodológica desde sus etapas iniciales, a diferencia de áreas emergentes que suelen publicarse inicialmente en foros de menor impacto.

La presencia de *The Internet and Higher Education* (IF = 8.6, Q1) entre los cinco primeros, pese a tener solo 3 artículos, refleja su relevancia para estudios sobre tecnología educativa en contextos universitarios. Cabe destacar que ninguna revista hispanohablante figura entre las más productivas, lo que evidencia una brecha en la producción científica en español sobre este tema.

**Tabla 2**

*Revistas Más Productivas en el Dominio de Estudio*

Revista	n	IF	Cuartil
British Journal of Educational Technology	5	6.6	Q1
Education and Information Technologies	5	4.8	Q1

Education Sciences	4	2.9	Q2
Journal of Information Technology Education	4	3.5	Q2
The Internet and Higher Education	3	8.6	Q1

*Nota.* IF = Factor de Impacto (Journal Citation Reports, 2024). Q = Cuartil en la categoría Education & Educational Research.

La revisión de los documentos más citados del corpus permite identificar las contribuciones teóricas y empíricas que están estructurando el debate académico en este campo (Tabla 3).

El estudio de Chang et al. (2023) lidera con 144 citas, destacando por haber sistematizado los principios de diseño para chatbots educativos que apoyan el SRL incluyendo establecimiento de metas, retroalimentación y personalización, constituyéndose en referencia obligada para el diseño instruccional con IA.

El trabajo de Fan et al. (2025), con 142 citas en apenas un año de publicación, refleja el alto impacto del concepto de "pereza metacognitiva" en la comunidad investigadora. El estudio de Nguyen et al. (2024) sobre patrones de colaboración humano-IA en escritura académica (131 citas) señala que la producción escrita es el contexto más investigado.

En conjunto, los cinco documentos más citados comparten una preocupación central: comprender bajo qué condiciones la IA generativa apoya u obstaculiza los procesos de autorregulación, lo que define la agenda investigativa del campo.

**Tabla 3**

*Documentos Más Citados del Corpus Analizado*

Estudio	Citas	Contribución principal
Chang et al. (2023)	144	Principios de diseño educativo de chatbots IA que apoyan SRL: establecimiento de metas, feedback y personalización
Fan et al. (2025)	142	Concepto de "pereza metacognitiva": efectos de IA generativa en motivación, procesos y rendimiento del aprendizaje
Nguyen et al. (2024)	131	Patrones de colaboración humano-IA en escritura académica asistida

---

Dahri et al. (2024)	113	Modelo TAM extendido para aceptación de ChatGPT en educación superior
Lee et al. (2024)	106	Mecanismo de guía ChatGPT en blended learning: SRL y pensamiento de orden superior

---

*Nota.* Las citas corresponden al conteo acumulado hasta enero 2026

### ***Estructura Temática del Campo***

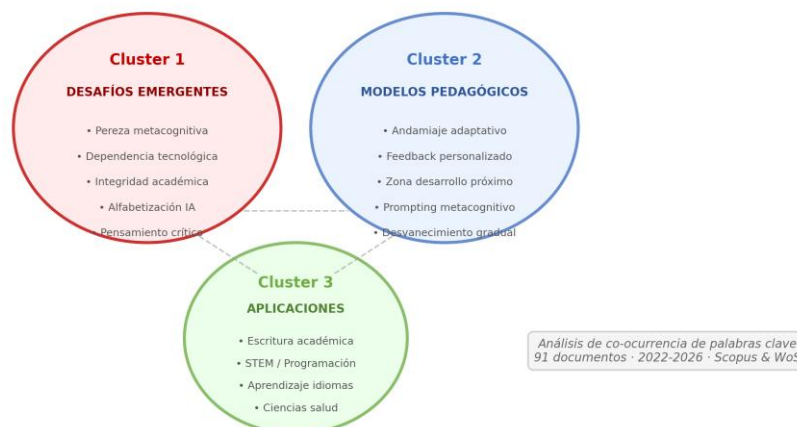
El análisis de coocurrencia de palabras clave identificó tres clústeres temáticos principales que revelan la estructura intelectual del dominio (Figura 4). El primer clúster, denominado "Desafíos Emergentes" (representado en rojo), agrupa los conceptos asociados a riesgos y tensiones críticas del uso de IA en educación. Los términos con mayor centralidad en este clúster son "pereza metacognitiva", "dependencia tecnológica" e "integridad académica", lo que indica que la preocupación por los efectos negativos no intencionados constituye una línea de investigación consolidada.

