

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LA EDUCACIÓN EN LATINOAMÉRICA:

Desafíos, Innovación y Perspectivas Futuras :



AUTOR: GUSTAVO ADOLFO SANDOVAL RUILOVA

*Inteligencia Artificial y la
Educación en Latinoamérica:
Desafíos, Innovación y Perspectivas Futuras.*

Autor:

Gustavo Adolfo Sandoval Ruilova

Universidad de Guayaquil

Facultad de Ingeniería Industrial

gustavo.sandovalr@ug.edu.ec

ID: [https://orcid.org/ 0009-0006-8303-600X](https://orcid.org/0009-0006-8303-600X)

Primera edición, abril 2026

Inteligencia Artificial y la Educación en Latinoamérica: Desafíos, Innovación
y Perspectivas Futuras.

ISBN: 978-9907-9541-0-4 (eBook)

Editado por:

© **Ediciones Eliptia**

Ambato - Ecuador

www.edicioneseliptia.com

E-mail: contacto@edicioneseliptia.com

Este texto ha sido sometido a un proceso de evaluación por pares externos conforme a las normas editoriales de Ediciones Eliptia.

Diseño y diagramación:

Ediciones Eliptia

Diseño, montaje y producción editorial:

Ediciones Eliptia

Hecho en Ecuador

Made in Ecuador

Índice general

<i>Introducción.....</i>	<i>9</i>
<i>Prólogo.....</i>	<i>12</i>
<i>Capítulo 1.....</i>	<i>15</i>
1.1. Panorama actual de la inteligencia artificial en los sistemas educativos latinoamericanos.....	16
1.2. Desigualdad digital y desafíos socioeducativos	21
Resumen del capítulo 1	26
<i>Capítulo 2.....</i>	<i>28</i>
2.1. Paradigmas pedagógicos frente a la inteligencia artificial.....	29
2.2. Modelos de aprendizaje adaptativo y enseñanza personalizada.....	33
2.3. Neuroeducación e IA: hacia un aprendizaje cognitivo asistido.....	38
Resumen del capítulo 2	43
<i>Capítulo 3.....</i>	<i>44</i>
3.1. Chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes	45
3.2. Analítica de aprendizaje y minería de datos educativos	49
3.3. Evaluación automatizada y retroalimentación inteligente	54
Resumen del capítulo 3	58
<i>Capítulo 4.....</i>	<i>60</i>
4.1. Competencias digitales docentes en la era de la inteligencia artificial	61
4.2. Actitudes, resistencias y aceptación docente hacia la IA.....	64
4.3. IA como apoyo al diseño curricular y la planificación didáctica	67
Resumen del capítulo 4	72
<i>Capítulo 5.....</i>	<i>73</i>
5.1. Ética de la inteligencia artificial en educación	74
Sesgos algorítmicos y justicia educativa.....	74
Transparencia, interpretabilidad y derecho a apelar	75

5.2. Dilemas éticos de la IA generativa en contextos educativos.....	75
5.3. Protección de datos personales y soberanía tecnológica educativa. 77	
Marcos regionales y soberanía tecnológica.....	80
5.4. Gobernanza y regulación de la IA educativa en América Latina	81
Resumen del capítulo 5	83
Capítulo 6.....	84
6.1. Tendencias emergentes y vacíos críticos de la investigación sobre IA y educación en América Latina	85
6.2. Transformación de la educación superior y nuevos perfiles profesionales	88
6.3. Futuro de la educación inclusiva e intercultural con inteligencia artificial.....	91
6.4. Hacia un modelo latinoamericano de integración ética, pedagógica y soberana de la inteligencia artificial.....	92
Resumen del capítulo 6	96
Referencias.....	97

Índice de tablas

<i>Tabla 1 Ranking comparativo de madurez relativa del ecosistema de IA en países clave de América Latina.....</i>	<i>19</i>
<i>Tabla 2 Principales tipologías de chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes en educación</i>	<i>48</i>
<i>Tabla 3 Principales métodos de analítica del aprendizaje y minería de datos educativos: posibilidades y riesgos.....</i>	<i>53</i>
<i>Tabla 4 Comparación de escalas de competencias digitales docentes: dimensiones y propiedades psicométricas</i>	<i>63</i>
<i>Tabla 5 Clasificación de herramientas de IA generativa para uso docente y ejemplos de subgrupos funcionales.....</i>	<i>70</i>
<i>Tabla 6 Riesgos éticos frecuentes y salvaguardas recomendadas a lo largo del ciclo de vida de la IA educativa.....</i>	<i>79</i>
<i>Tabla 7 Comparación sintética de leyes de protección de datos relevantes para la IA educativa</i>	<i>81</i>
<i>Tabla 8 Síntesis de revisiones y estudios integradores recientes sobre IA en educación con implicaciones para América Latina</i>	<i>88</i>
<i>Tabla 9 Principios y criterios operativos para un modelo latinoamericano de integración de IA educativa</i>	<i>95</i>

Introducción

La irrupción de la inteligencia artificial en la educación ha dejado de ser una hipótesis de futuro para convertirse en una realidad que reconfigura prácticas, decisiones e imaginarios pedagógicos en todo el mundo. En América Latina, este proceso adquiere una densidad particular, porque no ocurre sobre sistemas educativos homogéneos ni sobre infraestructuras consolidadas, sino en contextos marcados por desigualdades históricas, brechas de conectividad, heterogeneidad institucional, pluralidad cultural y capacidades estatales muy dispares. En este escenario, la inteligencia artificial no puede entenderse únicamente como un conjunto de herramientas innovadoras incorporadas al aula o a la gestión escolar. Su presencia obliga a replantear preguntas más profundas sobre qué significa enseñar, aprender, evaluar, acompañar trayectorias educativas y gobernar sistemas de formación en la región.

Este libro parte de una premisa central: en América Latina, la inteligencia artificial en educación debe analizarse simultáneamente como fenómeno tecnológico, pedagógico, ético y político. Tecnológico, porque introduce nuevas formas de procesamiento de datos, automatización, recomendación y asistencia inteligente. Pedagógico, porque modifica las mediaciones entre docentes, estudiantes, contenidos y entornos de aprendizaje. Ético, porque plantea interrogantes sobre sesgos, privacidad, transparencia, vigilancia, explicabilidad y derecho a apelar decisiones automatizadas. Y político, porque redistribuye poder dentro de los sistemas educativos, define nuevas dependencias tecnológicas y reabre el debate sobre soberanía de datos, pertinencia cultural y justicia educativa.

La obra no adopta una mirada tecnooptimista ni una postura tecnofóbica. No concibe la inteligencia artificial como solución automática para los problemas estructurales de la educación latinoamericana, pero tampoco la reduce a amenaza inevitable. Su propósito es ofrecer una lectura crítica, rigurosa y situada, capaz de reconocer tanto el potencial transformador de estas tecnologías como los riesgos de profundizar desigualdades

preexistentes si su incorporación se produce sin regulación, sin reflexión pedagógica y sin fortalecimiento institucional.

Desde esa perspectiva, el libro se organiza en seis capítulos articulados entre sí.

El **capítulo 1**, Contexto y Diagnóstico Regional, examina el estado actual de la inteligencia artificial en los sistemas educativos latinoamericanos. Analiza la brecha tecnológica, el acceso a infraestructura digital, el desarrollo desigual de políticas públicas y las diferencias entre países, instituciones y territorios. Su aporte principal consiste en mostrar que la IA educativa no se despliega sobre un terreno neutral, sino en un entramado regional profundamente estratificado.

El **capítulo 2**, Fundamentos Conceptuales y Modelos Teóricos, construye el marco interpretativo de la obra. Revisa paradigmas como el constructivismo, el conectivismo y el aprendizaje profundo, y los pone en diálogo con los modelos de aprendizaje adaptativo y enseñanza personalizada. Asimismo, explora la relación entre neuroeducación e inteligencia artificial, subrayando que toda tecnología educativa incorpora supuestos sobre el aprendizaje, la mediación y el papel del docente.

El **capítulo 3**, Aplicaciones Educativas de la Inteligencia Artificial, desciende al terreno de las prácticas concretas. Aborda chatbots, asistentes virtuales, tutores inteligentes, analítica del aprendizaje, minería de datos educativos, evaluación automatizada y retroalimentación inteligente. El análisis no se limita a describir herramientas, sino que discute sus alcances pedagógicos, sus limitaciones y los dilemas que plantean en contextos de alta diversidad social y cultural.

El **capítulo 4**, Formación Docente y Nuevas Competencias, se concentra en uno de los núcleos más decisivos para la integración significativa de la IA: el profesorado. Examina competencias digitales docentes, procesos de aceptación y resistencia, y el uso de herramientas generativas para el diseño curricular y la planificación didáctica. Este capítulo sostiene que ninguna incorporación responsable de la IA es posible sin formación crítica, contextualizada y pedagógicamente orientada.

El **capítulo 5**, Ética, Gobernanza y Regulación, desarrolla el núcleo normativo de la obra. Analiza la ética de la IA en educación, los sesgos algorítmicos, la justicia educativa, la transparencia, la interpretabilidad, el derecho a apelar, los dilemas de la IA generativa, la protección de datos personales, la soberanía tecnológica y los marcos regionales de regulación. Su argumento central es que la calidad educativa de la IA depende inseparablemente de la calidad ética e institucional de su gobernanza.

Finalmente, el **capítulo 6**, Innovación, investigación y futuro de la educación en América Latina, ofrece una lectura prospectiva.

Examina tendencias emergentes, vacíos críticos de investigación, transformación de la educación superior, nuevos perfiles profesionales y el futuro de la inclusión e interculturalidad mediadas por IA. El capítulo culmina con la propuesta de un modelo latinoamericano de integración ética, pedagógica y soberana de la inteligencia artificial, orientado por principios de equidad, transparencia, centralidad pedagógica, diversidad cultural y responsabilidad pública.

En conjunto, esta obra propone que el debate sobre inteligencia artificial y educación en América Latina no debe limitarse a la adopción de herramientas ni a la fascinación por la innovación. Lo que está en juego es la posibilidad de construir una agenda regional propia, capaz de aprovechar el potencial de la IA sin renunciar a la educación como bien público, a la dignidad de la labor docente, a la diversidad epistemológica de la región y al derecho de nuestras sociedades a decidir sobre el sentido pedagógico de las tecnologías que incorporan. Ese es, en última instancia, el horizonte de este libro.

Prólogo

Pensar la inteligencia artificial en la educación latinoamericana exige comenzar por una escena concreta: el aula real de la región. Un aula atravesada por esperanza, pero también por desigualdades persistentes. Un aula en la que conviven estudiantes con trayectorias profundamente distintas, docentes sobrecargados, infraestructuras irregulares, contextos familiares complejos y una enorme diversidad lingüística, cultural y territorial. Es sobre esa realidad, y no sobre una abstracción tecnológica, donde hoy empieza a instalarse una nueva capa de mediación algorítmica.

La inteligencia artificial ya participa, de distintos modos, en la vida educativa contemporánea. Puede recomendar rutas de aprendizaje, automatizar retroalimentaciones, detectar patrones de rezago, asistir procesos de escritura, facilitar traducciones, apoyar decisiones institucionales y ampliar posibilidades de acompañamiento en sistemas masificados. Estas capacidades explican el creciente interés que despierta en gobiernos, universidades, organismos internacionales, empresas tecnológicas y comunidades académicas. Sin embargo, su expansión también obliga a formular preguntas que no son meramente técnicas. ¿Qué idea de aprendizaje orienta estos sistemas? ¿Qué datos utilizan? ¿Qué estudiantes quedan mejor representados y cuáles más invisibilizados? ¿Qué margen conserva el profesorado para interpretar, corregir o cuestionar las recomendaciones algorítmicas? ¿Quién define, en última instancia, los fines pedagógicos de esta transformación?

Estas preguntas son especialmente relevantes en América Latina. Nuestra región no se incorpora al debate sobre inteligencia artificial desde condiciones simétricas respecto de los grandes centros tecnológicos del mundo. Lo hace desde sistemas educativos marcados por brechas de conectividad, desigualdades de financiamiento, diferencias urbano-rurales, tensiones entre lo público y lo privado, y una historia larga de dependencia tecnológica. Pero también lo hace desde una tradición intelectual y pedagógica poderosa: la de las pedagogías críticas, la educación como derecho social, la defensa de la diversidad

cultural y lingüística, y la convicción de que la enseñanza no puede reducirse a un proceso técnico de transmisión o gestión eficiente.

Por ello, discutir IA educativa en América Latina no consiste solo en evaluar si una herramienta funciona o si una plataforma produce mejores resultados. Consiste en decidir bajo qué principios, con qué salvaguardas y para qué proyecto educativo se integran estas tecnologías. Una inteligencia artificial incorporada sin reflexión puede reforzar sesgos, normalizar formas únicas de lenguaje y desempeño, desplazar la autoridad pedagógica del docente, intensificar la vigilancia y ampliar dependencias externas en materia de datos, plataformas y criterios de evaluación. En cambio, una inteligencia artificial gobernada con responsabilidad pública, supervisión humana y pertinencia cultural puede contribuir a ampliar apoyos, fortalecer trayectorias educativas, mejorar la inclusión y generar nuevas oportunidades de aprendizaje.

Esa tensión recorre toda la obra que el lector tiene en sus manos. Este libro no se limita a describir aplicaciones ni a inventariar tendencias. Su valor reside en que sitúa la discusión en el punto donde realmente importa: la relación entre tecnología, justicia educativa, formación docente, gobernanza democrática e identidad latinoamericana. A lo largo de sus capítulos, los autores examinan el diagnóstico regional, los fundamentos pedagógicos y teóricos de la IA, sus aplicaciones más visibles, los desafíos de la formación docente, los dilemas éticos y regulatorios, y los escenarios futuros de innovación, inclusión e investigación.

El resultado es una contribución relevante por al menos tres razones. Primero, porque evita tanto el entusiasmo ingenuo como el rechazo automático, y propone en cambio una mirada crítica, informada y equilibrada. Segundo, porque entiende que la IA educativa no puede analizarse al margen de las condiciones materiales e institucionales de la región. Y tercero, porque plantea una aspiración de fondo que merece destacarse: la necesidad de construir una agenda latinoamericana propia para la integración de la inteligencia artificial en educación, una agenda que no reproduzca sin más modelos externos, sino que dialogue con nuestras prioridades sociales, culturales y pedagógicas.

En tiempos en que la velocidad de la innovación tecnológica suele imponerse sobre la deliberación pública, este libro invita a detenerse, pensar y decidir mejor. Nos recuerda

que la pregunta decisiva no es si la inteligencia artificial llegará a la educación —porque ya ha llegado—, sino de qué manera será incorporada, bajo qué criterios de legitimidad, con qué resguardos para los derechos de estudiantes y docentes, y con qué compromiso con la equidad, la diversidad y la soberanía educativa.

Ese es el mérito principal de esta obra: ofrecer un marco serio para una discusión urgente. Una discusión que no pertenece solo a especialistas en tecnología, sino a toda la comunidad educativa y, en sentido más amplio, a las sociedades que deben decidir qué tipo de educación desean construir en la era de la inteligencia artificial.

Capítulo 1

Contexto y Diagnóstico Regional

Introducción

La discusión sobre inteligencia artificial en educación en América Latina suele oscilar entre dos extremos igualmente problemáticos. Por un lado, existe una narrativa tecno utópica que presenta a la IA como una solución casi automática para la personalización del aprendizaje, la eficiencia administrativa y la mejora del rendimiento. Por otro, persiste una lectura puramente defensiva que reduce el fenómeno a una amenaza ética o a una moda pasajera. Ninguna de estas posiciones permite comprender con suficiente rigor la complejidad del momento actual. En la región, la incorporación de la IA en los sistemas educativos no ocurre sobre un terreno homogéneo, sino sobre estructuras marcadas por desigualdades históricas de conectividad, segmentación institucional, heterogeneidad regulatoria y diferencias profundas en capital humano, financiamiento e infraestructura digital. Por ello, un diagnóstico regional serio debe analizar simultáneamente la expansión de las aplicaciones educativas de la IA, las capacidades estatales e institucionales para gobernarla y las brechas socioeducativas que condicionan su impacto.

La literatura reciente coincide en que la IA ya no puede entenderse como un fenómeno periférico dentro de los sistemas educativos latinoamericanos. Salas-Pilco y Yang (2022), en su revisión sistemática sobre aplicaciones de IA en la educación superior latinoamericana, muestran que la región ha comenzado a integrar estas tecnologías en ámbitos como analítica del aprendizaje, sistemas de recomendación, tutores inteligentes, automatización de procesos y apoyo a la toma de decisiones académicas. Sin embargo, también advierten que la infraestructura tecnológica deficiente, la desigual disponibilidad de datos y la limitada preparación institucional siguen siendo obstáculos decisivos para una adopción sostenida. Desde una perspectiva más amplia, Aviles-Valenzuela et al. (2025) documentan un crecimiento sostenido de la producción científica latinoamericana sobre IA, con Brasil y México como polos de mayor productividad, aunque subrayan que

la colaboración internacional continúa siendo asimétrica y dependiente de alianzas con centros académicos del hemisferio norte. Esta doble constatación es crucial: América Latina participa cada vez más de la conversación sobre IA, pero lo hace desde posiciones desiguales y, en muchos casos, subordinadas.

Este capítulo parte de esa premisa. Su objetivo es ofrecer un diagnóstico regional que permita entender el estado actual de la IA en los sistemas educativos latinoamericanos no solo en función de sus promesas tecnológicas, sino también de sus condiciones materiales, políticas e institucionales. Para ello, el análisis se organiza en dos apartados. El primero examina el panorama actual de la IA en la educación latinoamericana, atendiendo a la brecha tecnológica, al acceso a infraestructura digital, al estado de las políticas públicas y a un ranking comparativo por país basado en indicadores regionales de madurez ecosistémica. El segundo aborda la desigualdad digital y los desafíos socioeducativos que atraviesan la adopción de estas tecnologías, con especial atención a las diferencias urbano-rurales, público-privadas, territoriales y socioculturales. La tesis central es que la IA puede ampliar las capacidades educativas de la región, pero solo si su implementación se inscribe en estrategias de justicia digital, fortalecimiento institucional y soberanía pedagógica.

1.1. Panorama actual de la inteligencia artificial en los sistemas educativos latinoamericanos

El avance de la inteligencia artificial en América Latina ha sido real, aunque heterogéneo.

No se trata de una integración uniforme ni lineal, sino de una constelación de experiencias dispersas, desigualmente financiadas y muy condicionadas por la capacidad previa de los sistemas educativos para digitalizar sus procesos. Estévez-Estévez et al. (2024) señalan que las tecnologías emergentes han redefinido la interacción entre estudiantes, docentes e instituciones, al tiempo que introducen nuevas posibilidades de personalización del aprendizaje, colaboración a distancia y apoyo a la gestión académica. No obstante, los mismos autores subrayan que estas oportunidades coexisten con dificultades persistentes: la brecha digital, la insuficiente formación del profesorado y la necesidad de proteger la privacidad de los datos. Esto sugiere que, en la región, el problema no es la

ausencia de innovación, sino la dificultad para convertir innovación tecnológica en mejora educativa estructural.

Una parte importante de la investigación reciente confirma que la IA ha comenzado a consolidarse como tecnología disruptiva en el ámbito educativo. Martínez-Márquez (2025) concluye que existe un consenso creciente en torno al potencial de la IA para innovar los procesos de enseñanza y aprendizaje, pero añade que dicho potencial depende de programas integrales de alfabetización digital, formación docente y marcos éticos que orienten su uso. En términos similares, Pedró et al. (2019) sostienen que la expansión de la IA en educación requiere visiones integrales de política pública, sistemas de datos de calidad, preparación docente y mecanismos de transparencia y equidad. Desde este punto de vista, el panorama actual no puede describirse únicamente por el número de herramientas disponibles o por la proliferación de plataformas, sino por la tensión entre capacidad tecnológica y fragilidad institucional.

Si se observa el tipo de aplicaciones predominantes, el panorama regional muestra una orientación muy clara hacia cuatro áreas. La primera es el aprendizaje personalizado y adaptativo, es decir, el uso de algoritmos para ajustar contenidos, ritmos y trayectorias de estudio en función del desempeño del estudiante. La segunda corresponde a chatbots, asistentes virtuales y sistemas de tutoría inteligente orientados a resolver dudas, guiar procesos o acompañar trayectorias formativas. La tercera agrupa la evaluación automatizada y la retroalimentación inteligente, con especial incidencia en tareas repetitivas o masivas. La cuarta comprende la analítica del aprendizaje y la predicción de riesgo académico, incluyendo el uso de datos históricos para identificar probabilidades de deserción o rezago. La revisión de Salas-Pilco y Yang (2022) coincide en que estas son las áreas donde la IA ha ganado mayor visibilidad en la región, especialmente en la educación superior y, en menor medida, en experiencias de educación técnica o secundaria.

Sin embargo, la distribución de estas aplicaciones no es homogénea entre países ni entre tipos de instituciones. Campoverde Cajas y Campoverde Castro (2025), al revisar el caso ecuatoriano, muestran que la adopción de tecnologías inteligentes ha sido más visible en universidades privadas, donde existen mayores márgenes para inversión en infraestructura, innovación pedagógica y servicios digitales. En contraste, las

instituciones públicas y aquellas situadas en territorios periféricos enfrentan restricciones más severas en conectividad, equipamiento, competencias docentes y gobernanza institucional. Aunque el estudio se centra en Ecuador, su valor diagnóstico excede el caso nacional, porque expone una lógica regional más amplia: la IA tiende a expandirse primero donde ya existían mejores condiciones materiales para la digitalización. En otras palabras, la introducción de innovaciones no elimina por sí sola las brechas existentes, y muchas veces termina reforzándolas o dependiendo de ellas.

La literatura regional sugiere además que la IA educativa latinoamericana presenta un sesgo de nivel educativo. La mayor parte de los estudios y experiencias documentadas se concentran en educación superior, particularmente en universidades urbanas y en programas de formación profesional o técnica. Salas-Pilco y Yang (2022) ya advertían este patrón, y trabajos posteriores lo refuerzan. Campoverde Cajas y Campoverde Castro (2025) identifican en el caso ecuatoriano usos orientados a personalización del aprendizaje, tutoría inteligente y mejora de la toma de decisiones académicas. Delgado et al. (2024), desde el análisis de percepciones docentes, observan que el profesorado reconoce el potencial de la IA para adaptar estrategias de enseñanza y atender diferencias individuales del alumnado. Esto indica que la discusión sobre IA educativa en la región ha estado vinculada, hasta ahora, más con el fortalecimiento de trayectorias universitarias que con una transformación integral de los sistemas escolares. Tal situación tiene implicaciones importantes: el diagnóstico regional todavía se construye más desde la educación superior que desde el conjunto del sistema educativo.

Ahora bien, el desarrollo de la IA educativa depende estrechamente de la infraestructura digital. Salas-Pilco y Yang (2022) plantean que la debilidad de la infraestructura es uno de los principales frenos a la implementación efectiva de sistemas basados en IA en América Latina. Estévez-Estévez et al. (2024) coinciden al señalar que la expansión de herramientas emergentes no ha eliminado la centralidad de la conectividad, del acceso a dispositivos y de la disponibilidad de plataformas robustas. En la práctica, esto significa que hablar de IA educativa sin hablar de banda ancha, centros de datos, interoperabilidad, mantenimiento tecnológico y acceso equitativo es conceptualmente insuficiente. La IA requiere capas previas de digitalización que muchos sistemas escolares y universitarios de la región aún no han consolidado.

El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2024 ofrece una base comparativa útil para contextualizar esta heterogeneidad. Aunque el ILIA no mide exclusivamente educación, sí capta dimensiones decisivas para comprender la capacidad de los países de incorporar IA en sus instituciones, incluyendo factores habilitantes, investigación gobernanza. En la Tabla 1 se observa que, Chile, Brasil y Uruguay integran el grupo de países pioneros, con puntajes de 73,07, 69,30 y 64,98, respectivamente; Argentina, Colombia y México aparecen como adoptantes con resultados intermedios; y Ecuador, junto con otros países de menor desarrollo relativo del ecosistema, permanece en posiciones rezagadas dentro de la región (Centro Nacional de Inteligencia Artificial [CENIA], 2024). Esta clasificación no debe interpretarse como un ranking educativo en sentido estricto, sino como una aproximación a la madurez del entorno nacional que habilita o limita la incorporación de la IA en educación.

