

Educación para la inteligencia artificial e inteligencia artificial para la educación: revisión de fundamentos, casos de uso y articulación en las Instituciones de Educación Superior

Nelson Oswaldo Piedra Pullaguari

Director General de Tecnologías de Información y Transformación Digital de la Universidad Técnica Particular de Loja, Ecuador.

Resumen

La adopción de la inteligencia artificial (IA), acelerada por los sistemas generativos, plantea a la universidad dos preguntas: ¿qué deben aprender las personas en tiempos de la IA? y ¿qué puede aportar la IA a la educación?. Este trabajo aborda ambos enfoques –educación para la IA e IA para la educación–, examina casos de uso documentados y contrasta los trabajos disponibles con sus límites. A partir del contraste se propone una matriz de apropiación crítica para orientar la adopción institucional de la IA. Ambos enfoques son condición recíproca y su articulación exige estrategia institucional, gobernanza ética, desarrollo de la persona humana y producción de evidencia propia.

Palabras clave: inteligencia artificial; educación superior; alfabetización en IA; sistemas de tutoría inteligente; política universitaria; gobernanza tecnológica.

DOI: https://doi.org/10.36888/udual.universidades.2026.109.918

Educação para a Inteligência Artificial e Inteligência Artificial para a Educação: revisão de fundamentos, casos de uso e articulação nas Instituições de Ensino Superior

Resumo

A integração da Inteligência Artificial (IA), agilizada pelos sistemas gerativos, propõe à universidade duas perguntas: o quê precisam aprender as pessoas nos tempos da IA? e, o quê pôde contribuir a IA no Ensino? O artigo foca-se nos dois aspectos -educação para a IA e IA para a educação-, analisa casos de uso documentados e contrasta os trabalhos disponíveis com suas limitações. Através do contraste propõe-se uma matriz de apropriação crítica para orientar a integração institucional da IA. Os dois focos são condições recíprocas e sua articulação exige estratégia institucional, governança ética, desenvolvimento da pessoa humana e a produção da evidência própria.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Ensino Superior; Alfabetização em IA; Sistemas de tutoria inteligente; Política universitária; Governança tecnológica.

Education for Artificial Intelligence and Artificial Intelligence for Education: A Review of Foundations, Use Cases, and Their Integration in Higher Education Institutions

Abstract

The adoption of artificial intelligence (AI), accelerated by the development of generative systems, raises two fundamental questions for universities: What should people learn in the age of AI, and how can AI contribute to education? This article addresses both perspectives —education for AI and AI for education—examines documented use cases, and assesses the scope and limitations of the available research. Drawing on this analysis, it proposes a critical AI adoption matrix to guide the institutional integration of these technologies. The two perspectives are mutually interdependent, and their effective articulation requires institutional strategy, ethical governance, a commitment to human development, and the production of locally grounded evidence.

Keywords: artificial intelligence, higher education, AI literacy, intelligent tutoring systems, university policy, technology governance.

Introducción

La relación entre la inteligencia artificial (IA) y la educación cuenta con más de medio siglo de investigación. Sin embargo, hasta finales de 2022 esa relación fue asunto de comunidades especializadas; la liberación pública de herramientas de IA generativas la convirtió en un problema de gobierno universitario que afecta a la docencia, la evaluación, la investigación y la gestión (Miao y Holmes, 2023; Sabzalieva y Valentini, 2023). Las instituciones respondieron de diferentes maneras: algunas prohibieron el uso de estas herramientas, otras lo promovieron sin criterios y la mayoría improvisó regulaciones provisionales, esto plantea el reto que supone la adopción de la inteligencia artificial.

Abordaré dos cuestiones. La primera es curricular y formativa: qué conocimientos, competencias y disposiciones deben desarrollar estudiantes, docentes y equipos de gestión para comprender, usar y evaluar sistemas de IA. Ese es el enfoque de educación para la IA. La segunda es instrumental: qué procesos educativos pueden apoyarse con sistemas de IA y bajo qué condiciones. Ese es el enfoque de la IA para –o en– la educación cuando se subraya su presencia en plataformas institucionales. La distinción no es nominal, lo confirma el análisis de las estrategias nacionales de IA, en el que la educación aparece sobre todo como instrumento para formar fuerza laboral y expertos, mientras que el uso de la IA en los propios procesos educativos y las implicaciones éticas de ambas vertientes reciben una atención menor (Schiff, 2022). Tratarlas como una sola cuestión produce políticas defectuosas: se adoptan herramientas sin formar a quienes las usan o se declama una alfabetización que no se ejercita en prácticas reales.

Cabe destacar que este trabajo persigue cuatro objetivos: *a*) fundamentar conceptualmente la distinción entre ambos enfoques a partir de la genealogía del campo y de sus cartografías; *b*) argumentar cada enfoque con base en revisiones y meta-revisiones –publicadas entre 2011 y 2025– y de instrumentos de política internacional, seleccionada por su pertinencia para la educación superior y, donde existe, para el contexto iberoamericano; *c*) documentar casos de uso y contrastarlos con la evidencia disponible y sus límites; y d) proponer un esquema de articulación institucional.

El texto se organiza en cinco secciones. La sección 2 construye el marco conceptual. Las secciones 3 y 4 desarrollan, respectivamente, la educación para la IA y la IA para la educación, cada una con su fundamentación y sus casos de uso. La sección 5 contrasta de manera crítica las diferencias estructurales entre ambos enfoques, delimita el alcance de cada uno en términos de casos de uso y formula la propuesta de articulación. La sección 6 concluye.

Marco conceptual

¿Qué se entiende por inteligencia artificial?

El campo de la inteligencia artificial (IA) carece de una definición consensuada. Tres factores lo explican, el primero es su carácter interdisciplinario: la informática, la lógica, la estadística, la lingüística, la psicología, la neurociencia y la filosofía aportan al campo perspectivas y terminologías distintas (Luckin *et al.*, 2016). El segundo es el llamado efecto IA: una vez que una técnica funciona y se difunde, deja de etiquetarse como IA y pasa a considerarse un algoritmo o una aplicación ordinaria (Bostrom, citado en Luckin *et al.*, 2016). El tercero es que las definiciones se han modificado a lo largo de la historia del campo y previsiblemente seguirán haciéndolo (Holmes y Tuomi, 2022). Por estas razones, autores como Floridi *et al.* (2018) describen la IA como un área de investigación que aún busca su definición y la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO) reconoce su amplio alcance, así como sus interpretaciones diversas (UNESCO, 2019).

