



Inteligencia híbrida y agencia educativa: hacia una ecología de colaboración humano-IA

Hybrid intelligence and educational agency: Towards an ecology of human-AI collaboration

Francisco José García-Peñalvo

Departamento de Informática y Automática, Instituto de Ciencias de la Educación, Grupo GRIAL, Universidad de Salamanca, España

Director Científico / Editor-In-Chief Education in the Knowledge Society Journal

<http://orcid.org/0000-0001-9987-5584>

fgarcia@usal.es

ARTICLE INFO

Palabras clave

Inteligencia híbrida; Colaboración humano-IA; Agencia educativa; Ecosistemas de aprendizaje híbridos; Inteligencia artificial en educación

Keywords

Hybrid intelligence; Human-AI collaboration; Educational agency; Hybrid learning ecosystems; Artificial intelligence in education

RESUMEN

La llegada de la inteligencia artificial generativa ha reabierto una discusión que lleva tiempo viva en la tecnología educativa: ¿acabarán las máquinas sustituyendo al profesorado o se limitarán a apoyarlo? La evidencia no respalda ninguna de esas dos posiciones. En este artículo se plantea la inteligencia híbrida como el encuadre más útil para pensar la inteligencia artificial (IA) en la educación: una cooperación simbiótica entre personas e IA en la que la agencia, la decisión y la responsabilidad se reparten en vez de quedar en manos de una sola parte. Desde una perspectiva teórica y argumentativa, el texto acota el concepto y lo separa de ideas afines como el *blended learning* o la IA educativa, al tiempo que sigue sus fundamentos filosóficos en la tesis de la mente extendida, la simbiosis hombre-computadora y la teoría del actor-red. A continuación, examina tres marcos conceptuales de referencia (el modelo de seis niveles de automatización de Molenaar, la taxonomía AIED-HCD de Cukurova y el marco de adaptatividad híbrida de Holstein, Aleven y Rummel) y los articula en una arquitectura de cinco niveles para los ecosistemas de aprendizaje híbridos: personas y roles, espacio híbrido, datos, modelos y gobernanza. Además, presenta tres escenarios para incorporar progresivamente la IA en la docencia universitaria, junto con los nueve desafíos persistentes: los “elefantes en la habitación”. La discusión pone de relieve las convergencias entre estos marcos y las competencias docentes que la inteligencia híbrida demanda. El artículo concluye que la inteligencia híbrida solo puede materializar su promesa en la educación si adopta un enfoque centrado en el ser humano: la tecnología debe ajustarse a la educación, y no al contrario.

ABSTRACT

The emergence of generative artificial intelligence has revived an enduring question in educational technology: Should artificial intelligence (AI) supplant teachers or support them? The evidence does not sustain either pole. This article advances hybrid intelligence, an integrated mode of human-AI collaboration in which agency, judgment, and accountability are shared rather than lodged in just one side, as a more useful lens for understanding AI in education. Using a theoretical and argumentative method, the paper defines the concept. It separates hybrid intelligence from adjacent ideas, including blended learning and educational AI, and links its philosophical lineage to extended mind theory, man-computer symbiosis, and actor-network theory. The article then examines three major conceptual frameworks: Molenaar's six-level automation model, Cukurova's AIED-HCD taxonomy, and Holstein, Aleven, and Rummel's hybrid adaptivity model. These are brought together in a five-level architecture for hybrid learning ecosystems: people and roles, hybrid space, data, models, and governance. In addition, it sketches three scenarios for the gradual incorporation of AI into university teaching, together with the nine persistent challenges (the “elephants in the room”). The discussion highlights shared patterns across the frameworks and the teaching competencies required for hybrid intelligence. The article ends by arguing that, in education, hybrid intelligence can realise its potential only through a human-centred orientation: technology must adapt to education, not education to the technology.

1. Introducción

La irrupción de la inteligencia artificial (IA) en la educación, especialmente desde la aparición en escena de la IA generativa (IAGen) (García-Peñalvo & Vázquez-Ingelmo, 2023; Jovanović & Campbell, 2022), ha intensificado uno de los debates más relevantes de la tecnología educativa contemporánea: cómo integrar sistemas inteligentes cada vez más capaces sin reducir la complejidad pedagógica a procesos automatizables. La ya mencionada IAGen, las analíticas de aprendizaje (Drăgoi et al., 2026) y los sistemas adaptativos (Čep et al., 2026) han reactivado una tensión clásica entre dos posiciones extremas. Por un lado, los discursos que proyectan una automatización creciente de la enseñanza, con tutores virtuales, sistemas de recomendación, corrección automática y personalización algorítmica de los itinerarios formativos (Topali et al., 2025; Zawacki-Richter et al., 2019). Por otro lado, las posturas que advierten del riesgo de deshumanización (Selwyn, 2022), de la vigilancia y de la pérdida de autonomía docente (Williamson et al., 2023), del debilitamiento de la autoría académica (Kaebnick et al., 2023) y de la subordinación de la educación a la tecnología (Bulathwela et al., 2024), lo cual podría conducir a una visión apocalíptica de máquinas que sustituyen a los docentes (Rahm, 2023).

Ninguna de estas posiciones extremas resulta productiva ni se sostiene ante la evidencia científica disponible. Como señala Molenaar (2022), la perspectiva de reemplazo, según la cual la IA acabará sustituyendo al profesorado, no solo es un mito persistente (Alier-Forment et al., 2026; García-Peñalvo, 2024b), sino que también contraviene las posibilidades reales de una integración sinérgica entre capacidades humanas y artificiales.

Frente a esa polarización, en el ámbito académico comienza a consolidarse otra lectura. La cuestión ya no consiste en decidir entre presencia humana y automatización, sino en pensar cómo se distribuyen la agencia, la capacidad de decisión y la responsabilidad en entornos donde conviven docentes, estudiantes, plataformas, analíticas, asistentes conversacionales y marcos normativos. Esta sería la perspectiva de la *aumentation perspective*, que concibe la IA no como un sustituto del ser humano, sino como un amplificador de sus capacidades, un instrumento avanzado cuya utilidad depende de la forma en que se orquesta en el ecosistema educativo. La metáfora de la orquesta transmite que el valor no está en un “solista perfecto”, sino en la composición coordinada entre distintos actores, en la que el profesorado mantiene la dirección pedagógica y la tecnología amplía las posibilidades sin apropiarse del sentido educativo del proceso.

Esta perspectiva tiene raíces profundas en la historia de la computación. Ya en 1960, Licklider (1960) planteaba la simbiosis hombre-computadora como una asociación cooperativa en la que ambas partes aportan sus fortalezas específicas. Décadas después, el concepto de inteligencia híbrida formaliza esta intuición, definiéndola como “la capacidad de alcanzar objetivos complejos mediante la combinación de la inteligencia humana y la inteligencia artificial, logrando así resultados superiores a los que cada una de ellas podría haber obtenido por separado, y de mejorar continuamente al aprender unas de otras” (Dellermann et al., 2019, p. 640).

El presente artículo adopta esta perspectiva de inteligencia híbrida como marco para analizar cómo puede orquestarse la colaboración entre humanos e IA en contextos educativos. El término permite abordar una realidad más compleja que la simple yuxtaposición entre la enseñanza presencial y la *online*, o entre las decisiones humanas y la asistencia automatizada. Lo híbrido establece una sinergia entre capacidades heterogéneas. La inteligencia humana aporta juicio contextual, empatía, creatividad, deliberación ética y comprensión situada. La inteligencia artificial aporta velocidad de cómputo, capacidad para tratar grandes volúmenes de datos, generación de respuestas y apoyo a la personalización. La cuestión es cómo combinar ambas sin desdibujar la responsabilidad humana, sin reducir el aprendizaje a lo fácilmente medible y sin convertir la infraestructura tecnológica en un mecanismo de control opaco.

El objetivo general de este trabajo es desarrollar una propuesta teórica y argumentativa sobre la inteligencia híbrida en la educación. No se presenta una investigación empírica original ni resultados cuantitativos, sino una síntesis analítica y una elaboración conceptual. En ese sentido, se trata de un texto de naturaleza teórica y ensayística, orientado a clarificar conceptos, a ordenar debates y a proponer una hoja de ruta para la integración responsable de la IA en la educación superior.

Más específicamente, el trabajo persigue cuatro objetivos concretos. En primer lugar, delimitar el concepto de inteligencia híbrida y distinguirlo de otras nociones afines, como el *blended learning* (Graham, 2006) o la IA educativa (Ouyang & Jiao, 2021). En segundo lugar, revisar los marcos conceptuales que permiten pensar la colaboración humano-IA en educación, especialmente los relacionados con la perspectiva de aumento, la adaptatividad híbrida y la cognición ampliada. En tercer lugar, analizar los riesgos y tensiones que emergen cuando la IA se incorpora a los ecosistemas de aprendizaje: opacidad, sesgo, vigilancia, pérdida de agencia, sobredeterminación por los datos y desconexión con los fines pedagógicos. En cuarto lugar, proponer criterios operativos y escenarios graduales de adopción que orienten una implementación segura, ética y pedagógicamente significativa.