Tabla 1

Ranking comparativo de madurez relativa del ecosistema de IA en países clave de América Latina

<i>País</i>	<i>Puntaje ILIA 2024</i>	<i>Categoría</i>	<i>Interpretación</i>
Chile	73,07	Pionero	Alto potencial para integrar IA con soporte institucional, regulatorio y de talento.
Brasil	69,30	Pionero	Fuerte capacidad de escala y de desarrollo de políticas y formación especializada.
Uruguay	64,98	Pionero	Buen desempeño en talento y estrategia, con ecosistema pequeño pero consistente.
Argentina	55,77	Adoptante	Capacidad intermedia con fortalezas en formación y agenda estratégica.
Colombia	52,64	Adoptante	Avances relevantes en política pública y gobernanza de la IA.
México	51,40	Adoptante	Alta masa crítica de investigación, aunque con rezagos en visión institucional.
República Dominicana	46,85	Adoptante	Crecimiento reciente con impulso estratégico, todavía desigual.
Perú	45,52	Adoptante	Progresos en estrategia nacional, con brechas marcadas de infraestructura.
Costa Rica	43,63	Adoptante	Buen desempeño relativo en algunos habilitantes, pero menor escala.
Ecuador	34,59	Explorador	Adopción incipiente y condicionada por brechas estructurales.

Nota. Elaboración propia a partir de Centro Nacional de Inteligencia Artificial (CENIA, 2024).

El interés de esta comparación no reside en ordenar países de manera competitiva, sino en visibilizar que la discusión educativa sobre IA no parte de condiciones equivalentes. En los países pioneros, la expansión de la IA puede articularse con estrategias nacionales, mejor infraestructura y mayor disponibilidad de talento especializado. En los países adoptantes, la oportunidad existe, pero depende de consolidar marcos institucionales y capacidades de implementación. En los países exploradores, en cambio, la prioridad sigue siendo construir las bases que permitan una adopción significativa y no meramente demostrativa. Por eso, extrapolar modelos de Chile o Brasil a sistemas con menor capacidad fiscal y tecnológica sería metodológicamente impropio y políticamente riesgoso.

La alfabetización en IA constituye otro eje decisivo del panorama regional. El ILIA 2024 muestra que el promedio regional en alfabetización en IA es de 57,9 puntos, y destaca que las disparidades provienen de diferencias estructurales en los sistemas educativos. De manera particularmente relevante, el informe señala que solo Brasil y Chile han avanzado de forma significativa en la incorporación de contenidos vinculados con ciencias de la computación e inteligencia artificial en los currículos obligatorios (CENIA, 2024). Este dato es de enorme relevancia para el diagnóstico educativo, porque indica que la madurez del ecosistema no depende solo del mercado laboral o de la inversión privada, sino también de decisiones curriculares tempranas que modelan las capacidades futuras de docentes y estudiantes.

En el plano de las políticas públicas, la región muestra un cuadro todavía incompleto. Según el ILIA 2024, solo siete países contaban con estrategias nacionales oficiales de IA: Colombia, Brasil, Chile, Perú, Argentina, Uruguay y República Dominicana (CENIA, 2024). La existencia de estas estrategias no garantiza, por sí sola, una transformación educativa sustantiva, pero sí marca diferencias importantes en visión institucional, continuidad de agenda y capacidad de coordinación intersectorial.

Chile, por ejemplo, combina una política nacional de IA implementada desde 2021 con avances regulatorios en protección de datos; Brasil cuenta con una estrategia nacional

desde 2021 y con la Ley General de Protección de Datos; Colombia articuló desde 2019 una política nacional de transformación digital e inteligencia artificial; Perú se encuentra en desarrollo de su estrategia nacional; y Ecuador, en contraste, aparece aún en fase de diagnóstico, aunque dispone de una ley de protección de datos personales (LOPD), y de un proyecto normativo orientado al fomento y regulación de la IA (CENIA, 2024). Este contraste importa porque la educación necesita algo más que herramientas: requiere marcos de legitimidad, coordinación, financiamiento y regulación.

El problema, por tanto, no es únicamente cuánto se usa la IA, sino en qué condiciones se la adopta. Pedró et al. (2019) sostienen que la integración de la IA en educación exige desarrollar visiones integrales de política pública, garantizar inclusión y equidad, preparar al profesorado, fortalecer los sistemas de datos y abordar la ética y la transparencia en su uso. Estas condiciones siguen siendo desiguales en América Latina. Allí donde existen estrategias nacionales, el desafío consiste en traducir la retórica de innovación en políticas educativas concretas y evaluables. Allí donde esas estrategias aún no existen o son débiles, el riesgo es que la incorporación de IA quede entregada a la lógica del mercado, a la fragmentación institucional o a programas piloto aislados sin capacidad de transformar el sistema.

En suma, el panorama actual de la IA en los sistemas educativos latinoamericanos puede describirse como un proceso de expansión real, pero profundamente estratificado. Existe crecimiento de la producción científica, aumento de experiencias institucionales y mayor presencia del debate en la agenda pública. Sin embargo, también persisten asimetrías severas entre países, entre instituciones y entre sectores sociales. Las aplicaciones más visibles se concentran en educación superior, la infraestructura sigue siendo un cuello de botella y las políticas públicas avanzan con velocidades muy distintas. Esto obliga a abandonar cualquier lectura lineal del progreso tecnológico. En América Latina, la IA educativa no se despliega en el vacío, sino en un entramado desigual de capacidades estatales, recursos institucionales y trayectorias históricas de exclusión.

1.2. Desigualdad digital y desafíos socioeducativos

Si el panorama regional de la IA educativa es desigual, ello se debe en gran medida a que la transformación digital latinoamericana ha estado históricamente atravesada por

brechas de acceso, uso y apropiación. La desigualdad digital no puede reducirse a la simple disponibilidad de internet o dispositivos. Comprende también la calidad de la conectividad, la estabilidad del servicio, la capacidad de uso pedagógico, la distribución de competencias digitales y la existencia, o ausencia, de acompañamiento institucional.

En el caso de la IA, estas desigualdades se amplifican, porque las tecnologías inteligentes requieren condiciones más complejas que la mera digitalización básica. Un sistema escolar o universitario que apenas logra sostener educación virtual o servicios digitales mínimos difícilmente podrá implementar IA con criterios de pertinencia, transparencia y equidad.

Estévez-Estévez et al. (2024) identifican la brecha digital como uno de los principales obstáculos para el fortalecimiento de las tecnologías emergentes en la educación superior latinoamericana. La observación es especialmente importante porque muestra que la digitalización acelerada de los últimos años no eliminó las desigualdades previas, sino que en muchos casos las hizo más visibles.

La pandemia actuó como una prueba de estrés: reveló que la promesa de continuidad pedagógica mediada por tecnología dependía de condiciones materiales muy desiguales entre territorios, instituciones y hogares. La IA se incorpora a esa realidad, por ello, las promesas de personalización o automatización deben leerse siempre a la luz de una pregunta previa: ¿Quiénes pueden realmente beneficiarse de ella?

La diferencia entre zonas urbanas y rurales sigue siendo uno de los ejes más duros de la desigualdad digital regional. El caso ecuatoriano, documentado en la literatura reciente, resulta ilustrativo. De acuerdo con datos del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (2024), el acceso a internet alcanza el 73,6 % en áreas urbanas, pero cae al 48,1 % en zonas rurales; además, el analfabetismo digital se ubica en 5,4 % a nivel nacional, con una diferencia muy marcada entre el 14,1 % rural y alrededor del 1,9 % urbano. Estas cifras permiten entender por qué la expansión de la IA corre el riesgo de reproducir una pedagogía territorialmente segmentada. Allí donde no existe conectividad estable, la promesa de plataformas adaptativas, tutores inteligentes o sistemas de alerta temprana simplemente no llega, o llega de forma intermitente y degradada.

La desigualdad territorial no es la única dificultad. También existen brechas entre instituciones públicas y privadas, entre universidades de investigación y centros con menor presupuesto, e incluso entre escuelas de una misma ciudad. Campoverde Cajas y Campoverde Castro (2025) muestran que, en Ecuador, las universidades privadas registran avances más significativos en la adopción de tecnologías inteligentes, mientras que en otras instituciones persisten limitaciones severas de conectividad, infraestructura, políticas institucionales y competencias docentes.

Aunque el estudio se centra en la educación superior ecuatoriana, refleja una tendencia regional: la IA se despliega con mayor rapidez donde el capital económico ya era comparativamente más alto. Esto implica que el mercado tecnológico, si no es regulado por políticas compensatorias, tiende a profundizar jerarquías existentes.

La inclusión de poblaciones vulnerables constituye, en este contexto, uno de los desafíos más complejos. Las tecnologías educativas pueden ampliar acceso y personalización, pero también pueden reforzar mecanismos de exclusión cuando operan sobre datos incompletos, sesgados o socialmente descontextualizados.

Naranjo et al. (2023) muestran que la ética en la implementación de la IA educativa es percibida como un asunto central por quienes participan en estos procesos, especialmente en lo referido a transparencia, formación ética y comprensión de las decisiones automatizadas. Esto es particularmente importante cuando se piensa en estudiantes indígenas, rurales, migrantes, afrodescendientes, personas con discapacidad o sectores empobrecidos, cuyas trayectorias educativas suelen no ajustarse a los patrones estadísticos con los que trabajan muchos sistemas de IA.

Un algoritmo entrenado sobre poblaciones relativamente homogéneas puede clasificar como “anómalo” lo que en realidad es una diferencia cultural, lingüística o territorial legítima.

La cuestión lingüística y cultural merece una atención especial en el caso latinoamericano. Aunque buena parte de la literatura sobre IA en educación enfatiza la personalización, en la práctica muchas herramientas continúan operando sobre registros estándar, contenidos hegemónicos y lógicas de normalización que pueden invisibilizar formas diversas de aprendizaje, argumentación y uso del lenguaje.

El problema no es solo técnico, sino epistemológico. Una IA que no reconoce la pluralidad sociolingüística de la región difícilmente puede contribuir a una educación inclusiva. La promesa de acceso universal al conocimiento se debilita cuando los sistemas inteligentes no incorporan contextos locales, saberes territoriales ni diferencias culturales significativas.

Otro componente decisivo de la desigualdad digital es la formación docente. Martínez-Márquez (2025) insiste en que el potencial innovador de la IA depende en gran medida de programas integrales de alfabetización digital para docentes y estudiantes. Ayuso del Puerto y Gutiérrez Esteban (2022), por su parte, muestran que el profesorado en formación inicial reconoce beneficios pedagógicos en la IA, tales como aumento de la motivación, resolución de problemas y fomento de la creatividad, pero subrayan la necesidad de acompañamiento pedagógico y comunidades de práctica para que esa valoración se traduzca en integración efectiva.

Esto significa que la desigualdad digital no solo separa a quienes tienen o no tienen internet; también separa a quienes cuentan con mediación pedagógica crítica. Allí donde la capacitación es mínima, la IA puede convertirse en consumo superficial, dependencia instrumental o delegación acrítica de funciones docentes.

La alfabetización digital, además, no debe entenderse como una habilidad puramente instrumental. Pedró et al. (2019) advierten que la preparación del profesorado no puede limitarse al uso técnico de herramientas, sino que debe incluir capacidades para interpretar datos, cuestionar sesgos, proteger privacidad y decidir pedagógicamente cuándo, cómo y para qué conviene automatizar procesos. En esa misma dirección, Cárdenas et al. (2023) sostienen que el impacto de la IA en educación superior exige políticas y regulaciones claras para proteger privacidad y garantizar reflexión ética. Desde esta perspectiva, la desigualdad digital también es una desigualdad de agencia profesional. Los sistemas educativos más frágiles no solo cuentan con menos recursos; cuentan también con menos capacidad para decidir críticamente el lugar de la IA en sus prácticas institucionales.

Los indicadores de acceso y alfabetización permiten observar con mayor precisión esta trama de desigualdades. El ILIA 2024 ofrece evidencia relevante sobre talento humano y

alfabetización en IA. En la subdimensión de talento humano, Chile y Uruguay aparecen con los puntajes más altos de la región, mientras que países como Ecuador se ubican en el grupo con mayores desafíos de formación y retención de talento especializado (CENIA, 2024). En alfabetización en IA, el promedio regional es moderado, pero las diferencias son marcadas, y el informe destaca que solo Brasil y Chile han avanzado de manera significativa en la incorporación curricular temprana de estas competencias. Esto implica que el problema no es únicamente la disponibilidad actual de expertos, sino la capacidad de los sistemas escolares para formar futuras generaciones con pensamiento computacional, comprensión crítica de la IA y competencias para participar activamente en su desarrollo y uso.

La desigualdad digital tiene asimismo una dimensión de gobernanza. Cuando los países carecen de estrategias nacionales, marcos regulatorios o políticas sectoriales consistentes, la expansión de la IA educativa queda mediada por actores privados, soluciones importadas y decisiones institucionales fragmentadas. Cárdenas et al. (2023) sostienen que el impacto de la IA en educación superior exige políticas y regulaciones claras para proteger privacidad y garantizar reflexión ética.

Parreira et al. (2021) observan, desde la percepción docente, que el impacto social de la IA exige desarrollar competencias transversales que permitan a los profesores asumir nuevos roles. Esto refuerza la idea de que la equidad tecnológica no depende solo de la distribución de dispositivos o conectividad, sino también de la construcción de un marco público que evite la subordinación de la educación a lógicas puramente comerciales.

En este punto conviene subrayar una idea central: la IA no crea por sí sola la desigualdad educativa latinoamericana, pero puede intensificarla si se implementa sin estrategias redistributivas. La posibilidad de que un estudiante reciba retroalimentación inteligente, tutoría automatizada, itinerarios personalizados o alertas tempranas depende de un conjunto de mediaciones previas: conectividad, datos, infraestructura, docentes capacitados, regulación, financiamiento y diseño culturalmente pertinente. Allí donde estas condiciones no existen, la IA no democratiza; segmenta. Y cuando la segmentación tecnológica coincide con desigualdades históricas de clase, territorio, etnia o tipo de institución, el efecto acumulativo puede ser considerable.

No obstante, una lectura estrictamente pesimista también sería insuficiente. La misma literatura revisada ofrece indicios de que la IA puede convertirse en herramienta de reducción de brechas si se la inscribe en políticas públicas de inclusión, formación y fortalecimiento institucional. Salas-Pilco y Yang (2022) sugieren que las aplicaciones de IA en la región pueden apoyar procesos de acompañamiento personalizado en contextos masificados.

Campoverde Cajas y Campoverde Castro (2025) identifican oportunidades claras en personalización del aprendizaje, tutoría inteligente y mejora de la toma de decisiones. Delgado et al. (2024) muestran que los docentes perciben beneficios concretos en adaptación de contenidos y estrategias. El punto, entonces, no es aceptar o rechazar la IA en abstracto, sino construir las condiciones bajo las cuales pueda operar como política de apoyo a la equidad y no como mecanismo de estratificación adicional.

Desde esta perspectiva, el principal desafío socioeducativo de la región consiste en articular la agenda de IA con una agenda más amplia de justicia digital. Esto supone fortalecer infraestructura y conectividad en territorios rezagados, invertir sostenidamente en formación docente crítica, desarrollar marcos regulatorios que protejan derechos, privacidad y transparencia, y producir tecnologías o adaptaciones con pertinencia lingüística, cultural y territorial. Sin estas condiciones, la IA corre el riesgo de ser una capa sofisticada colocada sobre sistemas estructuralmente desiguales. Con ellas, en cambio, puede convertirse en una herramienta relevante para ampliar apoyo pedagógico, anticipar riesgos, optimizar recursos y diversificar oportunidades de aprendizaje.

Resumen del capítulo 1

Este capítulo ofrece un diagnóstico regional de la inteligencia artificial en los sistemas educativos latinoamericanos, alejándose tanto del entusiasmo tecno céntrico como de las lecturas puramente defensivas. Su principal aporte consiste en mostrar que la incorporación de la IA en la región no ocurre sobre un terreno homogéneo, sino en contextos marcados por profundas desigualdades de infraestructura, conectividad, capacidades institucionales y desarrollo normativo. A partir del análisis del panorama actual, el capítulo identifica las áreas donde la IA ha ganado mayor presencia, especialmente el aprendizaje adaptativo, la tutoría inteligente, la analítica del aprendizaje

y la evaluación automatizada, y demuestra que su expansión ha sido más visible en la educación superior y en instituciones con mejores condiciones materiales.

Asimismo, subraya que las brechas urbano-rurales, público-privadas, territoriales y socioculturales pueden intensificarse si la adopción tecnológica no se articula con políticas de justicia digital. En conjunto, el capítulo contribuye a situar la discusión sobre IA educativa en América Latina dentro de un marco de equidad, fortalecimiento institucional y soberanía pedagógica.

Capítulo 2

Fundamentos Conceptuales y Modelos Teóricos

Introducción

La incorporación de la inteligencia artificial en la educación latinoamericana no puede comprenderse únicamente como la adopción de nuevas herramientas tecnológicas. Antes de analizar aplicaciones concretas, resulta imprescindible esclarecer los marcos conceptuales desde los cuales se interpreta la relación entre aprendizaje, enseñanza, datos, algoritmos y mediación pedagógica. En efecto, la IA educativa no opera en el vacío. Su diseño, implementación y evaluación están condicionados por teorías previas sobre cómo aprenden las personas, qué significa enseñar bien, cuál es el papel del conocimiento experto y de qué manera se articulan autonomía, acompañamiento, emoción y contexto social. Por ello, un capítulo de fundamentos conceptuales no debe limitarse a enumerar definiciones técnicas; debe explicar el tipo de racionalidad pedagógica que hace inteligible el uso educativo de la IA.

En América Latina, esta discusión reviste una particular importancia. La región no solo recibe herramientas y modelos desarrollados en otros contextos, sino que también los reinterpreta desde tradiciones pedagógicas propias, atravesadas por debates sobre inclusión, justicia cognitiva, acompañamiento docente y apropiación crítica de la tecnología.

Salas-Pilco y Yang (2022), al revisar las aplicaciones de inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana, muestran que la región ha incorporado sistemas tutoriales inteligentes, analítica del aprendizaje, recomendación de contenidos y automatización de procesos académicos. Sin embargo, esa adopción no puede traducirse mecánicamente en una teoría del aprendizaje.

Zawacki-Richter et al. (2019) advierten, de hecho, que una parte importante de la investigación sobre IA en educación superior se ha concentrado en la dimensión tecnológica y computacional, dejando en segundo plano la voz del profesorado, los marcos pedagógicos y la reflexión didáctica. Esta observación es crucial para el presente capítulo:

la IA solo adquiere sentido educativo cuando se la sitúa en diálogo con paradigmas teóricos robustos.

Con ese propósito, este capítulo se organiza en tres apartados. El primero examina los paradigmas pedagógicos que permiten interpretar la integración de la IA en educación, con especial atención al constructivismo, al conectivismo y a la noción de aprendizaje profundo. El segundo desarrolla los modelos de aprendizaje adaptativo y enseñanza personalizada, analizando la lógica de los algoritmos de recomendación, los sistemas tutoriales inteligentes y algunas experiencias observadas en el contexto latinoamericano. El tercero establece un puente entre la neuroeducación y la IA, abordando la relación entre emoción, memoria, plasticidad neuronal y aprendizaje cognitivo asistido desde una perspectiva psicopedagógica computacional, término que se propone como aporte en la presente obra. La tesis de fondo es que la IA no sustituye a la pedagogía; más bien la obliga a explicitar sus supuestos, a revisar sus categorías y a redefinir el lugar del docente, del estudiante y de la mediación institucional.

2.1. Paradigmas pedagógicos frente a la inteligencia artificial

Todo debate serio sobre inteligencia artificial en educación requiere preguntarse primero qué idea de aprendizaje orienta su uso. Esta pregunta es decisiva porque los sistemas basados en IA suelen presentarse como neutrales o meramente instrumentales, cuando en realidad encarnan supuestos concretos sobre cómo se adquiere el conocimiento, cómo se organiza la secuencia didáctica, qué se considera evidencia válida de progreso y qué tipo de apoyo necesita el estudiante.

En otras palabras, detrás de cada tutor inteligente, de cada sistema de recomendación o de cada motor de retroalimentación automatizada existe una teoría, explícita o implícita, del aprendizaje. Examinar los paradigmas pedagógicos relevantes permite evitar una comprensión tecnicista de la IA y situarla en una discusión más amplia sobre epistemología educativa.

El constructivismo sigue siendo uno de los referentes más influyentes para pensar esta relación. Desde la tradición piagetiana, el aprendizaje no se concibe como una simple recepción pasiva de información, sino como un proceso de construcción activa de estructuras cognitivas. Piaget (1952) sostuvo que el desarrollo intelectual implica

reorganizaciones progresivas mediante las cuales el sujeto interpreta y reinterpreta el mundo. Esta visión resulta especialmente relevante frente a ciertas promesas simplificadoras de la IA educativa. Si aprender significa reorganizar esquemas, resolver conflictos cognitivos y producir nuevas coordinaciones conceptuales, entonces una tecnología educativa valiosa no puede limitarse a entregar respuestas correctas o a optimizar tiempos de instrucción. Debe, más bien, ofrecer condiciones para la actividad mental significativa, la exploración guiada y la formulación de hipótesis por parte del estudiante.

Desde esta perspectiva, la IA puede ser pedagógicamente fecunda cuando actúa como un entorno de mediación que estimula la construcción del conocimiento en lugar de imponer trayectorias cerradas. Los sistemas tutoriales inteligentes más sofisticados no solo verifican respuestas; intentan modelar errores, inferir niveles de dominio y ofrecer pistas graduadas.

Kulik y Fletcher (2016) muestran que estos sistemas pueden producir mejoras apreciables en el aprendizaje, aunque la magnitud de sus efectos depende en gran medida del tipo de evaluación empleada y de la calidad de la implementación.

El punto pedagógico es importante: la eficacia de la IA no reside únicamente en su capacidad de automatizar, sino en su posibilidad de intervenir de forma contingente sobre el proceso de resolución de problemas. En términos constructivistas, ello equivale a proporcionar andamiajes ajustados al momento cognitivo del estudiante.

Vygotsky (1978) insistió en que el aprendizaje es inseparable de la interacción social, del lenguaje y de las herramientas culturales. Su noción de zona de desarrollo próximo resulta particularmente iluminadora para pensar la IA educativa contemporánea. Un sistema adaptativo cobra sentido cuando identifica el punto en que el estudiante puede avanzar con ayuda, pero todavía no de manera completamente autónoma.

La relevancia de esta idea es doble. Primero, porque evita concebir la personalización como aislamiento; personalizar no significa encerrar al estudiante en una burbuja algorítmica, sino ofrecer apoyos pertinentes dentro de una trayectoria formativa compartida. Segundo, porque recuerda que toda mediación tecnológica es también una mediación cultural. La IA no es un tutor “natural”; es una herramienta históricamente

situada, diseñada desde determinados lenguajes, modelos de datos y supuestos institucionales.

Este punto tiene consecuencias directas sobre la redefinición del rol docente y del estudiante. En un enfoque socio constructivista, el docente no desaparece por la presencia de algoritmos; cambia de función. Ya no es únicamente transmisor de información, pero tampoco puede reducirse a supervisor de plataformas. Su papel se desplaza hacia la curaduría pedagógica, la interpretación contextual, la selección ética de herramientas, la lectura crítica de los datos y la creación de situaciones de aprendizaje significativas.

Ayuso del Puerto y Gutiérrez Esteban (2022) muestran que, incluso en la formación inicial del profesorado, la IA es valorada no tanto por sustituir la labor docente como por ampliar repertorios didácticos y ofrecer apoyos oportunos. Esa valoración, sin embargo, solo resulta pedagógicamente pertinente cuando el profesorado conserva la supervisión y el control sobre los fines del proceso formativo. Cuando la IA define de manera unilateral qué debe aprenderse, en qué secuencia y bajo qué criterios de éxito, se corre el riesgo de vaciar de contenido profesional la labor docente.