La referencia fundacional procede de la propuesta del seminario de Dartmouth de 1955, donde McCarthy, Minsky, Rochester y Shannon establecieron el término y plantearon el problema de la IA de lograr que una máquina se comporte de formas que se calificarían de inteligentes si las realizara un ser humano (McCarthy *et al.*, 2006). Russell y Norvig (2004) ordenan las definiciones posteriores según dos ejes. El primer eje opone la fidelidad del desempeño humano a un patrón ideal de racionalidad, entendida como *hacer lo correcto* dado el conocimiento disponible. El segundo eje distingue entre el razonamiento interno y la conducta observable. De su combinación resultan cuatro enfoques: pensar como un humano, que corresponde al modelado cognitivo; pensar racionalmente, vinculado a las leyes del pensamiento y a la lógica; actuar como un humano, asociado a la Prueba de Turing; y actuar racionalmente, propio del agente racional. La disciplina se ha consolidado en torno a este último enfoque: un agente racional percibe su entorno y actúa para obtener el mejor resultado o, ante incertidumbre, el mejor resultado esperado. Dado que la racionalidad perfecta es inalcanzable en entornos complejos, por su costo computacional, se asume el supuesto de racionalidad limitada (Russell y Norvig, 2004).

Por su parte, la Prueba de Turing conserva relevancia y se ha reactivado con el debate de la IA generativa. Turing (1950) sustituyó la pregunta sobre si las máquinas pueden pensar por un juego de imitación: una máquina se considera inteligente si un evaluador humano no logra distinguirla de una persona en una interacción ciega. Superar la prueba exige procesamiento de lenguaje natural, representación del conocimiento, razonamiento automático y aprendizaje automático, y en su versión global, además, visión y robótica (Russell y Norvig, 2004). Searle (1980) objetó este criterio con el argumento de la habitación china: la manipulación de símbolos que producen una salida aparentemente competente no implica comprensión. La distinción entre exhibir conducta inteligente y comprender resulta pertinente en el propósito de este trabajo, porque los sistemas conversacionales actuales pasan por humanos en numerosos intercambios sin que medie

comprensión (García Peñalvo *et al.*, 2024) y porque la discusión sobre qué deben aprender las personas depende de no confundirlos.

Ahora bien, en el plano técnico, dos paradigmas han competido desde el origen del campo (Holmes y Tuomi, 2022). El primero es la IA simbólica o basada en conocimiento, también denominada IA clásica o GOFAI. En este enfoque, el conocimiento de expertos humanos se codifica como reglas del tipo "si... entonces..." que un motor de inferencia procesa; los sistemas expertos son su expresión más conocida. Es decir, su comportamiento es determinista y puede examinarse, de modo que la lógica que conduce a una salida es inspeccionable (Miao *et al.*, 2021). Hasta fechas recientes, la mayor parte de los sistemas educativos de IA se apoyó en este paradigma. El segundo es la IA basada en datos o aprendizaje automático. En lugar de reglas, el sistema ajusta sus parámetros a partir de grandes conjuntos de datos para optimizar sus predicciones, mediante variantes de aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo; las redes neuronales artificiales y el aprendizaje profundo, con múltiples capas intermedias, explican los avances –durante la última década– en visión por computador y procesamiento de lenguaje natural (Miao *et al.*, 2021).

El aprendizaje automático es un subconjunto de la IA y no un sinónimo (Miao *et al.*, 2021). Los modelos profundos son opacos, pues resulta difícil determinar cómo alcanzan una salida, lo que limita su explicabilidad (Holmes y Tuomi, 2022). Y estos sistemas no aprenden en el sentido en que lo hace un ser humano: dependen por completo de decisiones humanas sobre la selección, el etiquetado y la interpretación de los datos e inducen patrones por medios estadísticos sin constituir entidades inteligentes (Leetaru, 2018, citado en Holmes y Tuomi, 2022). Existen también enfoques híbridos que combinan ambos paradigmas (Holmes y Tuomi, 2022). La denominada paradoja de Moravec ilustra la asimetría de capacidades: tareas difíciles para las personas pueden resultar fáciles para las máquinas y a la inversa (Moravec, 1988, citado en Miao *et al.*, 2021).

La aceleración reciente de la disciplina se debe a la IA generativa. Sus desarrollos se sustentan en modelos fundacionales y, en particular, en modelos de lenguaje de gran tamaño basados en la arquitectura *transformer* (Vaswani *et al.*, 2017), entrenados por autosupervisión sobre grandes *corpus* para estimar qué elementos tienen mayor probabilidad de aparecer próximos entre sí. A partir de una petición en lenguaje natural generan texto, imágenes, audio o vídeo y admiten cada vez más entradas multimodales (García Peñalvo *et al.*, 2024). Una propiedad determina su uso: la generación es probabilística y no implica razonamiento, de modo que una salida coherente no es necesariamente correcta, fenómeno conocido como alucinación (García Peñalvo *et al.*, 2024). El Reglamento (UE) 2024/1689 considera a los grandes

modelos generativos como el ejemplo típico de los modelos de IA de uso general, caracterizados por un volumen de parámetros y de datos de entrenamiento que les confiere generalidad y competencia en una amplia variedad de tareas (Unión Europea, 2024). Herramientas como ChatGPT/Gemini/Claude y modelos como GPT son casos particulares de esta corriente, no la totalidad de la IA (García Peñalvo *et al.*, 2024).

Para los fines de este trabajo, la IA se delimita siguiendo la definición regulatoria e institucional, convergente entre la OCDE, UNICEF y el Reglamento (UE) 2024/1689: un sistema basado en máquinas que, a partir de objetivos definidos por personas, infiere sobre los datos de entrada el cómo generar resultados –predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones– que influyen en entornos físicos o virtuales, con distintos grados de autonomía y posible capacidad de adaptación (Unión Europea, 2024; UNICEF, 2021). Esta definición es neutral, pues abarca los enfoques simbólico, basado en datos, así como paradigmas futuros. Conserva el papel central de los seres humanos en todas las fases del desarrollo y el uso. Asimismo, subraya la interacción con entornos y personas, rasgo clave en el ámbito educativo (Holmes y Tuomi, 2022). Esa pluralidad y esa dependencia humana constituyen la premisa de las dos preguntas que estructuran el artículo: ¿qué deben aprender las personas sobre la IA? y ¿qué puede aportar la IA a los procesos educativos?

Finalmente, es importante distinguir la IA estrecha (integrada por sistemas orientados a tareas específicas y único tipo desplegado en la actualidad) de la IA general (un sistema hipotético capaz de ejecutar cualquier tarea intelectual humana), que no existe (Luckin *et al.*, 2016). Este manuscrito se enfoca en la IA estrecha disponible, incluidos los sistemas generativos.