Este planteamiento es especialmente pertinente en el momento actual, cuando la irrupción de los modelos de IAGen, en particular los grandes modelos de lenguaje (LLM por sus siglas en inglés – *Large Language Models*) (Yang et al., 2024), ha intensificado tanto las expectativas como los temores en torno a la IA en la educación. La tentación de adoptar estas herramientas de forma acrítica o de rechazarlas por completo (García-Peñalvo, 2023) reproduce la misma lógica dicotómica que la perspectiva de inteligencia híbrida pretende superar. Se requiere, en cambio, un enfoque matizado que reconozca el potencial transformador de estas tecnologías y, al mismo tiempo, articule los mecanismos de control, supervisión y evaluación necesarios para su integración responsable (García-Peñalvo, 2024a).

La estructura del artículo es la siguiente. En primer lugar, se establece el marco teórico que fundamenta la inteligencia híbrida, incluyendo sus raíces filosóficas y sus definiciones operativas. A continuación, se presentan y analizan los principales marcos conceptuales de la inteligencia híbrida en educación. Posteriormente, se desarrolla la noción de ecosistema de aprendizaje híbrido y se describen los escenarios de integración gradual. Seguidamente, se examinan los desafíos éticos, metodológicos y regulatorios. Por último, se discuten las implicaciones de esta perspectiva y se presentan las conclusiones.

2. Fundamentos de la inteligencia híbrida

2.1. Del *blended learning* a la inteligencia híbrida

La noción de híbrido ha estado tradicionalmente asociada en educación a la combinación de modalidades presenciales y en línea. En esta acepción, el denominado *blended learning* se ha interpretado como una modalidad capaz de aprovechar las fortalezas de la interacción cara a cara y de la flexibilidad digital. Esa lectura sigue siendo relevante, especialmente porque permitió repensar las condiciones temporales y espaciales de la enseñanza y abrió el camino hacia diseños más flexibles, personalizados y participativos. Sin embargo, la expansión reciente de la IA exige ampliar el sentido de lo híbrido, que ya no puede reducirse a la mera suma de la presencialidad y la virtualidad.

En los ecosistemas de aprendizaje contemporáneos (Molina-Carmona et al., 2017), la hibridación también incluye la interacción entre personas, datos, sistemas automatizados y marcos de responsabilidad. Por eso, el paso de la educación híbrida a la inteligencia híbrida no consiste simplemente en añadir herramientas inteligentes a un entorno *blended*, sino en reconocer que el aprendizaje y la docencia se configuran cada vez más como procesos sociotécnicos en los que se combinan capacidades humanas y artificiales.

En esta línea, la definición de inteligencia híbrida de Dellermann et al. (2019) incluye dos elementos de especial relevancia. El primero es que la IA deja de ser tratada como infraestructura invisible o mero soporte funcional para convertirse en un componente activo del proceso cognitivo y organizativo. El segundo es que el criterio de evaluación ya no es la mera eficiencia, sino la calidad de la combinación: importa cómo se distribuyen las tareas, las decisiones, los controles y las posibilidades de intervención.

Lo híbrido es, por tanto, una sinergia, como un “ $1 + 1 = 3$ ”, es decir, una multiplicación de capacidades más que una suma lineal, lo cual sirve para pensar en superar los dualismos simplificadores: humano frente a máquina, natural frente a artificial, mente frente a herramienta. La hibridación no sería, desde esta óptica, una pérdida de humanidad, sino una forma de reorganizar capacidades en un ensamblaje más complejo.

2.2. De la lógica del reemplazo a la perspectiva de aumento

La relación entre inteligencia artificial y educación ha estado marcada durante décadas por lo que Molenaar (2022) denomina la perspectiva de reemplazo, esto es, la creencia de que los avances en IA conducirán inevitablemente a la sustitución del profesorado por sistemas automatizados. Esta visión, alimentada periódicamente por los medios de comunicación y por cierta retórica tecno-optimista, ha generado tanto expectativas desmesuradas como resistencias legítimas entre los profesionales de la educación.

Sin embargo, la investigación empírica ofrece un panorama muy diferente. Los estudios sobre el uso de tecnologías de aprendizaje adaptativo en aulas reales muestran que la IA funciona mejor cuando se combina con la intervención docente, no cuando la reemplaza. Holstein et al. (2018; 2019) demostraron que los *dashboards* de realidad aumentada para docentes, basados en la analítica de datos de sistemas de tutoría inteligente, mejoraban la equidad en el aula al proporcionar al profesorado información adicional sobre qué estudiantes necesitaban ayuda. Esta contribución sustenta la idea de que la IA puede ampliar las capacidades perceptivas del profesorado, permitiéndole detectar necesidades que de otro modo pasarían inadvertidas.

La perspectiva del aumento no es simplemente una posición intermedia entre el reemplazo total y el rechazo absoluto. Constituye un cambio de paradigma que reconoce la complementariedad fundamental entre las capacidades humanas y las capacidades artificiales. Mientras que la IA sobresale en el procesamiento de grandes volúmenes de datos, la identificación de patrones y la ejecución consistente de tareas repetitivas, el ser humano aporta comprensión contextual, empatía, juicio ético, creatividad y la capacidad de adaptarse a situaciones imprevistas (Akata et al., 2020). En el ámbito educativo, esto se traduce en una división de funciones en la que la IA puede encargarse de tareas como la detección del nivel de conocimiento de cada estudiante, el diagnóstico de dificultades de aprendizaje o la recomendación de recursos, mientras que el profesorado se concentra en la tutorización personalizada, la motivación, la resolución de conflictos y la formación integral de las personas.

2.3. Alcance de la inteligencia híbrida

Como se expuso anteriormente, el concepto de inteligencia híbrida fue formalizado por Dellermann et al. (2019). En su definición se distinguen tres aspectos esenciales. Primero, que se trata de una capacidad emergente, no una mera suma de partes; segundo, que se orienta a objetivos complejos que ninguna de las dos inteligencias podría abordar eficazmente por separado; y tercero, que el resultado de la combinación es cualitativamente superior al de cada componente por separado.

En el contexto educativo, la inteligencia híbrida implica que los sistemas de IA y los agentes humanos (docentes, estudiantes, gestores) colaboran de manera recíproca y dinámica. No se trata de que la IA simplemente asista al docente de forma unidireccional, sino de que ambas formas de inteligencia se informen y se potencien mutuamente. Como enfatiza Molenaar (2022), la interacción bidireccional es esencial. El profesorado aporta información contextual, observaciones de aula y juicio profesional que mejoran la detección y el diagnóstico realizados por la IA, mientras que la IA proporciona datos procesados, patrones identificados y recomendaciones que amplían la capacidad de acción del profesorado.

Akata et al. (2020) propusieron una agenda de investigación para la inteligencia híbrida que identifica cuatro propiedades fundamentales que deben caracterizar a los sistemas híbridos: deben ser colaborativos, adaptables, responsivos y explicables. Estas propiedades adquieren especial relevancia en el ámbito educativo, donde la confianza, la transparencia y la rendición de cuentas son requisitos éticos ineludibles. Un sistema de inteligencia híbrida en educación debe ser capaz de explicar sus recomendaciones, adaptarse a contextos diversos, responder a las necesidades cambiantes de estudiantes y docentes, y facilitar una colaboración genuina entre todos los actores implicados.

2.4. Fundamentos filosóficos

La inteligencia híbrida en educación no surge en un vacío conceptual, sino que se nutre de diversas tradiciones filosóficas que han explorado la relación entre el ser humano y la tecnología. Cuatro perspectivas resultan particularmente relevantes. En primer lugar, la tesis de la mente extendida de Clark y Chalmers (1998) propone que los procesos cognitivos no se limitan al cerebro, sino que pueden extenderse a herramientas y artefactos del entorno. Aplicada a la IA educativa, esta perspectiva sugiere que los sistemas inteligentes pueden funcionar como extensiones genuinas de la cognición de estudiantes y profesores, no como meros instrumentos externos.

En segundo lugar, la visión de Licklider (1960) sobre la simbiosis hombre-computadora anticipaba una relación cooperativa en la que humanos y máquinas trabajarían de forma íntima, con cada parte contribuyendo con aquello en lo que es superior. Licklider distinguía entre las tareas formulativas y creativas, propias del ser humano, y las tareas rutinarias y de cálculo, más adecuadas para la máquina. Esta metáfora simbiótica sigue siendo válida para conceptualizar la inteligencia híbrida educativa, pues captura la idea de que la relación óptima entre humanos e IA no es jerárquica sino mutualista.

En tercer lugar, la figura del ciborg propuesta por Haraway (1991) o la del centauro digital propuesta por Marina (2020) difumina las fronteras entre lo humano y lo tecnológico, invitando a repensar las identidades y las capacidades en términos híbridos. En el contexto educativo contemporáneo, donde estudiantes y docentes interactúan cotidianamente con sistemas de IA, la metáfora del ciborg adquiere una resonancia particular: el sujeto que aprende ya no es un agente puramente biológico, sino un sistema híbrido que integra capacidades cognitivas propias con las proporcionadas por herramientas digitales inteligentes.