La posición del estudiante también cambia. En los modelos tradicionales de enseñanza, el estudiante podía ser imaginado como receptor, ejecutor o usuario de recursos. En entornos mediados por IA, esa figura se transforma en un sujeto que interactúa con sistemas que registran y rastrean actividades, calculan probabilidades, infieren patrones y recomiendan itinerarios. Esto puede fortalecer su autonomía, pero solo bajo ciertas condiciones.

El conectivismo resulta útil para comprender esta mutación. Siemens (2005) formuló el conectivismo como una teoría del aprendizaje adecuada para la era digital, destacando que el conocimiento ya no reside únicamente en la mente individual, sino que se distribuye en redes de personas, bases de datos, dispositivos y comunidades. Aprender, en ese marco, equivale a establecer conexiones relevantes y a desarrollar la capacidad de identificar, seleccionar y reorganizar información dentro de un ecosistema reticular.

La pertinencia del conectivismo para pensar la IA educativa es evidente. Los entornos digitales actuales funcionan como redes dinámicas en las que conviven plataformas, repositorios, motores de búsqueda, asistentes inteligentes y comunidades de práctica.

Corbett y Spinello (2020) recuerdan que el conectivismo surge precisamente como respuesta a una ecología del conocimiento caracterizada por la conectividad, la complejidad y la autoorganización.

Desde esta óptica, la IA aparece no solo como herramienta de apoyo, sino como componente de una infraestructura cognitiva ampliada. Los algoritmos de recomendación, por ejemplo, pueden ayudar al estudiante a navegar en entornos caracterizados por una gran cantidad de información, mientras que los sistemas de análisis textual pueden facilitar procesos de exploración, síntesis y contraste de fuentes. Sin embargo, el conectivismo no debe leerse como una legitimación automática de cualquier tecnología. Si aprender es conectar, también es discriminar, evaluar y resistir conexiones irrelevantes o sesgadas. Por tanto, La alfabetización crítica se vuelve inseparable de la alfabetización digital.

La idea de aprendizaje profundo agrega otra capa a este análisis. En el ámbito pedagógico, esta expresión no se refiere aquí al aprendizaje profundo computacional de las redes neuronales, sino al aprendizaje con comprensión, transferencia, integración y sentido.

Un aprendizaje es profundo cuando el estudiante no se limita a repetir información, sino que logra relacionarla con contextos diversos, usarla para resolver problemas nuevos y reorganizarla dentro de marcos conceptuales más complejos.

Immordino-Yang y Damasio (2007) ofrecen una base importante para esta perspectiva al mostrar que el aprendizaje significativo no puede separarse de la vida afectiva y social. Comprender profundamente implica involucramiento, valoración, interés y elaboración emocional del contenido. Por ello, una pedagogía compatible con la IA no puede reducirse a optimización conductual o a simple respuesta correcta; debe aspirar a sostener procesos de comprensión de mayor densidad cognitiva y afectiva.

Este matiz es central para la discusión regional. En América Latina, donde los sistemas educativos operan a menudo en condiciones de masificación, desigualdad y heterogeneidad cultural, la tentación de usar la IA solo como mecanismo de eficiencia es muy alta.

No obstante, si la tecnología se utiliza exclusivamente para automatizar tareas repetitivas, clasificar a los estudiantes o acelerar secuencias de instrucción, se corre el riesgo de empobrecer el horizonte pedagógico. El aprendizaje profundo exige más que precisión técnica: exige reflexión, diálogo, contextualización y capacidad de transferir el conocimiento a problemas relevantes. En este punto, la IA puede apoyar, pero no reemplazar, la dimensión interpretativa del proceso educativo. Puede facilitar feedback inmediato, ofrecer secuencias adaptativas o detectar errores frecuentes, pero la construcción de sentido sigue siendo una tarea humana, social y culturalmente situada.

En suma, los paradigmas pedagógicos analizados permiten extraer una conclusión de gran alcance. El constructivismo recuerda que aprender es construir; la tradición sociocultural subraya que esa construcción es mediada, social y cultural; el conectivismo muestra que, en la era digital, dicha mediación ocurre también en redes complejas de información y tecnología; y la noción de aprendizaje profundo advierte que la calidad del aprendizaje depende de la comprensión, la transferencia y la implicación emocional. La IA puede dialogar con todos estos marcos, pero no de cualquier modo. Será pedagógicamente valiosa en la medida en que fortalezca la actividad intelectual del estudiante, amplíe la mediación docente y contribuya a una comprensión más rica y situada del conocimiento. Esa es la base teórica sobre la cual debe pensarse cualquier modelo de personalización educativa.

2.2. Modelos de aprendizaje adaptativo y enseñanza personalizada

La expresión aprendizaje adaptativo se ha convertido en una de las fórmulas más recurrentes del discurso contemporáneo sobre inteligencia artificial educativa. Con frecuencia se la utiliza para sugerir que, gracias a los algoritmos, cada estudiante puede recibir exactamente lo que necesita, en el momento oportuno y con un nivel de dificultad ajustado a su desempeño.

Aunque la promesa es atractiva, conviene examinar con rigor qué significa realmente adaptar, qué modelos sostienen esa adaptación y cuáles son sus alcances pedagógicos. La personalización educativa no es un invento de la IA; el anhelo de atender diferencias individuales es anterior a la digitalización. Lo que cambia con la IA es la escala, la

velocidad y la granularidad con que pueden recopilarse y procesarse datos sobre el aprendizaje.

En sentido estricto, un sistema de aprendizaje adaptativo es aquel que modifica contenidos, secuencias, retroalimentaciones o apoyos a partir de información obtenida del propio proceso de interacción del estudiante. Esa información puede incluir respuestas correctas e incorrectas, tiempos de resolución, rutas de navegación, frecuencia de uso, dudas recurrentes o patrones de participación.

Ma et al. (2014), en su metaanálisis sobre sistemas tutoriales inteligentes, muestran que estos entornos producen efectos positivos en una amplia variedad de dominios y niveles educativos. Kulik y Fletcher (2016) llegan a una conclusión semejante, aunque matizan que la magnitud del impacto depende de la alineación entre objetivos de instrucción y formas de evaluación. La relevancia de ambos trabajos radica en que muestran que la personalización algorítmica no es solo una promesa mercadotécnica; bajo ciertas condiciones, puede traducirse en mejoras observables del aprendizaje.

Sin embargo, no todos los modelos adaptativos funcionan del mismo modo. Una primera distinción importante es la que existe entre sistemas tutoriales inteligentes, plataformas adaptativas de contenido y algoritmos de recomendación educativa. Los sistemas tutoriales inteligentes intentan modelar el estado cognitivo del estudiante para ofrecer pistas, explicaciones o problemas ajustados a su progreso. Ma et al. (2014) los describen como programas capaces de representar estados psicológicos del aprendiz y responder con instrucción individualizada. En cambio, las plataformas adaptativas de contenido suelen reorganizar secuencias de materiales, ejercicios o micro tareas a partir de niveles de desempeño. Los algoritmos de recomendación, por su parte, operan seleccionando recursos, lecturas, actividades o trayectorias potencialmente relevantes según perfiles, patrones de uso o similitudes entre usuarios y contenidos. En todos los casos hay personalización, pero el tipo de intervención pedagógica es distinto.

La lógica algorítmica detrás de estos sistemas también varía. Algunos se basan en reglas explícitas definidas por expertos; otros utilizan modelos probabilísticos, trazado del conocimiento o aprendizaje automático. En los sistemas de recomendación suelen encontrarse enfoques basados en contenido, filtrado colaborativo, modelos híbridos y

arquitecturas sustentadas en ontologías. El principio general es relativamente claro: cuanto mayor es la capacidad del sistema para inferir necesidades, dificultades o afinidades, mayor es su posibilidad de sugerir contenidos pertinentes. No obstante, la pertinencia pedagógica no se reduce a precisión estadística. Un recurso puede ser “relevante” desde el punto de vista de patrones históricos y, aun así, no ser el más adecuado desde una perspectiva didáctica o contextual. Allí reaparece el papel irreductible del docente y de la institución educativa como instancias de validación pedagógica.

Zawacki-Richter et al. (2019) ofrecen una clasificación útil al mostrar que gran parte de la investigación sobre IA en educación superior se concentra en perfiles y predicción, evaluación y apoyo tutorial, mientras que las cuestiones propiamente pedagógicas aparecen menos desarrolladas. Esta constatación es clave para comprender los límites de la personalización automatizada. Un sistema puede detectar que un estudiante tiene alta probabilidad de rezago, pero no por ello comprende la densidad social, económica o emocional que subyace a ese patrón. La enseñanza personalizada corre el riesgo de convertirse en una secuenciación individualizada de tareas si no se articula con objetivos formativos más amplios. Personalizar no equivale simplemente a variar ejercicios; significa reconocer ritmos, trayectorias, contextos y formas de participación sin fragmentar la experiencia educativa en itinerarios solitarios y opacos.

La literatura reciente sobre educación superior insiste justamente en ese punto. Crompton y Song (2021) señalan que el potencial de la IA en la universidad puede observarse en cuatro ámbitos especialmente visibles: aprendizaje a medida, sistemas inteligentes de tutoría, facilitación de la colaboración y calificación automatizada. La importancia de esta formulación radica en que evita reducir la personalización a individualismo algorítmico. Un entorno personalizado no solo adapta contenidos; también puede facilitar interacciones, comunidades de aprendizaje y apoyos oportunos. Esto resulta especialmente relevante para América Latina, donde la personalización debe pensarse no como lujo tecnológico, sino como estrategia para sostener trayectorias educativas en contextos de alta heterogeneidad.

La revisión de Salas-Pilco y Yang (2022) confirma que, en la región, las aplicaciones de IA en educación superior se han orientado precisamente a esos fines: tutores inteligentes, sistemas de recomendación, analítica del aprendizaje y apoyo a la toma de decisiones. Su hallazgo más importante para este capítulo es que la IA latinoamericana en educación superior se ha desarrollado sobre todo en función de necesidades prácticas de acompañamiento, eficiencia y apoyo académico, más que a partir de modelos teóricos propios consolidados. Esta situación genera una doble lectura. Por un lado, muestra que la región ya participa de la transformación tecnológica. Por otro, evidencia la necesidad de dotar a esa participación de mayor densidad pedagógica y conceptual para que la personalización no quede reducida a adaptación funcional de tecnología importada.

Algunas experiencias latinoamericanas reportadas en la literatura muestran rutas posibles en ese sentido. Salas-Pilco y Yang (2022) identifican un crecimiento de trabajos vinculados a sistemas tutoriales, análisis predictivo y personalización del aprendizaje en universidades de la región. Palacios et al. (2021), en un estudio de caso chileno sobre retención estudiantil basado en minería de datos, ilustran cómo los modelos de aprendizaje automático pueden utilizarse para anticipar trayectorias de riesgo y diseñar intervenciones tempranas. Aunque se trata de un trabajo centrado en permanencia y no estrictamente en recomendación de contenidos, su valor reside en mostrar que la personalización puede operar también a nivel institucional, orientando apoyos diferenciados. En términos pedagógicos, esto significa que la enseñanza personalizada no se agota en el aula o en la plataforma, sino que puede convertirse en una arquitectura de acompañamiento académico más amplia.

La relación entre aprendizaje adaptativo y autonomía del estudiante merece una consideración especial. A primera vista, podría suponerse que cuanto más adapta un sistema, menos necesita decidir el estudiante. Sin embargo, esa conclusión sería precipitada. Un buen diseño adaptativo no debería limitar la participación del aprendiz, sino ampliarla.

Esto implica ofrecer retroalimentación comprensible, permitir elecciones informadas, transparentar criterios de recomendación y abrir márgenes de intervención sobre la propia trayectoria. Cuando la adaptación se vuelve completamente opaca, el estudiante

puede ser conducido por itinerarios que no comprende ni controla. En cambio, cuando el sistema combina apoyo algorítmico con participación consciente del usuario, la personalización fortalece la autorregulación y el monitoreo metacognitivo.

Aquí emerge una tensión central entre personalización y estandarización. Los sistemas de IA prometen ajustar la enseñanza a la singularidad de cada estudiante, pero para funcionar necesitan convertir esa singularidad en datos comparables, categorías y probabilidades. Toda personalización algorítmica supone, por tanto, un proceso previo de normalización. Esta paradoja no invalida la utilidad de la IA, pero obliga a mirarla con prudencia. El problema no consiste en usar datos, sino en olvidar que los datos son siempre una reducción de la complejidad humana. Los modelos adaptativos pueden captar desempeño observable, pero difícilmente registran por sí solos factores como cansancio, ansiedad, precariedad tecnológica, conflictos familiares o diferencias culturales en la forma de aprender. En la región latinoamericana, donde esos factores pesan intensamente sobre las trayectorias educativas, esta limitación es especialmente relevante.

Por ello, la enseñanza personalizada basada en IA debe concebirse como un modelo híbrido. Los algoritmos resultan especialmente eficaces para procesar grandes volúmenes de información, identificar patrones y ofrecer respuestas oportunas a gran escala. El profesorado, por su parte, aporta interpretación situada, juicio pedagógico, lectura ética del contexto y la capacidad de intervenir en dimensiones del aprendizaje que no pueden reducirse a datos. La calidad del modelo depende, precisamente, de la articulación entre ambas dimensiones.

Cuando la personalización se delega por completa a la plataforma tecnológica, el resultado suele ser una pedagogía automatizada con escasa sensibilidad contextual. En cambio, cuando la tecnología actúa como apoyo para decisiones docentes mejor informadas, la personalización puede convertirse en una estrategia valiosa de inclusión y acompañamiento educativo.

En este sentido, hablar de algoritmos de recomendación en plataformas educativas no debería conducir a una fascinación técnica, sino a una discusión sobre criterios pedagógicos. Recomendar un recurso implica suponer qué contenido puede ayudar mejor

a un estudiante, en qué momento, con qué nivel de desafío y bajo qué forma de mediación. Estas decisiones no son puramente informáticas. Se apoyan en visiones del aprendizaje, en taxonomías del conocimiento y en concepciones sobre el error, la progresión y la evaluación. El verdadero desafío latinoamericano no es solo acceder a plataformas adaptativas, sino desarrollar capacidad crítica para gobernarlas pedagógicamente. La soberanía educativa en tiempos de IA también consiste en no confundir precisión algorítmica con pertinencia didáctica.

En consecuencia, los modelos de aprendizaje adaptativo y enseñanza personalizada representan una oportunidad real, aunque condicionada. Pueden fortalecer la retroalimentación, sostener trayectorias en contextos masificados, diversificar itinerarios y apoyar decisiones institucionales. La evidencia disponible, muestra que estos sistemas pueden mejorar resultados. Pero esos beneficios no son automáticos. Dependen de la calidad del diseño, de la formación docente, de la transparencia del sistema, de la pertinencia cultural de los materiales y de la capacidad institucional para integrar los datos en una visión pedagógica más amplia. En América Latina, el debate no debería centrarse en si la personalización algorítmica es técnicamente posible, sino en las condiciones pedagógicas, sociales y éticas bajo las cuales puede contribuir a una educación más justa, comprensiva y situada.

2.3. Neuroeducación e IA: hacia un aprendizaje cognitivo asistido

La convergencia entre neuroeducación e inteligencia artificial constituye uno de los terrenos más sugestivos y, al mismo tiempo, más delicados del debate contemporáneo sobre innovación educativa. La neuroeducación ha insistido en que enseñar y aprender no son procesos meramente racionales ni lineales, sino fenómenos complejos en los que intervienen emoción, atención, memoria, motivación, plasticidad neuronal y contexto social.

La IA, por su parte, ofrece herramientas para modelar comportamientos, analizar grandes volúmenes de datos, detectar patrones de interacción y ajustar respuestas de manera dinámica. Cuando ambos campos dialogan, se abre la posibilidad de pensar un aprendizaje cognitivo asistido que no solo optimice rendimientos, sino que comprenda mejor las condiciones bajo las cuales una experiencia educativa se vuelve significativa.

No obstante, conviene partir de una cautela metodológica. La neuroeducación ha sufrido con frecuencia dos desviaciones: por un lado, la banalización de hallazgos neurocientíficos convertidos en recetas simplistas; por otro, la proliferación de neuro mitos que atribuyen al cerebro explicaciones espectaculares pero débiles desde el punto de vista empírico.

En el contexto de la neuroeducación, Tokuhamu-Espinosa (2022) insiste, en la necesidad de distinguir entre evidencia válida y pseudociencia. Esta advertencia resulta aún más pertinente cuando la IA entra en escena: la fascinación tecnológica puede reforzar la ilusión de que todo proceso cognitivo y emocional es plenamente medible, predecible y controlable. Una aproximación rigurosa exige evitar tanto el reduccionismo neurobiológico como el solucionismo algorítmico, entendido este último como la creencia de que los problemas educativos complejos pueden resolverse automáticamente mediante soluciones técnicas basadas en datos; ambos son formas distintas de simplificar aquello que la pedagogía ha aprendido, con dificultad, a sostener en su complejidad.

Desde una base más sólida, la literatura coincide en un punto central: la emoción no es un adorno del aprendizaje, sino una de sus condiciones constitutivas. Immordino-Yang y Damasio (2007) sostienen que los procesos afectivos y sociales son constitutivos del razonamiento y del aprendizaje, no interferencias externas que deban ser neutralizadas. Esta afirmación tiene implicaciones profundas para la IA educativa. Si la emoción participa en la atención selectiva, en la consolidación de la memoria y en la atribución de valor al conocimiento, entonces cualquier sistema que pretenda asistir el aprendizaje debería considerar, al menos indirectamente, las dimensiones afectivas de la experiencia educativa. No basta con saber si una respuesta es correcta; importa también cómo se compromete el estudiante con la tarea, qué significado le atribuye y qué tipo de implicación subjetiva moviliza.

La neuroeducación contemporánea ha mostrado, además, que memoria, atención y emoción forman una constelación funcional estrechamente vinculada. Mora (2017) resume esta relación al defender que solo se aprende de manera duradera aquello que despierta interés, curiosidad o implicación. La memoria no opera como depósito neutro, sino como sistema selectivo que prioriza aquello que resulta relevante para el sujeto. La

plasticidad neuronal, entendida como capacidad del cerebro para reorganizar conexiones a partir de la experiencia, tampoco puede concebirse de forma aislada del entorno cultural y emocional. Por eso, cuando se habla de tecnologías capaces de “potenciar” la memoria o la plasticidad, conviene aclarar que no se trata de un efecto mecánico del dispositivo, sino de la calidad de las experiencias que dicho dispositivo ayuda a construir.

En este punto, la inteligencia artificial puede ofrecer contribuciones significativas. Un sistema basado en IA puede detectar patrones de error reiterados, identificar momentos de estancamiento, modular la dificultad de las tareas, ofrecer feedback inmediato y proponer rutas alternativas de práctica. Todas estas funciones pueden favorecer procesos cognitivos relevantes, en la medida en que sostienen la atención, reducen la sobrecarga innecesaria y ajustan el desafío al nivel del estudiante.

Kulik y Fletcher (2016) y Ma et al. (2014) sugieren que los sistemas tutoriales inteligentes obtienen mejores resultados precisamente cuando logran adaptar con finura la asistencia durante la resolución de problemas. Desde una lectura neuro educativa, ello puede interpretarse como una forma de mantener al estudiante en un umbral óptimo entre dificultad y posibilidad, condición clave para la consolidación del aprendizaje.

Sin embargo, la contribución de la IA a la neuroeducación no debe imaginarse como acceso directo a la mente del estudiante. La mayoría de los sistemas actuales no “leen” emociones en sentido fuerte; infieren estados probables a partir de conductas observables, trazas de interacción, tiempos de respuesta, expresiones faciales o patrones de escritura. Estas inferencias pueden ser útiles, pero tienen límites epistemológicos y éticos claros. Lo emocional no se deja reducir sin resto a una señal biométrica o a una probabilidad computacional. Un rostro inmóvil puede significar concentración, cansancio, ansiedad o simplemente estilo personal.

En este contexto, cabe proponer la noción de psicopedagogía computacional para designar un campo emergente que articula los aportes del análisis de datos educativos y la modelización computacional del aprendizaje, desarrollados en la tradición de la analítica del aprendizaje y la minería de datos educativos (Siemens & Baker, 2012), con la tradición interpretativa de la psicopedagogía, buscando comprender y apoyar los procesos formativos a partir de evidencias empíricas sin perder su complejidad humana.

Una psicopedagogía computacional rigurosa debe combinar análisis de datos con comprensión contextual y prudencia interpretativa.

El aporte más interesante de la psicopedagogía computacional reside justamente en ese cruce entre modelamiento y mediación. No se trata de sustituir a la psicopedagogía por sistemas automáticos, sino de usar la capacidad analítica de la IA para apoyar decisiones formativas mejor informadas. Fuentes Canosa y Collado Ruano (2019) proponen una visión transdisciplinaria del diálogo entre educación y neurociencia, subrayando que la complejidad del aprendizaje exige integrar niveles biológicos, cognitivos, afectivos, culturales y pedagógicos. Esta perspectiva resulta especialmente adecuada para pensar la IA educativa. Un enfoque exclusivamente técnico corre el riesgo de reducir al estudiante a un conjunto de variables cuantificables; en cambio, un enfoque transdisciplinario permite interpretar los datos dentro de un marco más amplio, reconociendo que los procesos de aprendizaje están condicionados por factores personales, contextuales y relacionales que no pueden ser plenamente capturados por modelos computacionales.

En el terreno práctico, esto conduce a una redefinición del aprendizaje cognitivo asistido. Asistir cognitivamente no significa hacer más fácil cualquier tarea ni anticiparse a toda dificultad del estudiante. Significa ofrecer apoyos oportunos para que el sujeto pueda sostener la atención, comprender el error, reorganizar estrategias y consolidar aprendizajes con autonomía responsable.

Un sistema inteligente bien diseñado puede contribuir a ello mediante retroalimentación inmediata y detección de zonas problemáticas. Pero la asistencia solo es pedagógicamente valiosa si preserva el esfuerzo cognitivo significativo. Cuando la IA resuelve por el estudiante, anula precisamente aquello que pretendía fortalecer.

La relación con la memoria ilustra bien este punto. La IA puede espaciar prácticas, recuperar contenidos previos en momentos oportunos o secuenciar ejercicios para favorecer la retención. Sin embargo, la memoria educativa no se limita a repetición estratégica. Requiere comprensión, elaboración y vinculación con marcos de sentido. Immordino-Yang y Damasio (2007) muestran que los aprendizajes más potentes son aquellos que movilizan valoración personal y significado social.

En consecuencia, una plataforma puede facilitar recuperación espaciada o práctica adaptativa, pero el paso de la información a la comprensión duradera depende de que el contenido se inscriba en experiencias con valor para el aprendiz. Aquí aparece nuevamente el docente como diseñador de contextos de significado y no solo como administrador de contenido.

Algo similar ocurre con la plasticidad neuronal. Con frecuencia se presenta la plasticidad como una suerte de justificación biológica general para cualquier innovación tecnológica. Sin embargo, desde una perspectiva seria, la plasticidad no prueba por sí sola la eficacia de una herramienta. Demuestra, más bien, que el cerebro cambia con la experiencia. La pregunta educativa relevante no es entonces si la IA modifica el cerebro, sino qué tipo de experiencias ayuda a producir y con qué consecuencias formativas. Una plataforma que fomenta participación superficial, fragmentación atencional o dependencia excesiva puede ser tecnológicamente avanzada y, aun así, pedagógicamente pobre. Una IA educativa valiosa será aquella que organice experiencias de práctica, reflexión, desafío y sentido capaces de sostener cambios cognitivos duraderos.

La pedagogía de la conexión ofrece una formulación contemporánea sugerente para este cruce entre tecnología, emoción y aprendizaje. Pérez-Escoda et al. (2023) proponen pensar la relación entre emoción y tecnología educativa no desde una oposición, sino desde una integración que haga del vínculo, la relevancia y la experiencia compartida el centro del acto pedagógico.

Esta idea es particularmente fecunda para América Latina, donde el riesgo de una digitalización deshumanizante convive con la necesidad real de ampliar apoyos y oportunidades.

La IA puede contribuir a una pedagogía de la conexión si se usa para enriquecer el acompañamiento, identificar necesidades y diversificar recursos; fracasa, en cambio, cuando convierte el aprendizaje en una secuencia automática desprovista de reconocimiento, contexto y significado.

