

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

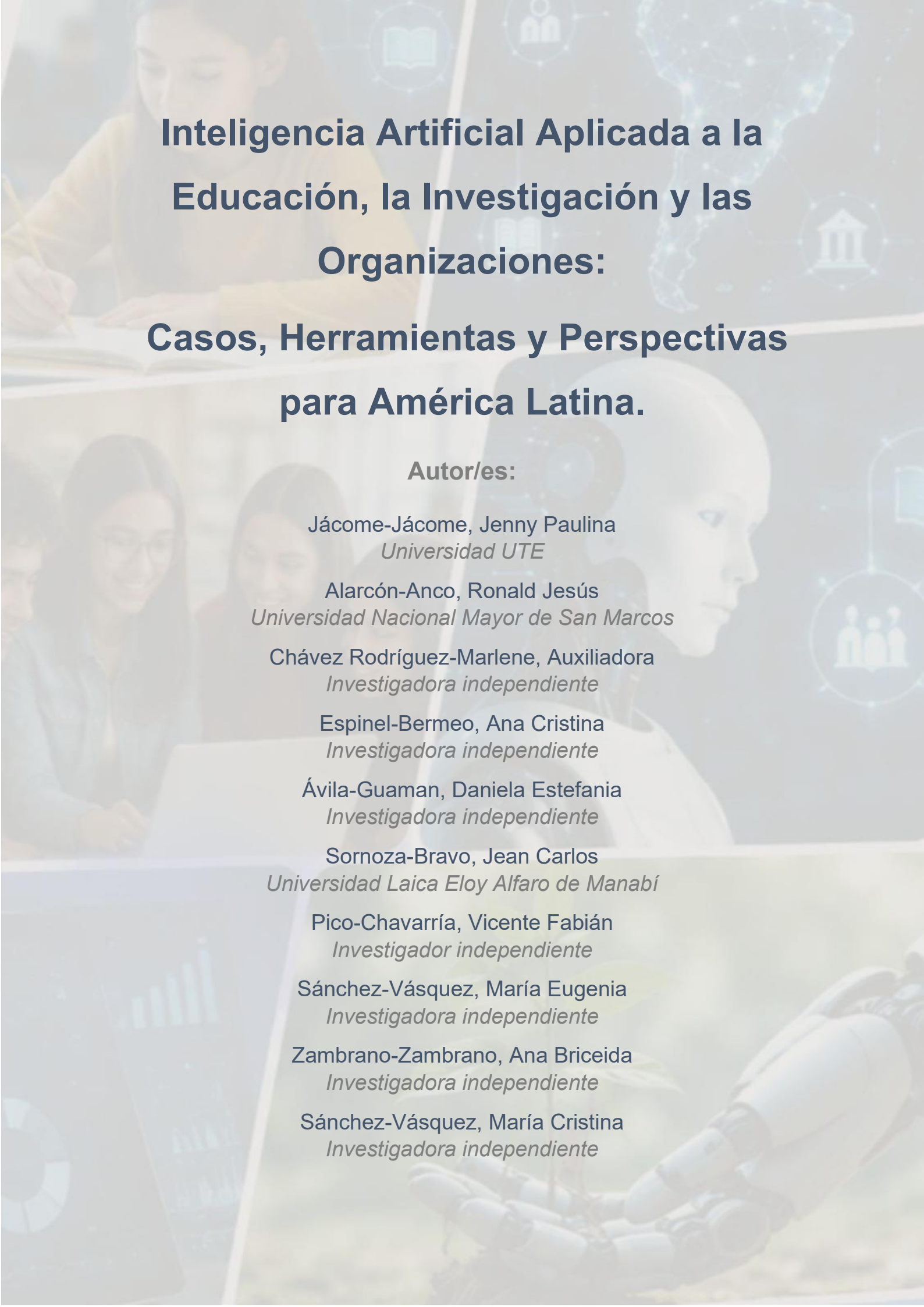
APLICADA A LA EDUCACIÓN, LA INVESTIGACIÓN Y LAS ORGANIZACIONES

Casos, Herramientas y Perspectivas para América Latina



Autores

Jácome-Jácome, Jenny Paulina; Alarcón-Anco, Ronald Jesús;
Chávez-Rodríguez, Marlene Auxiliadora; Espinel-Bermeo, Ana Cristina;
Ávila-Guaman, Daniela Estefania; Sornoza-Bravo, Jean Carlos;
Pico-Chavarría, Vicente Fabián; Sánchez-Vásquez, María Eugenia;
Zambrano-Zambrano, Ana Briceida; Sánchez-Vásquez, María Cristina.



Inteligencia Artificial Aplicada a la Educación, la Investigación y las Organizaciones: Casos, Herramientas y Perspectivas para América Latina.