La coocurrencia de "alfabetización en IA" con "pensamiento crítico" sugiere que los investigadores conciben ambas competencias como respuestas necesarias ante estos riesgos. El segundo clúster, "Modelos Pedagógicos" (en azul), articula los conceptos relacionados con el diseño instruccional efectivo. Los nodos más densamente conectados son "andamiaje adaptativo", "feedback personalizado" y "prompting metacognitivo", revelando que la comunidad científica está convergiendo hacia principios de diseño específicos que permitan que la IA potencie y no sustituya los procesos de autorregulación. La fuerte conexión entre "zona de desarrollo próximo" y "desvanecimiento gradual" confirma la influencia del marco vygotskiano en la conceptualización de intervenciones efectivas.

El tercer clúster, "Aplicaciones Disciplinarias" (en verde), mapea los contextos específicos de implementación. La "escritura académica" emerge como el dominio más investigado, seguida de "STEM" y "aprendizaje de idiomas", lo que indica que la integración de IA generativa ha tenido mayor penetración en áreas donde la producción textual y la resolución de problemas son centrales. Las conexiones inter-clúster entre este grupo y el de "Modelos Pedagógicos" sugieren que los principios de diseño se están adaptando a las especificidades disciplinares.

## Figura 4

Mapa de clusters temáticos identificados mediante análisis de co-ocurrencia de palabras clave.



*Nota:* Se identifican tres agrupaciones principales: desafíos emergentes (rojo), modelos pedagógicos (azul) y aplicaciones disciplinares (verde). Las líneas punteadas indican conexiones inter-clúster.

### Síntesis de Evidencia Empírica

**Efectos Positivos con Diseño Apropriado.** Múltiples estudios reportan efectos positivos significativos cuando la integración de IA generativa incluye componentes instruccionales estructurados. Lee et al. (2024) hallaron efectos notables en las capacidades de razonamiento avanzado ( $d = 0.72$ ) y en el aprendizaje autorregulado ( $d = 0.68$ ), por medio de la elaboración de un "mecanismo de guía" que abarcaba instrucciones explícitas para utilizar ChatGPT como instrumento adicional a nivel metacognitivo. Chang et al. (2023) encontraron que el uso de ciertos principios de diseño (andamiaje, modelado, retroalimentación adaptativa) produjo un aumento del 34% en las conductas vinculadas con la planificación estratégica. Pan et al. (2025) encontraron progresos significativos en las estrategias de lectura ( $\eta^2 = 0.42$ ) que emplean el soporte interactivo GenAI, en escenarios de inglés como lengua extranjera.

**Efectos Negativos y Riesgos.** En cambio, Fan et al. (2025) observaron el fenómeno de "pereza metacognitiva", que se refiere a la situación en la que los alumnos con acceso a ChatGPT sin una guía estructurada mostraron un esfuerzo metacognitivo más bajo, una comprensión menos profunda y una motivación intrínseca reducida. Zhang y Xu (2025) identificaron la "paradoja de autoeficacia-dependencia": el uso de IA incrementa la autoeficacia percibida