Finalmente, la teoría del actor-red de Latour (2005) ofrece un marco para entender cómo agentes humanos y no humanos (incluidos los sistemas de IA) se articulan en redes de acción distribuida, lo cual resulta

especialmente pertinente para conceptualizar los ecosistemas de aprendizaje híbridos. Desde esta perspectiva, la agencia educativa no reside exclusivamente en el profesorado ni en la tecnología, sino que emerge de la interacción entre múltiples actores humanos y no humanos que configuran la red sociotécnica del aula.

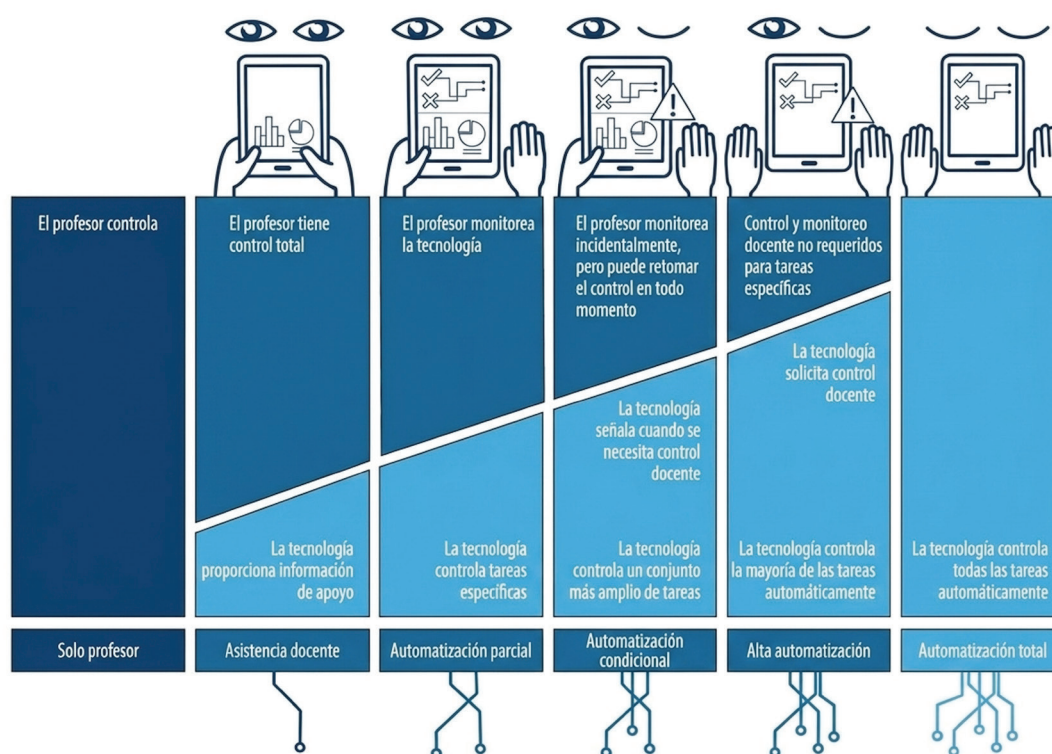
3. Marcos conceptuales para la inteligencia híbrida en educación

Diversos autores han propuesto marcos conceptuales para estructurar la comprensión de cómo pueden colaborar los humanos y la IA en contextos educativos. En esta sección se analizan los tres marcos más influyentes, que ofrecen perspectivas complementarias sobre esta cuestión.

3.1. El modelo de seis niveles de automatización

Molenaar (2022) desarrolló un modelo de seis niveles de automatización (ver Figura 1) que describe el espectro de posibles configuraciones de la división del control entre humanos e IA en contextos educativos. Este modelo se basa en el marco detectar-diagnosticar-actuar, que conceptualiza el funcionamiento de la IA en educación en tres fases: detectar datos relevantes sobre el proceso de aprendizaje, diagnosticar el estado, las necesidades y las dificultades del estudiante, y actuar mediante intervenciones pedagógicas adecuadas.

Figura 1. Modelo de automatización de seis niveles para el aprendizaje personalizado. Adaptado de (Molenaar, 2022)



En el primer nivel, denominado solo docente (*teacher only*), el profesorado controla por completo el proceso educativo sin intervención alguna de la IA. En el segundo nivel de asistencia de la IA (*teacher assistance*), la IA detecta y diagnostica datos relevantes, pero no actúa directamente; en su lugar, comunica información útil al docente a través de *dashboards* o informes. El docente retiene el control total sobre las acciones pedagógicas, pero dispone de información adicional para fundamentar sus decisiones. La investigación ha demostrado que este nivel puede tener efectos significativos; los *dashboards* de información para docentes modifican sus rutinas profesionales y acciones pedagógicas (Knoop-van Campen & Molenaar, 2020; van Leeuwen et al., 2021).

El tercer nivel corresponde a la automatización parcial (*partial automation*), en el que la IA asume el control de tareas específicas, como la adaptatividad de paso, tarea o currículo, mientras el docente mantiene la supervisión general. En el cuarto nivel, de automatización condicional (*conditional automation*), la IA toma también el control del monitoreo, detección, diagnóstico, y actúa sobre un conjunto más amplio de tareas, aunque el docente puede retomar el control en cualquier momento. El quinto nivel, de alta automatización (*high automation*), implica que la IA automatiza la mayoría de las tareas y puede solicitar al docente que intervenga en casos complicados. Finalmente, el sexto nivel de automatización total (*full automation*) supone la ausencia de supervisión humana, un escenario altamente improbable en la educación formal y que plantea serios interrogantes éticos.

La conclusión sobre este modelo es que, en contextos educativos formales, la automatización condicional constituye probablemente la forma óptima de combinar la inteligencia humana y la artificial, pues garantiza un control humano suficiente al tiempo que aprovecha las capacidades de la IA. En campos concretos, como la medicina (Topol, 2019), es improbable que los desarrollos superen el nivel de automatización condicional sin sacar a los humanos del proceso. Existe un riesgo real de que los humanos acaben no solo sobre el bucle (*on the loop*), sino también fuera del bucle (*out of the loop*), lo que exige un diálogo continuo entre profesionales educativos, investigadores y desarrolladores para mantener a los humanos dentro del bucle (*in the loop*) y evaluar la perspectiva del aumento. Esta posición se alinea con la perspectiva aumentada y subraya la importancia de mantener al ser humano como agente central del proceso educativo.

3.2. El marco AIED-HCD: tres conceptualizaciones de la IA

Cukurova (2025) propone el marco AIED-HCD (*Artificial Intelligence in Education for Human-Centred Design*), que ofrece una taxonomía de tres conceptualizaciones fundamentales sobre cómo la IA puede relacionarse con la cognición humana en el ámbito educativo.

La primera conceptualización es la IA como externalización de la cognición humana. En esta perspectiva, la IA se diseña para replicar capacidades cognitivas humanas específicas, como la evaluación de trabajos escritos o la calificación de exámenes. El objetivo es automatizar tareas que normalmente realiza el docente, liberándolo para actividades de mayor valor añadido. Los sistemas de tutoría inteligente clásicos (Corbett et al., 1997) y los de evaluación automática (García-Peñalvo et al., 2026) son ejemplos representativos de esta conceptualización. Aunque útil, se advierte que una dependencia excesiva de esta perspectiva corre el riesgo de reducir el aprendizaje a lo que la IA puede medir y evaluar, empobreciendo la experiencia educativa (Knox et al., 2020).

La segunda conceptualización presenta la IA como la internalización de la cognición humana. Aquí, la IA se concibe como una herramienta que, al ser utilizada por el estudiante, transforma y enriquece sus procesos cognitivos. Los sistemas de andamiaje (*scaffolding*) inteligente que guían al estudiante en la resolución de problemas (Jang et al., 2026), los asistentes de escritura que estimulan la reflexión metacognitiva (El Hosayny et al., 2026; Zhang & Liang, 2026), o los entornos de simulación que permiten explorar conceptos abstractos de manera experiencial (Moshaver & Mehdizadeh, 2026) ejemplifican esta perspectiva. El riesgo radica en que, si los sistemas de IA realizan parte del trabajo cognitivo que debería hacer el estudiante, pueden socavar el aprendizaje en lugar de potenciarlo (Bastani et al., 2025) o dando lugar a la denominada pereza metacognitiva (*metacognitive laziness*), cuando se delega en la IA no solo la tarea, sino también la supervisión del propio proceso de aprendizaje, con efectos negativos sobre la autorregulación (Fan et al., 2025).

La tercera conceptualización sería la más alineada con la visión de la inteligencia híbrida. En este caso, la IA actuaría como una extensión de la cognición humana. En esta perspectiva, inspirada en la tesis de la mente extendida de Clark y Chalmers (1998), la IA funciona como una extensión de las capacidades cognitivas humanas, permitiendo a estudiantes y docentes alcanzar objetivos que no serían posibles sin la combinación de ambas inteligencias. Los sistemas de analítica de aprendizaje que hacen visibles patrones ocultos en los datos educativos (Prinsloo et al., 2024) o las herramientas de IA generativa que permiten explorar espacios creativos ampliados (Creely & Blannin, 2025) ilustran este enfoque. La clave es que la IA no sustituya ni replique la cognición humana, sino que la amplíe en direcciones que el ser humano por sí solo no podría explorar (Cukurova, 2025).