La IA en la educación

La inteligencia artificial (IA) en la educación no es un fenómeno reciente y la inflexión más reciente es la difusión de la IA generativa y de los agentes conversacionales basados en modelos de lenguaje, que desde 2022 reorientaron la atención del campo (García Peñalvo *et al.*, 2024; Jiménez-García *et al.*, 2025). Sin embargo, situarla históricamente evita el ahistoricismo y los ciclos de expectativa que se repiten en la tecnología educativa (Williamson y Eynon, 2020).

El acto fundacional de la IA se sitúa en el seminario de Dartmouth de 1956, donde se presentó el primer programa del campo, el Logic Theorist; en las décadas siguientes la disciplina avanzó de forma intermitente, con periodos de estancamiento conocidos como inviernos de la IA (Holmes, Bialik y Fadel, 2019; Salas-Pilco y Yang, 2022). En educación, la línea es anterior a la constitución formal del campo. Las máquinas de enseñanza conductistas de Skinner y el instructor adaptativo

SAKI de Pask (Holmes y Tuomi, 2022) prefiguran la instrucción asistida por computador, pero la primera aplicación explícita de técnicas de IA a este ámbito fue el sistema SCHOLAR de Carbonell (1970), que empleaba una red semántica para sostener un diálogo de iniciativa mixta sobre geografía y que se distinguía cualitativamente de la instrucción basada en marcos de texto preestablecidos (Carbonell, 1970; Holmes y Tuomi, 2022). La IA en la educación (AIED) se consolidó como campo académico en la década de 1980: el "International Journal of Artificial Intelligence in Education" apareció en 1989 y la "International AI in Education Society" se constituyó en 1993 (Williamson y Eynon, 2020).

Williamson y Eynon (2020) documentan que los sistemas tutores inteligentes y los agentes pedagógicos se desarrollaron durante unos cuarenta años en laboratorios y en entornos comerciales; la lógica computacional se desplazó con el tiempo de los sistemas expertos programables, de base simbólica hacia la analítica de grandes datos, el aprendizaje automático, las redes neuronales y el aprendizaje profundo. Desde mediados de la década del 2000 emergieron la minería de datos educativos y la analítica del aprendizaje, centradas en el análisis de grandes volúmenes de datos Además, Williamson y Eynon (2020) proponen leer el presente no como una línea temporal continua, sino como la convergencia de cuatro procesos: décadas de investigación y desarrollo en centros académicos; el crecimiento de la industria comercial de tecnología educativa; la influencia de las corporaciones tecnológicas globales; y la aparición de políticas y formas de gobernanza basadas en datos. La dimensión comercial es relevante: editoriales como Pearson y empresas con fuerte inversión, como las del sector en China, han impulsado productos de AIED, lo que evidencia la imbricación entre el Estado, el sector privado y los mercados de consumo.

Zawacki-Richter et al. (2019) plantea una tipología derivada de una revisión sistemática y organizada según el ciclo de vida del estudiante en dos niveles: el de la enseñanza y el aprendizaje y el institucional y administrativo. La tipología distingue cuatro áreas de aplicación con diecisiete subcategorías. La primera, perfilado y predicción, agrupa las decisiones de admisión y la programación de cursos, la predicción del abandono y la retención, así como los modelos del estudiante orientados al rendimiento. La segunda, sistemas tutores inteligentes, comprende la enseñanza de contenidos, el diagnóstico de fortalezas y la retroalimentación automatizada, la selección de materiales, la facilitación de la colaboración y el apoyo a la perspectiva del docente. La tercera, evaluación, abarca la calificación automatizada, la retroalimentación, la valoración de la comprensión, el compromiso y la integridad académica, y la evaluación de la docencia. La cuarta, sistemas adaptativos y personalización, incluye la adecuación de los contenidos, la recomendación de recursos y rutas de aprendizaje, el apoyo al diseño instruccional, el uso de datos para monitorear y orientar a los estudiantes y la representación del conocimiento en mapas conceptuales.

La revisión de Bond *et al.* (2024) adopta esta misma tipología y observa que los sistemas adaptativos y el perfilado y la predicción concentran la mayor parte de la literatura, mientras que los sistemas tutores inteligentes reciben menos atención; entre los sistemas adaptativos, las subcategorías más frecuentes son los *chatbots* y asistentes virtuales, la provisión de con-

tenido personalizado, el reconocimiento facial y de estados de ánimo, los sistemas de recomendación y los robots.

Por su parte, en Holmes y Tuomi (2022) se ordenan las aplicaciones según su destinatario: sistemas orientados al estudiante, al docente y al sistema educativo. El campo se ha desarrollado, además, a lo largo de dos líneas de actividad: la construcción de herramientas de IA para el aula y el uso de la IA para comprender, medir y mejorar el aprendizaje (Holmes, Bialik y Fadel, 2019).

En cuanto a la distribución de publicaciones académicas, la literatura está dominada por autores de informática y disciplinas STEM, que representan cerca del 62% de los estudios y por país, Estados Unidos, China, Taiwán y Turquía, que concentran aproximadamente la mitad de las primeras autorías (Zawacki-Richter *et al.*, 2019); Estados Unidos lidera, con una participación creciente de países europeos y de China (Jiménez-García *et al.*, 2025). En América Latina la adopción es gradual y más lenta que en la medicina, la industria o las finanzas; los usos documentados se concentran en modelado predictivo, analítica inteligente, asistentes *chatbots*, análisis automático de contenido y de imágenes, con estudios procedentes de México, Colombia, Ecuador, Brasil, Perú, Chile, Argentina y Bolivia, aunado a una atención escasa y recurrente a la ética y a la privacidad de los datos (Salas-Pilco y Yang, 2022). El campo está dominado por la perspectiva tecnológica, con predominio de estudios descriptivos, pilotos y cuasiexperimentales, pocos estudios longitudinales, una conexión débil con la teoría pedagógica y necesidad de mayor reflexión crítica sobre los riesgos y la ética (Zawacki-Richter *et al.*, 2019).

Aprender con, sobre y para la IA

La UNESCO distingue la relación entre el aprendizaje y la IA. La distinción es analítica: las tres dimensiones son separables en el plano conceptual, pero se solapan en la práctica. Su función es evitar la confusión entre ellas, frecuente en las políticas y en la práctica educativa. La IA para la educación equivale a aprender con la IA. La educación para la IA comprende dos dimensiones: aprender sobre y para la inteligencia artificial.