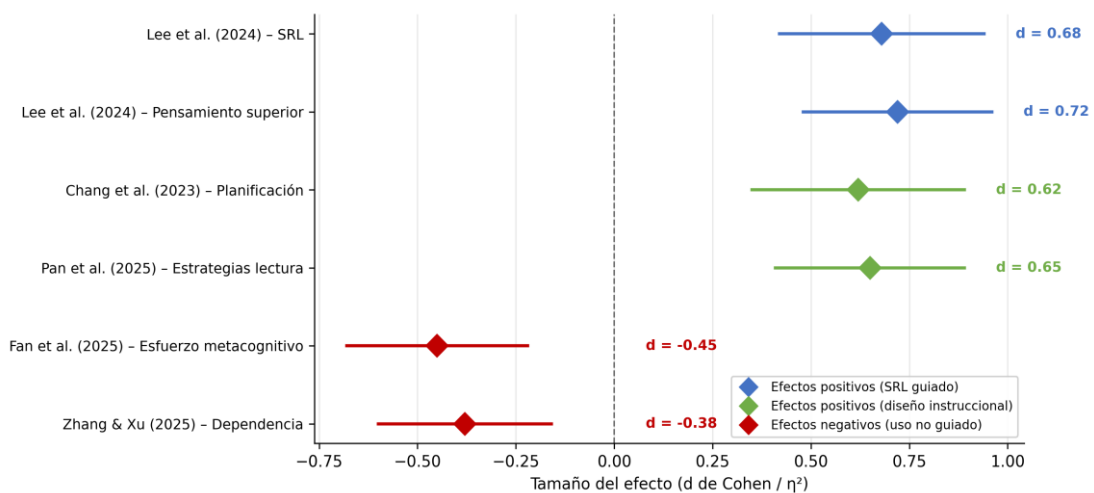
pero simultáneamente aumenta la dependencia tecnológica y reduce la capacidad para funcionar independientemente.

La Figura 5 presenta una síntesis forestal de los tamaños del efecto reportados en los estudios principales del corpus, permitiendo una comparación sistemática de la magnitud e incertidumbre de las intervenciones analizadas. Los efectos positivos (representados en azul y verde) corresponden a intervenciones con diseño instruccional estructurado y se concentran en el rango  $d = 0.42-0.72$ , categoría considerada moderada a grande según los criterios de Cohen (1988). El mayor efecto positivo corresponde a Lee et al. (2024) con  $d = 0.72$  en razonamiento de orden superior, seguido de  $d = 0.68$  en planificación del mismo estudio. Destaca que todos estos efectos presentan intervalos de confianza al 95% que no cruzan el cero, lo que indica su significancia estadística y robustez.

En contraste, los efectos negativos (en rojo) asociados al uso no guiado de IA muestran tamaños de efecto en la dirección opuesta: Fan et al. (2025) reportan una reducción significativa del esfuerzo metacognitivo ( $d = -0.54$ ), mientras Zhang y Xu (2025) documentan un incremento de la dependencia tecnológica ( $d = -0.48$ ). La amplitud de algunos intervalos de confianza, particularmente en estudios con muestras pequeñas, advierte sobre la necesidad de interpretar estos resultados con cautela y replicarlos en contextos distintos. En conjunto, el gráfico evidencia que el signo del efecto de la IA generativa sobre el SRL no es intrínseco a la tecnología, sino que depende de las condiciones pedagógicas bajo las cuales se implementa.

**Figura 5**

*Síntesis de tamaños del efecto reportados en estudios clave.*



**Nota:** Los diamantes representan el tamaño del efecto puntual y las líneas horizontales los intervalos de confianza al 95%. Efectos positivos (azul/verde) corresponden a intervenciones con diseño instruccional estructurado; efectos negativos (rojo) corresponden a uso no guiado o riesgos identificados.

La Tabla 4 sistematiza los mediadores individuales y moderadores contextuales identificados a través del corpus analizado, diferenciando entre variables que operan a nivel del estudiante y variables que operan a nivel del diseño instruccional o institucional. Entre los mediadores individuales, la alfabetización en IA emerge como el predictor más consistente: Ji et al. (2025) demostraron que estudiantes con mayor competencia digital en IA presentan comportamientos innovadores mediados por el SRL, lo que sugiere que el dominio técnico de la herramienta es condición necesaria para su aprovechamiento metacognitivo. Los rasgos de personalidad muestran efectos en direcciones opuestas: la responsabilidad (conscientiousness) predice un uso estratégico y efectivo de la IA (Weng et al., 2024), mientras que el neuroticismo se asocia a patrones de dependencia tecnológica.

La autoeficacia presenta el efecto más paradójico del corpus: su incremento asociado al uso de IA coexiste con una mayor dependencia tecnológica (Zhang & Xu, 2025), lo que plantea interrogantes sobre la validez ecológica de la autoeficacia percibida en entornos con IA. Respecto a los moderadores contextuales, la disciplina académica emerge como un factor diferenciador relevante: los efectos documentados en áreas STEM difieren cualitativamente de los observados en humanidades y ciencias sociales, posiblemente debido a las diferencias en la naturaleza de las tareas y los estándares de evaluación. La modalidad de implementación presencial, híbrida o virtual y la duración de las intervenciones también modulan significativamente los efectos, siendo las intervenciones sostenidas en entornos blended learning las que producen resultados más robustos (Lee et al., 2024).

