

De la asistencia generativa a la autonomía algorítmica: impacto de los agentes de inteligencia artificial sobre la autorregulación del aprendizaje en educación superior

From Generative Assistance to Algorithmic Autonomy: The Impact of Artificial Intelligence Agents on Self-Regulated Learning in Higher Education

Dall'assistenza generativa all'autonomia algoritmica: impatto degli agenti di intelligenza artificiale sull'autoregolazione dell'apprendimento nell'istruzione superiore

Raúl Andrés Pinela Cárdenas¹

E-mail: rpinelac@unemi.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-3470-8270>

Billy Rafael Rivas Reyes³

E-mail: brivasr@unemi.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-0832-1580>

Carla Isabel Lozano Alvarado²

E-mail: clozanoa@unemi.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-1963-1339>

Rodrigo José Pazmiño Pérez⁴

E-mail: rjpazmino@uagraria.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-9507-6865>

Correspondencia: rpinelac@unemi.edu.ec

Artículo de Investigación

***Recibido: 11-08-2026 * Aceptado:14-09-2026 * Publicado: 21-09-2026**

- I. Universidad Estatal de Milagro, Milagro, Ecuador.
- II. Universidad Estatal de Milagro, Milagro, Ecuador.
- III. Universidad Estatal de Milagro, Milagro, Ecuador.
- IV. Universidad Agraria del Ecuador, Guayaquil, Ecuador.

Resumen

La inteligencia artificial que llega a la universidad ya no se limita a responder: los agentes basados en modelos de lenguaje planifican, recuerdan, utilizan herramientas y ejecutan tareas de varios pasos con supervisión mínima. Este artículo de reflexión sostiene que ese tránsito modifica la naturaleza de lo que el estudiante delega. La asistencia generativa descarga sobre todo la ejecución de la tarea; el agente, en cambio, asume las funciones de previsión, monitoreo y autoevaluación que constituyen el núcleo metacognitivo de la autorregulación del aprendizaje. A partir de la integración del modelo cíclico de Zimmerman, la perspectiva agéntica de Bandura y la teoría de los niveles de automatización, se propone el constructo de desplazamiento regulatorio, un modelo de cuatro niveles de autonomía algorítmica y cuatro proposiciones contrastables. El análisis identifica una paradoja de la supervisión: supervisar a un agente exige precisamente la competencia autorreguladora que su uso intensivo impide consolidar. La evidencia reciente sobre retirada de la asistencia y sobre diseños con salvaguardas indica que el efecto no está determinado por la tecnología, sino por la finalidad que gobierna su diseño. Se derivan principios para la educación superior orientados a que la regulación retorne al estudiante.

Palabras clave: agentes de inteligencia artificial; autorregulación del aprendizaje; metacognición; autonomía algorítmica; educación superior.

Abstract

The artificial intelligence now reaching universities no longer merely responds: agents built on language models plan, remember, use tools and carry out multi-step tasks with minimal supervision. This reflective article argues that this transition changes the nature of what students delegate. Generative assistance mainly offloads task execution, whereas an agent takes over the forethought, monitoring and self-evaluation functions that form the metacognitive core of self-regulated learning. By integrating Zimmerman's cyclical model, Bandura's agentic perspective and the theory of levels of automation, the article proposes the construct of regulatory displacement, a four-level model of algorithmic autonomy and four testable propositions. The analysis identifies a supervision paradox: supervising an agent requires precisely the self-regulatory competence that its intensive use prevents from consolidating. Recent evidence on the withdrawal of assistance and on designs with safeguards indicates that the effect is not determined by the technology itself but by the purpose that governs its design. Principles for higher education are derived, aimed at returning regulation to the student.

Keywords: artificial intelligence agents; self-regulated learning; metacognition; algorithmic autonomy; higher education.