3.3. El marco de adaptatividad híbrida

Holstein, Alevy y Rummel (2020) proponen un marco conceptual para la adaptatividad híbrida humano-IA en educación que analiza cómo pueden compartirse las funciones adaptativas entre sistemas de IA educativa y facilitadores humanos (docentes, tutores, pares). Su punto de partida es la constatación empírica de que, en la

práctica, la adaptatividad en las aulas no es una propiedad exclusiva de los sistemas de IA, sino que es ejecutada conjuntamente por agentes artificiales y humanos. Por ejemplo, en aulas de educación básica que utilizan *software* de tutoría inteligente, la secuencia de actividades que recibe el estudiantado es el resultado de la combinación de la selección algorítmica y las decisiones dinámicas del docente, quien puede modificar selectivamente las recomendaciones del sistema.

Este marco se estructura en cinco dimensiones: metas y objetivos, capacidades perceptivas, espacio de acción, políticas de decisión y granularidad/temporalidad. Para cada dimensión, se explora cómo los humanos y los sistemas de IA pueden potenciar mutuamente sus capacidades. Identifican cuatro categorías de aumentación: aumentación de metas (los objetivos de cada agente informan y enriquecen los del otro), aumentación perceptiva (cada agente amplía las capacidades de detección y diagnóstico del otro), aumentación de acciones (cada agente amplía el repertorio de intervenciones disponibles para el otro) y aumentación de decisiones (cada agente mejora la calidad de las decisiones del otro). En cada categoría se distingue entre la aumentación del rendimiento (mejoras inmediatas en las capacidades de un agente) y el coaprendizaje (ambos agentes mejoran sus capacidades a lo largo del tiempo).

Una contribución significativa es la identificación de tensiones potenciales derivadas del aumento de las metas. Los objetivos incorporados en los sistemas de IA educativa no siempre coinciden con los del profesorado en contextos reales. Por ejemplo, muchos sistemas de tutoría inteligente implementan políticas de dominio basadas en la maestría individual, pero el profesorado a menudo necesita equilibrar la personalización con la presión de mantener la planificación. Esta tensión subraya la necesidad de sistemas de inteligencia híbrida capaces de negociar y reconciliar los objetivos de sus múltiples agentes.

4. Ecosistemas de aprendizaje híbridos

4.1. Conceptualización y componentes

La integración efectiva de la inteligencia híbrida en la educación requiere ir más allá de la mera implementación de herramientas aisladas y pensar en términos de ecosistemas. Un ecosistema de aprendizaje híbrido puede definirse como un entorno educativo integrado que combina espacios presenciales y virtuales, datos multimodales, agentes humanos (docentes, estudiantes, gestores) y agentes artificiales (sistemas de IA), articulados bajo principios de responsabilidad, transparencia y equidad para potenciar los procesos de enseñanza-aprendizaje, y que evoluciona a partir del concepto de ecología de aprendizaje que se muestra en la Figura 2 (García-Peñalvo, 2018).

Figura 2. Ecología de aprendizaje. Adaptada de (García-Peñalvo, 2018)



Los componentes fundamentales de un ecosistema de aprendizaje híbrido (ver Figura 3) siguen una arquitectura de cinco niveles.

El primer nivel lo forman las personas y los roles: el docente, el estudiante y la IA, que, en este marco, funciona menos como una simple herramienta y más como un coagente con capacidades y limitaciones propias. Molenaar (2022) subraya que estos actores no operan de forma aislada. Su relación debe pensarse desde una perspectiva de cuádruple hélice (Leydesdorff, 2012), que también implica a investigadores, responsables políticos y empresas tecnológicas en el diseño del ecosistema. Ninguna decisión sobre estos sistemas es puramente técnica. Tiene siempre una dimensión pedagógica, ética y económica que exige una mirada multiactor.

El segundo nivel es el espacio híbrido propiamente dicho, es decir, los espacios de interacción, que comprenden tanto los entornos presenciales (aulas, laboratorios, espacios de trabajo colaborativo) como los virtuales (plataformas de aprendizaje, entornos de comunicación, herramientas de IA). La integración fluida entre ambos tipos de espacios es esencial para que la inteligencia híbrida opere eficazmente.

El tercer nivel corresponde a los datos, el sustrato informacional de todo el ecosistema. Molenaar (2022) distingue tres tipos: las interacciones, es decir, los *logs* de uso y la comunicación registrados en el LMS (*Learning Management System*); los artefactos que producen docentes y estudiantes, como trabajos, evaluaciones y materiales; y las señales, procedentes de fuentes como el seguimiento ocular, el movimiento o los datos fisiológicos. Cuantos más de estos flujos se combinan, mayor es la capacidad del sistema para detectar patrones y diagnosticar dificultades de aprendizaje.

El cuarto nivel corresponde a los modelos que procesan dichos datos. Conviene distinguir entre los grandes modelos de lenguaje y otras formas de IA generativa, orientadas a producir contenido y retroalimentación, y el aprendizaje automático clásico, centrado en tareas de analítica y predicción, como la detección temprana del riesgo de abandono. Cada tipo de modelo cumple una función distinta dentro del ecosistema y ambos son complementarios.

El quinto y último nivel es la gobernanza: las reglas, la transparencia, la equidad y la auditoría que hacen que todo lo anterior funcione dentro de límites éticos y legales aceptables. Sin este nivel, ni la personalización del aprendizaje ni el uso de los datos recogidos pueden considerarse legítimos, por muy sofisticados que sean los modelos que los sustentan.

Figura 3. Arquitectura de un ecosistema educativo de aprendizaje híbrido. Fuente: Elaboración propia



La noción de ecosistema de aprendizaje híbrido se diferencia de conceptos previos como el *blended learning* en un aspecto fundamental, no se limita a combinar modalidades presencial y virtual, sino que integra explícitamente la dimensión de la inteligencia artificial como un agente activo del ecosistema. Mientras que el *blended learning* tradicional se centra en la combinación de espacios y tiempos de aprendizaje, el ecosistema híbrido incorpora, además, la combinación de inteligencias (humana y artificial) como eje vertebrador. Esta ampliación conceptual tiene consecuencias prácticas, pues exige repensar no solo la logística del aprendizaje (dónde y

cuándo se aprende), sino también la epistemología del aprendizaje (cómo se genera, valida y aplica el conocimiento cuando humanos e IA colaboran en el proceso).

4.2. La IA generativa en el ecosistema híbrido

La aparición de modelos de IAGen, en particular los LLM, ha transformado radicalmente la presencia de la IA en la educación. Estos sistemas introducen capacidades sin precedentes (generación de texto, código, contenido multimedia, interacción conversacional, etc.), que amplían significativamente el espacio de acción de los ecosistemas híbridos. Al mismo tiempo, plantean nuevos desafíos relacionados con la veracidad de la información, la integridad académica, la equidad lingüística y la dependencia tecnológica (García-Peñalvo, 2024a).

Desde la perspectiva de la inteligencia híbrida, la IAGen presenta tanto oportunidades como riesgos. Entre las oportunidades destaca la posibilidad de personalizar el aprendizaje a una escala antes inalcanzable; los LLM pueden funcionar como tutores conversacionales que se adaptan al nivel, al estilo y a las necesidades de cada estudiante (Pardos & Bhandari, 2024). También pueden actuar como herramientas de andamiaje cognitivo (Kudina et al., 2025) que ayudan al estudiante a estructurar su pensamiento, explorar perspectivas alternativas o superar bloqueos creativos. Sin embargo, como advierten tanto Cukurova (2025) como Hooshyar et al. (2025), existe un riesgo real de que estos sistemas realicen el trabajo cognitivo del estudiantado, distorsionando el aprendizaje auténtico.

En este contexto, Hooshyar et al. (2025) destacan que la IAGen ha dominado el discurso educativo reciente de forma desproporcionada, eclipsando otras familias de IA (sistemas expertos, aprendizaje automático clásico, aprendizaje profundo, IA neuro-simbólica) que tienen propósitos, fortalezas y limitaciones diferentes. La tendencia a equiparar la IA en educación con los LLM en educación empobrece la comprensión del campo y dificulta la selección de las herramientas más adecuadas para cada objetivo pedagógico. Un ecosistema híbrido maduro debería integrar múltiples tipos de IA, cada uno aportando sus capacidades específicas según las necesidades del contexto.

4.3. Tres escenarios de integración gradual de la IA en la docencia universitaria

García-Peñalvo (2025) propone tres escenarios que describen un gradiente de integración de la IA en la docencia universitaria, lo que permite escalar su uso conforme se establecen garantías y confianza en la tecnología (ver Figura 4). Estos escenarios no son mutuamente excluyentes ni necesariamente secuenciales, sino que representan niveles crecientes de autonomía de la IA y, en consecuencia, de exigencia para los mecanismos de control y supervisión.