Aprender con la IA se refiere al uso de sistemas de la IA como instrumentos dentro de los procesos de enseñanza y aprendizaje: tutores adaptativos, retroalimentación automatizada, generación de contenidos y analítica del aprendizaje. Esta relación corresponde a la pregunta por la IA para la educación y a la cartografía de aplicaciones descrita antes, ordenada por área y por destinatario. Es la dimensión instrumental: la persona la utiliza como herramienta para aprender un contenido o para gestionar su aprendizaje, teniendo en cuenta que el uso de una herramienta no produce por sí mismo comprensión de la herramienta, ser competente en el manejo de un sistema de IA no equivale a saber qué es ni cómo funciona. Además, conforme al principio de acción y supervisión humanas, la IA opera aquí como medio al servicio del aprendizaje y bajo control humano.

Aprender sobre la IA significa comprender qué es, cómo funciona, cuáles son las principales categorías, capacidades, límites y dimensión ética de la inteligencia artificial. Long y Magerko (2020) definen la alfabetización



en la IA como el conjunto de competencias que permiten evaluar críticamente las tecnologías de la IA, comunicarse y colaborar con ellas, además de utilizarlas como herramienta; la alfabetización digital es un requisito previo, pero la programación no lo es para la mayoría de los usuarios. La literatura converge en cuatro componentes de esta alfabetización: conocer y comprender, usar y aplicar, evaluar y crear, y ética, estructurados según la taxonomía de Bloom (Ng *et al.*, 2021). El marco de competencias de la IA para estudiantes de la UNESCO organiza las competencias en una mentalidad centrada en el ser humano, la ética de la IA, las técnicas y aplicaciones de la IA y el diseño de sistemas de IA, a lo largo de los niveles de progresión comprender, aplicar y crear (UNESCO, 2024a).

Aprender para la IA designa la preparación para vivir, trabajar y participar como ciudadano en una realidad transformada por la IA. Por su parte, la UNESCO la describe como la preparación de los ciudadanos para vivir en un mundo cada vez más condicionado por la IA y para la colaboración entre seres humanos y máquinas (Miao *et al.*, 2021). De acuerdo con Schiff (2022) comprende no sólo competencias técnicas, sino competencias como la creatividad y la colaboración, precisamente aquellas en donde las personas conservan una ventaja comparativa frente a las máquinas. El análisis de Schiff (2022) sobre las estrategias nacionales de IA muestra que esta dimensión se concreta en la preparación de la fuerza laboral –recualificación y actualización de competencias como aprendizaje a lo largo de la vida– y en la alfabetización pública orientada a la participación cívica y a la confianza informada en la tecnología, sin embargo, en su análisis de las políticas nacionales de IA evidencia que la educación recibe un tratamiento bifurcado –como sector que la IA transforma, así como instrumento para formar expertos, fuerza laboral y ciudadanía alfabetizada– y que el encuadre instrumental de la educación para la IA predomina sobre la IA para la educación, que se aborda de forma más superficial.

Educación para la IA

Fundamento formativo

Los marcos de competencias publicados por la la UNESCO formalizan a la IA como competencia básica, el dirigido a estudiantes organiza las competencias en dimensiones que abarcan una mentalidad centrada en el ser humano, la ética de la IA, sus técnicas y aplicaciones, y el diseño de sistemas (UNESCO, 2024a); el dirigido a docentes añade la pedagogía de la IA y su uso para el desarrollo profesional (UNESCO, 2024b).

Ahora bien, la propuesta de un núcleo que todo ciudadano debería conocer –percepción, representación y razonamiento, aprendizaje, interacción natural e impacto social– se formuló inicialmente para la educación básica (Touretzky *et al.*, 2019), pero las revisiones disponibles muestran que su integración curricular aún es incipiente (Casal-Otero *et al.*, 2023), lo que traslada a la universidad una doble tarea: remediar la necesidad de formación y profundizarla según el perfil de cada titulación. El trabajo de Laupichler, Aster *et al.* (2022) sobre alfabetización en IA en la educación superior y de adultos concluye que el área se encuentra en una fase temprana con definiciones en disputa, contenidos por consolidar e instrumentos de evaluación pendientes de validación.

Fundamento socioeconómico

Los informes prospectivos estiman que alrededor del 39% de las competencias de los puestos de trabajo se transformarán o quedarán obsoletas hacia 2030 y sitúan el manejo de IA y de datos a la cabeza de las habilidades de demanda creciente (World Economic Forum, 2025). Los análisis de la OCDE sobre la digitalización de los sistemas educativos apuntan a lo mismo (OECD, 2021). De ello se deriva una obligación de pertinencia: una universidad que gradúa profesionales sin criterio sobre la IA en su disciplina, transfiere a sus egresados un déficit que el mercado laboral demanda.

Una universidad que sólo forma "talento para la IA" también debe tener un planteamiento institucional de valor sobre la IA y, ese juicio, es precisamente lo que distingue a la educación superior de la capacitación. El argumento laboral es, en esta vía, necesario, pero debe estar subordinado a la visión de la Universidad.

Fundamento ético

Los sistemas de IA presentan riesgos ampliamente documentados de sesgo, opacidad, vigilancia y producción de desinformación, además su gobernanza requiere capacidad de identificarlos y de exigir su control. Los principios propuestos para una IA socialmente aceptable –beneficencia, no maleficencia, autonomía, justicia y explicabilidad– ofrecen un punto de partida para esa formación (Floridi y Cowls, 2019), que en el ámbito iberoamericano se ha vinculado de manera explícita con la educación de calidad como objetivo de su desarrollo (Flores-Vivar y García-Peñalvo, 2023).

En este sentido, la formación ética cumple también una función defensiva respecto del propio discurso en los tiempos de la IA. Williamson y Eynon (2020) muestran que la IA educativa tiene una historia atravesada por intereses comerciales y por expectativas incumplidas. Bearman *et al.* (2023) encuentran que la literatura sobre la IA en la educación superior está dominada por discursos de inevitabilidad y de imperativo de adaptación. En relación con la integridad académica, la respuesta sostenible al uso indebido de la IA generativa no es la prohibición sino la enseñanza del uso declarado, verificado y atribuible (Miao y Holmes, 2023; Sabzalieva y Valentini, 2023).

IA para la educación: fundamentos, casos de uso y evidencia

Tipos de aplicaciones

El enfoque de IA para la educación cubre roles de tutor, aprendiz, herramienta y asesor de políticas (Hwang *et al.*, 2020); áreas de predicción, evaluación, adaptación y tutoría (Zawacki-Richter *et al.*, 2019); estudiantes, docentes y administrativos (Holmes y Tuomi, 2022). En Bond *et al.* (2024) se recogen decenas de revisiones previas sobre la IA en la educación superior: sistemas adaptativos y personalización constituyen el área de aplicación predominante –seguida por el perfilado y la predicción y sistemas de evaluación, además de algunos tutores inteligentes. Estos casos muestran una integración débil con la teoría pedagógica aunado a su calidad metodológica y ética.