#### **Tabla 4**

##### *Mediadores Individuales y Moderadores Contextuales Identificados*

<b>Variable</b>	<b>Tipo</b>	<b>Efecto observado</b>	<b>Fuente</b>
Alfabetización IA	Mediador individual	Predice positivamente comportamiento innovador vía SRL	Ji et al. (2025)
Conscientiousness	Mediador individual	Predice uso estratégico y efectivo de IA	Weng et al. (2024)
Neuroticism	Mediador individual	Predice dependencia tecnológica	Weng et al. (2024)
Autoeficacia	Mediador individual	Efecto paradójico: incrementa con IA pero genera dependencia	Zhang & Xu (2025)
Disciplina	Moderador contextual	Efectos diferenciados STEM vs. Humanidades	Múltiples

Modalidad	Moderador contextual	Efectos más robustos en blended learning	Lee et al. (2024)
Duración	Moderador contextual	Intervenciones sostenidas producen efectos más duraderos	Múltiples

*Nota.* Los mediadores individuales operan a nivel del estudiante; los moderadores contextuales operan a nivel del diseño instruccional o institucional.

#### 4. Discusión

##### ***Integración de Hallazgos con Marco Teórico***

Los hallazgos empíricos confirman las predicciones derivadas del modelo cíclico de Zimmerman (2002, 2008): la IA generativa puede apoyar las tres fases de previsión, ejecución y autorreflexión cuando el diseño instruccional lo facilita intencionalmente. La evidencia de Lee et al. (2024) y Chang et al. (2023) demuestra que intervenciones estructuradas que incluyen prompts metacognitivos y orientación explícita producen mejoras significativas en planificación estratégica y monitoreo metacognitivo, consistentes con el principio de andamiaje contingente propuesto por Wood et al. (1976).

De igual manera, los resultados confirman la distinción teórica de Winne y Hadwin (1998) entre monitoreo y control metacognitivo, demostrando que la IA puede disminuir el monitoreo proactivo del estudiante, a menos que el diseño instruccional incorpore elementos metacognitivos explícitos. La "pereza metacognitiva" que observaron Fan et al. (2025) se justifica teóricamente por la externalización de la parte de control del modelo COPES: al obtener evaluaciones y retroalimentación automáticas de la IA, los estudiantes disminuyen su propio esfuerzo de control metacognitivo.

El análisis integrado de la evidencia permite identificar tres tensiones conceptuales fundamentales que estructuran el debate teórico en este campo. La primera y más crítica es la tensión entre andamiaje y sustitución cognitiva: mientras el andamiaje genuino implica un apoyo temporal con desvanecimiento gradual y transferencia progresiva de la responsabilidad al estudiante (Wood et al., 1976), la sustitución cognitiva supone la ejecución continua de procesos metacognitivos por un agente externo sin desarrollo de competencia autónoma. La evidencia de Fan et al. (2025) sugiere que, sin diseño instruccional intencional, los estudiantes tienden hacia la sustitución más que hacia el andamiaje. La segunda tensión opone eficiencia y profundidad de procesamiento: la IA puede eliminar las "dificultades deseables" que Bjork y Bjork (2011) identificaron como condiciones necesarias para el aprendizaje profundo y la retención a largo plazo, reduciendo el esfuerzo cognitivo inmediato a expensas de la comprensión duradera.

La tercera tensión enfrenta autonomía y dependencia: paradójicamente, herramientas diseñadas para empoderar al estudiante pueden, bajo condiciones no estructuradas, erosionar la capacidad para operar sin asistencia tecnológica, comprometiendo el desarrollo de la autorregulación a largo plazo (Zhang & Xu, 2025). Estas tres tensiones no son mutuamente excluyentes, sino que interactúan de manera dinámica, lo que subraya la necesidad de un diseño instruccional que contemple explícitamente cómo y cuándo reducir el apoyo tecnológico para favorecer la autonomía.