Riassunto

L'intelligenza artificiale che arriva all'università non si limita più a rispondere: gli agenti basati su modelli linguistici pianificano, ricordano, usano strumenti ed eseguono compiti articolati in più passaggi con una supervisione minima. Questo articolo di riflessione sostiene che tale

passaggio modifica la natura di ciò che lo studente delega. L'assistenza generativa scarica soprattutto l'esecuzione del compito; l'agente, invece, assume le funzioni di previsione, monitoraggio e autovalutazione che costituiscono il nucleo metacognitivo dell'autoregolazione dell'apprendimento. Integrando il modello ciclico di Zimmerman, la prospettiva agentica di Bandura e la teoria dei livelli di automazione, si propongono il costrutto di spostamento regolativo, un modello a quattro livelli di autonomia algoritmica e quattro proposizioni verificabili. L'analisi individua un paradosso della supervisione: supervisionare un agente richiede proprio la competenza autoregolativa che il suo uso intensivo impedisce di consolidare. Le evidenze recenti sul ritiro dell'assistenza e sui disegni con salvaguardie indicano che l'effetto non dipende dalla tecnologia, ma dalla finalità che ne governa la progettazione. Se ne derivano principi per l'istruzione superiore orientati a restituire la regolazione allo studente.

Parole chiave: agenti di intelligenza artificiale; autoregolazione dell'apprendimento; metacognizione; autonomia algoritmica; istruzione superiore.

Introducción

La discusión sobre inteligencia artificial en la universidad se ha organizado, desde 2023, en torno a una figura concreta: el asistente conversacional que recibe una petición y devuelve un texto. Esa figura está dejando de ser la dominante. Los sistemas que hoy se integran en plataformas de aprendizaje, navegadores y entornos de trabajo son agentes: arquitecturas que combinan un modelo de lenguaje con módulos de perfil, memoria, planificación y acción, capaces de descomponer un objetivo en subtarear, emplear herramientas externas y encadenar pasos sin intervención humana en cada uno de ellos (Wang et al., 2024). La literatura técnica distingue incluso entre agentes orientados a tareas acotadas y una inteligencia artificial agéntica propiamente dicha, caracterizada por la colaboración entre múltiples agentes, la memoria persistente y una autonomía orquestada (Sapkota et al., 2026).

El cambio no es de grado. Un asistente generativo amplía lo que el estudiante puede producir; un agente modifica quién decide qué producir, en qué orden y con qué criterio de suficiencia. Esta diferencia importa porque la educación superior descansa sobre una capacidad que se define precisamente por esas decisiones: la autorregulación del aprendizaje. En el modelo cíclico de Zimmerman (2002), el estudiante autorregulado analiza la tarea, fija metas y planifica en una fase de previsión; controla y monitorea su actuación en una fase de ejecución; y evalúa, atribuye y ajusta en una fase de autorreflexión. La revisión de Panadero (2017) mostró que, más allá de sus diferencias, los principales modelos del campo comparten esa estructura de un aprendiz que se propone metas, supervisa su avance y corrige su rumbo.

La evidencia disponible sobre inteligencia artificial y autorregulación se ha construido, sin embargo, casi por completo sobre la asistencia generativa. Fan et al. (2025) documentaron en estudiantes universitarios una mejora del producto escrito sin ganancia de conocimiento ni transferencia, fenómeno que denominaron pereza metacognitiva. Darvishi et al. (2024), con 1.625 estudiantes de diez cursos, observaron que la asistencia mejoraba la calidad de la

retroalimentación entre pares, pero que esa mejora se desvanecía al retirarla. Bastani et al. (2025) encontraron un patrón análogo en educación secundaria. Todos estos trabajos examinan herramientas que responden; ninguno examina sistemas que actúan en nombre del estudiante.

La elección del término agente no es accidental, y conviene tomarla en serio. Bandura (2001) caracterizó la agencia humana por cuatro propiedades: la intencionalidad, la previsión, la autorreactividad y la autorreflexión. Las arquitecturas agénticas reproducen funcionalmente esas cuatro propiedades mediante la definición de objetivos, la planificación, la ejecución con retroalimentación y los módulos de reflexión sobre la propia actuación. Lo que se delega en un agente no es, por tanto, una operación aislada, sino el conjunto de funciones que la teoría social cognitiva identifica como constitutivas de la agencia del aprendiz.