Figura 4. Escenarios para la integración de la IA en la docencia. Basado en (García-Peñalvo, 2025)



El primer escenario, de apoyo responsable (bajo riesgo y baja autonomía de la IA), contempla el uso de la IA como herramienta de consulta y de asistencia básica. El profesorado puede utilizar la IA en el ciclo docente, pero la evaluación recae enteramente en el trabajo humano. Se establece una política de transparencia total: el profesorado debe declarar cuándo y cómo ha utilizado la IA. Este escenario minimiza riesgos al mantener alta la transparencia y un alto nivel de conocimiento del dominio.

El segundo escenario, de colaboración guiada (riesgo medio, autonomía moderada de la IA), permite una interacción más profunda y sostenida entre el estudiantado y la IA. La IA se utiliza, pero siempre bajo la supervisión activa del profesorado, que ha definido qué herramientas pueden utilizarse, cómo y cuándo. Se enfatiza la trazabilidad del aporte de la IA; debe quedar claro qué partes realizó la IA y cuáles el estudiantado. El profesorado supervisa las interacciones, entrena al estudiantado en el uso adecuado de *prompts* y verifica que haya habido una post-edición sustancial. Así, la IA se convierte en una colaboradora, en la que el estudiantado practica habilidades de gestión de la IA (*AI literacy*) y el profesorado garantiza que el proceso cumpla con los objetivos de aprendizaje.

El tercer escenario, de cocreación supervisada (mayor riesgo, alta autonomía de la IA), corresponde al uso más avanzado y autónomo de la IA, donde estudiantes e IA co-crean soluciones o artefactos. La IA asume un rol más proactivo, incluso generando contenido que llega directamente a productos finales, siempre bajo controles exhaustivos debido al mayor impacto potencial. Se exigen evidencias robustas y mecanismos de auditoría completos: registro detallado de *prompts* y respuestas, versiones sucesivas del trabajo, verificaciones de hechos y citas externas, análisis de posibles sesgos y revisión humana o por pares de todas las partes generadas por la máquina antes de la evaluación final. La idea es que, aunque la IA tenga un rol amplio, nada de lo producido pase inadvertido o sin validación en el producto final.

Estos tres escenarios reflejan un gradiente de integración que permite escalar el uso de la IA conforme se establecen garantías y confianza en la tecnología. El primer escenario enfatiza la minimización de riesgos, manteniendo altos la transparencia y el uso de la IA en el lado del profesorado; el segundo promueve una colaboración trazable con entrenamiento del criterio humano; el tercero es consciente de un uso autónomo por el estudiantado, una cocreación plena, con alto riesgo que exige evidencia y auditoría sólidas de todo el proceso.

4.4. Herramientas y experiencias

La materialización de los ecosistemas de aprendizaje híbridos requiere herramientas concretas que faciliten la integración de la IA en los entornos de aprendizaje existentes. Un ejemplo relevante es LAMB (*Learning Assistant Manager and Builder*) (Alier et al., 2025), que permite crear asistentes de IA integrados en sistemas de gestión del aprendizaje. LAMB facilita que los docentes diseñen, configuren y desplieguen asistentes de IA adaptados a sus necesidades pedagógicas específicas, manteniendo el control del comportamiento del sistema y la protección de los datos de los agentes involucrados.

Este tipo de herramientas representa un paso importante hacia la operacionalización de la inteligencia híbrida en contextos educativos reales, pues aborda dos obstáculos frecuentes. Por un lado, la falta de control del profesorado sobre las herramientas de IA y, por otro, la falta de integración entre los sistemas de IA y las plataformas educativas institucionales. Al permitir que el profesorado configure los asistentes de IA dentro del LMS institucional, LAMB materializa la perspectiva del aumento al poner la tecnología al servicio de las decisiones pedagógicas del docente, en lugar de imponer una lógica tecnológica ajena al contexto educativo, lo cual es totalmente congruente con los principios del Manifiesto para una IA Segura en la Educación (Alier et al., 2024; García-Peñalvo et al., 2024).

5. Desafíos y retos pendientes

5.1. Los nueve elefantes en la habitación

Hooshyar et al. (2025) identifican nueve problemas críticos persistentes en el campo de la IA en educación que, pese a ser ampliamente reconocidos, permanecen sin resolver y actúan como los *elefantes en la habitación*. Estos desafíos pueden agruparse en tres grandes categorías que evidencian las debilidades estructurales del campo.

La primera categoría agrupa los problemas de desconexión respecto de la realidad humana y pedagógica. El primer problema es la falta de claridad sobre qué significa realmente la IA para la educación, pues a menudo se ignoran los propósitos, fortalezas y limitaciones de las distintas familias de IA, y se tiende a equiparar la IA educativa con los grandes modelos de lenguaje (Shiri, 2024). El segundo problema es la generalización excesiva; las recomendaciones tienden a ser globales cuando deberían ser localizadas y específicas para cada estudiante (Laak & Aru, 2025). El tercero es la negligencia generalizada de la representación de procesos esenciales del aprendizaje (como la motivación, la emoción y la metacognición) en los modelos de estudiante impulsados por IA (Banihashem et al., 2025), que tienden a reducir al aprendiz a sus resultados académicos.

La segunda categoría abarca los problemas de fragilidad metodológica. El cuarto problema es la integración limitada del conocimiento del dominio y la falta de participación de los actores educativos en el diseño y el desarrollo de los sistemas de IA (Alfredo et al., 2024). El quinto es el uso continuo de modelos de aprendizaje automático no secuenciales sobre datos educativos temporales, que no capturan las dinámicas y las dependencias críticas para comprender las progresiones reales de aprendizaje (Lee et al., 2025). El sexto es el uso inadecuado de métricas no secuenciales para evaluar modelos secuenciales o temporales (Pelánek, 2015).

La tercera categoría reúne los problemas de crisis de confianza y de transparencia. El séptimo problema es el uso de métodos de IA explicable poco fiables para proporcionar explicaciones de modelos de caja negra, cuando podrían existir alternativas interpretables con un rendimiento comparable (Rudin, 2019). El octavo es la ignorancia de las directrices éticas para abordar las inconsistencias en los datos durante el entrenamiento de modelos (Baker & Hawn, 2022). El noveno es el uso de métodos *mainstream* de IA para el descubrimiento de patrones y la analítica de aprendizaje sin evaluación sistemática (Hooshyar et al., 2020), lo que puede conducir a conclusiones poco fiables.

Hooshyar et al. (2025) proponen los métodos híbridos de IA, específicamente la IA neuro-simbólica, como vía para abordar estos desafíos, al combinar el razonamiento simbólico con el aprendizaje neuronal, con el fin de lograr sistemas más transparentes, interpretables y alineados con el conocimiento del dominio educativo.

5.2. Marco regulatorio y ético

La integración de la inteligencia híbrida en la educación no puede desvincularse de un marco regulatorio y ético. A nivel internacional, la UNESCO (2019) ha establecido directrices sobre el uso de la IA en la educación que enfatizan la equidad, la transparencia y la protección de los datos. En el ámbito europeo, el Reglamento de IA (AI Act) de la Unión Europea (European Parliament & The Council of the European Union, 2024) clasifica la educación como un dominio de alto riesgo para las aplicaciones de IA, lo que impone requisitos específicos de transparencia, explicabilidad y supervisión humana que se alinean con la perspectiva de inteligencia híbrida.

En el ámbito específicamente educativo, el Manifiesto para una IA Segura en la Educación (Alier et al., 2024; García-Peñalvo et al., 2024) constituye una iniciativa que articula siete principios para la integración segura y responsable de la IA en los contextos educativos. Estos principios incluyen la supervisión humana, la privacidad de los datos, la equidad y no discriminación, la transparencia, la seguridad, la responsabilidad y la inclusión. El marco regulatorio vigente, al exigir explicabilidad, supervisión humana y evaluación de riesgos, refuerza la necesidad de adoptar la perspectiva de la inteligencia híbrida frente a modelos de automatización total que no contemplan la participación humana en el proceso de toma de decisiones.

5.3. Competencias docentes para la inteligencia híbrida

La implementación efectiva de ecosistemas de aprendizaje híbridos exige una transformación profunda de las competencias docentes. El profesorado necesita desarrollar lo que podría denominarse una competencia híbrida que integre, al menos, cuatro dimensiones interrelacionadas.

En primer lugar, la alfabetización en IA (*AI literacy*): la comprensión básica de cómo funcionan los sistemas de IA, cuáles son sus capacidades y limitaciones, y cómo interpretar críticamente sus resultados. Sin esta comprensión, el docente no puede ejercer la supervisión informada que los modelos de inteligencia híbrida requieren.

En segundo lugar, la competencia de diseño híbrido: la capacidad de diseñar experiencias de aprendizaje que integren de forma coherente las contribuciones humanas y artificiales, asignando a cada agente las tareas para las que está mejor dotado.

En tercer lugar, la competencia ética y crítica: la capacidad de evaluar las implicaciones éticas del uso de la IA en el aula, detectar sesgos, proteger la privacidad de los estudiantes y garantizar la equidad en el acceso y los resultados. Almusaed et al. (2023) enfatizan que los docentes son los garantes de la implementación ética en el día a día y deben estar formados en aspectos de seguridad relacionados con la IA, conocer las políticas de protección de datos de su institución y ser capaces de detectar y reportar posibles sesgos o fallos en las herramientas.