Por eso, el futuro del aprendizaje cognitivo asistido depende menos de la sofisticación aislada del algoritmo que de la calidad del ecosistema pedagógico donde se inserta. La neuroeducación recuerda que el aprendizaje es inseparable de emoción, cuerpo, tiempo y

cultura. La IA aporta capacidad de observación, modelamiento y respuesta adaptativa. La psicopedagogía computacional puede servir de puente entre ambos campos si se orienta a fortalecer comprensión, autorregulación, memoria significativa y bienestar cognitivo, y no simplemente a maximizar métricas de eficiencia. En la región latinoamericana, esta articulación debe además reconocer las condiciones materiales y simbólicas del contexto: brechas tecnológicas, diversidad cultural, sobrecarga docente y necesidad de mantener una visión humanista de la educación.

Resumen del capítulo 2

Este capítulo construye el andamiaje conceptual de la obra al examinar los modelos teóricos que permiten comprender la relación entre inteligencia artificial y educación desde una perspectiva pedagógica rigurosa. Su contribución principal radica en demostrar que la IA no puede interpretarse como una tecnología neutral, sino como una práctica inscrita en supuestos sobre el aprendizaje, la enseñanza y la mediación educativa. A partir del diálogo con el constructivismo, el conectivismo, el aprendizaje profundo y la tradición sociocultural, el capítulo muestra que el valor pedagógico de la IA depende de su capacidad para fortalecer la construcción activa del conocimiento, ampliar la mediación docente y sostener procesos de comprensión significativa. Además, analiza críticamente los modelos de aprendizaje adaptativo y enseñanza personalizada, destacando tanto su potencial para acompañar trayectorias diversas como sus límites cuando reducen la complejidad humana a patrones de datos. Finalmente, propone la noción de psicopedagogía computacional. Este concepto designa un campo emergente que articula el análisis de datos educativos con la tradición interpretativa de la psicopedagogía, buscando comprender los procesos formativos a partir de evidencias empíricas sin perder su complejidad humana.

El capítulo concluye que la IA será pedagógicamente valiosa en la medida en que fortalezca la actividad intelectual del estudiante, amplíe la mediación docente y contribuya a una comprensión más rica y situada del conocimiento.

Capítulo 3

Aplicaciones Educativas de la Inteligencia Artificial

Introducción

Los dos capítulos anteriores han establecido los marcos necesarios para abordar la dimensión aplicada de la inteligencia artificial en educación. El primero ofreció un diagnóstico regional que muestra un escenario de expansión real, aunque estratificado y condicionado por profundas asimetrías de infraestructura, política pública y capacidad institucional. El segundo exploró los fundamentos conceptuales y los modelos teóricos que permiten comprender la IA desde una perspectiva pedagógica crítica: el constructivismo, el conectivismo, la enseñanza personalizada y el aprendizaje cognitivo asistido. Este tercer capítulo desciende al terreno de las aplicaciones concretas. Su propósito no es ofrecer un catálogo exhaustivo de herramientas, sino analizar con rigor académico las tres grandes áreas donde la IA ha generado mayor impacto en los sistemas educativos contemporáneos: los chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes; la analítica del aprendizaje y la minería de datos educativos; y la evaluación automatizada con retroalimentación inteligente. Estas áreas no están aisladas; se articulan entre sí a través de una lógica operativa común: capturar datos de los procesos de aprendizaje, procesarlos computacionalmente e intervenir sobre las trayectorias formativas a partir de los resultados obtenidos.

Wang et al. (2024), en su revisión bibliométrica de la literatura internacional sobre inteligencia artificial en educación, identifican que la analítica del aprendizaje, los sistemas de tutoría inteligente y la evaluación automatizada constituyen los tres núcleos temáticos más consistentes en la producción científica del campo durante la última década. Esta convergencia no es casual; refleja la lógica técnica y pedagógica que subyace a las aplicaciones de IA: observar, modelar y retroalimentar. Sin embargo, como se verá a lo largo del capítulo, esta lógica plantea interrogantes cruciales sobre equidad, transparencia, autonomía docente y pertinencia cultural que resultan especialmente urgentes en el contexto latinoamericano. La tesis central de este capítulo es que las aplicaciones educativas de la IA solo pueden ser pedagógicamente valiosas si su diseño,

implementación y evaluación se inscriben en marcos de referencia que reconozcan la complejidad del aprendizaje humano, la diversidad de los contextos regionales y la necesidad de una gobernanza educativa que preserve la autonomía docente y los derechos de los estudiantes.

3.1. Chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes

La incorporación de chatbots y asistentes virtuales en la educación tiene una historia más larga de lo que suele reconocerse en el debate actual. Labadze et al. (2023), en su revisión sistemática sobre el papel de los chatbots en educación, rastrean el surgimiento de estos sistemas hasta la década de 1960, con el programa ELIZA, desarrollado por Joseph Weizenbaum en el MIT en 1966, primer intento computacional de simular conversación humana mediante reglas de procesamiento lingüístico. A lo largo de las décadas siguientes, la evolución tecnológica fue abriendo posibilidades progresivamente más sofisticadas, desde sistemas basados en patrones de respuesta estáticos hasta los grandes modelos de lenguaje capaces de generar texto fluido, contextualizado y adaptativo. Los mismos autores documentan que los chatbots educativos actuales se aplican en ámbitos tan variados como la tutoría personalizada, la resolución de dudas conceptuales, la preparación para exámenes, la facilitación de discusiones colaborativas y el apoyo a la salud mental estudiantil, lo que sugiere una diversificación funcional sin precedentes en la historia de las tecnologías educativas.

La aparición de ChatGPT en 2022 marcó un punto de inflexión significativo en la percepción pública y académica de las posibilidades de los chatbots en educación superior. Phokoye et al. (2025), en su revisión bibliométrica y cualitativa sobre el uso de esta herramienta en la enseñanza y el aprendizaje en educación superior, documentan que ha sido adoptada de manera acelerada en instituciones de múltiples países, tanto desarrollados como en desarrollo, como instrumento de apoyo al estudio, generación de contenidos, traducción, explicación de conceptos y acompañamiento personalizado.

Los autores identifican dos factores clave que explican su expansión: la capacidad del sistema para adaptarse a velocidades y estilos de aprendizaje distintos, y su accesibilidad para estudiantes con necesidades especiales, incluidos estudiantes que se benefician de la

traducción instantánea y los estudiantes con discapacidad que acceden a explicaciones alternativas y formatos accesibles.

Sin embargo, los mismos autores señalan que la velocidad de adopción ha superado con frecuencia la capacidad institucional para establecer marcos regulatorios y éticos apropiados, lo que ha generado tensiones en torno a la integridad académica, el pensamiento crítico y el uso responsable de la tecnología.

Esta brecha entre adopción tecnológica y gobernanza institucional es especialmente pronunciada en los contextos de menor desarrollo relativo, donde, según Phokoye et al. (2025), la formación del profesorado en el uso pedagógico de estas herramientas avanza más lentamente que su expansión espontánea entre los estudiantes.

Los tutores inteligentes representan una modalidad más estructurada y pedagógicamente más elaborada que los chatbots conversacionales generales. A diferencia de un asistente virtual de propósito amplio, un sistema de tutoría inteligente busca modelar el estado cognitivo del estudiante para ofrecer retroalimentación adaptativa y guía contingente durante el proceso de resolución de problemas.

Zawacki-Richter et al. (2019), en su revisión sistemática de la investigación sobre inteligencia artificial en educación superior, identifican la tutoría inteligente y la personalización del aprendizaje como las dos áreas de mayor concentración de producción científica en el campo. Sin embargo, los mismos autores advierten una paradoja significativa: a pesar del volumen de investigación técnica disponible, la voz del profesorado y la perspectiva pedagógica están notoriamente subrepresentadas en esa literatura. Esta ausencia sugiere que el desarrollo de sistemas tutoriales inteligentes ha estado guiado principalmente por lógicas de ingeniería y rendimiento computacional, con escasa atención a las condiciones pedagógicas, relacionales y contextuales que determinan la calidad real del aprendizaje.

En el contexto latinoamericano, Salas-Pilco y Yang (2022) muestran que la tutoría inteligente y los sistemas de recomendación de contenidos constituyen, junto con la analítica del aprendizaje, las principales áreas de aplicación de la IA en la educación superior de la región. Los autores identifican aplicaciones orientadas a la personalización de trayectorias, el apoyo a la toma de decisiones académicas y la mejora de la eficiencia

institucional. Sin embargo, también señalan que la infraestructura tecnológica deficiente y la insuficiente preparación docente siguen siendo obstáculos significativos para una adopción sostenida y de calidad. Este hallazgo tiene implicaciones prácticas directas: no basta con disponer de plataformas que incluyan módulos de tutoría inteligente si los docentes no están formados para integrar esos módulos dentro de diseños curriculares coherentes, o si los estudiantes no cuentan con la conectividad necesaria para interactuar fluidamente con esos sistemas.

El campo de los sistemas de recomendación educativa complementa esta perspectiva desde un ángulo técnico y pedagógico diferente. Urdaneta-Ponte et al. (2021), en su revisión sistemática sobre sistemas de recomendación en educación, describen una amplia variedad de enfoques: filtrado colaborativo, basado en contenido, híbrido, basado en conocimiento y contextual. Cada uno opera según lógicas distintas: mientras el filtrado colaborativo identifica similitudes entre usuarios para recomendar recursos, el enfoque basado en contenido analiza las características de los materiales para sugerir aquellos más afines al perfil del estudiante.

La relevancia pedagógica de estos sistemas reside en su potencial para hacer navegable un entorno informacional cada vez más saturado, orientando al estudiante hacia recursos pertinentes en el momento oportuno. Los mismos autores identifican como limitaciones recurrentes la escasez de datos iniciales sobre usuarios nuevos, la dependencia de perfiles contruidos sobre comportamientos pasados y la tendencia a reforzar burbujas informacionales en lugar de ampliar horizontes cognitivos.

En el contexto latinoamericano, existe además una limitación adicional de especial relevancia: la mayoría de estos sistemas han sido diseñados y entrenados con datos provenientes de contextos del Norte global, lo que puede generar sesgos de representación cultural y lingüística que reducen su pertinencia pedagógica para estudiantes de la región. En la Tabla 2, se pueden observar los principales tipos de chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes en educación.

Tabla 2

Principales tipologías de chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes en educación

Tipología	Descripción funcional	Ejemplos representativos	Potencial pedagógico	Limitaciones principales
Chatbots conversacionales	Interacción en lenguaje natural para responder dudas, orientar búsquedas y acompañar al estudiante	ChatGPT (OpenAI), Bard (Google), ALICE	Disponibilidad continua, respuesta inmediata, apoyo en múltiples idiomas	Riesgo de desinformación, dependencia excesiva, sesgos culturales
Asistentes virtuales especializados	Asistencia contextualizada en plataformas de gestión del aprendizaje para guiar actividades y notificaciones	Alexa for Schools, asistentes LMS integrados	Integración con el flujo pedagógico, reducción de carga administrativa docente	Escasa adaptación pedagógica profunda, datos limitados
Tutores inteligentes (ITS)	Modelado del estado cognitivo del estudiante para ofrecer retroalimentación adaptativa y guía contingente durante la resolución de problemas	Carnegie Learning, ASSISTments, AutoTutor	Mejoras documentadas en rendimiento académico; andamiaje graduado	Alto costo de desarrollo; sensibilidad contextual limitada; sesgo de idioma
Sistemas de recomendación educativa	Sugerencia de recursos, rutas de aprendizaje o actividades según perfiles y comportamientos del estudiante	Coursera, Khan Academy, LinkedIn Learning	Personalización del itinerario; adaptación al ritmo y estilo del usuario	Efecto burbuja; dependencia de datos históricos; riesgo de sesgo cultural

Nota. Elaboración propia a partir de Labadze et al. (2023), Phokoye et al. (2025); Salas-Pilco y Yang (2022), Urdaneta-Ponte et al. (2021) y Zawacki-Richter et al. (2019).

En síntesis, los chatbots, asistentes virtuales y tutores inteligentes representan una de las áreas de mayor dinamismo dentro de las aplicaciones educativas de la IA. Su potencial para ofrecer acompañamiento personalizado, retroalimentación inmediata y orientación adaptativa está respaldado por evidencia empírica creciente. Sin embargo, su integración pedagógica significativa en América Latina requiere atender condiciones previas de

infraestructura, formación docente y gobernanza institucional que actualmente no están garantizadas de manera homogénea en la región. La promesa tecnológica no puede sustituir el análisis crítico de las condiciones materiales, culturales y pedagógicas en que estas herramientas se despliegan.

3.2. Analítica de aprendizaje y minería de datos educativos

La analítica del aprendizaje y la minería de datos educativos constituyen quizás el campo más amplio e interdisciplinario de las aplicaciones de IA en educación. Su objeto de estudio es la gestión inteligente de los datos que los procesos educativos generan de manera continua: registros de interacción con plataformas, tiempos de respuesta, patrones de navegación, errores frecuentes, rutas de aprendizaje, tasas de participación en foros, resultados de evaluaciones y un conjunto creciente de variables que permiten construir modelos predictivos del comportamiento académico.

Romero y Ventura (2020), en su revisión actualizada de la minería de datos educativos y la analítica del aprendizaje, establecen una distinción conceptual relevante: mientras la minería de datos educativos se centra en el desarrollo de nuevos algoritmos y modelos a partir de datos provenientes de entornos educativos, la analítica del aprendizaje prioriza la interpretación y el uso de esos datos para la toma de decisiones pedagógicas y la mejora de los entornos de aprendizaje.

Aunque ambas disciplinas comparten métodos y objetivos en muchos contextos, esta distinción ilumina una tensión de fondo que recorre el campo: la tensión entre la lógica técnica de la optimización computacional y la lógica pedagógica de la comprensión contextual.

Uno de los casos más emblemáticos de aplicación temprana de analítica del aprendizaje es el proyecto Course Signals, implementado en la Universidad de Purdue a partir de 2007. Arnold y Pistilli (2012) describen este sistema como una intervención de alerta temprana que utiliza datos académicos, demográficos y de interacción con el sistema de gestión del aprendizaje para calcular, en tiempo real, la probabilidad de que cada estudiante tenga éxito en cada curso. A partir de ese cálculo, el sistema asigna a cada estudiante un indicador de semáforo de tres colores: verde para alta probabilidad de éxito, amarillo para riesgo moderado y rojo para riesgo elevado de fracaso o abandono.

Las intervenciones subsiguientes, que pueden incluir correos electrónicos personalizados, referencias a centros de tutoría o llamadas telefónicas directas del instructor, se activan de manera diferenciada según el color asignado. Los resultados documentados por Arnold y Pistilli (2012) muestran incrementos de entre 10 y 11 puntos porcentuales en la tasa de aprobación y reducciones significativas en las tasas de reprobación y retiro en los cursos que utilizaron el sistema, comparados con semestres anteriores sin el uso de la herramienta. Este caso tuvo una influencia formativa sobre el campo porque demostró, con evidencia empírica, que los datos ya disponibles en los sistemas universitarios podían reorganizarse con fines predictivos de alta utilidad práctica, sin necesidad de nuevas inversiones masivas en infraestructura de recolección.

Baker e Inventado (2014) ofrecen un marco complementario al describir el repertorio metodológico central de la minería de datos educativos y la analítica del aprendizaje en contextos de educación a distancia: modelado predictivo, minería de reglas de asociación, minería de patrones secuenciales, redes semánticas, análisis de redes sociales educativas y minería de relaciones causales. Los autores subrayan que, en educación a distancia, los procesos de interacción entre estudiantes y plataformas dejan trazas digitales relevantes, que permiten observar comportamientos académicos a una escala y granularidad imposibles en los entornos presenciales.

La relevancia de este marco para América Latina radica en que la educación a distancia y en línea se expandió de manera acelerada en la región, especialmente tras la pandemia de COVID-19, generando enormes volúmenes de datos educativos que, en su mayor parte, permanecen sin análisis sistemático. En ese contexto, el aprovechamiento pedagógico de esos datos requiere capacidades técnicas, institucionales y éticas que muchas universidades latinoamericanas aún no poseen plenamente, pero que representan un horizonte de inversión prioritaria.

Paulsen y Lindsay (2024), en su revisión sistemática sobre tableros de analítica del aprendizaje en educación superior, documentan una evolución significativa en la orientación de estos instrumentos: de un énfasis casi exclusivo en los datos de actividad del sistema de gestión del aprendizaje hacia diseños progresivamente más pedagógicos, orientados al aprendizaje autorregulado e integrados con datos de múltiples fuentes más

allá de los simples registros de acceso. Este giro es relevante porque responde precisamente a una de las críticas más sostenidas al campo: la de haber producido más analítica que aprendizaje, más métricas que comprensión pedagógica.

Los autores proponen, a partir de su revisión, un conjunto de recomendaciones de diseño para tableros orientados al estudiante, entre las que destacan: que estén informados por marcos teóricos del aprendizaje, que incorporen mecanismos de andamiaje para apoyar la interpretación de los datos por parte del propio estudiante y que integren fuentes de información más ricas que las derivadas únicamente de la actividad en el LMS (Learning Management System o sistema de gestión del aprendizaje, es decir, la plataforma digital utilizada para administrar, distribuir y registrar las actividades formativas de los estudiantes).

Esta perspectiva es particularmente pertinente para los diseñadores de sistemas educativos latinoamericanos, porque invita a superar la fascinación con los datos como fin en sí mismos y a orientarlos hacia el fortalecimiento de la autonomía y la metacognición del estudiante.

La ética en el uso de datos estudiantiles constituye una dimensión ineludible de este campo. Cormack (2016) argumenta que el marco ético prevalente en la investigación con sujetos humanos, basado en el consentimiento informado, resulta insuficiente e inadecuado para orientar el uso operativo de la analítica del aprendizaje como práctica institucional rutinaria.

El problema central es estructural: el consentimiento libre y voluntario es difícilmente alcanzable cuando el estudiante depende de la institución para continuar sus estudios y cuando la no participación en el sistema de analítica puede implicar consecuencias desventajosas en términos de acceso a apoyos o recursos.

El autor propone, en cambio, un marco de protección de datos derivado del derecho europeo que establece principios más apropiados para un uso legítimo, proporcionado y protegido de los datos estudiantiles, incluyendo la separación funcional entre los procesos de análisis y de intervención, la limitación de finalidades y la garantía de revisión humana sobre las decisiones automatizadas. Esta perspectiva resulta especialmente pertinente para América Latina, donde los marcos legales de protección de datos en contextos

educativos están aún en desarrollo y donde la opacidad de los algoritmos puede ampliarse con facilidad en ausencia de regulación efectiva y de cultura institucional de transparencia. En la Tabla 3, se presentan los principales métodos de analítica del aprendizaje y minería de datos educativos.

Tabla 3

Principales métodos de analítica del aprendizaje y minería de datos educativos:

posibilidades y riesgos

Método / Enfoque	Descripción	Aplicación educativa típica	Posibilidades en A. Latina	Riesgos y limitaciones
Modelado predictivo	Uso de algoritmos supervisados para predecir resultados académicos a partir de variables históricas y de interacción	Detección temprana de estudiantes en riesgo de abandono o rezago	Reducción de deserción en contextos masificados con datos institucionales disponibles	Sesgos de datos, opacidad algorítmica, riesgo de estigmatización
Minería de reglas de asociación	Identificación de patrones co-ocurrentes entre variables para descubrir relaciones pedagógicamente relevantes	Análisis de estrategias de estudio asociadas al éxito o fracaso en cursos	Descubrimiento de patrones contextuales sin hipótesis previas	Requiere grandes volúmenes de datos y capacidad técnica especializada
Análisis de secuencias	Detección de patrones temporales en el comportamiento del estudiante dentro de la plataforma	Seguimiento de trayectorias de estudio y momentos de desenganche	Identificación de puntos críticos en el proceso de aprendizaje en línea	Interpretación pedagógica compleja; datos incompletos en entornos con baja conectividad
Tableros de analítica (LAD)	Visualización de datos de aprendizaje para estudiantes, docentes o instituciones con fines de retroalimentación y autorregulación	Dashboards de progreso para el estudiante; informes de riesgo para el docente o la institución	Fomento de la autorregulación y la metacognición en estudiantes universitarios	Diseño frecuentemente centrado en métricas, no en aprendizaje; uso inconsistente
Análisis de redes sociales educativas	Mapeo de interacciones entre estudiantes en foros, grupos o plataformas para comprender dinámicas colaborativas	Evaluación de la participación y el liderazgo en comunidades de aprendizaje en línea	Comprensión de la dinámica de grupos heterogéneos en contextos de educación a distancia	Privacidad de los datos de interacción; riesgo de vigilancia social

Nota. Elaboración propia a partir de Baker e Inventado (2014); Cormack (2016);

Paulsen y Lindsay (2024); y Romero y Ventura (2020).

Wang et al. (2024), en su revisión bibliométrica de la literatura sobre inteligencia artificial en educación, confirman que la analítica del aprendizaje es uno de los campos con mayor producción acumulada y uno de los más dinámicos en términos de crecimiento reciente. Su análisis de redes de palabras clave identifica el aprendizaje automático, los sistemas de gestión del aprendizaje y la analítica de datos educativos como los tres ejes semánticos más consolidados del campo. Este panorama sugiere que la analítica del aprendizaje ha alcanzado una madurez suficiente como para ser considerada una práctica institucional ordinaria en muchos contextos educativos avanzados. El desafío latinoamericano consiste en cómo incorporar esa madurez de manera crítica, contextualizada y éticamente orientada, sin reproducir acríticamente modelos desarrollados en contextos institucionales, tecnológicos y culturales muy distintos. Ello implica invertir no solo en infraestructura de datos, sino en la formación de analistas educativos, en la construcción de marcos éticos regionales y en el fortalecimiento de la capacidad institucional para interpretar y actuar pedagógicamente sobre los datos disponibles.

3.3. Evaluación automatizada y retroalimentación inteligente

La evaluación es uno de los núcleos más sensibles del proceso educativo. Evaluar no es solo medir; es interpretar, juzgar y comunicar información sobre el aprendizaje con consecuencias directas para las trayectorias formativas de los estudiantes. Por eso, la irrupción de la evaluación automatizada en el campo educativo no puede tratarse como un asunto meramente técnico: toca directamente la naturaleza de la retroalimentación pedagógica, los criterios de calidad del aprendizaje y la distribución del poder de evaluación entre máquinas, docentes e instituciones.

Al mismo tiempo, es preciso reconocer que la evaluación manual, especialmente cuando implica la corrección masiva de producciones escritas, plantea limitaciones reales de tiempo, escala y consistencia que la automatización puede contribuir a resolver bajo ciertas condiciones. La pregunta relevante no es, por tanto, si debe automatizarse la evaluación, sino qué aspectos del proceso evaluativo pueden ser asistidos por la IA de manera pedagógicamente legítima, en qué condiciones de supervisión y con qué garantías de interpretabilidad y justicia.

McNamara et al. (2015) ofrecen uno de los estudios más rigurosos y completos sobre sistemas de evaluación automatizada de ensayos (AES, por sus siglas en inglés de Automated Essay Scoring). Su trabajo parte de un diagnóstico preciso: la evaluación de la escritura por parte de humanos, aunque pedagógicamente rica, es costosa en tiempo, variable entre evaluadores y difícilmente escalable en contextos de masificación. Los sistemas AES intentan resolver esta limitación mediante modelos computacionales que analizan múltiples características textuales de los ensayos, desde la coherencia y la cohesión léxica hasta la sofisticación gramatical y la estructura retórica, para asignar una puntuación comparable a la de evaluadores humanos expertos.

Los autores proponen un modelo jerárquico de clasificación que incorpora variables de distinta naturaleza y nivel de complejidad, mostrando que la combinación de rasgos superficiales y profundos del texto mejora significativamente la correspondencia entre las puntuaciones automáticas y las humanas. Sin embargo, su conclusión más importante desde el punto de vista pedagógico es que la retroalimentación generada por los sistemas AES tiende a concentrarse en rasgos superficiales como la gramática, la ortografía y la extensión del texto, cuando la evidencia empírica indica que la retroalimentación sobre estrategias de planificación, organización y argumentación produce efectos formativos mucho más significativos y duraderos.

Esta asimetría entre lo que los sistemas pueden medir con precisión y lo que resulta más valioso pedagógicamente constituye uno de los desafíos centrales del campo.