Los marcos que la investigación educativa ha propuesto para pensar la regulación compartida entre personas y sistemas inteligentes no resuelven del todo este problema. La regulación híbrida de Molenaar (2022b) y la colaboración para la regulación socialmente compartida de Järvelä et al. (2023) presuponen tecnologías diseñadas con fines pedagógicos, cuya lógica consiste en apoyar la regulación y transferirla progresivamente al estudiante. Los agentes de propósito general que los estudiantes utilizan de hecho responden a otra finalidad: completar la tarea con el menor esfuerzo posible para el usuario.

Este artículo de reflexión sostiene que el tránsito de la asistencia generativa a la autonomía algorítmica desplaza la delegación desde la fase de ejecución hacia las fases de previsión y autorreflexión, que son el núcleo metacognitivo de la autorregulación. Para fundamentar esa tesis se propone el constructo de desplazamiento regulatorio, se desarrolla un modelo de cuatro niveles de autonomía algorítmica, se identifica una paradoja de la supervisión y se formulan cuatro proposiciones contrastables, de las que se derivan principios de diseño pedagógico para la educación superior.

Metodología

El trabajo se inscribe en la tipología de artículo de reflexión y adopta un enfoque teórico-crítico de análisis conceptual argumentativo. No constituye una revisión sistemática ni exploratoria, no produce datos empíricos y no pretende estimar efectos: su propósito es construir y justificar un modelo conceptual y derivar de él proposiciones susceptibles de contrastación empírica posterior.

El procedimiento siguió cuatro momentos. Primero, se delimitaron los constructos centrales — autorregulación del aprendizaje, agencia y autonomía algorítmica— a partir de sus formulaciones de referencia. Segundo, se seleccionaron de manera intencional tres cuerpos de literatura: la teoría de la autorregulación y de la agencia humana; la teoría de la automatización procedente de los factores humanos; y la evidencia empírica publicada entre 2022 y 2026 sobre inteligencia artificial y regulación del aprendizaje. Tercero, se integraron esos cuerpos mediante una correspondencia estructural entre las fases del modelo de Zimmerman (2002) y las funciones de

automatización descritas por Parasuraman et al. (2000). Cuarto, se derivaron proposiciones teóricas y se contrastó cada una con la evidencia disponible.

Todos los identificadores de objeto digital fueron verificados individualmente en el registro de Crossref antes de su incorporación, y se señala de forma expresa el único trabajo citado que no ha superado revisión por pares. Se declaran dos limitaciones de partida: la selección de fuentes es intencional y no exhaustiva, y la evidencia empírica sobre agentes en educación superior es todavía escasa, de modo que parte del argumento extrapola hallazgos obtenidos con asistencia generativa, extrapolación que se justifica en cada caso.

Desarrollo teórico

De la herramienta que responde al sistema que actúa

La teoría de la automatización ofrece un punto de partida más preciso que la distinción habitual entre herramientas simples y complejas. Parasuraman et al. (2000) propusieron que cualquier sistema automatizado puede describirse según cuatro clases de funciones —adquisición de información, análisis de información, selección de decisiones y ejecución de acciones— y que en cada una el grado de automatización puede variar de manera independiente. Aplicada a la inteligencia artificial en la universidad, esta descomposición muestra que el asistente generativo automatiza intensamente el análisis de información y la producción de contenido, pero deja en manos del estudiante la selección de decisiones: qué preguntar, en qué orden y cuándo detenerse.

El agente automatiza precisamente esa tercera función. Al descomponer un objetivo, fijar submetas y escoger la secuencia de acciones, asume la selección de decisiones; al emplear herramientas y encadenar pasos, asume también la ejecución; y al incorporar módulos de reflexión que evalúan sus propios resultados, invade la fase que Zimmerman (2002) denominó autorreflexión. La Tabla 1 organiza esa correspondencia y permite advertir el desplazamiento: la asistencia generativa se concentra en la fase de ejecución, mientras que el agente se extiende a las tres fases del ciclo.