Casos de uso orientados al estudiante

El caso de uso con mayor respaldo empírico es la tutoría inteligente en dominios estructurados –matemáticas, física, programación–. La revisión de VanLehn (2011) sitúa el efecto de los sistemas basados en pasos en d≈0,76, prácticamente equivalente al de la tutoría humana individual (d≈0,79) y otras revisiones convergen en efectos positivos de la tutoría inteligente en estos dominios (Hwang *et al.*, 2020). Este resultado corrige a la baja la expectativa fijada por Bloom (1984): el "problema de las dos sigma" –la mejora de dos desviaciones típicas atribuida a la tutoría individual– no se alcanza ni con tutores humanos ni con sistemas de la IA, por lo que la promesa de individualización podría formularse en términos de efectos moderados y no de la transformación que es lo que el argumento de las dos sigma sugiere.

Otro caso son los asistentes conversacionales. Los asistentes virtuales docentes implementados en cursos en línea de gran matrícula son capaces de responder preguntas administrativas y de contenido frecuente (Popenici y Kerr, 2017), asimismo, la revisión sistemática de Jiménez-García *et al.* (2025) registra la incorporación de *chatbots* en la educación superior con funciones de tutoría, acompañamiento y soporte. La condición es la transparencia: el estudiante debe saber que interactúa con una máquina y disponer de una vía de escalamiento humano.

Adicionalmente, están las tutorías generativas para explicación a demanda, ejemplos ilimitados, práctica conversacional y retroalimentación inmediata sobre borradores. Su potencial es proporcional a su riesgo: los modelos generativos producen errores factuales con apariencia de solvencia, por lo que su uso formativo exige verificación sistemática de salidas y, en consecuencia, presupone alfabetización (García Peñalvo *et al.*, 2024; Miao y Holmes, 2023).

Casos de uso orientados al docente

Para el profesorado, el foco de los casos de uso es la retroalimentación automatizada sobre escritura y código a escala, la calificación asistida de respuestas estructuradas, la generación de borradores de materiales y reactivos de evaluación, además del análisis de la participación en entornos virtuales (Crompton y Burke, 2023; Zawacki-Richter *et al.*, 2019). Se sustentan en la economía del tiempo docente, es decir, las tareas repetitivas absorben horas que podrían destinarse a la mentoría, la realimentación cualitativa y el diseño pedagógico, la investigación, la innovación, la vinculación con la sociedad, funciones donde la ventaja humana persiste. La condición es de autoridad, en otras palabras, la calificación asistida requiere supervisión y decisión final humana, tanto por razones de validez –los sistemas heredan los sesgos de sus datos– como de responsabilidad ante el estudiante. Cuando la calificación asistida evalúa resultados de aprendizaje, el sistema queda clasificado como de alto riesgo por el Reglamento de Inteligencia Artificial de la UE (Unión Europea, 2024).

Casos de uso institucionales y el contexto latinoamericano

En el plano institucional, los principales casos de uso son los sistemas de alerta temprana que estiman riesgo de rezago o abandono a partir de datos académicos, asimismo, activan acciones de acompañamiento focalizadas; las analíticas de aprendizaje para la toma de decisiones curriculares; los asistentes de servicios estudiantiles 24/7; y el apoyo a procesos de admisión y acompañamiento (Popenici y Kerr, 2017; Zawacki-Richter *et al.*, 2019). A ellos se suma la accesibilidad: transcripción y subtitulado automáticos, traducción y tecnologías de apoyo que amplían la participación de estudiantes con discapacidad o con lenguas distintas a la de instrucción (Miao *et al.*, 2021). Las herramientas de apoyo a la admisión y los sistemas que orientan el proceso de aprendizaje a partir de la evaluación pertenecen a la categoría de alto riesgo del Reglamento de Inteligencia Artificial de la UE (Unión Europea, 2024).

La revisión sistemática de Salas-Pilco y Yang (2022) sobre la educación superior latinoamericana encuentra que las aplicaciones implementadas se concentran en el modelado predictivo, las analíticas, la tecnología asistiva y el análisis automático de contenido e imágenes, mientras que los sistemas de tutoría adaptativa –el área de mayor desarrollo global– apenas se han explorado en la región. No obstante, los autores señalan, además, una atención escasa a la ética y a la privacidad de los datos. La brecha entre la agenda internacional y la capacidad instalada local indica que la adopción no puede planificarse por imitación, requiere una visión institucional, infraestructura, dato, talento y una agenda propia.

Gobernanza del riesgo

La IA en la educación crece más rápido que su evidencia. Zawacki-Richter *et al.* (2019) constatan heterogeneidad de diseños, escasez de estudios longitudinales y débil conexión con la teoría educativa. En Bond *et al.* (2024) concluyen con un llamado a que se tenga mayor rigor, colaboración interdisciplinaria y consideración ética en la investigación. Cuando se implementa/adopta lo que no se ha evaluado tiene riesgo de convertir a los estudiantes/docentes en sujetos de un experimento sin consentimiento. Selwyn (2019) recuerda que la educación es una práctica relacional que no se agota en la optimización de variables medibles y advierte sobre la datificación, la vigilancia y la erosión del juicio profesional docente. Williamson y Eynon (2020) añaden la dimensión político-económica, ya que buena parte de la infraestructura de la IA educativa pertenece a actores comerciales cuyos incentivos no coinciden necesariamente con los fines institucionales, lo que convierte cada adquisición tecnológica en una decisión de dependencia. A ello se suma el riesgo cognitivo de la delegación: el uso de asistentes de la IA puede sustituir, en lugar de apoyar, los procesos de autorregulación y agencia que el aprendizaje requiere, por lo que el diseño de estos sistemas debería orientarse a fortalecer la capacidad de aprender del estudiante y no a reemplazarla (Gašević *et al.*, 2023).

El Reglamento de Inteligencia Artificial de la UE clasifica como de alto riesgo los sistemas de IA empleados para determinar el acceso o la admisión, para evaluar los resultados del aprendizaje y orientar el proceso formativo, para determinar el nivel de educación que una persona recibirá, además, para supervisar y detectar comportamientos prohibidos durante los exámenes. Tales sistemas pueden decidir la trayectoria formativa y profesional de una persona y, mal diseñados, vulnerar el derecho a la educación y a la no discriminación, perpetuando patrones históricos de sesgo (Unión Europea, 2024). Sobre estos sistemas recaen obligaciones de gestión de riesgos, calidad de datos, transparencia y supervisión humana. Aunque su jurisdicción es europea, el reglamento ofrece a cualquier universidad un estándar de referencia para sus decisiones de adquisición y despliegue: si un sistema no supera los requisitos exigibles a una aplicación de alto riesgo, su uso sobre estudiantes carece de justificación.