Nehm et al. (2012) aportan una perspectiva complementaria al examinar el uso del aprendizaje automático para la evaluación automatizada de respuestas escritas en biología, específicamente en el dominio de las explicaciones sobre el cambio evolutivo. Su estudio utiliza el programa SIDE para comparar la precisión del sistema con la de evaluadores humanos expertos ante corpus de respuestas de estudiantes universitarios. Los resultados muestran niveles de acuerdo muy elevados entre las puntuaciones automáticas y las humanas cuando el sistema es entrenado con suficiente cantidad de respuestas representativas, lo que sugiere que los sistemas de evaluación automatizada pueden alcanzar niveles de confiabilidad aceptables incluso en dominios de conocimiento complejo y con respuestas abiertas.

Sin embargo, los propios autores advierten que la construcción de esos sistemas requiere un esfuerzo sustancial de desarrollo, validación iterativa y ajuste permanente, y que su transferencia a nuevos dominios, poblaciones o idiomas no puede darse por supuesta. Esta observación tiene una relevancia particular para América Latina, donde el español y el portugués son las lenguas predominantes, pero donde los sistemas más avanzados de AES han sido desarrollados y entrenados mayoritariamente sobre corpus en inglés, con las consecuentes limitaciones de representatividad lingüística y cultural que ello implica.

La cuestión de la interpretabilidad de los modelos de evaluación automatizada añade una dimensión crítica adicional al debate. Gunasekara y Saarela (2025) examinan dos modelos de aprendizaje automático o machine learning ampliamente utilizados en predicción educativa, como redes neuronales artificiales (ANN) y árboles de decisión (DT), comparando no solo su rendimiento predictivo sino también su interpretabilidad mediante las técnicas LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) y SHAP (SHapley Additive Explanations).

Sus resultados muestran que la red neuronal supera consistentemente al árbol de decisión en precisión predictiva, pero carece de transparencia nativa en su proceso de decisión, lo que la convierte en un modelo opaco o caja negra desde la perspectiva de los actores educativos. Las técnicas de inteligencia artificial explicable (XAI, por sus siglas en inglés de Explainable Artificial Intelligence) pueden mejorar parcialmente esa opacidad, identificando cuáles son las variables más determinantes en una predicción específica; sin embargo, los propios autores reconocen que la interpretabilidad de los modelos complejos sigue siendo un desafío técnico abierto sin solución completamente satisfactoria en el estado actual del arte.

Este hallazgo tiene implicaciones directas y urgentes para la evaluación educativa: si un sistema automatizado predice el fracaso de un estudiante o asigna una calificación baja a un ensayo, o indica un porcentaje de coincidencia (posible plagio), la pregunta sobre qué justifica esa predicción o esa calificación no es solo técnica, sino también ética y pedagógica. Un sistema opaco que evalúa sin poder explicar su razonamiento no cumple con los requisitos mínimos de justicia educativa ni con el derecho de los estudiantes a recibir retroalimentación comprensible y apelable.

Las limitaciones éticas y de confiabilidad de la evaluación automatizada han sido documentadas desde múltiples ángulos en la literatura. En primer lugar, existe el problema de los sesgos de entrenamiento: si los modelos han sido entrenados con datos históricos que reflejan desigualdades previas, ya sean de género, etnia, clase social o procedencia lingüística, pueden perpetuar y amplificar esas desigualdades al evaluar a nuevos estudiantes.

En segundo lugar, está el riesgo del reduccionismo evaluativo: los sistemas AES pueden calificar con alta precisión aspectos cuantificables del texto, pero tienen dificultades documentadas para capturar la originalidad del argumento, la pertinencia cultural del ejemplo o la coherencia pragmática del discurso.

En tercer lugar, aparece la cuestión de la retroalimentación automática generada por IA generativa: incluso cuando esa retroalimentación se produce con aparente fluidez y coherencia, su valor formativo depende de su pertinencia contextual, su oportunidad pedagógica y su capacidad de estimular la revisión reflexiva por parte del estudiante, condiciones que los sistemas actuales satisfacen de manera desigual y parcial.

Zawacki-Richter et al. (2019) subrayan que la evaluación y el apoyo tutorial son las áreas donde la investigación sobre IA en educación superior ha mostrado mayor concentración técnica, pero también mayor necesidad de incorporar perspectivas pedagógicas críticas que orienten el diseño hacia fines formativos y no meramente administrativos o de eficiencia de procesos.

En el contexto latinoamericano, estas tensiones adquieren una complejidad adicional que no puede ignorarse. La región combina sistemas educativos masificados, con alta demanda de retroalimentación escrita y escasez crónica de recursos docentes para responderla a escala, con condiciones de diversidad lingüística, cultural y socioeconómica que no están bien representadas en los modelos de evaluación automatizada existentes.

El potencial de los sistemas AES para democratizar el acceso a retroalimentación de calidad es real y no debe subestimarse; pero ese potencial solo puede realizarse plenamente si los sistemas son desarrollados, adaptados y validados en contextos lingüísticos y culturales propios, si sus resultados son supervisados pedagógicamente por docentes con autoridad formativa real, y si los criterios y propósitos de la evaluación

permanecen bajo el control de los actores educativos institucionales y no exclusivamente bajo la lógica del proveedor tecnológico.

Una evaluación automatizada que ahorra tiempo al docente pero que evalúa a los estudiantes con criterios ajenos a su contexto cultural y lingüístico no está democratizando la educación; está reproduciendo, a mayor escala y menor costo, una pedagogía que no refleja la identidad epistémica de la región.

La retroalimentación inteligente, entendida como el conjunto de mecanismos automáticos para comunicar al estudiante información sobre su desempeño de manera oportuna, personalizada y procesable, representa uno de los horizontes más prometedores de las aplicaciones educativas de la IA. La investigación disponible muestra que la retroalimentación inmediata sobre errores, cuando está bien diseñada, puede favorecer procesos de corrección y aprendizaje más efectivos que la corrección diferida.

Sin embargo, esa efectividad no es independiente del contenido de la retroalimentación ni del diseño pedagógico del entorno en que se produce. McNamara et al. (2015) advierten con claridad que la retroalimentación centrada en errores superficiales tiene efectos formativos limitados o incluso contraproducentes, mientras que la retroalimentación orientada a estrategias de razonamiento, organización y argumentación produce aprendizajes más profundos y transferibles. La paradoja es que este segundo tipo de retroalimentación es precisamente el más difícil de generar automáticamente con la precisión, la sensibilidad pedagógica y la pertinencia contextual que requiere un proceso formativo de calidad.

Resumen del capítulo 3

Este capítulo examina las principales aplicaciones educativas de la inteligencia artificial, centrándose en tres campos de especial relevancia: los chatbots y tutores inteligentes, la analítica del aprendizaje y la minería de datos educativos, y la evaluación automatizada con retroalimentación inteligente. Su aporte fundamental consiste en mostrar que estas aplicaciones no deben entenderse como simples innovaciones técnicas, sino como mecanismos que observan, modelan e intervienen sobre las trayectorias formativas, con implicaciones directas para la equidad, la autonomía docente y la gobernanza institucional.

El capítulo evidencia que los chatbots y asistentes virtuales pueden ampliar el acompañamiento y la personalización, pero también reproducir sesgos y dependencias; que la analítica del aprendizaje permite anticipar riesgos y orientar decisiones pedagógicas, aunque exige criterios éticos y contextuales para no convertir los datos en vigilancia; y que la evaluación automatizada puede mejorar la escala y la consistencia de ciertos procesos, pero no sustituye el juicio pedagógico ni la interpretación formativa.

En conjunto, la contribución del capítulo radica en ofrecer una visión equilibrada y crítica de la dimensión aplicada de la IA, subrayando que su valor educativo depende de cómo se la inserte en marcos pedagógicos e institucionales responsables.

Capítulo 4

Formación Docente y Nuevas Competencias

Introducción

Los tres capítulos anteriores de esta obra han construido un marco argumentativo progresivo. El primero ofreció un diagnóstico regional del ecosistema de inteligencia artificial en los sistemas educativos latinoamericanos, mostrando un panorama de expansión real pero profundamente condicionado por asimetrías de infraestructura, gobernanza y capacidad institucional. El segundo examinó los fundamentos conceptuales y los modelos teóricos que permiten interpretar la relación entre IA y educación desde paradigmas pedagógicos robustos, subrayando que la tecnología no sustituye a la pedagogía, sino que la obliga a explicitar sus supuestos. El tercero descendió al plano de las aplicaciones concretas, analizando chatbots, tutores inteligentes, analítica del aprendizaje y evaluación automatizada, con sus respectivos alcances y limitaciones en el contexto regional. Sin embargo, toda esta arquitectura conceptual y tecnológica resulta insuficiente si no se aborda la pieza que articula el conjunto: el profesorado.

Las herramientas más sofisticadas carecen de valor pedagógico si quienes deben integrarlas en el aula no poseen las competencias necesarias, no confían en su utilidad o no disponen de acompañamiento institucional para transformar sus prácticas.

Este cuarto capítulo sitúa al docente en el centro del análisis. Su propósito es examinar las competencias digitales que el profesorado necesita desarrollar ante la irrupción de la inteligencia artificial, las actitudes y factores que condicionan su aceptación o rechazo hacia estas tecnologías, y el potencial de la IA generativa como herramienta de apoyo al diseño curricular y la planificación didáctica.

La tesis central es que el docente no puede ser concebido como un simple operador de tecnología ni como un obstáculo para la innovación, sino como un profesional reflexivo cuya formación continua constituye la condición indispensable para que la inteligencia artificial contribuya a la mejora educativa.

Como señalan Mishra y Koehler (2006), la integración exitosa de la tecnología en la enseñanza exige un tipo de conocimiento específico que articule contenido disciplinar, pedagogía y tecnología, un principio formulado bajo el modelo conocido como Conocimiento Tecnológico Pedagógico del Contenido (TPACK, por sus siglas en inglés de Technological Pedagogical Content Knowledge). Esta premisa adquiere relevancia particular en América Latina, donde las brechas de formación docente son profundas y las condiciones institucionales heterogéneas.

El capítulo se organiza en tres apartados. El primero analiza las competencias digitales docentes en la era de la IA, atendiendo a los marcos de referencia internacionales y a las propuestas de formación inicial y continua. El segundo examina las actitudes, resistencias y niveles de aceptación del profesorado frente a la IA educativa, recurriendo a evidencia empírica procedente de contextos latinoamericanos e internacionales. El tercero aborda el uso de herramientas de IA generativa como apoyo al diseño curricular y la planificación didáctica, evaluando su impacto en la creatividad docente y en la optimización del tiempo pedagógico.

4.1. Competencias digitales docentes en la era de la inteligencia artificial

La discusión sobre las competencias digitales del profesorado no es nueva, pero la irrupción de la inteligencia artificial le ha conferido una urgencia renovada y una complejidad cualitativamente distinta. Ya no se trata únicamente de que los docentes sepan utilizar procesadores de texto, plataformas de gestión del aprendizaje o herramientas de videoconferencia, destrezas que la pandemia de COVID-19 aceleró en toda la región.

Lo que la IA exige es un nivel de comprensión más profundo: entender cómo funcionan los algoritmos que recomiendan contenidos, qué supuestos incorporan los sistemas de evaluación automatizada, qué implicaciones éticas tiene el uso de datos estudiantiles y cómo integrar herramientas inteligentes en secuencias didácticas con intencionalidad pedagógica clara.

Aydin et al. (2024), en su estudio con 271 docentes de distintos niveles educativos en Turquía, desarrollaron y validaron una escala de competencias digitales docentes (TDC-

S, por sus siglas en inglés de Teachers' Digital Competence Scale) compuesta por 36 ítems organizados en cuatro factores: competencia digital profesional del docente, uso de herramientas instruccionales y comunicativas, uso de herramientas de hardware y desarrollo de contenido digital.

El instrumento mostró propiedades psicométricas robustas tanto en el análisis factorial exploratorio como en el confirmatorio, con una varianza total explicada del 65,76 % y coeficientes de fiabilidad superiores a 0,86 en todas las dimensiones. La relevancia de este hallazgo para América Latina reside en que ofrece un marco operativo replicable para diagnosticar fortalezas y debilidades del profesorado en un momento en que la región necesita herramientas de evaluación adaptables a sus propios contextos institucionales y culturales.

En una dirección similar, Gümüş y Kukul (2023) diseñaron una escala de competencia digital docente a partir del marco DigComp 2.1 de la Comisión Europea, identificando seis dimensiones mediante un análisis factorial con 695 docentes: seguridad, alfabetización de datos, resolución de problemas, creación de contenido digital, comunicación y colaboración, y ética.

La escala alcanzó un coeficiente alfa de Cronbach global de 0,975. Resulta particularmente significativo que la dimensión ética emerja como un factor diferenciado, ausente en el marco europeo original. Los autores interpretan este resultado como reflejo de diferencias socioculturales que hacen que la competencia ética no se diluya en la dimensión de seguridad, sino que constituya un ámbito con identidad propia.

Este hallazgo tiene implicaciones directas para la formación del profesorado latinoamericano, donde las cuestiones éticas vinculadas a la privacidad de datos y los sesgos algorítmicos deberían ocupar un lugar central en la discusión sobre IA educativa. La Tabla 4 sintetiza las dimensiones y propiedades de ambas escalas.

Tabla 4

Comparación de escalas de competencias digitales docentes: dimensiones y propiedades psicométricas

Escola	Dimensiones identificadas	N.º de ítems	Alfa de Cronbach global	Varianza explicada
TDC-S (Aydin et al., 2024)	Competencia digital profesional; Uso de herramientas instruccionales y comunicativas; Uso de hardware; Desarrollo de contenido digital	36	0,966 (Factor 1)	65,76 %
Escola DigComp (Gümüş & Kukul, 2023)	Seguridad; Alfabetización de datos; Resolución de problemas; Creación de contenido digital; Comunicación y colaboración; Ética	46	0,975	71,97 %

Nota. Elaboración propia a partir de Aydin et al. (2024) y Gümüş y Kukul (2023).

Como puede observarse en la Tabla 4, ambas escalas comparten una orientación multidimensional que trasciende las destrezas puramente instrumentales. La escala de Gümüş y Kukul (2023) añade explícitamente la dimensión ética, mientras que la escala de Aydin et al. (2024) enfatiza el desarrollo de contenido digital como factor independiente. La complementariedad de estos instrumentos sugiere que las competencias digitales docentes necesarias para la era de la IA no se reducen a habilidades técnicas aisladas, sino que integran componentes pedagógicos, comunicativos, éticos y de producción creativa de contenido.

El modelo TPACK propuesto por Mishra y Koehler (2006) constituye el referente teórico más influyente para comprender la intersección entre conocimiento tecnológico, pedagógico y de contenido. La premisa central es que conocer una tecnología no equivale a saber enseñar con ella. La integración efectiva requiere un tipo de conocimiento complejo, situado y dinámico que articule las tres dimensiones de manera contextualizada.

Mishra y Koehler (2006) argumentan que los programas de formación basados en talleres técnicos aislados resultan insuficientes porque no desarrollan la capacidad del docente para tomar decisiones pedagógicas informadas sobre cuándo, cómo y por qué utilizar una tecnología determinada. Este principio resulta especialmente pertinente en el caso de la inteligencia artificial generativa: un docente puede dominar el uso de ChatGPT sin poseer el conocimiento pedagógico necesario para integrarlo de manera significativa en su práctica curricular.

En el contexto específico de la IA, Yim y Wegerif (2024), en su estudio exploratorio con 60 docentes de educación infantil y primaria en el sistema educativo chino, confirman que los profesores identifican como insuficientes tanto su conocimiento tecnológico del contenido (TCK, por sus siglas en inglés de Technological Content Knowledge) como su dominio del TPACK integrado, lo que limita su confianza para incorporar herramientas de IA en el aula. Estos autores encontraron que el 92 % de los docentes no había recibido formación profesional en IA, y que las respuestas abiertas revelaron definiciones superficiales de la alfabetización en inteligencia artificial, aunque el grupo focal mostró mayor profundidad conceptual.

La convergencia de estos estudios permite establecer una conclusión relevante para los sistemas educativos latinoamericanos: el desafío no consiste únicamente en proveer tecnología al profesorado, sino en diseñar marcos de formación que integren dimensiones técnicas, pedagógicas, éticas y contextuales de manera coherente, superando tanto la capacitación puramente instrumental como la reflexión teórica desconectada de la práctica.

4.2. Actitudes, resistencias y aceptación docente hacia la IA

Comprender las actitudes del profesorado hacia la inteligencia artificial es un requisito previo para diseñar estrategias de formación pertinentes y políticas de implementación viables. Si los docentes perciben la IA como una amenaza a su autonomía profesional, como una herramienta inaccesible o como una imposición institucional carente de valor pedagógico, las probabilidades de una integración exitosa se reducen considerablemente.

La investigación reciente ha abordado esta cuestión desde diversos ángulos, empleando modelos teóricos de adopción tecnológica que permiten identificar los factores que facilitan o inhiben la aceptación docente.

El estudio de Cabero-Almenara et al. (2024), realizado con 425 docentes de la Universidad Técnica Particular de Loja (UTPL) en Ecuador, constituye contribución empírica relevante en el contexto latinoamericano. Los investigadores aplicaron el modelo UTAUT2 (Teoría Unificada de Aceptación y Uso de Tecnología, por sus siglas en inglés de Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, en su segunda versión) para analizar la aceptación de la IA educativa (AIEd, por sus siglas en inglés de Artificial Intelligence in Education) en función de dimensiones como las expectativas de rendimiento, las expectativas de esfuerzo, la influencia social, las condiciones facilitadoras, la motivación hedónica, el comportamiento de uso y la intención de uso. Los resultados mostraron niveles altos de aceptación en todas las dimensiones evaluadas, con puntuaciones medias que superaron el umbral de 3,5 en una escala de siete puntos.

La dimensión con mayor puntuación fue la de expectativas de esfuerzo ($M = 5,87$; $DE = 0,951$), lo que indica que el profesorado percibe que el uso de la IA educativa no requerirá un esfuerzo excesivo. La intención de uso alcanzó una media de 5,75, confirmando una predisposición favorable hacia la implementación de estas tecnologías en la práctica educativa.

Un hallazgo particularmente valioso de este estudio es la relación entre creencias pedagógicas y aceptación tecnológica. Los docentes con orientación constructivista mostraron una correlación positiva significativa con el comportamiento de uso de la IA educativa (coeficiente rho de Spearman = 0,406), mientras que aquellos con orientación transmisiva presentaron una correlación menor ($\rho = 0,178$). Esto sugiere que el paradigma pedagógico del profesorado no es un factor secundario en la adopción tecnológica, sino un factor estrechamente asociado con su disposición a integrar herramientas inteligentes en la enseñanza.

Cabero-Almenara et al. (2024) también encontraron diferencias significativas según la modalidad de enseñanza: los docentes que trabajaban en modalidad a distancia, ya fuera exclusivamente o en combinación con presencialidad, obtuvieron puntuaciones más altas

en expectativas de rendimiento, expectativas de esfuerzo, influencia social e intención de uso que sus pares exclusivamente presenciales.

Este dato resulta especialmente revelador para América Latina, donde la modalidad a distancia ha experimentado una expansión considerable desde la pandemia de COVID-19 y donde las instituciones que ya habían transitado hacia modelos semipresenciales o virtuales parecen encontrarse mejor posicionadas para la integración de la IA.

En el ámbito de la formación inicial del profesorado, Amaranti Pesce y Fernández Blanco (2024) investigaron las percepciones de un grupo de estudiantes de pedagogía en una universidad chilena respecto al uso de ChatGPT como asistente en una experiencia de aprendizaje vinculada a la evaluación educativa. Mediante una metodología mixta secuencial que combinó un cuestionario de conocimientos previos (KPSI, por sus siglas en inglés de Knowledge and Prior Study Inventory), un cuestionario abierto y un grupo focal, los autores encontraron que los futuros docentes valoraron positivamente el apoyo conceptual y la retroalimentación rápida que ofrece la herramienta, especialmente para la construcción de criterios de evaluación y la formulación de rúbricas.

Sin embargo, los participantes también expresaron preocupaciones sobre la precisión de la información generada, el riesgo de plagio y la dependencia tecnológica. Desde la perspectiva de su futuro rol profesional, destacaron la importancia de la mediación docente en la formación y orientación de los estudiantes para un uso crítico y responsable de la IA, así como la necesidad de transformar los métodos de evaluación para fomentar el pensamiento crítico, la resolución de problemas y la creatividad. Este estudio aporta una perspectiva valiosa procedente de América del Sur, donde la investigación empírica sobre percepciones docentes frente a la IA generativa es todavía incipiente.

En una línea complementaria, Yim y Wegerif (2024) exploraron los factores que influyen en la aceptación de herramientas educativas de IA entre docentes de educación infantil y primaria. Utilizando el modelo TAM (Modelo de Aceptación Tecnológica, por sus siglas en inglés de Technology Acceptance Model) y el marco TPACK, identificaron los siguientes factores determinantes: la autopercepción del conocimiento tecnológico del contenido, los desafíos técnicos y la aceptación por parte de los distintos actores involucrados, los atributos de las herramientas educativas de IA, la infraestructura

escolar y las restricciones presupuestarias, y el potencial de distracción y las respuestas emocionales negativas en el estudiantado más joven.

Los datos cuantitativos mostraron que el 97 % del profesorado acepta el uso de herramientas educativas de IA y, significativamente, el 88 % apoya también enfoques pedagógicos basados en las artes para enseñar IA. Este último dato sugiere que la aceptación docente no se orienta exclusivamente hacia soluciones tecnológicas, sino que valora la complementariedad con pedagogías no tecnológicas.

La confluencia de estos estudios permite identificar un patrón recurrente: la aceptación docente de la IA educativa no depende exclusivamente de la calidad de la tecnología, sino de un ecosistema de condiciones que incluye la formación previa, las creencias pedagógicas, el apoyo institucional, la infraestructura disponible y la percepción de utilidad real para la mejora de la enseñanza.

4.3. IA como apoyo al diseño curricular y la planificación didáctica

Si las secciones anteriores han establecido las competencias necesarias y los factores que condicionan la aceptación docente, este apartado aborda la dimensión más operativa del capítulo: ¿Cómo pueden las herramientas de IA generativa apoyar concretamente al profesorado en el diseño curricular y la planificación didáctica?

Esta cuestión tiene una importancia práctica considerable, dado que la planificación de la enseñanza consume una parte significativa del tiempo profesional de los docentes, especialmente en contextos donde la carga lectiva es alta, los grupos son numerosos y los recursos de apoyo son limitados, situación que caracteriza a una gran parte de los sistemas educativos latinoamericanos.

Guskey (2002) propuso un modelo de cambio docente que resulta esclarecedor para comprender las dinámicas de formación profesional en contextos de innovación tecnológica. Según este modelo, el cambio significativo en las actitudes y creencias del profesorado no se produce antes de la implementación de nuevas prácticas, sino después de que los docentes obtienen evidencia de mejora en los resultados de aprendizaje de sus estudiantes.

Esto implica que los programas de desarrollo profesional no pueden limitarse a generar adhesión previa o entusiasmo retórico por la innovación; deben proporcionar oportunidades concretas de implementación en el aula, acompañadas de retroalimentación sistemática sobre sus efectos pedagógicos.

Guskey (2002) identifica tres condiciones para que el desarrollo profesional genere cambio duradero: reconocer que el cambio es un proceso gradual y difícil para los docentes, asegurar que reciban retroalimentación regular sobre el progreso del aprendizaje estudiantil, y proporcionar seguimiento, apoyo y presión continuados tras la formación inicial. Si los docentes no experimentan de primera mano los beneficios tangibles de integrar herramientas de IA en su enseñanza, es improbable que modifiquen de manera sostenida sus prácticas pedagógicas.

En el contexto específico de la IA generativa, Li et al. (2025) aportan evidencia empírica sobre cómo los docentes utilizan efectivamente estas herramientas para su desarrollo profesional autodirigido (SDPD, por sus siglas en inglés de Self-Directed Professional Development). Mediante un enfoque mixto que combinó 298 encuestas y cinco entrevistas semiestructuradas con profesores de educación básica y media en Estados Unidos, encontraron que los docentes emplean ChatGPT principalmente para obtener inspiración y estructura para sus pedagogías de aula, actividades de clase y planes de lección.