A esa extensión se suma un problema de visibilidad. En la interacción con un asistente, cada decisión se materializa en una petición que el estudiante escribe y, por tanto, conoce. En la arquitectura agéntica, y más aún cuando varios agentes se coordinan entre sí con memoria persistente (Sapkota et al., 2026), el plan que gobierna la tarea se genera y se modifica dentro del sistema. El estudiante recibe el resultado, pero no necesariamente la secuencia de decisiones que condujo a él. Esta opacidad del plan tiene consecuencias pedagógicas directas, porque no es posible evaluar, y menos aún aprender de, una planificación que no se ha visto.

Tabla 1. Funciones delegadas por la asistencia generativa y por los agentes según las fases de la autorregulación

Fase	Procesos del estudiante	Asistencia generativa	Agente de IA
Previsión	Análisis de la tarea, fijación de metas, planificación estratégica	Intervención escasa: el estudiante formula la petición	Descompone la tarea, fija submetas y elige la secuencia de acciones
Ejecución	Autocontrol, empleo de estrategias, automonitoreo	Produce el contenido de cada paso a demanda	Encadena pasos, utiliza herramientas y controla su propio avance
Autorreflexión	Autoevaluación, atribución causal, ajuste	Ninguna, salvo solicitud expresa	Evalúa sus resultados y corrige el plan en ciclos sucesivos

Nota. Elaboración propia a partir de Zimmerman (2002), Wang et al. (2024) y Sapkota et al. (2026).

El desplazamiento regulatorio

Salomon et al. (1991) distinguieron entre los efectos que se obtienen con una tecnología, mientras se trabaja en colaboración con ella, y los efectos de la tecnología, que permanecen como residuo cognitivo cuando esta ya no está disponible. Risko y Gilbert (2016), por su parte, definieron la descarga cognitiva como el uso de acciones físicas o recursos externos para reducir las demandas de procesamiento de una tarea. Ambas nociones fueron formuladas para delegaciones acotadas: una operación de memoria, un cálculo, una búsqueda. Lo que distingue al agente es que el objeto delegado ya no es una operación cognitiva, sino la regulación misma de la actividad.

Se propone denominar desplazamiento regulatorio a la transferencia hacia un sistema externo de las funciones de previsión, monitoreo y autoevaluación que constituyen el núcleo metacognitivo de la autorregulación, de modo que el estudiante conserva la autoría nominal del producto pero no la dirección del proceso que lo generó. El constructo se diferencia de la descarga cognitiva en su objeto, que no es la carga de la tarea sino su gobierno, y de la dependencia tecnológica en su mecanismo, que no es la frecuencia de uso sino la fase del ciclo que se delega.

El desplazamiento opera, además, por una vía menos evidente que la simple sustitución de funciones. Flavell (1979) describió las experiencias metacognitivas —la sensación de no comprender, de que algo no encaja o de que la tarea resulta más difícil de lo previsto— como los desencadenantes que activan el monitoreo y conducen a revisar metas y estrategias. Un agente que anticipa las dificultades y las resuelve antes de que el estudiante las advierta no solo ejerce la regulación en su lugar: suprime las señales que le habrían indicado que era necesario regular. El

resultado es un aprendiz que no experimenta la necesidad de supervisar su comprensión porque nunca llega a percibir que esta es insuficiente.

La evidencia empírica reciente, aunque obtenida con asistencia generativa, es coherente con este planteamiento. Kircaburun (2026) encontró en dos muestras universitarias que la asociación entre el uso de inteligencia artificial generativa y las disposiciones de pensamiento crítico no era directa, sino que discurría a través de la debilidad metacognitiva y la pereza epistémica. Fan et al. (2025) observaron que los estudiantes asistidos mejoraban su ensayo sin mejorar su conocimiento, y un estudio preliminar con electroencefalografía, todavía sin revisión por pares, registró menor conectividad neural y menor sentido de autoría en quienes redactaban con un modelo de lenguaje (Kosmyna et al., 2025). Si la sola delegación de la ejecución ya compromete la supervisión metacognitiva, es razonable anticipar que la delegación de la planificación y de la evaluación la comprometa en mayor medida.