Articulación de los enfoques

La condición de doble alfabetización

La IA dirigida a la educación sin educación puede producir usuarios incapaces de verificar, cuestionar o declarar el uso de los sistemas. El caso de la tutoría generativa es un ejemplo, su valor formativo depende de una competencia de verificación que sólo la alfabetización

provee. El mismo caso sucede con la educación para la IA sin IA, es decir, en la educación produce un saber declarativo: la alfabetización, como toda competencia, se consolida en la práctica reflexiva con las herramientas y el aula puede ser un espacio controlado donde esa práctica puede ejercitarse con acompañamiento (Ng *et al.*, 2021). El Consenso de Beijing anticipó esta reciprocidad al exhortar simultáneamente aprovechar la IA para los sistemas educativos y a preparar a las personas para la era de la IA (UNESCO, 2019; Miao y Holmes, 2023; Miao *et al.*, 2021). La UNESCO (2024a) advierte que la educación no puede quedar reducida a un terreno de adopción pasiva de la IA, sino que ha de habilitar a las personas para decidir sobre su uso y participar en su desarrollo.

Diferencias estructurales entre los enfoques

Que ambos enfoques se requieran mutuamente no significa que sean lo mismo. Cada enfoque responde a preguntas distintas, asigna a la IA un propósito diferente, se dirige a destinatarios diversos y obedece a una visión diferente (tabla 1).

Tabla 1. Diferencias estructurales entre los dos enfoques

Dimensión	Educación para la IA	IA para (en) la educación
Pregunta rectora	¿Qué deben aprender las personas sobre la IA?	¿Qué procesos educativos puede mejorar la IA?
Marco de trabajo de la IA	Objeto de estudio y de juicio	Medio o instrumento del proceso
Destinatario	Personas: estudiantes, docentes, gestores	Procesos: enseñanza, aprendizaje, gestión
Lógica dominante	Formativa y curricular	Operativa y de adopción tecnológica
Tempo institucional	Ciclos curriculares y de acreditación	Ciclos de adquisición y despliegue
Alcance legítimo	Universal y escalonado	Selectivo y condicionado caso por caso
Criterio de éxito	Competencias y juicio demostrables	Eficiencia, personalización y retención medibles
Riesgo característico	Instrumentalización; obsolescencia curricular	Dependencia de proveedores; datificación; delegación cognitiva
Reversibilidad del error	El currículo es revisable	Bloqueo tecnológico y de datos
Locus de gobernanza típico	Vicerrectorías académicas y comités de currículo	Direcciones de tecnología y unidades de gestión + vicerrectorados académicos, administrativos

Fuente: Elaboración propia.

Estas diferencias tienen consecuencias prácticas, por ejemplo, asimetría de tiempos. La educación para la IA opera con la lógica del currículo: comités, aprobaciones y ciclos de acreditación que se miden en años. La IA para la educación opera con la lógica de la adquisición tecnológica: pilotos, licencias y despliegues que se miden en meses. Esta asimetría explica, mejor que cualquier déficit de voluntad, la deriva de las instituciones hacia la adopción sin formación, es decir, la herramienta siempre llega antes de la competencia que la vuelve gobernable.

Otra diferencia es la asimetría de medición. Los resultados del segundo enfoque son conmensurables a corto plazo –tiempos de respuesta, puntos de retención, horas docentes liberadas–, mientras que los del primero –juicio, criterio, competencia ética– son lentos de formar y difíciles de medir ya que todavía tienen instrumentos de evaluación en construcción (Laupichler, Aster *et al.*, 2022). En contextos de rendición de cuentas, esta diferencia sesga la inversión institucional hacia lo medible, que no coincide necesariamente con lo valioso.

También está la asimetría de reversibilidad. Un error curricular se corrige en el siguiente ciclo de revisión; un error de adopción genera dependencia de proveedores, acumulación de datos estudiantiles en infraestructuras ajenas y costes de salida que persisten (Williamson y Eynon, 2020), además de la materialización de sesgos, lo que exige condiciones previas al despliegue.

El alcance de cada enfoque: una delimitación de los casos de uso

El término "alcance" encierra dos sentidos que conviene separar: la cobertura –a quiénes debe llegar un enfoque (educación para la IA)– y el límite –hasta dónde resulta legítimo (IA para la educación)–.

Respecto a la cobertura, el alcance de la educación para la IA es universal y escalonado (Ng *et al.*, 2021; UNESCO, 2024a, 2024b), en otras palabras, ninguna titulación queda legítimamente fuera. Escalonado porque se puede organizar de manera progresiva en un núcleo común de comprensión funcional, verificación de salidas, ética y uso declarado; una capa disciplinar que sitúa la IA en los problemas y herramientas de cada campo profesional y otra capa especializada.

El alcance de la IA para la educación es, en cambio, selectivo y condicionado: ningún caso de uso debe ser por defecto, cada uno ha de justificarse desde la existencia de un problema pedagógico o de gestión identificado antes que la herramienta, lo que invierte la dirección del solucionismo (Selwyn, 2019); evidencia proporcional al impacto de la decisión que el sistema persigue, es decir, a mayor consecuencia sobre el estudiante, mayor exigencia probatoria (Bond *et al.*, 2024); y riesgo gobernable



mediante supervisión humana y conforme a los requisitos exigibles a los sistemas de alto riesgo (Unión Europea, 2024).

Cabe destacar, los casos de uso prioritarios de beneficio directo y riesgo bajo: la accesibilidad –transcripción, subtitulado, tecnologías de apoyo– (Miao *et al.*, 2021); la tutoría inteligente en dominios estructurados, respaldada por la evidencia disponible (VanLehn, 2011); y la retroalimentación formativa, por ejemplo, sobre la práctica sin calificación. Por su parte, de adopción condicionada son los casos de uso cuyo valor depende de salvaguardas verificables: la tutoría generativa, condicionada a la alfabetización del usuario y a la verificación de salidas; la calificación asistida, condicionada a la decisión humana final; la alerta temprana de abandono, supeditada a que su salida active apoyo y nunca etiquetado o sanción; y los asistentes conversacionales, subordinados a la transparencia y escalamiento humano. Requieren un análisis institucional los casos de uso cuyo alcance legítimo contemple la inferencia de emociones de los estudiantes, prohibida de manera expresa por el Reglamento de Inteligencia Artificial de la UE en las instituciones educativas (Unión Europea, 2024); la calificación autónoma de decisiones consecuentes sin revisión humana; la supervisión algorítmica de exámenes sin garantías; y los sistemas predictivos que determinen el acceso o la permanencia sin intervención humana efectiva.