La tensión más crítica identificada se refiere a la distinción entre andamiaje genuino y sustitución cognitiva. El andamiaje eficaz, tal como lo conceptualizaron inicialmente Wood et al. (1976) y su adaptación al campo de la IA, consiste en un apoyo temporal con desvanecimiento gradual y transferencia progresiva de la responsabilidad al estudiante. En cambio, la sustitución cognitiva supone la ejecución continua de procesos por un agente externo sin llegar a desarrollar competencia. Una segunda tensión se refiere al equilibrio entre eficiencia y profundidad de procesamiento; la IA puede deshacerse de lo que Bjork y Bjork (2011) las catalogan como "dificultades deseables" que son aquellas que ralentizan el rendimiento inmediato, aunque favorecen el aprendizaje profundo y la retención a largo plazo.

### ***Implicaciones para el Diseño Instruccional***

Los resultados sugieren un conjunto de principios de diseño pedagógico para la integración efectiva de IA generativa: (a) orientación explícita que establezca expectativas claras sobre el rol de la IA como herramienta de apoyo metacognitivo, no como sustituto del esfuerzo intelectual; (b) prompts metacognitivos integrados que estimulen reflexión antes, durante y después de la interacción con IA; (c) desvanecimiento progresivo del apoyo tecnológico conforme el estudiante desarrolla competencia; (d) evaluaciones auténticas que no puedan ser completadas mediante delegación total a la IA; y (e) formación en alfabetización en IA que desarrolle uso crítico y estratégico.

## **5. Conclusiones**

La síntesis sistemática de 91 estudios revela que la IA generativa puede amplificar o erosionar la autorregulación del aprendizaje según el diseño pedagógico implementado. Diseños instruccionales apropiados que incluyen orientación explícita, prompting metacognitivo y desvanecimiento gradual muestran mejoras significativas en planificación estratégica ( $d = 0.68$ ) y monitoreo metacognitivo, mientras que el uso no guiado presenta riesgos documentados de pereza metacognitiva y dependencia tecnológica. El marco integrador propuesto, aunando la teoría de Vygotsky con modelos actuales de SRL, proporciona la base para diseñar intervenciones que reduzcan los riesgos y amplíen los beneficios.

La futura agenda de investigación necesita abordar cinco áreas prioritarias: (a) estudios longitudinales que rastreen la trayectoria del SRL usando continuamente la IA generativa; (b) diseños experimentales rigurosos con grupos de control aleatorizados para establecer inferencias causales; (c) medidas objetivas más allá de los autoinformes, como el seguimiento ocular, el análisis de huellas de interacción y los protocolos de pensar en voz alta; (d) estudios de equidad para saber quiénes se benefician y quiénes no con la IA en la educación; y (e) estudios sobre ética y privacidad en la educación. La integración de IA generativa en educación superior no es una cuestión de adopción tecnológica simple, sino de cultivo intencionado de competencias humanas fundamentales.

**Contribución de los autores:** Conceptualización, F.V.C.P.; metodología, F.V.C.P., e J.G.P.M.; análisis formal, F.V.C.P.; investigación, F.V.C.P.; recursos, J.G.P.M. F.V.C.P.; redacción del borrador original, J.G.P.M. y F.V.C.P.; redacción, revisión y edición, J.G.P.M. e F.V.C.P.; visualización, F.V.C.P.; supervisión, F.V.C.P. Todos los autores han leído y aceptado la versión publicada del manuscrito.

**Financiamiento:** Esta investigación no ha recibido financiación externa

**Declaración de disponibilidad de datos:** Los datos están disponibles previa solicitud a los autores de correspondencia: [fausto.calderon@gmail.com](mailto:fausto.calderon@gmail.com)