Niveles de autonomía algorítmica y paradoja de la supervisión

El desplazamiento regulatorio no es un fenómeno binario. Siguiendo la lógica de los niveles de automatización de Parasuraman et al. (2000) y el modelo de seis niveles que Molenaar (2022a) propuso para describir la transición del control entre docente y tecnología, la Tabla 2 distingue cuatro niveles de autonomía algorítmica en el aprendizaje universitario, definidos por el locus de la regulación y no por la sofisticación técnica del sistema.

Tabla 2. Niveles de autonomía algorítmica y locus de la regulación del aprendizaje

Nivel	Rol del sistema	Locus de la regulación	Riesgo principal
1. Asistencia reactiva	Responde a peticiones puntuales del estudiante	Estudiante	Descarga de la ejecución
2. Andamiaje proactivo	Sugiere, pregunta y retroalimenta sin ejecutar	Compartido, con predominio del estudiante	Dependencia de la retroalimentación externa
3. Coejecución delegada	Ejecuta subtareas con aprobación del estudiante	Compartido, con predominio del sistema	Supervisión nominal y complacencia
4. Autonomía algorítmica	Planifica, ejecuta y evalúa ciclos completos	Sistema	Desplazamiento regulatorio

Nota. Elaboración propia. Los niveles adaptan al aprendizaje universitario la lógica de los niveles de automatización de Parasuraman et al. (2000) y del modelo de Molenaar (2022a). Los niveles no deben leerse como una escala de progreso en la que el nivel superior sea deseable. Molenaar (2022a) inscribe su modelo en una perspectiva de aumento, según la cual la tecnología debe ampliar la capacidad humana y no reemplazarla. Desde esa perspectiva, cada nivel es una

opción de diseño cuya pertinencia depende del propósito formativo: la autonomía algorítmica puede ser razonable para tareas instrumentales cuyo dominio no forma parte de los resultados de aprendizaje, pero resulta contraproducente cuando la tarea es precisamente el medio por el que el estudiante debe desarrollar su capacidad de planificar, supervisar y evaluar. El segundo nivel, en el que el sistema pregunta y retroalimenta sin ejecutar, es el que mejor conserva la regulación en el estudiante.

El tránsito entre niveles tiene una consecuencia que la literatura educativa ha atendido poco: a partir del tercer nivel, el estudiante deja de ejecutar la tarea y pasa a supervisar a quien la ejecuta. Lee et al. (2025), en una encuesta a 319 trabajadores del conocimiento sobre 936 usos reales de inteligencia artificial generativa, hallaron que el esfuerzo crítico no desaparece, sino que se reorienta hacia la verificación de información, la integración de respuestas y la supervisión de la tarea; y que una mayor confianza en el sistema se asociaba con menos pensamiento crítico, mientras que una mayor confianza en uno mismo se asociaba con más.

De ahí se sigue lo que aquí se denomina paradoja de la supervisión. Supervisar con eficacia a un agente exige juzgar si su plan es adecuado, detectar sus errores y decidir cuándo intervenir, es decir, exige una competencia autorreguladora madura. Pero esa competencia se consolida justamente mediante el ejercicio reiterado de la planificación, el monitoreo y la evaluación que el agente asume. El profesional experto puede supervisar a un agente porque adquirió su capacidad regulatoria antes de disponer de él; el estudiante universitario, en cambio, se encuentra en el periodo formativo en el que esa capacidad debe construirse.