El 19,49 % de los participantes reportó usar la herramienta para obtener ideas sobre pedagogías y planificación, mientras que el 17,97 % la empleaba para generar preguntas de práctica o cuestionarios, y el 15,75 % para crear contenido educativo personalizado. Un hallazgo particularmente relevante es que, si bien la motivación inicial para el desarrollo profesional autodirigido suele ser pasiva debido a las presiones laborales inherentes a la profesión, la introducción de herramientas de IA generativa desempeña un papel activador de esa motivación al reducir la barrera de entrada y facilitar el inicio de tareas de planificación que, de otro modo, resultarían desalentadoras. Los docentes demostraron altas capacidades de autogestión y automonitoreo al usar ChatGPT, incluyendo la habilidad de evaluar críticamente las ideas proporcionadas por la herramienta y adaptarlas a su contexto específico.

No obstante, Li et al. (2025) también revelan limitaciones importantes. Los docentes perciben una insuficiencia significativa en la formación institucional recibida para utilizar la IA con fines profesionales, lo que los obliga a buscar recursos alternativos de manera informal. Además, muestran una baja disposición a compartir sus experiencias de uso de la IA con colegas, posiblemente debido a las connotaciones negativas que todavía rodean al uso de herramientas generativas en contextos académicos.

Estos hallazgos sugieren que, para que la IA generativa se consolide como herramienta de desarrollo profesional docente, se requiere no solo formación técnica, sino también la construcción de culturas institucionales que normalicen y acompañen su uso pedagógico.

Brandão et al. (2024), en su revisión integradora de la literatura sobre desarrollo profesional docente para la integración de la IA generativa, identifican cuatro componentes que deben incorporarse en los programas de formación.

El primero es la alfabetización en inteligencia artificial, que implica comprender qué es la IA, cómo funciona, cuáles son sus capacidades y limitaciones, y qué implicaciones éticas conlleva su uso en educación.

El segundo es el conocimiento de herramientas concretas de IA generativa y la capacidad de evaluar su pertinencia pedagógica. El tercero es la reflexión ética sobre cuestiones como el plagio, la privacidad de datos, los sesgos algorítmicos y la equidad de acceso. Y el cuarto es la realización de actividades prácticas que involucren a los docentes y a sus estudiantes en el uso activo de estas herramientas durante el proceso formativo.

Los autores subrayan que el desarrollo profesional no puede configurarse como sesiones informativas puntuales, sino como un proceso sostenido que incluya diseño de planes de clase, implementación en el aula, reflexión colaborativa entre pares y ajuste iterativo de las estrategias pedagógicas. Esta propuesta es coherente con el modelo de Guskey (2002) en tanto reconoce que el cambio docente requiere experiencia directa y verificación práctica de los resultados.

En el plano de las herramientas concretas, Moundridou et al. (2024) ofrecen una contribución sistematizadora al clasificar las herramientas de IA generativa disponibles para uso docente y alinearlas con las fases del aprendizaje basado en indagación (IBL, por

sus siglas en inglés de Inquiry-Based Learning). Su propuesta organiza las herramientas en cuatro grandes grupos: planificación, que incluye herramientas para el diseño de cursos, unidades y planes de lección; creación de contenido, que abarca la generación de textos, imágenes, videos, presentaciones, mapas conceptuales y código; asistentes de enseñanza, que comprenden herramientas para la generación de ideas, la organización del conocimiento y la atención a necesidades diversas del estudiantado; y evaluación, que incluye herramientas para generar ítems de evaluación, detectar plagio y facilitar procesos de retroalimentación y calificación. La Tabla 5 presenta una síntesis de esta clasificación.

Tabla 5

Clasificación de herramientas de IA generativa para uso docente y ejemplos de subgrupos funcionales

Grupo	Descripción funcional	Subgrupos representativos
Planificación	Herramientas para diseñar la instrucción, desde actividades individuales hasta cursos completos.	Diseño de cursos; planificadores de lecciones y actividades (por ejemplo, planes 5E, aprendizaje basado en proyectos, indagación).
Creación de contenido	Herramientas para generar contenido educativo en formatos diversos.	Objetos textuales (glosarios, notas, vocabulario); imagen, video y presentación; mapas conceptuales y mentales; código.
Asistentes de enseñanza	Herramientas que apoyan la entrega de instrucción, la generación de ideas y la atención a la diversidad estudiantil.	Generación de ideas y actividades de enganche; extracción y organización del conocimiento; apoyo a necesidades diversas; comunicación y construcción de comunidad.
Evaluación	Herramientas para evaluar el aprendizaje, detectar plagio y retroalimentar.	Generación de ítems de evaluación; detección de plagio; retroalimentación automatizada y calificación; diseño de rúbricas.

Nota. Elaboración propia a partir de Moundridou et al. (2024).

Al vincular cada grupo de herramientas con las fases del ciclo de indagación propuesto por Pedaste et al. (2015), que incluye orientación, conceptualización, investigación, conclusión y discusión, los autores demuestran que la utilidad de la IA generativa no

reside en la herramienta misma, sino en la intencionalidad pedagógica con la que se emplea.

Por ejemplo, durante la fase de orientación, herramientas de generación de imágenes o de simulación pueden contribuir a despertar la curiosidad del estudiantado y activar conocimientos previos; durante la fase de investigación, planificadores de actividades y de escenarios experimentales pueden ayudar al docente a estructurar la exploración; y durante la fase de conclusión, herramientas de retroalimentación automatizada pueden asistir en la evaluación formativa y en la identificación de concepciones erróneas persistentes.

Esta perspectiva es plenamente coherente con la tesis sostenida a lo largo de este capítulo: la inteligencia artificial generativa adquiere valor educativo solo cuando se inscribe en un diseño pedagógico deliberado.

El impacto de estas herramientas en el tiempo de planificación docente merece una consideración específica. Li et al. (2025) documentan que los docentes entrevistados perciben un ahorro significativo de tiempo al utilizar ChatGPT como punto de partida para la planificación, ya que la herramienta proporciona estructuras iniciales, esquemas de unidades didácticas y propuestas de actividades que el docente puede refinar, adaptar y personalizar.

Una de las entrevistadas señaló que la IA le permite concentrar su tiempo y energía en tareas de mayor valor pedagógico, como la atención directa a los estudiantes en el aula, en lugar de dedicar horas a la búsqueda de recursos o a la redacción inicial de materiales.

Este hallazgo es relevante para América Latina, donde la sobrecarga laboral del profesorado, documentada extensamente en la literatura regional, constituye una de las barreras más persistentes para la innovación pedagógica. Sin embargo, es imprescindible señalar que el uso de herramientas de IA generativa como asistentes de planificación no está exento de riesgos. Como advierten Brandão et al. (2024), los contenidos generados por la IA pueden contener sesgos, inexactitudes o propuestas pedagógicamente inadecuadas que requieren una revisión crítica por parte del docente. La IA no sustituye el juicio profesional; lo complementa.

En este sentido, Moundridou et al. (2024) insisten en que los docentes deben tratar los productos de la IA generativa no como soluciones finales, sino como puntos de partida para la revisión y el refinamiento, manteniendo siempre el control pedagógico sobre las decisiones curriculares. Esta postura se alinea con las recomendaciones de la UNESCO (2023) sobre el uso de la IA generativa en educación, que enfatizan la necesidad de preservar la agencia humana y la responsabilidad pedagógica en toda interacción con herramientas inteligentes.

Resumen del capítulo 4

Este capítulo sitúa al profesorado en el centro de la transformación educativa impulsada por la inteligencia artificial y sostiene que ninguna innovación tecnológica puede generar mejora pedagógica sostenida sin formación docente rigurosa, acompañamiento institucional y apropiación crítica de las herramientas.

Su principal contribución consiste en articular tres dimensiones complementarias: las competencias digitales docentes necesarias en la era de la IA, las actitudes y resistencias que condicionan su adopción, y el uso de la IA generativa como apoyo al diseño curricular y la planificación didáctica.

El capítulo muestra que no basta con dominar técnicamente una herramienta; resulta indispensable integrar conocimiento tecnológico, pedagógico y disciplinar para que su uso tenga sentido educativo. Asimismo, evidencia que la aceptación docente depende de factores como la confianza, la utilidad percibida, las condiciones facilitadoras y la preservación de la autonomía profesional. Finalmente, analiza cómo la IA generativa puede reducir barreras de entrada para la planificación, estimular la creatividad y optimizar el tiempo docente, siempre que no sustituya el criterio pedagógico. Este capítulo hace énfasis en redefinir al docente como profesional reflexivo, diseñador de experiencias de aprendizaje y agente clave de una integración educativa responsable de la IA.

Capítulo 5

Ética, Gobernanza y Regulación

Introducción

Los capítulos previos han mostrado que la inteligencia artificial (IA) ya opera como infraestructura educativa en procesos de diagnóstico, personalización, evaluación y gestión. Ese desarrollo conduce a una consecuencia ineludible: cuando un sistema técnico participa en decisiones que afectan trayectorias de aprendizaje, asignación de apoyos o clasificación de desempeño, deja de ser un recurso neutro y se convierte en un dispositivo de gobierno.

La pregunta que organiza este capítulo no es si la IA “funciona”, sino en qué condiciones su uso es legítimo en términos pedagógicos, jurídicos y democráticos (Baker & Hawn, 2022; Zambrano & Sánchez-Torres, 2021).

Baker y Hawn (2022) advierten que el sesgo algorítmico en educación no es un accidente aislado, sino un fenómeno sociotécnico que puede originarse en distintas etapas del ciclo de vida y producir impactos concretos sobre grupos específicos. Esa constatación es importante para América Latina, donde la adopción de herramientas suele darse en sistemas educativos con brechas estructurales y con capacidades institucionales heterogéneas.

A la vez, como señalan revisiones recientes sobre ética y gobernanza de IA generativa, buena parte de la literatura reconoce vacíos de representación global, precisamente en países de ingresos medios y bajos, lo cual vuelve más urgente construir enfoques regionales de gobernanza y protección de derechos (Alfiras et al., 2026).

5.1. Ética de la inteligencia artificial en educación

Hablar de ética de la IA en educación implica reconocer que los sistemas algorítmicos materializan elecciones de valor. En educación, esas elecciones se traducen en criterios sobre qué significa “éxito”, qué se acepta como evidencia de aprendizaje, qué conductas se penalizan, a quién se prioriza para intervención y bajo qué definición de equidad se evalúan tasas de error.

En su revisión, Baker y Hawn (2022) sostienen que el sesgo algorítmico no se restringe a modelos “mal entrenados”, y que también puede emerger por la forma cómo se operacionalizan variables, por el tipo de datos que se recolectan y por cómo se toman decisiones institucionales a partir de las salidas del sistema.

Un punto crítico es que la justicia estadística no equivale automáticamente a justicia educativa. Baker y Hawn (2022) describen cómo distintas definiciones formales de justicia pueden entrar en conflicto, lo cual obliga a elegir qué tipo de error se minimiza y para quién. En educación, donde predicción de riesgo, admisión, evaluación automatizada o focalización de apoyos pueden producir consecuencias duraderas, esa elección no puede quedar encapsulada como decisión técnica. Requiere deliberación pedagógica y, en contextos de desigualdad, una lectura explícita de las implicaciones distributivas de automatizar.

Sesgos algorítmicos y justicia educativa

Bird et al. (2025) analizan modelos para predecir finalización de curso y finalización de programa en community colleges y muestran que, si se usan para focalizar apoyos a estudiantes definidos como “en riesgo”, el sesgo puede traducirse en que estudiantes afroamericanos marginales reciban menos recursos. Además, encuentran que la magnitud del sesgo varía según el umbral con que se define el riesgo, lo que convierte una decisión aparentemente técnica (dónde “cortar” la distribución) en una decisión ética y política sobre acceso a ayudas.

En entornos virtuales, Riazzy et al. (2020) discuten formas de discriminación y medición de justicia en analítica del aprendizaje, y proponen que antes de entrenar o desplegar modelos conviene evaluar balance y adecuación de datos para los grupos analizados. En sistemas latinoamericanos con brecha digital, este punto es especialmente relevante: no

toda huella digital representa del mismo modo a todas las poblaciones. Si el sistema de IA aprende mejor de quienes tienen conectividad estable, acceso permanente a dispositivos o mayores oportunidades de participación en plataformas, el resultado puede ser una personalización desigual que confunde ausencia de datos con ausencia de esfuerzo o con falta de capacidad.

Transparencia, interpretabilidad y derecho a apelar

La transparencia en educación tiene un significado específico: una decisión que afecta un proceso formativo debe poder explicarse pedagógicamente. Una alerta temprana que clasifica a un estudiante como “en riesgo”, una predicción de deserción o una recomendación automatizada de trayectoria requieren explicaciones comprensibles, rutas de revisión y posibilidad de apelación. Baker y Hawn (2022) resaltan que los daños no se limitan a la exactitud; también incluyen efectos asignativos y representacionales, como el retiro injustificado de oportunidades, la estigmatización o la subrepresentación de grupos en decisiones de alto impacto.

En la IA generativa, el problema se intensifica por la capacidad de producir texto plausible sin revelar con claridad el origen de sus inferencias. Alfiras et al. (2026) identifican la transparencia y la interpretabilidad como áreas centrales de ética y gobernanza, junto con la rendición de cuentas por supervisión humana. La implicación para instituciones educativas es directa: si se permite que sistemas generativos intervengan en escritura académica, retroalimentación o evaluación, también se debe formalizar quién asume responsabilidad por errores, sesgos o daños, y cómo se detectan y corrigen. La transparencia, en ese marco, deja de ser una promesa tecnológica y se convierte en un conjunto de prácticas institucionales de documentación, comunicación y revisión.

5.2. Dilemas éticos de la IA generativa en contextos educativos

La masificación de herramientas generativas desplaza el debate ético hacia dilemas sobre autoría, aprendizaje y evaluación. Alfiras et al. (2026) sintetizan que la literatura sobre adopción responsable converge en cinco ámbitos: privacidad y protección de datos, justicia y sesgo, transparencia y interpretabilidad, bienestar estudiantil y rendición de cuentas mediante supervisión humana.

Además, identifican un vacío persistente: insuficiente articulación de marcos integrales y subrepresentación de países de ingresos medios y bajos, lo cual es significativo para la discusión latinoamericana, porque sugiere que las reglas institucionales pueden estar siendo importadas sin suficiente contextualización.

En educación escolar, los dilemas se vuelven más agudos por la asimetría de poder y por la condición de niñez y adolescencia. Gouseti et al. (2025), en su revisión sobre ética de IA en educación escolar K-12 (por sus siglas en inglés, desde kindergarten hasta el final de la educación secundaria), identifican preocupaciones asociadas con privacidad y seguridad de datos y reportan inquietudes docentes sobre efectos de “pereza cognitiva”, entendida como desplazamiento de esfuerzo intelectual hacia la herramienta.

También destacan una brecha de preparación docente para comprender riesgos y una sensación de pérdida de autonomía cuando el currículo se desarrolla externamente sin participación significativa del profesorado, un patrón que dialoga con problemas latinoamericanos de gobernanza y de apropiación pedagógica de innovaciones.

El bienestar estudiantil emerge como dimensión ética transversal. Alfiras et al. (2026) incluyen el factor de bienestar porque el uso sostenido de sistemas conversacionales puede afectar prácticas de estudio y expectativas de acompañamiento, y porque la interacción mediada puede amplificar vulnerabilidades cuando no existen límites, supervisión y criterios de pertinencia pedagógica.

Para contextos latinoamericanos donde las instituciones educativas también cumplen funciones de contención social, la gobernanza responsable exige cautela frente a promesas de “acompañamiento” automatizado que, sin supervisión humana, puede producir dependencia, desinformación o inequidad en la calidad de apoyo disponible.

Para contextos latinoamericanos donde las instituciones educativas también cumplen funciones de protección y soporte social (alimentación, acompañamiento emocional, vinculación comunitaria), la gobernanza responsable exige cautela frente a promesas de 'acompañamiento' automatizado que, sin supervisión humana, puede producir dependencia, desinformación o inequidad en la calidad de apoyo disponible.

5.3. Protección de datos personales y soberanía tecnológica educativa

La protección de datos en educación no se reduce a cumplimiento administrativo; se vincula con la confianza social en la escuela y la universidad como instituciones que cuidan a sus comunidades. La analítica del aprendizaje se apoya en la captura y el procesamiento de huellas digitales producidas por estudiantes al interactuar con plataformas de gestión del aprendizaje (LMS, por sus siglas en inglés de Learning Management System) y otros entornos digitales.

Esa captura puede habilitar apoyos oportunos, pero también puede convertir la educación en un espacio de extracción de datos y de vigilancia si no existe justificación pedagógica, control y mecanismos de tutela por parte de los estudiantes y sus familias (Cormack, 2016; Liu & Khalil, 2023).

Cormack (2016) propone un marco de protección de datos para analítica del aprendizaje que cuestiona la suficiencia del consentimiento tradicional. En su argumento, el consentimiento otorgado al inicio de un curso no ofrece control significativo si la intervención ocurre mucho después. Para enfrentar esta brecha, plantea separar análisis como identificación de patrones e intervención como acción individualizada, de modo que el estudiante conserve capacidad real de decidir frente a acciones que lo afectan directamente. La propuesta es clave porque reubica el debate: una institución no está obligada a elegir entre “analítica total” y “cero analíticas”, sino a diseñar una arquitectura de decisiones que preserve autonomía y reduzca posibles daños.

Hoel y Chen (2018) profundizan la discusión al sostener que la privacidad y la protección de datos en analítica del aprendizaje deben motivarse por un “máximo educativo”, no solo por legalidad. Vinculan la privacidad con integridad contextual, es decir, con expectativas normativas sobre el flujo de información en contextos específicos, y proponen principios orientados a alinear prácticas de datos con valores educativos. En términos prácticos, su planteamiento evita un reduccionismo legalista: una práctica puede ser formalmente permitida y, aun así, ser pedagógicamente ilegítima si altera el equilibrio entre aprendizaje, confianza institucional y autonomía.

La complejidad del problema aumenta cuando se considera la sensibilidad de los datos. Karunaratne (2021) discute condiciones para que la analítica del aprendizaje sea sostenible bajo el Reglamento General de Protección de Datos europeo (GDPR, por sus siglas en inglés de General Data Protection Regulation) y señala que la personalización suele apoyarse en registros de interacción y datos administrativos, y puede involucrar información sensible asociada con bienestar.

Asimismo, observa que la analítica contemporánea tiende hacia métodos automatizados y próximos al tiempo real, con agregación de múltiples fuentes, lo cual incrementa riesgos de privacidad y, por tanto, demanda gobernanza más robusta.

En este escenario, la revisión sistemática de Liu y Khalil (2023) aporta un argumento útil para la toma de decisiones institucionales: los problemas de privacidad y protección de datos no se concentran en un único momento, sino que aparecen a lo largo de todo el proceso, desde la recolección hasta el reporte y la compartición de resultados. Los autores muestran que, en la fase de recolección, se discuten riesgos asociados con la tendencia a capturar datos en exceso y con la incorporación de datos sensibles; en la fase de análisis, emergen desafíos vinculados con la anonimización, el almacenamiento, el cálculo seguro y el control de acceso; y en las fases de reporte y compartición, se intensifican preocupaciones por uso secundario, reidentificación y circulación de información sin gobernanza. El valor de este enfoque para la educación es operacional: obliga a diseñar salvaguardas por proceso, con responsabilidades claras y con controles verificables, en lugar de depender de una única “solución” técnica o de una declaración general de consentimiento.

La Tabla 6 sintetiza riesgos y salvaguardas, articulando sesgo, transparencia y protección de datos en el ciclo de vida de la IA educativa. Su objetivo es traducir debates éticos a decisiones verificables, útiles para equipos pedagógicos, técnicos y jurídicos.

Tabla 6

Riesgos éticos frecuentes y salvaguardas recomendadas a lo largo del ciclo de vida de la IA educativa

Fase del ciclo de vida	Riesgos relevantes	éticos	Salvaguardas recomendadas	mínimas	Ejemplos educativos habituales
Definición del problema	Métricas normalizar como “base rate”	reductivas; desigualdad	Deliberación pedagógica; criterios explícitos de equidad; evaluación prospectiva de daños		Predicción de deserción; focalización de apoyos
Datos	Recolección excesiva; proxies; subrepresentación por brecha digital; consentimiento poco significativo		Minimización; trazabilidad; verificación de representatividad; separación análisis/intervención		Huellas en LMS; registros administrativos
Modelado	Sesgo por medición y agregación; opacidad; sobreajuste		Pruebas por subgrupos; documentación; contraste con modelos interpretables		Modelos predictivos; recomendadores
Evaluación	Métricas globales que ocultan errores diferenciales; umbrales no deliberados		Reporte desagregado; selección explícita de métricas de justicia; validación contextual		Alertas tempranas; clasificación de riesgo
Implementación	Estigmatización; automatización sin revisión; reasignación opaca de recursos		Revisión humana; protocolos de intervención; explicación y apelación; monitoreo de impactos		Tutorías; consejería; apoyo socioeducativo
Gobernanza	Dependencia de proveedores; transferencias transfronterizas; rendición de cuentas difusa		Cláusulas de auditoría; evaluación de impacto; comités de ética y datos; formación continua		IA generativa; analítica institucional

Nota. Elaboración propia a partir de Cormack (2016); Hoel y Chen (2018); Riazzy et al. (2020); Karunaratne (2021); Baker y Hawn (2022); Liu y Khalil (2023); Bird et al. (2025); Gouseti et al. (2025); y Alfiras et al. (2026).

Como puede apreciarse en la Tabla 6, la definición del problema, la selección de datos y la decisión sobre umbrales de intervención son, en sí mismas, decisiones éticas. Por ello, la matriz sugiere que la gobernanza efectiva no consiste en corregir daños cuando ya ocurrieron, sino en establecer controles preventivos (documentación, pruebas desagregadas, validación contextual y revisión humana) y controles de seguimiento (monitoreo de impactos y rutas de apelación). En términos institucionales, esta lectura facilita pasar de principios generales a prácticas evaluables.

Marcos regionales y soberanía tecnológica

En América Latina, la protección de datos personales es condición de legitimidad de la transformación digital. En Ecuador, la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales establece como finalidad garantizar el derecho a la protección de datos, incluyendo acceso y decisión sobre información de este carácter, y desarrolla principios, derechos, obligaciones y mecanismos de tutela (Ecuador, 2021).¹

En Brasil, la Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais regula el tratamiento de datos personales por actores públicos y privados, también en medios digitales (Brasil, 2018).²

En Colombia, la Ley 1581 establece un régimen de protección de datos personales y define una autoridad de vigilancia y sanción para garantizar el respeto de principios, derechos y procedimientos (Colombia, 2012).³

La soberanía tecnológica aparece como dimensión ética y política cuando se reconoce que los datos educativos son recursos estratégicos. Si la infraestructura de IA educativa depende de plataformas externas, la región no solo contrata tecnología; también externaliza estándares, auditoría e interoperabilidad, y puede perder capacidad de decidir sobre el valor producido por el análisis.

En su análisis de políticas públicas de IA, Zambrano y Sánchez-Torres (2021) colocan la soberanía tecnológica como preocupación relevante y discuten que las estrategias regionales no siempre tienden a transformar estructuras previas, lo cual sugiere que la gobernanza educativa debe construir condiciones más exigentes para la adopción, especialmente cuando intervienen datos sensibles y decisiones de alto impacto.

La Tabla 7 ofrece un mapa comparativo de implicaciones educativas. No pretende reemplazar análisis jurídico detallado, sino orientar decisiones institucionales sobre datos e IA en tres marcos normativos regionales.

¹ Esta normativa, conocida como LOPDP, fue publicada en el Registro Oficial Suplemento 459 del 26 de mayo de 2021 y constituye el marco regulatorio de principios de privacidad en Ecuador.

² La Ley n.º 13.709 (LGPD) de Brasil, sancionada en 2018, establece un régimen transversal para el tratamiento de datos personales, inspirado en gran medida en el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) de la Unión Europea.

³ La Ley 1581 de 2012 es la norma para la protección de datos en Colombia. Su implementación es vigilada por la Superintendencia de Industria y Comercio a través de la Delegatura para la Protección de Datos Personales.