Finalmente, la mentalidad de colaboración con la tecnología: los docentes deben adoptar una actitud abierta a trabajar con sistemas de IA, ni desconfiada ni acríticamente aceptante, cultivando una actitud de trabajo en equipo con las máquinas que combine la confianza en delegar ciertas tareas con la verificación y retroalimentación constantes.

El desarrollo de estas competencias requiere un apoyo institucional significativo, que incluye formación continua, acompañamiento técnico-pedagógico y comunidades de práctica en las que los docentes puedan compartir experiencias sobre el uso de la IA en el aula.

6. Discusión

El análisis integrado de los marcos conceptuales presentados (Cukurova, 2025; Holstein et al., 2020; Molenaar, 2022), junto con los escenarios de integración gradual (García-Peñalvo, 2025) y la identificación de desafíos persistentes (Hooshyar et al., 2025) permite realizar varias reflexiones interesantes para afianzar el concepto de inteligencia híbrida.

En primer lugar, existe una convergencia significativa entre los marcos analizados en torno a la idea de que la integración de la IA en la educación debe concebirse como un continuo de colaboración persona-máquina, no como una elección binaria entre automatización y educación tradicional. Los seis niveles de Molenaar (2022), las tres conceptualizaciones de Cukurova (2025), las cuatro categorías de aumento de Holstein et al. (2020), los tres escenarios de García-Peñalvo (2025) y la identificación de desafíos persistentes (Hooshyar et al., 2025) permiten, desde perspectivas diferentes, realizar intentos de mapear este continuo e identificar las configuraciones óptimas para cada contexto. Esta convergencia sugiere que el campo está madurando hacia un consenso teórico en torno al paradigma de la inteligencia híbrida, superando progresivamente (quizás más lentamente de lo deseado) las visiones polarizadas del pasado.

En segundo lugar, los marcos analizados comparten la preocupación por los riesgos de una automatización excesiva o inadecuada. Molenaar (2022) advierte sobre el riesgo de que los humanos terminen “fuera del bucle” en sistemas altamente automatizados. Cukurova (2025) alerta sobre los riesgos de que la IA socave el aprendizaje al asumir el trabajo cognitivo del estudiantado. Holstein et al. (2020) señalan las tensiones entre los objetivos de los sistemas de IA y los de los docentes. Hooshyar et al. (2025) documentan nueve problemas críticos que amenazan la fiabilidad y la equidad de los sistemas actuales. Estas advertencias convergentes refuerzan la necesidad de adoptar la inteligencia híbrida no como un mero eslogan, sino como un compromiso operativo con la supervisión humana, la transparencia y la rendición de cuentas.

En tercer lugar, resulta significativo que todos los marcos analizados subrayen la importancia de la participación activa de los docentes, no solo como usuarios de la IA, sino también como agentes que informan, configuran y evalúan los sistemas híbridos. La perspectiva de cuádruple hélice de Molenaar (2022), la interacción bidireccional que propone el marco de adaptatividad híbrida (Holstein et al., 2020) y los mecanismos de supervisión y trazabilidad de los escenarios de García-Peñalvo (2025) coinciden en asignar al docente un rol central e irremplazable en el ecosistema híbrido. Esto tiene implicaciones directas para la formación del profesorado, que necesita desarrollar competencias específicas para colaborar con sistemas de IA, no solo habilidades técnicas, sino también capacidad crítica, alfabetización en IA y competencias para la evaluación ética de las tecnologías educativas (UNESCO, 2024).

No obstante, es preciso reconocer varias limitaciones del estado actual del campo. En primer lugar, la mayoría de los marcos conceptuales analizados han sido desarrollados recientemente y aún carecen de una validación empírica amplia en diversos contextos educativos. Los ecosistemas de aprendizaje híbridos, tal como se conceptualizan aquí, siguen siendo, en buena medida, una aspiración teórica más que una realidad consolidada. En segundo lugar, la rápida evolución de la tecnología, especialmente en el ámbito de la IAGen, plantea el riesgo de que los marcos conceptuales queden obsoletos antes de poder implementarse y evaluarse plenamente (Bekman et al., 2025). En tercer lugar, existen desafíos significativos en materia de equidad. La brecha digital puede traducirse en una brecha de inteligencia híbrida, relacionada con el concepto de brecha IA (*AI-divide*) acuñado por Carter et al. (2020), si no se garantiza el acceso equitativo a las tecnologías y a la formación necesaria para utilizarlas de manera efectiva.

Otro aspecto que merece atención es la relación entre la inteligencia híbrida y la autorregulación del aprendizaje. Molenaar (2022) dedica especial atención a cómo los sistemas híbridos pueden apoyar el desarrollo de habilidades metacognitivas y de autorregulación en el estudiantado. Sin embargo, advierte también sobre un riesgo crítico, la descarga (*offloading*) excesiva de funciones regulatorias en la IA puede perjudicar el desarrollo de las habilidades cognitivas y metacognitivas que la persona necesita cultivar. Si un sistema adaptativo toma todas las decisiones sobre qué estudiar, cuándo y cómo, el protagonista de su propio aprendizaje pierde oportunidades esenciales para desarrollar su capacidad de planificación, control y evaluación del aprendizaje. Esta tensión entre apoyo y dependencia es uno de los desafíos más sutiles de la inteligencia híbrida en la educación (Achuthan, 2025).

Por último, la implementación exitosa de ecosistemas de aprendizaje híbridos requiere un cambio cultural profundo en las instituciones educativas. No basta con introducir herramientas de IA; es necesario repensar los procesos pedagógicos, las formas de evaluación, las políticas institucionales y las culturas organizativas. El marco regulatorio europeo, con el AI Act y las directrices de la UNESCO, proporciona un andamiaje legal que favorece la adopción responsable, pero la transformación real dependerá de la capacidad de las instituciones para articular visiones pedagógicas claras donde la IA se integre como un componente al servicio de objetivos educativos bien definidos, es decir, se requiere de las instituciones de educación superior una estrategia sobre el gobierno de la IA, completamente alineada con su estrategia de gobierno de las tecnologías, que se concrete en políticas concretas y sirvan de referencia a su comunidad (Molina-Carmona & García-Peñalvo, 2025).

7. Conclusiones

La inteligencia híbrida representa un paradigma prometedor para integrar la inteligencia artificial en la educación. Frente a las visiones dicotómicas que oscilan entre el reemplazo total y el rechazo frontal, la perspectiva híbrida propone una colaboración sinérgica entre humanos e IA en la que cada parte aporta sus fortalezas específicas para alcanzar resultados superiores a los que cualquiera de las dos podría lograr en solitario.

Los marcos conceptuales analizados en este artículo ofrecen herramientas teóricas complementarias para articular esta visión. El modelo de seis niveles de automatización de Molenaar (2022) proporciona un lenguaje común para describir la división de control entre humanos e IA, señalando la automatización condicional como el nivel óptimo para contextos educativos formales. El marco AIED-HCD de Cukurova (2025) ofrece una taxonomía de las formas en que la IA puede relacionarse con la cognición humana, destacando la extensión cognitiva como la perspectiva más alineada con la inteligencia híbrida. El marco de adaptatividad híbrida de Holstein et al. (2020) detalla cómo pueden compartirse y complementarse las funciones adaptativas entre agentes humanos y artificiales. Los tres escenarios de García-Peñalvo (2025) traducen estos marcos teóricos en estrategias prácticas para la integración gradual de la IA en la docencia universitaria.

Sin embargo, la plena realización de la inteligencia híbrida en la educación está condicionada por la resolución de desafíos significativos, que van desde la falta de claridad conceptual hasta las deficiencias metodológicas y éticas, lo que recuerda que aún hay un largo camino por recorrer en términos de fiabilidad, transparencia y equidad. El marco regulatorio vigente proporciona directrices útiles, pero la responsabilidad última recae en las instituciones educativas y en los y las profesionales de la educación para dar forma a ecosistemas de aprendizaje genuinamente híbridos.

Las líneas futuras de investigación deberían abordar, entre otros aspectos, la validación empírica de los marcos conceptuales presentados en diversos contextos educativos, el desarrollo de instrumentos para medir la calidad de la colaboración humano-IA en el aula, el diseño de programas de formación docente específicos para la inteligencia híbrida y el estudio longitudinal de los efectos de estos ecosistemas sobre el aprendizaje profundo y el desarrollo de competencias transversales. También resulta necesario investigar cómo los diferentes niveles educativos, desde la educación básica (Estrada-Molina et al., 2025) hasta la universitaria (García-Peñalvo et al., 2026), requieren configuraciones distintas de inteligencia híbrida, adaptadas a las capacidades cognitivas, a la madurez digital y a los objetivos formativos propios de cada etapa.