La paradoja se agrava por la dinámica que la investigación en factores humanos describe como complacencia y sesgo de automatización. Parasuraman y Manzey (2010) mostraron que la complacencia aparece cuando las tareas manuales compiten por la atención con la tarea automatizada, que afecta tanto a novatos como a expertos y que no se corrige con la simple práctica. La situación del estudiante universitario, que atiende simultáneamente varias asignaturas, plazos y actividades, reproduce con bastante exactitud esas condiciones de carga múltiple.

Proposiciones teóricas

El análisis precedente permite formular cuatro proposiciones teóricas, recogidas en la Tabla 3 junto con la evidencia que las respalda y la vía por la que podrían contrastarse. No son resultados: son hipótesis derivadas del argumento, formuladas de modo que puedan ser refutadas por investigación empírica posterior.

Tabla 3. Propositiones teóricas, evidencia de apoyo y vía de contrastación

Proposición	Evidencia de apoyo	Vía de contrastación
P1. El costo para la autorregulación depende de la fase delegada más que de la intensidad de uso	Fan et al. (2025); Kircaburun (2026)	Diseños que manipulen la fase delegada manteniendo constante el tiempo de uso
P2. A mayor confianza en el sistema, menor monitoreo por parte del estudiante	Lee et al. (2025); Parasuraman y Manzey (2010)	Medidas de calibración entre la confianza del estudiante y la exactitud del agente
P3. Los efectos sobre el aprendizaje se revelan cuando se retira el sistema	Darvishi et al. (2024); Bastani et al. (2025)	Evaluaciones con una fase final sin acceso a la inteligencia artificial
P4. El diseño que devuelve el control al estudiante atenúa el desplazamiento	Bastani et al. (2025); Xu et al. (2025); Molenaar (2022b)	Comparación de agentes con y sin retirada gradual del andamiaje

Nota. Elaboración propia. Las proposiciones son hipótesis teóricas derivadas del análisis y no resultados empíricos.

Discusión

El argumento desarrollado no conduce a una posición de rechazo. Los marcos de regulación híbrida muestran que un sistema inteligente puede fortalecer la autorregulación cuando detecta los momentos críticos del aprendizaje, ofrece apoyo y transfiere gradualmente el control al estudiante (Molenaar, 2022b), o cuando apoya la regulación socialmente compartida en el trabajo colaborativo (Järvelä et al., 2023). La diferencia entre esos sistemas y los agentes de propósito general no es técnica, sino teleológica: los primeros están diseñados para que el estudiante llegue a prescindir de ellos; los segundos, para que la tarea se complete.

La evidencia experimental respalda que esa finalidad de diseño es decisiva. En el estudio de Bastani et al. (2025), con cerca de mil estudiantes de matemáticas de educación secundaria, ambas versiones de un tutor basado en un modelo de lenguaje mejoraron el desempeño mientras estuvieron disponibles; al retirarlas, quienes habían usado la versión sin restricciones obtuvieron resultados un 17 % inferiores a los del grupo que nunca tuvo acceso, mientras que la versión diseñada con salvaguardas pedagógicas mitigó en buena medida ese efecto. Xu et al. (2025), por su parte, mostraron que el apoyo metacognitivo explícito mejora el aprendizaje autorregulado en entornos con inteligencia artificial generativa. Conviene advertir que la población de Bastani et al. no es universitaria, por lo que su extrapolación a la educación superior requiere confirmación.

Un hallazgo de Darvishi et al. (2024) introduce, sin embargo, un matiz que los enfoques optimistas tienden a pasar por alto. Las listas de autocomprobación ayudaron a los estudiantes

cuando se emplearon sin asistencia, pero su combinación con la inteligencia artificial no produjo mejoras adicionales significativas; los autores lo atribuyeron a que el apoyo más potente eclipsa al más débil y a la sobrecarga que supone atender ambos. Si esa interpretación es correcta, no basta con añadir indicaciones metacognitivas sobre un sistema muy capaz: la regulación del estudiante solo se ejercita cuando el sistema reduce deliberadamente su propia autonomía.