Tabla 7

Comparación sintética de leyes de protección de datos relevantes para la IA educativa

País	Norma principal	Año	Enfoque regulatorio general	Implicaciones directas para instituciones educativas con IA
Ecuador	Ley Orgánica de Protección de Datos Personales (LOPDP)	2021	Derecho a la protección de datos; principios, derechos, obligaciones y tutela	Exige justificar tratamiento; fortalecer información y control; elevar gobernanza de datos en analítica y plataformas
Brasil	Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD)	2018	Marco general para tratamiento de datos en sector público y privado	Obliga a estructurar transparencia y seguridad; delimitar recolección masiva; definir responsabilidades con proveedores
Colombia	Ley 1581 de 2012 (protección de datos personales)	2012	Régimen general con autoridad de vigilancia y sanción	Vuelve verificable el cumplimiento; habilita vigilancia y sanción; demanda estructuras internas de cumplimiento

Nota. Elaboración propia a partir de (Ecuador, 2021); (Brasil, 2018); (Colombia, 2012).

La Tabla 7 debe leerse como un recordatorio de que la ética educativa, en el plano de datos, ya está acompañada por obligaciones jurídicas. En consecuencia, proyectos de IA educativa no deberían iniciarse únicamente con decisiones pedagógicas o tecnológicas, sino con un diseño de gobernanza de datos que anticipe derechos de titulares, deberes de información, medidas de seguridad, responsabilidades frente a terceros y mecanismos de tutela.

Este punto es especialmente relevante cuando las instituciones adquieren plataformas cerradas o servicios en la nube, porque el cumplimiento depende también de contratos, de prácticas de proveedores y de capacidades internas de supervisión.

5.4. Gobernanza y regulación de la IA educativa en América Latina

La gobernanza de la IA educativa incluye decisiones sobre datos, modelos, intervención y rendición de cuentas. Alfiras et al. (2026) subrayan que la adopción responsable exige supervisión humana y que la literatura carece de marcos integrales, con subrepresentación de países de ingresos medios y bajos. Esta brecha produce un riesgo doble: por un lado, se adoptan tecnologías con supuestos externos; por otro, se importan también estándares de gobernanza que pueden no capturar prioridades regionales como

justicia territorial, diversidad cultural, soberanía de datos y fortalecimiento de capacidades públicas.

En el plano estatal, la regulación se expresa en estándares de contratación pública, interoperabilidad, reglas de tratamiento de datos y obligaciones de transparencia. Zambrano y Sánchez-Torres (2021) muestran que las políticas de IA en América Latina presentan distintos niveles de desarrollo y que no siempre apuntan a transformaciones estructurales del contexto; ese diagnóstico sugiere que, en educación, la gobernanza debe avanzar hacia instrumentos concretos que condicionen la adopción a salvaguardas verificables, por ejemplo, requisitos de documentación de modelos, pruebas de desempeño por subgrupos relevantes, y cláusulas contractuales de auditoría y responsabilidad.

En el plano institucional, la gobernanza requiere arquitectura interna: responsabilidades claras sobre datos, protocolos de evaluación de impacto y dispositivos de revisión. La literatura sobre analítica del aprendizaje ofrece un criterio de diseño de gobernanza especialmente útil.

Cormack (2016) y Hoel y Chen (2018) sostienen que diferenciar análisis e intervención permite sostener prácticas analíticas sin convertirlas automáticamente en intervención individualizada, lo que protege autonomía y reduce riesgos de daño.

Complementariamente, el mapa por fases de Liu y Khalil (2023) sugiere que la gobernanza no puede ser un documento único: debe ser un proceso de control y mejora continua que cubra recolección, análisis y compartición.

Para modelos predictivos, la gobernanza debe incluir auditoría de justicia y política explícita de intervención. Bird et al. (2025) muestran que umbrales de clasificación y focalización producen efectos distributivos distintos; Riazzy et al. (2020) proponen evaluar balance y discriminación para asegurar justicia en entornos virtuales. Para la IA generativa, la gobernanza debe integrar reglas de uso, formación docente y diseño de evaluación, como sugiere la evidencia en educación escolar K-12, sobre falta de preparación y sobre el valor de enfoques pedagógicos que desarrollen conciencia ética (Gouseti et al., 2025). En conjunto, estos hallazgos apoyan una orientación institucional:

una IA educativa responsable requiere protocolos que anticipen sesgos, preserven derechos, definan límites y garanticen revisión humana.

Resumen del capítulo 5

Este capítulo aborda la dimensión normativa y política de la inteligencia artificial en educación, mostrando que toda adopción tecnológica implica decisiones éticas sobre justicia, transparencia, protección de datos, intervención pedagógica y distribución de oportunidades.

Su contribución central consiste en trasladar el debate desde principios abstractos hacia problemas concretos de gobernanza educativa. En primer lugar, examina cómo los sesgos algorítmicos pueden afectar la justicia educativa, especialmente cuando los modelos clasifican, priorizan o asignan apoyos sobre poblaciones desigualmente representadas. Luego analiza la importancia de la transparencia, la interpretabilidad y el derecho a apelar en decisiones automatizadas que impactan trayectorias formativas. El capítulo también profundiza en los dilemas éticos de la IA generativa, incluyendo autoría, bienestar estudiantil, supervisión humana y riesgos de dependencia. A esto se suman la protección de datos personales, la soberanía tecnológica y la necesidad de marcos regulatorios regionales capaces de responder a las condiciones latinoamericanas.

Una contribución particularmente relevante del capítulo es la presentación de una matriz de riesgos éticos y salvaguardas recomendadas a lo largo del ciclo de vida de la IA educativa, que traduce debates teóricos en decisiones verificables.

En conjunto, el capítulo aporta una propuesta de gobernanza responsable que articula auditoría, revisión humana, documentación, control institucional y enfoque de derechos, subrayando que una IA educativa legítima debe ser ética no solo en sus fines, sino también en sus procedimientos.

Capítulo 6

Innovación, investigación y futuro de la educación en América Latina

Introducción

Este capítulo propone una lectura prospectiva y situada de la inteligencia artificial (IA) en educación para América Latina. La evidencia converge en cuatro conclusiones. Primero, la expansión acelerada de la inteligencia artificial generativa (GenAI, por sus siglas en inglés de Generative Artificial Intelligence) redefine aprendizaje, evaluación y producción académica, por lo que la inserción institucional debe pasar de la adopción reactiva a la planificación pedagógica.

Segundo, el crecimiento cuantitativo de la literatura no siempre se acompaña de maduración metodológica, y por ello se requiere elevar estándares de ética, colaboración y rigor, con especial énfasis en diseños longitudinales y evaluaciones de impacto (Bond et al., 2024; Garzón et al., 2025; Matos et al., 2025). Tercero, la inclusión no puede reducirse a accesibilidad técnica: debe incorporar interculturalidad, pluralidad lingüística y justicia epistemológica, evitando que los sistemas importados homogenicen el conocimiento y reproduzcan desigualdades (Sarwari et al., 2024; Melo-López et al., 2025; Nemorin, 2024). Cuarto, la gobernanza no puede operar en abstracto: debe centrarse en sistemas concretos, datos, explicaciones y rutas de apelación, reconociendo asimetrías geopolíticas y la necesidad de soberanía epistémica y de datos (Correa et al., 2025; Nemorin, 2024; Langeveldt & Pietersen, 2024).

Los capítulos previos mostraron que la incorporación de IA a los sistemas educativos latinoamericanos ocurre en contextos históricamente atravesados por desigualdades: brechas de conectividad, infraestructura heterogénea, capacidades institucionales desiguales y una diversidad cultural y lingüística que desafía las soluciones estandarizadas.

En ese marco, la pregunta por el futuro y la innovación no puede plantearse como una carrera por “adoptar lo último en tecnología”, sino como un problema de direccionalidad:

hacia qué fines pedagógicos se orienta la tecnología, quién se beneficia de su despliegue y qué capacidades institucionales se construyen para evaluarla, corregirla y gobernarla.

Dos dinámicas recientes intensifican esta urgencia. La primera es la normalización de la GenAI como herramienta cotidiana en educación superior. La evidencia disponible indica que su presencia se ha convertido en una variable que reconfigura prácticas claves como la escritura académica, la búsqueda de información, la tutoría y la evaluación, de modo que el debate incluye tanto oportunidades de reforma curricular como preocupaciones por integridad académica y por sustitución cognitiva (Chiu, 2024b; Ukwandu et al., 2025; Yusuf et al., 2024).

La segunda dinámica es el desplazamiento del debate desde “qué aplicaciones existen” hacia “quién gobierna” su despliegue. Un análisis cualitativo en Chile muestra que distintos actores discuten no solo eficiencia o utilidad, sino también asimetrías de poder y enfoques de gobernanza; incluso aparece la percepción del país como “nación laboratorio” o “sandbox”, lo que sugiere vulnerabilidades estructurales y desigualdad en la relación con el desarrollo tecnológico global (Correa et al., 2025).

6.1. Tendencias emergentes y vacíos críticos de la investigación sobre IA y educación en América Latina

Una primera tendencia es la reorganización del campo alrededor de ecosistemas híbridos donde la GenAI convive con sistemas adaptativos, analítica del aprendizaje y automatización de procesos educativos.

La revisión sistemática de Garzón et al. (2025), basada en 155 estudios empíricos publicados entre 2015 y 2025, destaca un aumento de la investigación desde 2022, atribuido al impacto de herramientas generativas. De forma convergente, Matos et al. (2025), en una revisión de 45 artículos publicados entre 2011 y 2024, identifican un peso relevante de tecnologías generativas como ChatGPT en la investigación reciente y subrayan aplicaciones que van desde apoyo a aprendizaje personalizado hasta educación profesional. Aun cuando estas revisiones no están centradas en América Latina, su diagnóstico es ineludible para la región: el ciclo de innovación se está acelerando globalmente, y las instituciones latinoamericanas se verán presionadas a integrar

herramientas en ausencia de la infraestructura investigativa necesaria para evaluarlas en contextos locales.

Una segunda tendencia es el crecimiento del metaconocimiento (revisiones de revisiones y síntesis de investigaciones) como respuesta a la explosión de publicaciones. Bond et al. (2024), en una meta revisión de revisiones sobre IA en educación superior, sostienen que el campo requiere aumentar ética, colaboración y rigor, y muestran que la evidencia secundaria sintetizada proviene, en gran medida, de equipos que colaboran a nivel doméstico. Esta característica importa para América Latina porque sugiere que gran parte del conocimiento que “define” tendencias y recomendaciones se produce en circuitos de colaboración que pueden no incluir experiencias institucionales y sociales del Sur global, lo cual limita la construcción de agendas comparativas y contextualizadas.

Una tercera tendencia es la consolidación del estado del campo como género de investigación, particularmente en educación superior. Crompton y Burke (2023), en una revisión sistemática que examina 138 artículos publicados entre 2016 y 2022 siguiendo principios del marco PRISMA (por sus siglas en inglés Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), ofrecen un mapeo ordenado de líneas de investigación y aplicaciones. Esta sistematización cumple una función importante: permite nombrar problemas, comparar enfoques e identificar vacíos. Sin embargo, su utilidad para América Latina depende de una condición crítica: recontextualizar taxonomías y hallazgos dentro de estructuras de desigualdad, segmentación institucional y diversidad cultural, evitando que los mapas del campo operen como “plantillas” universales para decisiones de política o inversión.

A partir de estas tendencias, los vacíos críticos para la región pueden formularse en tres ejes que se entrelazan. En el eje de evidencia, persiste la escasez de diseños longitudinales y de evaluaciones que conecten adopción de IA con resultados educativos sostenidos, diferenciando efectos por territorio, por institución y por población. En el eje de gobernanza aplicada, la innovación revela un déficit: se adoptan sistemas por presión de mercado o por expectativas de eficiencia, pero sin marcos institucionales de transparencia, evaluación de sesgos, protección de datos y rutas de apelación para estudiantes y docentes. En el eje epistémico, emerge una dependencia estructural: cuando

marcos de evaluación, métricas de calidad y plataformas de IA se importan sin capacidades locales de auditoría y rediseño, la región corre el riesgo de quedar como usuaria periférica y no como productora de conocimiento educativo sobre IA.

La evidencia cualitativa sobre gobernanza permite precisar este diagnóstico. Correa et al. (2025) muestran que la forma en que los actores conceptualizan la IA altera sus demandas de regulación; cuando se entiende como fuerza abstracta, la gobernanza tiende a diluirse y la confianza puede basarse en eficiencia funcional más que en comprensión informada. Para el sector educativo, esta forma de confianza es frágil: puede sostener adopciones rápidas, pero se vuelve inestable ante sesgos, filtraciones de datos o decisiones automatizadas percibidas como injustas, especialmente si no existen mecanismos de explicación y apelación.

A continuación, en la Tabla 8 se presentan cinco contribuciones que “ordenan” el campo mediante meta reseñas, revisiones sistemáticas y análisis crítico. Su valor no está en reemplazar la lectura de las fuentes, sino en clarificar qué tipo de evidencia se está acumulando y qué vacíos persisten. Por ejemplo, la meta revisión de Bond et al. (2024) sustenta el argumento de que el crecimiento de publicaciones debe acompañarse de mayor rigor, colaboración y atención ética, mientras que las revisiones de Crompton y Burke (2023) y Garzón et al. (2025) permiten identificar tendencias de investigación y desafíos recurrentes en educación superior. En paralelo, Matos et al. (2025) enfatizan preocupaciones sobre privacidad y sesgos, y Nemorin (2024) advierte sobre la posibilidad de una ética “universal” que invisibilice contextos no hegemónicos. Se puede emplear esta tabla como mapa de priorización: escoger líneas de investigación con alta atención internacional pero baja contextualización regional, y diseñar estudios que aporten evidencia situada. Cuando se alude a marcos metodológicos, conviene recordar que PRISMA orienta reportes de revisiones y facilita comparabilidad (Crompton & Burke, 2023).

Tabla 8

Síntesis de revisiones y estudios integradores recientes sobre IA en educación con implicaciones para América Latina

Obra (tipo)	Alcance temporal y corpus	Resultados principales	Implicación para investigación regional
Bond et al. (meta revisión)	Revisiones en educación superior (2018–julio 2023); 66 revisiones sintetizadas	Llamado a reforzar ética, colaboración y rigor; patrones de colaboración domésticos	Estándares de reporte y ética; cooperación regional para comparabilidad (Bond et al., 2024)
Crompton y Burke (revisión sistemática)	Educación superior (2016–2022); 138 artículos examinados	Mapeo del estado del campo; categorías de investigación; uso de principios tipo PRISMA	Taxonomías comparables recontextualizadas; agenda sensible a desigualdad y diversidad (Crompton y Burke, 2023)
Garzón et al. (revisión sistemática)	Estudios empíricos (2015–2025); 155 investigaciones	Beneficios reportados (personalización, motivación); desafíos (uso ético, resistencia docente, dependencia digital)	Investigación aplicada en formación docente e infraestructura; implementación cuidadosa y equitativa (Garzón et al., 2025)
Matos et al. (revisión sistemática)	Estudios (2011–2024); 45 artículos	Predominio de herramientas generativas; riesgos (privacidad, sesgos); necesidad de formación	Capacidades locales para privacidad y evaluación de sesgos; criterios pedagógicos de uso (Matos et al., 2025)
Nemorin (análisis crítico)	Documentos internacionales de ética en IA y educación	Riesgo de gobernanza eurocéntrica del futuro educativo	Marcos regionales plurales; ética situada y sensible a colonialidades (Nemorin, 2024)

Nota. Elaboración propia a partir de Bond et al. (2024); Crompton y Burke (2023); Garzón et al. (2025); Matos et al. (2025); y Nemorin (2024).

6.2. Transformación de la educación superior y nuevos perfiles profesionales

La transformación de la educación superior mediada por IA puede entenderse como un cambio en tres dimensiones: currículum, evaluación y profesionalización. En el plano curricular, Chiu (2024b), con base en un estudio cualitativo con estudiantes universitarios, sostiene que la discusión sobre GenAI no debe limitarse a políticas de sanción o a preguntas instrumentales sobre tareas, sino orientar una reforma formativa donde la alfabetización en IA se vuelve un resultado de aprendizaje explícito y donde se enfatiza la necesidad de formar para un entorno laboral y social atravesado por GenAI.

Esta orientación es especialmente relevante para América Latina: sin un rediseño curricular deliberado, la GenAI queda como práctica informal y desigual, ampliando brechas entre quienes pueden aprender a usarla críticamente y quienes solo la consumen de manera superficial.

En el plano de evaluación, la evidencia multicultural revela una tensión inevitable. Yusuf et al. (2024), a partir de una encuesta con 1217 participantes de 76 países, reportan altos niveles de familiaridad con GenAI y una intención significativa de continuar usándola, especialmente para recuperación de información y para escritura mediante paráfrasis. Este patrón afecta directamente la evaluación: si las tareas se basan en producción textual sin requerimientos de razonamiento, de proceso o de contextualización, la GenAI se vuelve sustituto cognitivo. Sin embargo, el mismo patrón puede convertirse en oportunidad pedagógica si se reorientan prácticas a defensa argumentativa, iteración guiada, trazabilidad de decisiones, resolución de problemas situados y reflexión metacognitiva sobre el uso de herramientas.

En el plano de la relación pedagógica, los escenarios futuros deben abordarse con cautela. Ukwandu et al. (2025) advierten que tecnologías emergentes pueden desplazar el vínculo docente-estudiante hacia relaciones trianguladas donde sistemas automatizados asumen un rol creciente de tutoría, con riesgos de debilitamiento del acompañamiento pedagógico y de incremento de prácticas de plagio de alta tecnología. Para América Latina, donde la universidad suele cumplir funciones de movilidad social, el riesgo no es solo técnico: es institucional. Si la GenAI reemplaza interacción pedagógica sin estrategias de acompañamiento y sin evaluación auténtica, se puede intensificar el abandono, la frustración y la desigualdad de resultados.

Estos escenarios obligan a redefinir perfiles profesionales universitarios, tanto de egresados como de docentes y gestores. Garzón et al. (2025) identifican beneficios reportados, pero también desafíos recurrentes como resistencia docente y dependencia digital; Matos et al. (2025) sintetizan riesgos de privacidad y sesgos junto a la necesidad de formación especializada. En conjunto, estas revisiones sostienen que los nuevos perfiles no consisten únicamente en formar “técnicos” en datos, sino en formar

profesionales capaces de usar herramientas, evaluarlas críticamente, entender sus límites y negociar su inserción ética en instituciones.

La dimensión cultural agrega complejidad a este proceso. Ma et al. (2024), utilizando el modelo de aceptación tecnológica (TAM, por sus siglas en inglés de Technology Acceptance Model), muestran diferencias significativas en actitudes e intenciones conductuales de uso entre estudiantes chinos y de otros países. El hallazgo de efectos diferenciados de variables de aceptación sugiere que políticas universitarias uniformes pueden fallar en contextos multiculturales. Para América Latina, esto implica diseñar estrategias de integración que consideren diversidad lingüística, experiencias previas con tecnología y desigualdades en acceso a servicios digitales. La alfabetización en IA, además, debe ser crítica.

Veldhuis et al. (2025) proponen, a partir de una revisión de alcance y síntesis de marcos, una alfabetización en IA que integra ética, poder y consecuencias sociotécnicas. Aunque su foco se sitúa en interacción de infancia y juventud con tecnologías, su argumento es transferible a la educación superior: formar para la IA implica comprender que los sistemas clasifican, recomiendan y jerarquizan, y que esas operaciones tienen efectos distributivos. Un perfil profesional universitario alineado con esta visión requiere competencias de investigación y de deliberación ética, no solo habilidades operativas.

Un componente final es la institucionalidad ética de la innovación. El erratum publicado por Chiu (2024a) para incorporar una declaración ética omitida constituye un recordatorio práctico: incluso en publicaciones internacionales, pueden ocurrir fallas de transparencia respecto de investigación con sujetos humanos. Para América Latina, donde comités de ética y capacidades de supervisión varían entre instituciones, este caso subraya la necesidad de fortalecer reglas y prácticas de investigación responsable como condición de innovación.

6.3. Futuro de la educación inclusiva e intercultural con inteligencia artificial

La promesa de la IA para inclusión educativa suele expresarse como accesibilidad y personalización. Melo-López et al. (2025) muestran, en una revisión sistemática sobre impacto de la IA en educación inclusiva, que aplicaciones de IA pueden apoyar accesibilidad mediante materiales adaptados, incluyendo descripciones de imágenes para estudiantes con discapacidad visual y transcripciones de audio para estudiantes con discapacidad auditiva. También reportan que ciertas automatizaciones pueden aliviar cargas administrativas y permitir reorientar tiempo docente hacia acompañamiento pedagógico.

No obstante, la revisión también destaca obstáculos persistentes, entre ellos falta de formación y condiciones institucionales para una implementación equitativa.

La inclusión, sin embargo, no se agota en discapacidad; América Latina enfrenta una dimensión intercultural particularmente intensa. Sarwari et al. (2024), en un estudio de métodos mixtos con 115 estudiantes de posgrado de nueve países, reportan que 93% de participantes ya usa IA en su vida cotidiana y describe percepciones de que estas tecnologías conectan culturas, reducen barreras y facilitan interacción. El estudio también encuentra correlaciones positivas entre actitudes hacia IA y beneficios percibidos; además, muestra que la regulación se asocia positivamente con beneficios, sugiriendo que gobernar el uso puede aumentar efectividad en comunicación intercultural. Este hallazgo es relevante para la región: la mediación lingüística automatizada puede ampliar oportunidades de aprendizaje y comunicación, pero requiere marcos de uso ético y pedagógico.

Este punto conecta con justicia epistémica. Nemorin (2024) argumenta que documentos internacionales sobre ética de IA en educación pueden construir el futuro educativo desde valores eurocéntricos, moldeando qué se entiende por “ética” y por “innovación”. En contextos plurilingües, esto implica riesgos concretos: modelos entrenados y optimizados fuera de la región pueden invisibilizar lenguas indígenas, variedades del español y prácticas de oralidad; sistemas de evaluación automatizada pueden definir “calidad” o “corrección” desde métrica ajena, borrando repertorios culturales. La inclusión

intercultural mediada por IA exige, por tanto, deliberación regional sobre fines pedagógicos y sobre qué diversidad debe protegerse y promoverse.

La aceptación y el uso también están condicionados culturalmente. Ma et al. (2024) muestran que determinantes de aceptación varían según contexto cultural, por lo que una misma herramienta puede generar efectos diferenciados según experiencia tecnológica, lengua y expectativas.

Para inclusión e interculturalidad, esto sugiere que la innovación con IA debe incorporar diseño participativo, evaluación con usuarios diversos y acompañamiento diferenciado. Sin ello, la personalización puede convertirse en homogeneización bajo un usuario “promedio” que no existe en territorios pluriculturales.

La gobernanza es el puente entre inclusión y sostenibilidad. Correa et al. (2025) muestran que usuarios pueden construir confianza basada en eficiencia funcional cuando perciben la IA como opaca e impuesta. En educación, este tipo de confianza es insuficiente: la inclusión auténtica requiere transparencia, interpretabilidad y rutas de apelación, especialmente cuando la IA interviene en evaluación o recomendaciones académicas. A esto se suma la necesidad de reglas claras sobre datos: qué se recolecta, con qué finalidad, dónde se almacena, quién tiene acceso y qué derechos tienen estudiantes y docentes sobre su información.

6.4. Hacia un modelo latinoamericano de integración ética, pedagógica y soberana de la inteligencia artificial

A partir de la evidencia sintetizada, se propone un modelo latinoamericano de integración de IA educativa organizado en tres capas: principios normativos, mecanismos institucionales e indicadores de seguimiento. El objetivo no es homogenizar políticas educativas nacionales, sino ofrecer una arquitectura común para decisiones informadas, auditable y evaluable en contextos de desigualdad y diversidad.

En la capa de principios normativos, el primero es la equidad ex ante. Garzón et al. (2025) muestran beneficios potenciales, pero también desafíos como resistencia docente y dependencia digital; por tanto, la equidad no puede esperar a correcciones posteriores. Equidad ex ante significa implementar IA solo cuando hay condiciones mínimas de

infraestructura, accesibilidad y acompañamiento pedagógico, y cuando existe evidencia razonable de que la intervención no ampliará brechas.