Dos corolarios críticos que se deben tener en cuenta. El primero: una política de la IA que sólo enumera adopciones y omite exclusiones no es una política sino un catálogo de casos de uso. El segundo, toda decisión de desplegar la IA en un proceso educativo genera una obligación formativa correlativa sobre quienes la usarán, de modo que el alcance del enfoque formativo se expande con cada adopción del enfoque instrumental. Quien introduce la herramienta tiene el deber de formar a sus usuarios, así como la frontera entre los enfoques que deben administrarse institucionalmente.

Cuatro tensiones

La articulación de ambos enfoques enfrenta tensiones que conviene nombrar. La primera es la instrumentalización: las políticas nacionales tienden a reducir la educación para la IA a la producción de fuerza laboral y a desatender la dimensión educativa y ética. En las 24 estrategias nacionales que analiza Schiff (2022) sólo nueve abordan con alguna profundidad la IA aplicada a la educación, muy por detrás del tratamiento que reciben la formación de fuerza laboral y de expertos. La universidad que adopta ese marco renuncia a su función formativa. La segunda es el inmediatismo: la presión por adoptar tecnología como demostración de modernidad, alimentada por discursos de inevitabilidad (Bearman *et al.*, 2023) y por los intereses de los proveedores (Popenici y Kerr, 2017; Williamson y Eynon, 2020) invierten el orden correcto de la decisión, que va del problema pedagógico a la herramienta y no a la inversa. La tercera es el déficit de evidencia: la distancia entre la velocidad de adopción y la calidad del estado del arte disponible (Bond *et al.*, 2024; Zawacki-Richter *et al.*, 2019) obliga a las universidades a producir evidencia propia y cautela frente a las promesas ajenas. La cuarta es la desigualdad: las asimetrías de infraestructura y capacidad de investigación entre regiones (Salas-Pilco y Yang, 2022) y dentro de cada institución amenazan con la posibilidad de convertir a la IA en un multiplicador de brechas educativas preexistentes (Miao *et al.*, 2021).

Matriz de apropiación crítica

Una vía para situar y orientar la política de cada institución puede tener en cuenta dos fuerzas: la intensidad de adopción de IA en los procesos educativos y de gestión, así como la profundidad de la alfabetización crítica en la IA de la comunidad universitaria. Su cruce produce cuatro escenarios (tabla 2).

Tabla 2. Matriz de apropiación crítica de la IA en la universidad

	Alfabetización crítica baja	Alfabetización crítica alta
Adopción baja	Inercia: la institución no usa ni comprende la IA; el riesgo es la irrelevancia y la importación tardía y acrítica de soluciones ajenas.	Ilustración abstracta: se enseña sobre la IA sin practicarla; el riesgo es un saber declarativo que no se transfiere al ejercicio profesional.
Adopción alta	Adopción acrítica: se despliegan herramientas sin juicio formado; el riesgo es la dependencia de proveedores, el sesgo importado, la erosión de la integridad académica y la delegación cognitiva.	Apropiación crítica: la adopción está subordinada a criterios pedagógicos y éticos, y la formación se ejercita en usos reales; es el horizonte normativo de la política universitaria.

Fuente: Elaboración propia.

La tabla puede guiar diagnósticos ya que permite a una institución localizarse mediante indicadores observables como: la proporción de titulaciones con formación en IA, la existencia de políticas de uso declarado, el número de sistemas de IA en operación y los mecanismos de evaluación asociados. También, como advertencia, identifica los dos cuadrantes de desequilibrio –adopción acrítica e ilustración abstracta– como los estados más probables si los enfoques se gestionan por separado; el hallazgo de Schiff (2022) sugiere que las políticas nacionales empujan hacia variantes de ese desequilibrio. Como programa define la trayectoria: toda decisión de adopción debe ir acompañada de decisión institucional y de formación que la vuelve gobernable, además, toda iniciativa formativa debe anclarse en usos institucionales alineados a la misión y visión de la universidad.

Componentes de una política integral

Una vía de apropiación institucional demanda, primero, integración curricular en dos niveles: alfabetización transversal y formación especializada para quienes diseñarán y auditarán sistemas. Segundo, desarrollo profesional docente conforme al marco de competencias correspondiente (UNESCO, 2024b), el profesorado es el punto de paso obligado de ambos enfoques. Tercero, gobernanza de datos y herramientas: validación pedagógica previa al despliegue, supervisión humana de toda decisión consecuente sobre estudiantes, criterios de adquisición que incorporen los requisitos exigibles a sistemas de alto riesgo (Unión Europea, 2024) y políticas de integridad y uso declarado (Miao y Holmes, 2023). Cuarto, equidad: garantía de acceso a las herramientas y a la formación para evitar que la apropiación crítica sea privilegio de algunos campus o titulaciones (Miao *et al.*, 2021; Salas-Pilco y Yang, 2022). Quinto, producción de evidencia: evaluación de impacto de cada despliegue y de cada caso de uso (Bond *et al.*, 2024) que impulse a un proceso de mejora continua.

Conclusiones

La adopción de IA en la universidad encierra dos preguntas distintas y su confusión produce políticas defectuosas. Las dos preguntas que organizan este trabajo –¿qué deben aprender las personas sobre la inteligencia artificial (IA)? y ¿qué puede aportar la IA a los procesos educativos?– admiten una distinción más fina que separan tres relaciones entre el aprendizaje y la IA: aprender con la IA, aprender sobre la IA y aprender para la inteligencia artificial (IA).

Ahora bien, la educación para la IA se fundamenta en razones formativas –la alfabetización en la IA como competencia

básica–, socioeconómicas –la transformación de los perfiles profesionales– y ético-políticas –la formación del juicio que la gobernanza de estos sistemas requiere–, con la precisión crítica de que el argumento laboral debe subordinarse al formativo, si la universidad no quiere reducirse a proveedora de talento. El uso de la inteligencia artificial en la educación se fundamenta en el trabajo de cinco décadas cuyo caso mejor testimonio, la tutoría inteligente en dominios estructurados, alcanza efectos moderados, comparables a los de la tutoría humana individual y con varios casos de uso documentados y orientados al estudiante, al docente y a la institución; su legitimidad, sin embargo, queda condicionada por límites metodológicos, sociotécnicos y de gobernanza.

Queda abierta una agenda de investigación: evaluaciones con diseños robustos de los programas de alfabetización en IA, estudios longitudinales de los efectos cognitivos de la tutoría generativa y análisis de la apropiación de estos marcos en las universidades iberoamericanas, cuya evidencia disponible es todavía fragmentaria.