De lo anterior se desprenden cinco principios para la educación superior. El primero es la delegación reversible: todo agente utilizado con fines formativos debería retirar su apoyo de manera progresiva, en coherencia con la lógica de transferencia que describe Molenaar (2022b). El segundo es la previsión humana: la fijación de metas y la aprobación del plan deberían permanecer en el estudiante aun cuando la ejecución se delegue. El tercero es la fricción metacognitiva deseable, que consiste en exigir justificación, predicción o contraste antes de aceptar un resultado. El cuarto es la evaluación con retirada, que incorpora momentos sin acceso a la inteligencia artificial para distinguir lo que el estudiante aprendió de lo que el sistema produjo. El quinto es la corregulación docente, entendida como la inserción del agente en una red de regulación en la que el profesorado conserva un papel activo (Lodge et al., 2023).

El cuarto principio merece un desarrollo adicional porque afecta directamente a la validez de la evaluación universitaria. La disociación entre producto y aprendizaje documentada por Fan et al. (2025), y el deterioro observado al retirar la asistencia por Darvishi et al. (2024) y Bastani et al. (2025), indican que un producto de alta calidad elaborado con apoyo algorítmico ya no constituye, por sí solo, evidencia de la competencia del estudiante. Con agentes, esta dificultad se intensifica, pues el producto puede haber sido planificado, ejecutado y revisado sin intervención sustantiva de quien lo entrega. La respuesta no pasa por intentar detectar el uso de la tecnología, sino por desplazar la evaluación hacia el proceso: la justificación oral de las decisiones, la reconstrucción del plan seguido y la resolución de tareas análogas en condiciones sin asistencia.

Estas implicaciones tienen un peso particular en contextos como el ecuatoriano y, en general, el latinoamericano, donde la adopción estudiantil de estas herramientas suele preceder a la formulación de políticas institucionales y a la formación docente específica. La revisión exploratoria de Yan et al. (2024) ya había advertido que la investigación sobre modelos de lenguaje en educación presenta desafíos de preparación tecnológica, transparencia y replicabilidad; en ausencia de criterios institucionales, la finalidad del diseño la deciden, por omisión, los proveedores comerciales.

El trabajo presenta limitaciones que deben explicitarse. Por su naturaleza de artículo de reflexión, sus proposiciones no han sido contrastadas. Parte de la evidencia procede de poblaciones distintas de la universitaria, como la educación secundaria (Bastani et al., 2025) y los trabajadores del conocimiento (Lee et al., 2025), y uno de los estudios citados es un preprint. Finalmente, el campo de los agentes evoluciona con rapidez, de modo que la tipología de niveles propuesta debe entenderse como un instrumento analítico revisable y no como una clasificación cerrada.

Conclusiones

El paso de la asistencia generativa a la autonomía algorítmica no es una mejora incremental de la misma herramienta, sino un cambio en el objeto de la delegación. El asistente descarga la ejecución; el agente asume la previsión, el monitoreo y la autoevaluación, que son las funciones que definen la autorregulación del aprendizaje y, en términos de Bandura, la agencia del propio estudiante.

El constructo de desplazamiento regulatorio permite nombrar ese fenómeno y distinguirlo de la descarga cognitiva y de la dependencia tecnológica. La paradoja de la supervisión explica por qué el problema es más agudo en la formación universitaria que en el ejercicio profesional: el estudiante debería supervisar al agente con una competencia que el uso intensivo del agente le impide construir.

La evidencia disponible indica que el efecto de estas tecnologías sobre el aprendizaje depende de la finalidad que gobierna su diseño y de las condiciones en que se integran en la enseñanza. La tarea que corresponde a la universidad no consiste en prohibir los agentes, sino en exigir que su uso formativo devuelva la regulación al estudiante, preservando la previsión humana, la retirada gradual del apoyo y la evaluación sin asistencia.