En última instancia, la clave del éxito de la inteligencia híbrida en la educación reside en mantener un enfoque centrado en el ser humano: la tecnología debe adaptarse a la educación, y no la educación a la tecnología. Esto implica empoderar a docentes y estudiantes con herramientas de IA bajo su control y entendimiento, integrar formación en alfabetización digital y ética de la IA en todos los niveles, y construir ecosistemas de aprendizaje donde la inteligencia artificial pueda orquestarse de forma armoniosa con la inteligencia humana, sumando sus respectivas fortalezas para alcanzar la meta común de una educación de mayor calidad, inclusiva, crítica y sostenible en la era digital.

Referencias

- Achuthan, K. (2025). Artificial intelligence and learner autonomy: a meta-analysis of self-regulated and self-directed learning. *Frontiers in Education*, 10, Article 1738751. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1738751>
- Akata, Z., Balliet, D., Rijke, M. d., Dignum, F., Dignum, V., Eiben, G., Fokkens, A., Grossi, D., Hindriks, K., Hoos, H., Hung, H., Jonker, C., Monz, C., Neerincx, M., Oliehoek, F., Prakken, H., Schlobach, S., Gaag, L. v. d., Harmelen, F. v., Hoof, H. v., Riemsdijk, B. v., Wynsberghe, A. v., Verbrugge, R., Verheij, B., Vossen, P., & Welling, M. (2020). A Research Agenda for Hybrid Intelligence: Augmenting Human Intellect With Collaborative, Adaptive, Responsible, and Explainable Artificial Intelligence. *Computer*, 53(8), 18–28. <https://doi.org/10.1109/MC.2020.2996587>
- Alfredo, R., Echeverría, V., Jin, Y., Yan, L., Swiecki, Z., Gašević, D., & Martínez-Maldonado, R. (2024). Human-centred learning analytics and AI in education: A systematic literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, Article 100215. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100215>
- Alier, M., García-Peñalvo, F. J., Casañ, M. J., Pereira, J. A., & Llorens-Largo, F. (2024). *Safe AI in Education Manifesto. Version 0.4.0*. <https://manifesto.safeaieducation.org>.
- Alier, M., Pereira, J., García-Peñalvo, F. J., Casañ, M. J., & Cabré, J. (2025). LAMB: An Open-Source Software Framework to Create Artificial Intelligence Assistants Deployed and Integrated into Learning Management Systems. *Computer Standards & Interfaces*, 92, Article 103940. <https://doi.org/10.1016/j.csi.2024.103940>
- Alier-Forment, M., Casañ-Guerrero, M. J., Pereira, J., García-Peñalvo, F. J., & Llorens-Largo, F. (2026). Generative artificial intelligence and educational autonomy: historical metaphors and ethical principles for pedagogical transformation. *RIED: revista iberoamericana de educación a distancia*, 29(1), 9–28. <https://doi.org/10.5944/ried.29.1.45536>
- Almusaed, A., Almssad, A., Yitmen, I., & Homod, R. Z. (2023). Enhancing Student Engagement: Harnessing “AIED”’s Power in Hybrid Education—A Review Analysis. *Education Sciences*, 13(7), Article 632. <https://doi.org/10.3390/educsci13070632>
- Baker, R. S., & Hawin, A. (2022). Algorithmic Bias in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(4), 1052–1092. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00285-9>
- Banihashem, S. K., Bond, M., Bergdahl, N., Khosravi, H., & Noroozi, O. (2025). A systematic mapping review at the intersection of artificial intelligence and self-regulated learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22(1), Article 50. <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00548-8>
- Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakçı, 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), Article e2422633122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122>
- Beckman, K., Apps, T., Howard, S. K., Rogerson, C., Rogerson, A., & Tondeur, J. (2025). The GenAI divide among university students: A call for action. *The Internet and Higher Education*, 67, Article 101036. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2025.101036>
- Bulathwela, S., Pérez-Ortiz, M., Holloway, C., Cukurova, M., & Shawe-Taylor, J. (2024). Artificial Intelligence Alone Will Not Democratise Education: On Educational Inequality, Techno-Solutionism and Inclusive Tools. *Sustainability*, 16(2), Article 781. <https://doi.org/10.3390/su16020781>
- Carter, L., Liu, D., & Cantrell, C. (2020). Exploring the Intersection of the Digital Divide and Artificial Intelligence: A Hermeneutic Literature Review. *AIS Transactions on Human-Computer Interaction*, 12(4), 253–275. <https://doi.org/10.17705/1thci.00138>
- Čep, A., Bernik, A., & Tomičić, I. (2026). Adaptive Learning Systems in Higher Education: Challenges, Trends, and Outcomes. In K. Arai (Ed.), *Proceedings of the Future Technologies Conference (FTC) 2025, Volume 4* (pp. 1–17). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-07992-3_1
- Clark, A., & Chalmers, D. (1998). The Extended Mind. *Analysis*, 58(1), 7–19.
- Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Anderson, J. R. (1997). Intelligent Tutoring Systems. In M. Helander, T. K. Landauer, & P. Prabhu (Eds.), *Handbook of Human-Computer Interaction* (2nd ed., pp. 849–874). Elsevier Science. http://act-r.psy.cmu.edu/wordpress/wp-content/uploads/2012/12/173Chapter_37_Intelligent_Tutoring_Systems.pdf
- Creely, E., & Blannin, J. (2025). Creative partnerships with generative AI. Possibilities for education and beyond. *Thinking Skills and Creativity*, 56, Article 101727. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2024.101727>
- Cukurova, M. (2025). The interplay of learning, analytics and artificial intelligence in education: A vision for hybrid intelligence. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 469–488. <https://doi.org/10.1111/bjet.13514>

- Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid Intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61(5), 637–643. <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2>
- Drăgoi, M.-V., Puiu, R.-A., Petrea, G., Cristoiu, C. A., & Dumitrescu, C.-I. (2026). Willingness to Allow Educational Data Use for Learning Analytics in Higher Education: Trust and Governance Predictors: An Exploratory Study. *Education Sciences*, 16(4), Article 637. <https://doi.org/10.3390/educsci16040637>
- El Hosayny, O., Razkane, H., & Yeou, M. (2026). Metacognitive regulation and ChatGPT-assisted writing: introducing an interactive model for cultivating strategic engagement. *Discover Education*, 5(1), Article 246. <https://doi.org/10.1007/s44217-026-01282-7>
- Estrada-Molina, O., Ruiz Zapatero, J. L., Rodrigo Lacueva, P., Zambrano-Acosta, J. M., & Chica Chica, L. F. (2025). Artificial intelligence in primary education: systematic review (2000–2024). *Education in the Knowledge Society*, 26, Article e32300. <https://doi.org/10.14201/eks.32300>
- European Parliament, & The Council of the European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA relevance). (Official Journal of the European Union). European Union Retrieved from <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>.
- 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>
- García-Peñalvo, F. J. (2018). Ecosistemas tecnológicos universitarios. In J. Gómez (Ed.), *UNIVERSITIC 2017. Análisis de las TIC en las Universidades Españolas* (pp. 164–170). Crue Universidades Españolas.
- García-Peñalvo, F. J. (2023). The perception of Artificial Intelligence in educational contexts after the launch of ChatGPT: Disruption or Panic? *Education in the Knowledge Society*, 24, Article e31279. <https://doi.org/10.14201/eks.31279>
- García-Peñalvo, F. J. (2024a). Generative Artificial Intelligence and Education: An Analysis from Multiple Perspectives. *Education in the Knowledge Society*, 25, Article e31942. <https://doi.org/10.14201/eks.31942>
- García-Peñalvo, F. J. (2024b). Mito de la inteligencia. Más allá de una educación de silicio. In C. Suárez-Guerrero, J. E. Raffaghelli, & P. Rivera-Vargas (Eds.), *Mitos EdTech. Desmontando el solucionismo tecnológico en educación* (pp. 79–87). Editorial UOC.
- García-Peñalvo, F. J. (2025). Three Scenarios for AI in Education: From Responsible Assistance to Co-Creation. *Education in the Knowledge Society*, 26, Article e32932. <https://doi.org/10.14201/eks.32932>
- García-Peñalvo, F. J., Alier, M., Pereira, J. A., & Casañ, M. J. (2024). Safe, Transparent, and Ethical Artificial Intelligence: Keys to Quality Sustainable Education (SDG4). *IJERI – International Journal of Educational Research and Innovation*(22), 1–21. <https://doi.org/10.46661/ijeri.11036>
- García-Peñalvo, F. J., Alier-Forment, M., Vázquez-Ingelmo, A., García-Holgado, A., Casañ-Guerrero, M. J., & Pereira, J. (2026). Generative artificial intelligence-assisted assessment in Software Engineering assignments: A proof of concept. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 29(2), 343–368. <https://doi.org/10.5944/ried.47173>
- García-Peñalvo, F. J., & Vázquez-Ingelmo, A. (2023). What do we mean by GenAI? A systematic mapping of the evolution, trends, and techniques involved in Generative AI. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 8(4), 7–16. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2023.07.006>
- Graham, C. R. (2006). Blended learning systems: Definition, current trends, and future directions. In C. J. Bonk & C. R. Graham (Eds.), *The handbook of blended learning: Global perspectives, local designs* (pp. 3–21). JosseyBass/Pfeiffer.
- Haraway, D. (1991). *Simians, cyborgs, and women: The reinvention of nature*. Routledge.
- Holstein, K., Aleven, V., & Rummel, N. (2020). A Conceptual Framework for Human–AI Hybrid Adaptivity in Education. In I. I. Bittencourt, M. Cukurova, K. Muldner, R. Luckin, & E. Millán (Eds.), *Artificial Intelligence in Education. 21st International Conference, AIED 2020, Ifrane, Morocco, July 6–10, 2020, Proceedings, Part I* (pp. 240–254). Springer International Publishing.
- Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2018). Student Learning Benefits of a Mixed-Reality Teacher Awareness Tool in AI-Enhanced Classrooms. In C. Penstein Rosé, R. Martínez-Maldonado, H. U. Hoppe, R. Luckin, M. Mavrikis, K. Porayska-Pomsta, B. McLaren, & B. du Boulay (Eds.), *Artificial Intelligence in Education. 19th International Conference, AIED 2018, London, UK, June 27–30, 2018, Proceedings, Part I* (pp. 154–168). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93843-1_12