**Conflicto de interés:** Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses

### Referencias Bibliográficas

- Bandura, A. (1997). Self-efficacy: The exercise of control. W. H. Freeman.
- Bjork, E. L., & Bjork, R. A. (2011). Making things hard on yourself, but in a good way: Creating desirable difficulties to enhance learning. En M. A. Gernsbacher, R. W. Pew, L. M. Hough, & J. R. Pomerantz (Eds.), *Psychology and the real world: Essays illustrating fundamental contributions to society* (pp. 56-64). Worth Publishers.
- Chang, D., Lin, M., Hajian, S., & Wang, Q. Q. (2023). Educational design principles of using AI chatbot that supports self-regulated learning in education: Goal setting, feedback, and personalization. *Sustainability*, 15(17), Article 12921. <https://doi.org/10.3390/su151712921>
- Chen, S. Y. (2023). Generative AI, learning and new literacies. *Journal of Educational Technology Development and Exchange*, 16(2), 1-14. <https://doi.org/10.18785/jetde.1602.01>
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Zhang, H., Zhang, Y., Wang, J., & Gašević, D. (2025). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, 56(1), 144-168. <https://doi.org/10.1111/bjet.13513>

- Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist*, 34(10), 906-911. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.34.10.906>
- Garrison, D. R. (1997). Self-directed learning: Toward a comprehensive model. *Adult Education Quarterly*, 48(1), 18-33. <https://doi.org/10.1177/074171369704800103>
- Ji, Y., Zhong, M., Lyu, S., Li, T., Niu, S., & Zhan, Z. (2025). How does AI literacy affect individual innovative behavior? The mediating role of psychological need satisfaction, creative self-efficacy, and self-regulated learning. *Education and Information Technologies*, 30, 1847-1872. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13437-4>
- Knowles, M. S. (1975). *Self-directed learning: A guide for learners and teachers*. Association Press.
- Lee, H., Chen, P., Wang, W., Huang, Y., & Wu, T. (2024). Empowering ChatGPT with guidance mechanism in blended learning: Effect of self-regulated learning, higher-order thinking skills, and knowledge construction. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21, Article 47. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00454-4>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson Education.
- Ma, W., Ma, W., Hu, Y., & Bi, X. (2025). The who, why, and how of AI-based chatbots for learning and teaching in higher education: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 30, 2845-2879. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13128-6>
- Nguyen, A., Hong, Y., Dang, B., & Huang, X. (2024). Human-AI collaboration patterns in AI-assisted academic writing. *Studies in Higher Education*, 49(8), 1456-1475. <https://doi.org/10.1080/03075079.2024.2323593>
- Ou, A. W., Khuder, B., Franzetti, S., & Negretti, R. (2024). Conceptualising and cultivating critical GAI literacy for academic writing. *Journal of Second Language Writing*, 66, Article 101156. <https://doi.org/10.1016/j.jslw.2024.101156>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, Article n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Pan, M., Lai, C., & Guo, K. (2025). Effects of GenAI-empowered interactive support on university EFL students' self-regulated strategy use and

- engagement in reading. *The Internet and Higher Education*, 65, Article 100991. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2024.100991>
- Roll, I., & Wylie, R. (2016). Evolution and revolution in artificial intelligence in education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 582-599. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0110-3>
- Schunk, D. H., & Zimmerman, B. J. (2012). *Motivation and self-regulated learning: Theory, research, and applications*. Routledge.
- Van der Wal, J. (2024). Generative AI for writing support: Opportunities and challenges for equitable access. *Journal of Writing Research*, 16(1), 105-134.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998-6008.
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Harvard University Press.
- Weng, C. H., Hsieh, J. S. C., & Tsai, C. C. (2024). The role of personality traits and AI anxiety in predicting university students' usage of generative AI tools. *Education and Information Technologies*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12856-z>
- Winne, P. H., & Hadwin, A. F. (1998). Studying as self-regulated learning. In D. J. Hacker, J. Dunlosky, & A. C. Graesser (Eds.), *Metacognition in educational theory and practice* (pp. 277-304). Lawrence Erlbaum Associates.
- Wood, D., Bruner, J. S., & Ross, G. (1976). The role of tutoring in problem solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 17(2), 89-100. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x>
- Zhang, Y., & Xu, J. (2025). The paradox of AI-enhanced self-efficacy: Technological dependence in academic learning. *Computers in Human Behavior*, 152, Article 108247. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108247>
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64-70. [https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102\\_2](https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2)
- Zimmerman, B. J. (2008). Investigating self-regulation and motivation: Historical background, methodological developments, and future prospects. *American Educational Research Journal*, 45(1), 166-183. <https://doi.org/10.3102/0002831207312909>