La agenda de investigación que se desprende de este trabajo es precisa: contrastar empíricamente las cuatro proposiciones formuladas en población universitaria, con diseños que manipulen el nivel de autonomía del sistema, que midan la calibración entre confianza y exactitud y que incluyan fases de retirada, preferentemente en contextos latinoamericanos, donde esta evidencia es todavía inexistente.

Referencias

- Bandura, A. (2001). Social cognitive theory: An agentic perspective. *Annual Review of Psychology*, 52, 1–26. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.1>
- Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(26), e2422633122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122>
- Darvishi, A., Khosravi, H., Sadiq, S., Gašević, D., & Siemens, G. (2024). Impact of AI assistance on student agency. *Computers & Education*, 210, 104967. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104967>
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., & Gašević, D. (2025). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 489–530. <https://doi.org/10.1111/bjet.13544>
- 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>

- Järvelä, S., Nguyen, A., & Hadwin, A. (2023). Human and artificial intelligence collaboration for socially shared regulation in learning. *British Journal of Educational Technology*, 54(5), 1057–1076. <https://doi.org/10.1111/bjet.13325>
- Kırcaburun, K. (2026). Generative AI use and critical thinking dispositions in higher education: A cross-sample study of the sequential role of metacognitive weakness and epistemic laziness. *Journal of Intelligence*, 14(7), 147. <https://doi.org/10.3390/jintelligence14070147>
- Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I., & Maes, P. (2025). Your brain on ChatGPT: Accumulation of cognitive debt when using an AI assistant for essay writing task [Preprint]. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.08872>
- Lee, H.-P., Sarkar, A., Tankelevitch, L., Drosos, I., Rintel, S., Banks, R., & Wilson, N. (2025). The impact of generative AI on critical thinking: Self-reported reductions in cognitive effort and confidence effects from a survey of knowledge workers. En *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–22). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3706598.3713778>
- Lodge, J. M., de Barba, P., & Broadbent, J. (2023). Learning with generative artificial intelligence within a network of co-regulation. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 20(7). <https://doi.org/10.53761/1.20.7.02>
- Molenaar, I. (2022a). Towards hybrid human-AI learning technologies. *European Journal of Education*, 57(4), 632–645. <https://doi.org/10.1111/ejed.12527>
- Molenaar, I. (2022b). The concept of hybrid human-AI regulation: Exemplifying how to support young learners' self-regulated learning. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100070. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100070>
- Panadero, E. (2017). A review of self-regulated learning: Six models and four directions for research. *Frontiers in Psychology*, 8, 422. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422>
- Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration. *Human Factors*, 52(3), 381–410. <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>
- Parasuraman, R., Sheridan, T. B., & Wickens, C. D. (2000). A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, 30(3), 286–297. <https://doi.org/10.1109/3468.844354>
- Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 676–688. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.07.002>
- Salomon, G., Perkins, D. N., & Globerson, T. (1991). Partners in cognition: Extending human intelligence with intelligent technologies. *Educational Researcher*, 20(3), 2–9. <https://doi.org/10.3102/0013189X020003002>
- Sapkota, R., Roumeliotis, K. I., & Karkee, M. (2026). AI agents vs. agentic AI: A conceptual taxonomy, applications and challenges. *Information Fusion*, 126, 103599. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2025.103599>

- Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., Zhao, W. X., Wei, Z., & Wen, J. (2024). A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*, 18(6), 186345.
<https://doi.org/10.1007/s11704-024-40231-1>
- Xu, X., Qiao, L., Cheng, N., Liu, H., & Zhao, W. (2025). Enhancing self-regulated learning and learning experience in generative AI environments: The critical role of metacognitive support. *British Journal of Educational Technology*, 56(5), 1842–1863.
<https://doi.org/10.1111/bjet.13599>
- Yan, L., Sha, L., Zhao, L., Li, Y., Martinez-Maldonado, R., Chen, G., Li, X., Jin, Y., & Gašević, D. (2024). Practical and ethical challenges of large language models in education: A systematic scoping review. *British Journal of Educational Technology*, 55(1), 90–112.
<https://doi.org/10.1111/bjet.13370>
- 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