El segundo principio es transparencia y explicabilidad: la experiencia chilena analizada por Correa et al. (2025) indica que, en ausencia de transparencia, la confianza tiende a basarse únicamente en la eficiencia percibida del sistema, lo cual es un criterio insuficiente en educación, donde se requiere lo contrario, esto es, comprensión informada y posibilidad de impugnar decisiones automatizadas.

El tercer principio es centralidad pedagógica. Chiu (2024b) sostiene que la GenAI obliga a redefinir aprendizajes relevantes y a orientar evaluación hacia actividades situadas; Yusuf et al. (2024) muestran usos intensivos para escritura e información. En conjunto, estos hallazgos sustentan una regla: la automatización debe estar subordinada a objetivos curriculares explícitos, evitando convertir la GenAI en sustituto cognitivo. El cuarto principio es inclusión e interculturalidad, apoyado en evidencia sobre accesibilidad y en evidencia sobre comunicación intercultural y mediación lingüística (Melo-López et al., 2025; Sarwari et al., 2024).

En la misma capa, el quinto principio es alfabetización crítica en IA. La propuesta de Veldhuis et al. (2025) permite afirmar que alfabetización implica comprender ética, poder y consecuencias. Para América Latina, alfabetización crítica debe ser transversal a carreras, incluyendo formación docente, investigación y gestión universitaria.

El sexto principio es soberanía epistémica y de datos. Nemorin (2024) advierte sobre gobernanza eurocéntrica del futuro educativo; Langeveldt y Pietersen (2024) sostienen que decolonizar IA exige currículos culturalmente apropiados y un compromiso activo con justicia social. En términos operativos, soberanía significa custodiar datos educativos y construir capacidades locales de auditoría, negociación y creación, no solo consumir plataformas. En la capa de mecanismos institucionales, el modelo requiere arreglos institucionales mínimos.

Bond et al. (2024) llaman a elevar ética, colaboración y rigor; esto puede operacionalizarse mediante protocolos institucionales de investigación abierta y de reporte para programas piloto de IA educativa: publicación de objetivos pedagógicos, criterios de calidad de datos, análisis de riesgos y evaluación de impacto antes de escalar.

El erratum de Chiu (2024a) refuerza la necesidad de mecanismos concretos de verificación de requisitos éticos y de protección de participantes. Asimismo, se necesitan capacidades para análisis de sesgos y privacidad, coherentes con las preocupaciones sintetizadas por Matos et al. (2025) y con los riesgos de adopción acelerada. En la capa de indicadores de seguimiento, la innovación no debe medirse solo por eficiencia o por número de adopciones. Garzón et al. (2025) y Matos et al. (2025) reportan beneficios y riesgos simultáneos; por ello, los indicadores deben cubrir aprendizaje, permanencia y accesibilidad, pero también sesgos, eventos de privacidad y niveles de comprensión informada. En integridad académica, los indicadores deben ser pedagógicos: cambios en prácticas de evaluación, competencias de argumentación y trazabilidad del proceso, y no solo conteo de “casos detectados” que tiende a castigar más a quienes tienen menor capital cultural. En formación, los indicadores deben reflejar alfabetización crítica y participación en gobernanza, en línea con Veldhuis et al. (2025).

En la Tabla 9, se traduce la discusión conceptual del capítulo en un marco de decisión institucional: se vinculan principios, definiciones operacionales, mecanismos y posibles indicadores. Su contribución central es convertir aspiraciones normativas en criterios verificables. Por ejemplo, la “centralidad pedagógica” se fundamenta en la necesidad de reformar currículo y evaluación ante el uso extendido de GenAI, evitando respuestas meramente punitivas y promoviendo tareas auténticas (Chiu, 2024b; Yusuf et al., 2024).

La “transparencia y explicabilidad” responde a la evidencia sobre opacidad y confianza basada en eficiencia funcional, y exige rutas de explicación y apelación cuando la IA influye en decisiones educativas (Correa et al., 2025). La “inclusión e interculturalidad” se apoya en aplicaciones para accesibilidad y en mediaciones comunicativas en entornos multiculturales (Melo-López et al., 2025; Sarwari et al., 2024).

Finalmente, la “soberanía epistémica y de datos” recoge la crítica a marcos éticos eurocéntricos y la necesidad de justicia social en la configuración de los futuros sistemas educativos (Nemorin, 2024; Langeveldt & Pietersen, 2024). Esta tabla puede operar como lista de comprobación para diseñar programas piloto, evaluar riesgos (incluida privacidad y sesgos) y decidir condiciones mínimas antes de escalar implementaciones (Matos et al., 2025; Ukwandu et al., 2025). Si se invocan modelos de adopción, el TAM (Technology

Acceptance Model) resulta útil para interpretar variaciones culturales en la intención de uso (Ma et al., 2024).

Tabla 9
Principios y criterios operativos para un modelo latinoamericano de integración de IA educativa

Principio	Definición operacional	Mecanismo sugerido	institucional	Indicadores de seguimiento
Equidad ex ante	La IA se implementa solo si reduce o, al menos, no amplía brechas de acceso y aprendizaje	Diagnósticos previos de infraestructura; financiamiento de soporte técnico-pedagógico		Brechas de acceso; desempeño y participación por territorio y grupo (Garzón et al., 2025)
Transparencia y explicabilidad	Comunidad educativa conoce finalidad, datos, límites y criterios de los sistemas	Cláusulas de transparencia; documentación pública; explicación y apelación		Documentación disponible; comprensión informada; registro de decisiones automatizadas (Correa et al., 2025)
Centralidad pedagógica	Automatización subordinada a objetivos curriculares; evita sustitución cognitiva	Rediseño “IA-consciente”; centrada en proceso	instruccional evaluación	Evidencias de aprendizaje auténtico; cambios en evaluación; integridad académica medida pedagógicamente (Chiu, 2024b; Yusuf et al., 2024)
Inclusión e interculturalidad	Accesibilidad y diversidad lingüística como requisitos de diseño	Diseño participativo con comunidades; multilingüe; adaptación para discapacidad	soporte para	Accesibilidad efectiva; permanencia; adecuación lingüística y cultural (Melo-López et al., 2025; Sarwari et al., 2024)
Alfabetización crítica en IA	Formación integra uso, ética, poder y consecuencias	Currículo transversal; formación docente; comunidades de práctica		Competencias críticas; análisis de sesgos y privacidad; participación en gobernanza (Veldhuis et al., 2025)
Soberanía epistémica y de datos	Capacidad local de definir prioridades, custodiar datos y auditar sistemas	Políticas de datos; auditorías; alianzas universidad-Estado-comunidad		Control de datos; auditorías realizadas; desarrollo local y apropiación (Nemorin, 2024; Langeveldt & Pietersen, 2024)

Nota. Elaboración propia a partir de Bond et al. (2024); Chiu (2024a); Chiu (2024b); Correa et al. (2025); Crompton y Burke (2023); Garzón et al. (2025); Langeveldt y

Pietersen (2024); Ma et al. (2024); Matos et al. (2025); Melo-López et al. (2025); Nemorin (2024); Sarwari et al. (2024); Ukwandu et al. (2025); Veldhuis et al. (2025); y Yusuf et al. (2024).

Resumen del capítulo 6

Este capítulo ofrece una lectura prospectiva sobre el futuro de la inteligencia artificial en la educación latinoamericana. Su principal aporte consiste en proponer una agenda regional que conecta innovación, investigación, inclusión y soberanía epistémica. El capítulo muestra que el crecimiento de la inteligencia artificial generativa obliga a replantear currículos, prácticas de evaluación y perfiles profesionales en la educación superior, pero advierte que esta transformación no debe quedar reducida a la adopción reactiva de herramientas. También identifica vacíos metodológicos y de representación en la literatura reciente, lo que refuerza la necesidad de investigaciones más rigurosas, situadas y sensibles a las realidades de América Latina. A su vez, subraya que la inclusión educativa no puede entenderse solo como acceso técnico, sino que debe incorporar interculturalidad, diversidad lingüística, accesibilidad y justicia epistemológica. Finalmente, en este capítulo se propone un modelo latinoamericano de integración de la IA basado en tres capas: equidad ex ante, transparencia, centralidad pedagógica, alfabetización crítica y soberanía de datos. De este modo, su contribución mayor es abrir una visión de futuro que no separa innovación de justicia, ni transformación tecnológica de responsabilidad política y cultural.

Referencias

- Alfiras, M. I. I., Emran, A. Q., & Mohamed, A. M. (2026). Ethics and governance of generative AI in education: A systematic review on responsible adoption. *Discover Education*, 5, Article 37. <https://doi.org/10.1007/s44217-025-01051-y>
- Amaranti Pesce, M., & Fernández Blanco, D. (2024). Perceptions of pre-service teachers on the use of ChatGPT during their training and the future implications for their future role in high schools: A research in progress [Preprint]. *Research Square*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4542918/v1>
- Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '12)* (pp. 267–270). ACM. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330666>
- Aviles-Valenzuela, A., Acosta-Barreno, K., & Espinoza Carrasco, A. S. (2025). Trends and analysis of artificial intelligence research in Latin America (2013–2023). *Open Information Science*, 9(1). <https://doi.org/10.1515/opis-2025-0023>
- Aydin, M. K., Yildirim, T., & Kus, M. (2024). Teachers' digital competences: A scale construction and validation study. *Frontiers in Psychology*, 15, Article 1356573. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1356573>
- Ayuso del Puerto, D., & Gutiérrez Esteban, P. (2022). La inteligencia artificial como recurso educativo durante la formación inicial del profesorado. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 25(2), 347–362. <https://doi.org/10.5944/ried.25.2.32332>
- Baker, R. S., & Hawn, A. (2022). Algorithmic bias in education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32, 1052–1092. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00285-9>
- Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. In J. A. Larusson & B. White (Eds.), *Learning and knowledge analytics in open education*. EdTech Books.

https://edtechbooks.org/lidtfoundations/educational_data_mining_and_learning_analytics

- Bird, K. A., Castleman, B. L., & Song, Y. (2025). Are algorithms biased in education? Exploring racial bias in predicting community college student success. *Journal of Policy Analysis and Management*, 44, 379–402. <https://doi.org/10.1002/pam.22569>
- Bond, M., Khosravi, H., De Laat, M., Bergdahl, N., Negrea, V., Oxley, E., Pham, P., Chong, S. W., & Siemens, G. (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, Article 4. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00436-z>
- Brandão, A., Pedro, L., & Zagalo, N. (2024). Teacher professional development for a future with generative artificial intelligence: An integrative literature review. *Digital Education Review*, 45, 150–158. <https://doi.org/10.1344/der.2024.45.151-157>
- Brasil. (2018, 14 de agosto). *Lei n.º 13.709, de 14 de agosto de 2018 (Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais)*. Presidência da República. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/l13709.htm
- Cabero-Almenara, J., Palacios-Rodríguez, A., Loaiza-Aguirre, M. I., & Rivas-Manzano, M. del R. de (2024). Acceptance of educational artificial intelligence by teachers and its relationship with some variables and pedagogical beliefs. *Education Sciences*, 14(7), Article 740. <https://doi.org/10.3390/educsci14070740>
- Campoverde Cajas, E. A., & Campoverde Castro, M. del P. (2025). Desafíos y oportunidades de la inteligencia artificial en la educación superior ecuatoriana. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(3). https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i3.17896
- Cárdenas, E. P. Z., Guaraca, D. P. S., Yáñez, E. H. A., & Albán, A. L. M. (2023). El rol de la inteligencia artificial en la enseñanza-aprendizaje de la educación superior. *Polo del Conocimiento*, 8(3), 3028–3036. <https://doi.org/10.23857/pc.v8i3>

- Centro Nacional de Inteligencia Artificial. (2024). *Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2024 (ILIA 2024)*. CENIA.
- Chiu, T. K. F. (2024a). Erratum to “Future research recommendations for transforming higher education with generative AI”. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100239. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100239>
- Chiu, T. K. F. (2024b). Future research recommendations for transforming higher education with generative AI. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100197. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100197>
- Colombia. (2012, 17 de octubre). *Ley 1581 de 2012: Por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales*. Diario Oficial No. 48.587. Función Pública. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=49981>
- Corbett, F., & Spinello, E. (2020). Connectivism and leadership: Harnessing a learning theory for the digital age to redefine leadership in the twenty-first century. *Heliyon*, 6(1), e03250. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e03250>
- Cormack, A. (2016). A data protection framework for learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 3(1), 91–106. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.31.6>
- Correa, T., Luco, F., Humeres, M., Cotoras, D., Davidoff, A., Hernández-Estrada, Y., Oyarzún-Merino, I., & López, C. (2025). Reimagining AI in Latin America: Situated narratives of users, developers, and decision-makers on understanding and governing AI. *Communication and Change*, 1, Article 12. <https://doi.org/10.1007/s44382-025-00012-1>
- Crompton, H., & Burke, D. (2023). Artificial intelligence in higher education: The state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, Article 22. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8>
- Crompton, H., & Song, D. (2021). The potential of artificial intelligence in higher education. *Revista Virtual Universidad Católica del Norte*, (62), 1–4. <https://doi.org/10.35575/rvucn.n62a1>
- Delgado, N., Carrasco, L. C., de la Maza, M. S., & Etxabe-Urbieta, J. M. (2024). Aplicación de la inteligencia artificial en educación: Los beneficios y limitaciones percibidos por el profesorado. *Revista Electrónica Interuniversitaria de*

Formación del Profesorado, 27(1), 207–224.
<https://doi.org/10.6018/reifop.577211>

- Ecuador. (2021, 26 de mayo). *Ley Orgánica de Protección de Datos Personales*. Registro Oficial Suplemento 459.
[https://www.gob.ec/sites/default/files/regulations/2022-08/Ley-
 Org%C3%A1nica-Protecci%C3%B3n-Datos-Personales.pdf](https://www.gob.ec/sites/default/files/regulations/2022-08/Ley-Org%C3%A1nica-Protecci%C3%B3n-Datos-Personales.pdf)
- Estévez-Estévez, H. G., Moyano-Lucio, M. E., Chicaiza-Chimarro, R. D., Correa-Canteral, N. N., & Pallo-Almache, J. P. (2024). Reflexiones en torno al impacto de las tecnologías emergentes en la educación: Caso Latinoamérica. *Revista Científica Retos de la Ciencia*, 8(18), 1–10.
<https://doi.org/10.53877/rc.8.18.20240701.1>
- Fuentes Canosa, A., & Collado Ruano, J. (2019). Fundamentos epistemológicos transdisciplinarios de educación y neurociencia. *Sophia, Colección de Filosofía de la Educación*, (26), 83–113. <https://doi.org/10.17163/soph.n26.2019.02>
- Garzón, J., Patiño, E., & Marulanda, C. (2025). Systematic review of artificial intelligence in education: Trends, benefits, and challenges. *Multimodal Technologies and Interaction*, 9, Article 84.
<https://doi.org/10.3390/mti9080084>
- Gouseti, A., James, F., Fallin, L., & Burden, K. (2025). The ethics of using AI in K-12 education: A systematic literature review. *Technology, Pedagogy and Education*, 34(2), 161–182. <https://doi.org/10.1080/1475939X.2024.2428601>
- Gunasekara, S., & Saarela, M. (2025). Explainable AI in education: Techniques and qualitative assessment. *Applied Sciences*, 15, Article 1239.
<https://doi.org/10.3390/app15031239>
- Gümüş, M. M., & Kukul, V. (2023). Developing a digital competence scale for teachers: Validity and reliability study. *Education and Information Technologies*, 28, 2747–2765. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11213-2>
- Guskey, T. R. (2002). Professional development and teacher change. *Teachers and Teaching: Theory and Practice*, 8(3–4), 381–391.
<https://doi.org/10.1080/135406002100000512>

- Hoel, T., & Chen, W. (2018). Privacy and data protection in learning analytics should be motivated by an educational maxim—Towards a proposal. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 13, Article 20. <https://doi.org/10.1186/s41039-018-0086-8>
- Immordino-Yang, M. H., & Damasio, A. R. (2007). We feel, therefore we learn: The relevance of affective and social neuroscience to education. *Mind, Brain, and Education*, 1(1), 3–10. <https://doi.org/10.1111/j.1751-228X.2007.00004.x>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2024). *Tecnologías de la información y comunicación*. INEC.
- Karunaratne, T. (2021). For learning analytics to be sustainable under GDPR—Consequences and way forward. *Sustainability*, 13, 11524. <https://doi.org/10.3390/su132011524>
- Kulik, J. A., & Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review. *Review of Educational Research*, 86(1), 42–78. <https://doi.org/10.3102/0034654315581420>
- Labadze, L., Grigolia, M., & Machaidze, L. (2023). Role of AI chatbots in education: Systematic literature review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, Article 56. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00426-1>
- Langeveldt, D. C., & Pietersen, D. (2024). Decolonising AI: A critical approach to education and social justice. *Interdisciplinary Journal of Education Research*, 6(S1), 1–9. <https://doi.org/10.38140/ijer-2024.vol6.s1.07>
- Li, Z., Wang, C., & Bonk, C. J. (2025). Generative AI for teachers' self-directed professional development: A mixed-methods study. *TechTrends*, 70, 23–38. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01123-8>
- Liu, Q., & Khalil, M. (2023). Understanding privacy and data protection issues in learning analytics using a systematic review. *British Journal of Educational Technology*, 54, 1715–1747. <https://doi.org/10.1111/bjet.13388>
- Ma, W., Adesope, O. O., Nesbit, J. C., & Liu, Q. (2014). Intelligent tutoring systems and learning outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Psychology*, 106(4), 901–918. <https://doi.org/10.1037/a0037123>

- Ma, D., Akram, H., & Chen, I.-H. (2024). Artificial intelligence in higher education: A cross-cultural examination of students' behavioral intentions and attitudes. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 25(3), 135–157.
- Martínez-Márquez, M. (2025). Inteligencia artificial y educación. *Revista Tecnológica-Educativa Docentes 2.0*, 18(1), 245–257. <https://doi.org/10.37843/rted.v18i1.614>
- Matos, T., Santos, W., Zdravevski, E., Coelho, P. J., Pires, I. M., & Madeira, F. (2025). A systematic review of artificial intelligence applications in education: Emerging trends and challenges. *Decision Analytics Journal*, 15, 100571. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100571>
- McNamara, D. S., Crossley, S. A., Roscoe, R. D., Allen, L. K., & Dai, J. (2015). A hierarchical classification approach to automated essay scoring. *Assessing Writing*, 23, 35–59. <https://doi.org/10.1016/j.asw.2014.09.002>
- Melo-López, V.-A., Basantes-Andrade, A., Gudiño-Mejía, C.-B., & Hernández-Martínez, E. (2025). The impact of artificial intelligence on inclusive education: A systematic review. *Education Sciences*, 15(5), Article 539. <https://doi.org/10.3390/educsci15050539>
- Mishra, P., & Koehler, M. J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017–1054. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x>
- Mora, F. (2017). *Neuroeducación: Solo se puede aprender aquello que se ama*. Alianza Editorial.
- Moundridou, M., Matzakos, N., & Doukakis, S. (2024). Generative AI tools as educators' assistants: Designing and implementing inquiry-based lesson plans. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7, Article 100277. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100277>
- Naranjo, B. M. M., Izurieta, C. E. A., Leica, L. R. T., Morrillo, C. F. S., & Salazar, A. J. (2023). Ética y responsabilidad en la implementación de la inteligencia artificial en la educación. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(6), 2054–2076. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i6.8833

- Nehm, R. H., Ha, M., & Mayfield, E. (2012). Transforming biology assessment with machine learning: Automated scoring of written evolutionary explanations. *Journal of Science Education and Technology*, 21(1), 183–196. <https://doi.org/10.1007/s10956-011-9300-9>
- Nemorin, S. (2024). Towards decolonising the ethics of AI in education. *Globalisation, Societies and Education*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/14767724.2024.2333821>
- Palacios, C. A., Reyes-Suárez, J. A., Bearzotti, L. A., Leiva, V., & Marchant, C. (2021). Knowledge discovery for higher education student retention based on data mining: Machine learning algorithms and case study in Chile. *Entropy*, 23(4), 485. <https://doi.org/10.3390/e23040485>
- Parreira, A., Lehmann, L., & Oliveira, M. (2021). O desafio das tecnologias de inteligência artificial na educação: Percepção e avaliação dos professores. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, 29, 975–999. <https://doi.org/10.1590/S0104-40362020002803115>
- Paulsen, L., & Lindsay, E. (2024). Learning analytics dashboards are increasingly becoming about learning and not just analytics: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 29, 14279–14308. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12401-4>
- Pedaste, M., Mäeots, M., Siiman, L. A., De Jong, T., Van Riesen, S. A. N., Kamp, E. T., Manoli, C. C., Zacharia, Z. C., & Tsourlidaki, E. (2015). Phases of inquiry-based learning: Definitions and the inquiry cycle. *Educational Research Review*, 14, 47–61. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2015.02.003>
- Pedró, F., Subosa, M., Rivas, A., & Valverde, P. (2019). *Artificial intelligence in education: Challenges and opportunities for sustainable development*. UNESCO.
- Pérez-Escoda, A., Castro-Zubizarreta, A., & Fandos, M. (2023). Emoción y tecnología educativa: Hacia una pedagogía de la conexión. *Comunicar*, 31(76), 9–21. <https://doi.org/10.3916/C76-2023-01>
- Phokoye, S. P., Dlamini, S., Mthallane, P. P., Luthuli, M., & Moyane, S. P. (2025). A comprehensive review of ChatGPT in teaching and learning within higher

education. *Informatics*, 12, Article 74.
<https://doi.org/10.3390/informatics12010074>

- Piaget, J. (1952). *The origins of intelligence in children*. International Universities Press.
- Riazzy, S., Simbeck, K., & Schreck, V. (2020). Fairness in learning analytics: Student at-risk prediction in virtual learning environments. In *Proceedings of the 12th International Conference on Computer Supported Education (CSEDU 2020)* (Vol. 1, pp. 15–25). SCITEPRESS. <https://doi.org/10.5220/0009324100150025>
- Romero, C., & Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(3), e1355. <https://doi.org/10.1002/widm.1355>
- Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2022). Artificial intelligence applications in Latin American higher education: A systematic review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19, Article 21. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00326-w>
- Sarwari, A. Q., Javed, M. N., Adnan, H. M., & Abdul Wahab, M. N. (2024). Assessment of the impacts of artificial intelligence (AI) on intercultural communication among postgraduate students. *Scientific Reports*, 14, Article 13849. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63276-5>
- Siemens, G. (2005). Connectivism: A learning theory for the digital age. *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, 2(1), 3–10.
- Siemens, G., & Baker, R. S. J. d. (2012). Learning analytics and educational data mining: Towards communication and collaboration. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '12)*. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330661>
- Tokuhamma-Espinosa, T. (2022). *Neuromitos y neuroeducación: Lo que todo educador debe saber*. Ediciones Universidad San Francisco de Quito.
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO Publishing. <https://doi.org/10.54675/EWZM9535>

- Ukwandu, E., Omisade, O., Jones, K., Thorne, S., & Castle, M. (2025). The future of teaching and learning in the context of emerging artificial intelligence technologies. *Futures*, 171, 103616. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2025.103616>
- Urdaneta-Ponte, M. C., Méndez-Zorrilla, A., & Oleagordia-Ruiz, I. (2021). Recommendation systems for education: Systematic review. *Electronics*, 10, Article 1611. <https://doi.org/10.3390/electronics10141611>
- Veldhuis, A., Lo, P. Y., Kenny, S., & Antle, A. N. (2025). Critical artificial intelligence literacy: A scoping review and framework synthesis. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 43, 100708. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2024.100708>
- Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Harvard University Press.
- Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252, 124167. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167>
- Yim, I. H. Y., & Wegerif, R. (2024). Teachers' perceptions, attitudes, and acceptance of artificial intelligence educational tools. *Future in Educational Research*, 2(4), 318–345. <https://doi.org/10.1002/fer3.65>
- Yusuf, A., Pervin, N., & Román-González, M. (2024). Generative AI and the future of higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21, Article 21. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00453-6>
- Zambrano, R., & Sánchez-Torres, J. M. (2021). AI public policies in Latin America. In *Proceedings of the 14th International Conference on Theory and Practice of Electronic Governance (ICEGOV '21)* (pp. 25–33). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3494193.3494294>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, Article 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>



ISBN: 978-9907-9541-0-4



9 789907 954104