- Holstein, K., McLaren, B. M., & Aleven, V. (2019). Co-Designing a Real-Time Classroom Orchestration Tool to Support Teacher-AI Complementarity. *Journal of Learning Analytics*, 6(2), 27–52. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.62.3>
- Hooshyar, D., Šir, G., Yang, Y., Kikas, E., Hämäläinen, R., Kärkkäinen, T., Gašević, D., & Azevedo, R. (2025). Towards responsible AI for education: Hybrid human-AI to confront the elephant in the room. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 9, Article 100524. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100524>
- Hooshyar, D., Yang, Y., Pedaste, M., & Huang, Y. M. (2020). Clustering Algorithms in an Educational Context: An Automatic Comparative Approach. *IEEE Access*, 8, 146994–147014. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3014948>
- Jang, H., Kim, S., & So, H.-J. (2026). Technology-based scaffolding for ill-structured problem-solving: a systematic review and emerging directions with AI. *Learning: Research and Practice*, 12(2), 187–210. <https://doi.org/10.1080/23735082.2025.2591403>
- Jovanović, M., & Campbell, M. (2022). Generative Artificial Intelligence: Trends and Prospects. *Computer*, 55(10), 107–112. <https://doi.org/10.1109/MC.2022.3192720>
- Kaebnick, G. E., Magnus, D. C., Kao, A., Hosseini, M., Resnik, D., Dubljević, V., Rentmeester, C., Gordijn, B., & Cherry, M. J. (2023). Editors' Statement on the Responsible Use of Generative AI Technologies in Scholarly Journal Publishing. *Hastings Center Report*, 53(5), 3–6. <https://doi.org/10.1002/hast.1507>
- Knoop-van Campen, C., & Molenaar, I. (2020). How Teachers integrate Dashboards into their Feedback Practices. *Frontline Learning Research*, 8(4), 37–51. <https://doi.org/10.14786/flr.v8i4.641>
- Knox, J., Williamson, B., & Bayne, S. (2020). Machine behaviourism: future visions of 'learnification' and 'datafication' across humans and digital technologies. *Learning, Media and Technology*, 45(1), 31–45. <https://doi.org/10.1080/17439884.2019.1623251>
- Kudina, O., Ballsun-Stanton, B., & Alfano, M. (2025). The use of large language models as scaffolds for proleptic reasoning. *Asian Journal of Philosophy*, 4(1), Article 24. <https://doi.org/10.1007/s44204-025-00247-1>
- Laak, K.-J., & Aru, J. (2025). AI and personalized learning: Bridging the gap with modern educational goals. *Technology & Society*, 28(4), 133–150. [https://doi.org/10.30191/ETS.202510_28\(4\).RP08](https://doi.org/10.30191/ETS.202510_28(4).RP08)
- Latour, B. (2005). *Reassembling the Social: An Introduction to Actor-Network-Theory*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780199256044.001.0001>
- Lee, C., Luo, L., Kuhlmann, S. L., Plumley, R. D., Panter, A. T., Bernacki, M. L., Greene, J. A., & Gates, K. M. (2025). Interpretable Predictive Analytics for Online Learning: A Markov-Based Machine Learning Approach. *Journal of Learning Analytics*, 12(2), 259–278. <https://doi.org/10.18608/jla.2025.8375>
- Leydesdorff, L. (2012). The Triple Helix, Quadruple Helix, ..., and an N-Tuple of Helices: Explanatory Models for Analyzing the Knowledge-Based Economy? *Journal of the Knowledge Economy*, 3(1), 25–35. <https://doi.org/10.1007/s13132-011-0049-4>
- Licklider, J. C. R. (1960). Man-Computer Symbiosis. *IRE Transactions on Human Factors in Electronics*, HFE-1(1), 4–11. <https://doi.org/10.1109/THFE2.1960.4503259>
- Marina, J. A. (2020). *Proyecto Centauro*. Ediciones KHAF.
- Molenaar, I. (2022). Towards hybrid human-AI learning technologies. *European Journal of Education*, 57(4), 632–645. <https://doi.org/10.1111/ejed.12527>
- Molina-Carmona, R., Compañ-Rosique, P., Satorre-Cuerda, R., Villagrà-Arnedo, C. J., Gallego-Durán, F. J., & Llorens-Largo, F. (2017). Technological Ecosystem Maps for IT Governance: Application to a Higher Education Institution. In F. J. García-Peñalvo & A. García-Holgado (Eds.), *Open Source Solutions for Knowledge Management and Technological Ecosystems* (pp. 50–80). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-0905-9.ch003>
- Molina-Carmona, R., & García-Peñalvo, F. J. (2025). Safeguarding Knowledge: Ethical Artificial Intelligence Governance in the University Digital Transformation. In E. Vendrell Vidal, U. R. Cukierman, & M. E. Auer (Eds.), *Advanced Technologies and the University of the Future* (pp. 201–220). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-71530-3_14
- Moshaver, S., & Mehdizadeh, S. (2026). A pedagogical framework for physics simulation enhanced augmented reality in on-site architectural design. *Discover Education*, 5(1), Article 194. <https://doi.org/10.1007/s44217-026-01216-3>
- Ouyang, F., & Jiao, P. (2021). Artificial intelligence in education: The three paradigms. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, Article 100020. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100020>
- Pardos, Z. A., & Bhandari, S. (2024). ChatGPT-generated help produces learning gains equivalent to human tutor-authored help on mathematics skills. *PloS one*, 19(5), Article e0304013. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0304013>

- Pelánek, R. (2015). Metrics for Evaluation of Student Models. *Journal of Educational Data Mining*, 7(2), 1–19. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3554665>
- Prinsloo, P., Khalil, M., & Slade, S. (2024). Learning analytics as data ecology: a tentative proposal. *Journal of Computing in Higher Education*, 36(1), 154–182. <https://doi.org/10.1007/s12528-023-09355-4>
- Rahm, L. (2023). Education, automation and AI: a genealogy of alternative futures. *Learning, Media and Technology*, 48(1), 6–24. <https://doi.org/10.1080/17439884.2021.1977948>
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Selwyn, N. (2022). The future of AI and education: Some cautionary notes. *European Journal of Education*, 57(4), 620–631. <https://doi.org/10.1111/ejed.12532>
- Shiri, A. (2024). Artificial intelligence literacy: a proposed faceted taxonomy. *Digital Library Perspectives*, 40(4), 681–699. <https://doi.org/10.1108/DLP-04-2024-0067>
- Topali, P., Haelermans, C., Molenaar, I., & Segers, E. (2025). Pedagogical considerations in the automation era: A systematic literature review of AIED in K-12 authentic settings. *British Educational Research Journal*, 51(6), 2777–2809. <https://doi.org/10.1002/berj.4200>
- Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
- UNESCO. (2019). *Artificial intelligence in education: Challenges and opportunities for sustainable development* (ED-2019/WS/8). (Working papers on education policy). UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000366994>.
- UNESCO. (2024). *AI competency framework for teachers*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/ZJTE2084>
- van Leeuwen, A., Knoop-van Campen, C. A. N., Molenaar, I., & Rummel, N. (2021). How Teacher Characteristics Relate to How Teachers Use Dashboards: Results From Two Case Studies in K-12. *Journal of Learning Analytics*, 8(2), 6–21. <https://doi.org/10.18608/jla.2021.7325>
- Williamson, B., Macgilchrist, F., & Potter, J. (2023). Re-examining AI, automation and datafication in education. *Learning, Media and Technology*, 48(1), 1–5. <https://doi.org/10.1080/17439884.2023.2167830>
- Yang, J., Jin, H., Tang, R., Han, X., Feng, Q., Jiang, H., Zhong, S., Yin, B., & Hu, X. (2024). Harnessing the Power of LLMs in Practice: A Survey on ChatGPT and Beyond. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 18(6), Article 160. <https://doi.org/10.1145/3649506>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), Article 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhang, Q., & Liang, Y. (2026). Chatbot-assisted self-regulated learning scaffolding in EAP writing: the mediating role of SRL and the moderating role of AI literacy. *Education and Information Technologies*, In Press. <https://doi.org/10.1007/s10639-026-14038-5>