Referencias

Bearman, M., Ryan, J. y Ajjawi, R. (2023). "Discourses of artificial intelligence in higher education: A critical literature review". *Higher Education, 86*(2), 369-385.

Bloom, B. S. (1984). "The 2 sigma problem: The search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring". *Educational Researcher, 13*(6), 4-16.

Bond, M., Khosravi, H., De Laat, M., Bergdahl, N., Negrea, V., Oxley, E. *et al.* (2024). "A meta systematic review of artificial intelligence in higher education: A call for increased ethics, collaboration, and rigour". *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 21*, Artículo 4. doi:10.1186/s41239-023-00436-z

Carbonell, J. R. (1970). "AI in CAI: An artificial-intelligence approach to computer-assisted instruction". *IEEE Transactions on Man-Machine Systems, 11*(4), 190-202.

Casal-Otero, L., Catala, A., Fernández-Morante, C., Taboada, M., Cebreiro, B. y Barro, S. (2023). "AI literacy in K-12: A systematic literature review". *International Journal of STEM Education, 10*, Artículo 29.

Crompton, H. y Burke, D. (2023). "Artificial intelligence in higher education: The state of the field". *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 20*, Artículo 22.

Flores-Vivar, J. M. y García-Peñalvo, F. J. (2023). "Reflexiones sobre la ética, potencialidades y retos de la inteligencia artificial en el marco de la educación de calidad (ODS4)". *Comunicar, 31*(74), 37-47.

Floridi, L. y Cowls, J. (2019). "A unified framework of five principles for AI in society". *Harvard Data Science Review, 1*(1).

Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V. *et al.* (2018). "AI4People-An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations". *Minds and Machines, 28*(4), 689-707.

García Peñalvo, F. J., Llorens-Largo, F. y Vidal, J. (2024). "La nueva realidad de la educación ante los avances de la inteligencia artificial generativa". *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia, 27*(1), 9-39. doi:10.5944/ried.27.1.37716

Gašević, D., Siemens, G. y Sadiq, S. (2023). "Empowering learners for the age of artificial intelligence". *Computers and Education: Artificial Intelligence, 4*, 100130.

Holmes, W., Bialik, M. y Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Boston, MA: Center for Curriculum Redesign.

Holmes, W. y Tuomi, I. (2022). "State of the art and practice in AI in education". *European Journal of Education, 57*(4), 542-570.

Hwang, G.-J., Xie, H., Wah, B. W. y Gašević, D. (2020). "Vision, challenges, roles and research issues of Artificial Intelligence in Education". *Computers and Education: Artificial Intelligence, 1*, 100001.

Jiménez-García, E., Ruiz-Lázaro, J., Martínez-Requejo, S. y Redondo-Duarte, S. (2025). "Inteligencia artificial y chatbots para una educación superior sostenible: Una revisión sistemática". *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia, 28*(2), 81–104. doi:10.5944/ried.28.2.43240

Laupichler, M. C., Aster, A., Schirch, J.,y y Raupach, T. (2022). "Artificial intelligence literacy in higher and adult education: A scoping literature review". *Computers and Education: Artificial Intelligence, 3*, 100101. doi:10.1016/j.caeai.2022.100101

Laupichler, M. C., Hadizadeh, D. R., Wintergerst, M. W., von der Emde, L., Paech, D., Dick, E. A. y Raupach, T. (2022). "Effect of a flipped classroom course to foster medical students' AI literacy with a focus on medical imaging: A single group pre-and post-test study". *BMC Medical Education, 22*(1), 1-9.

Long, D. y Magerko, B. (2020). "What is AI literacy? Competencies and design considerations. En *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-16). Nueva York, NY: ACM.

Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M. y Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Londres, Inglaterra: Pearson.

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N. y Shannon, C. E. (2006). "A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955". *AI Magazine, 27*(4), 12-14 (Original de 1955).

Miao, F. y Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. París, Francia: UNESCO.

Miao, F., Holmes, W., Huang, R. y Zhang, H. (2021). *AI and education: Guidance for policy-makers*. París, Francia: UNESCO.

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W. y Qiao, M. S. (2021). "Conceptualizing AI literacy: An exploratory review". *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, 100041.

OECD (2021). *OECD Digital Education Outlook 2021: Pushing the frontiers with artificial intelligence, blockchain and robots*. París, Francia: OECD Publishing.

Popenici, S. A. D. y Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning, 12*, Artículo 22.

Russell, S. J. y Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4.ª ed.). Hoboken, NJ: Pearson.

_____ (2004). *Inteligencia artificial: un enfoque moderno* (2.ª ed.). Madrid, España: Pearson Educación.

Sabzalieva, E. y Valentini, A. (2023). *ChatGPT and artificial intelligence in higher education: Quick start guide*. Caracas, Venezuela: UNESCO, IESALC.

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

Schiff, D. (2022). "Education for AI, not AI for education: The role of education and ethics in national AI policy strategies". *International Journal of Artificial Intelligence in Education, 32*(3), 527-563. doi:10.1007/s40593-021-00270-2

Searle, J. R. (1980). "Minds, brains, and programs". *Behavioral and Brain Sciences, 3*(3), 417-424.

Selwyn, N. (2019). *Should robots replace teachers? AI and the future of education*. Cambridge, Inglaterra: Polity Press.

Touretzky, D., Gardner-McCune, C., Martin, F. y Seehorn, D. (2019). "Envisioning AI for K-12: What should every child know about AI?". *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 33*(1), 9795-9799.

Turing, A. M. (1950). "Computing machinery and intelligence". *Mind, 59*(236), 433-460.

UNESCO (2019). *Beijing Consensus on Artificial Intelligence and Education*. París, Francia: UNESCO.

_____ (2024a). *AI competency framework for students*. París, Francia: UNESCO.

_____ (2024b). *AI competency framework for teachers*. París, Francia: UNESCO.

UNICEF (2021). *Policy guidance on AI for children*. Nueva York, NY: UNICEF.

Unión Europea. (2024). Reglamento (UE) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 13 de junio de 2024, por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial (Reglamento de Inteligencia Artificial). *Diario Oficial de la Unión Europea*.

VanLehn, K. (2011). "The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems". *Educational Psychologist, 46*(4), 197-221.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N. *et al.* (2017). "Attention is all you need". *Advances in Neural Information Processing Systems, 30*.

Williamson, B. y Eynon, R. (2020). "Historical threads, missing links, and future directions in AI in education". *Learning, Media and Technology, 45*(3), 223-235.

World Economic Forum (2025). *The future of jobs report 2025*. Ginebra, Suiza: World Economic Forum.

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. y 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*, Artículo 39.