Autor/es:

Jácome-Jácome, Jenny Paulina
Universidad UTE

Alarcón-Anco, Ronald Jesús
Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Chávez Rodríguez-Marlene, Auxiliadora
Investigadora independiente

Espinel-Bermeo, Ana Cristina
Investigadora independiente

Ávila-Guaman, Daniela Estefania
Investigadora independiente

Sornoza-Bravo, Jean Carlos
Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí

Pico-Chavarría, Vicente Fabián
Investigador independiente

Sánchez-Vásquez, María Eugenia
Investigadora independiente

Zambrano-Zambrano, Ana Briceida
Investigadora independiente

Sánchez-Vásquez, María Cristina
Investigadora independiente

Datos de Catalogación Bibliográfica

Jácome-Jácome, J. P.
Alarcón-Anco, R. J.
Chavez-Rodríguez, M. A.
Espinel-Bermeo, A. C.
Avila-Guaman, D. E.
Sornoza-Bravo, J. C.
Pico-Chavarría, V. F.
Sánchez-Vásquez, M. E.
Zambrano-Zambrano, A. B.
Sánchez-Vásquez, M. C.

Inteligencia Artificial Aplicada a la Educación, la Investigación y las
Organizaciones: Casos, Herramientas y Perspectivas para América Latina.

Oriente-Manabi Editorial, Ecuador, 2026
ISBN: 978-9907-9567-6-4
Formato: 210 cm X 270 cm

315 págs.



Publicado por Oriente-Manabí Editorial

Ecuador, Manabí, Cod. Post. 130101.

Contacto: +593 959 723 343

Email: info@omeditorial.com

www.books.omeditorial.com

Director General:	<i>Dr. Guerrero Bermúdez Ángel Enrique</i>
Editor en Jefe:	<i>Dr. Guerrero Bermúdez Ángel Enrique</i>
Editor Académica:	<i>Lcdo. Oltramonti Roberto, Mg</i>
Supervisor de Producción:	<i>Ing. Barragán Monrroy Roberto Johan, Mg.</i>
Diseño:	OM Editorial
Consejo Editorial	<i>OM Editorial</i>

© Septiembre, 2026

Libro Digital, Primera Edición, 2026

Editado, Diseñado, Diagramado y Publicado por [Comité OM Editorial](#)

Manabí, Ecuador, 2026

D.R. © 2026 por Autores y OM Editorial Ecuador.

Cámara Ecuatoriana del Libro con Radicación editorial 182865

Disponible para su descarga gratuita en www.books.omeditorial.com

Los contenidos de este libro pueden ser descargados, reproducidos, difundidos e impresos con fines de estudio, investigación y docencia o para su utilización en productos o servicios no comerciales, siempre que se reconozca adecuadamente a los autores como fuente y titulares de los derechos de propiedad intelectual, sin que ello implique en modo alguno que aprueban las opiniones, productos o servicios resultantes. En el caso de contenidos que indiquen expresamente que proceden de terceros, deberán dirigirse a la fuente original indicada para gestionar los permisos.

Título del libro:

Inteligencia Artificial Aplicada a la Educación, la Investigación y las Organizaciones: Casos, Herramientas y Perspectivas para América Latina.

© Jácome-Jácome, Jenny Paulina; Alarcón-Anco, Ronald Jesús; Chávez-Rodríguez, Marlene Auxiliadora; Espinel-Bermeo, Ana Cristina; Ávila-Guaman, Daniela Estefania; Sornoza-Bravo, Jean Carlos; Pico-Chavarría, Vicente Fabián; Sánchez-Vásquez, María Eugenia; Zambrano-Zambrano, Ana Briceida; Sánchez-Vásquez, María Cristina.

ISBN: 978-9907-9567-6-4



<https://doi.org/10.63618/omeditorial/I33>

Como citar (APA 7ma Edición):

Jácome-Jácome, J. P., Zambrano-Zambrano, A. B., Sánchez-Vásquez, M. E., Pico-Chavarría, V. F., Sornoza-Bravo, J. C., Ávila-Guaman, D. E., Espinel-Bermeo, A. C., Chávez-Rodríguez, M. A., Alarcón-Anco, R. J., & Sánchez-Vásquez, M. C. (2026). *Inteligencia Artificial Aplicada a la Educación, la Investigación y las Organizaciones: Casos, Herramientas y Perspectivas para América Latina*. Oriente-Manabí Editorial. <https://doi.org/10.63618/omeditorial/I33>

Cada uno de los textos de OM Editorial han sido sometido a un proceso de evaluación por pares doble ciego externos (double-blind paper review) con base en la normativa del editorial.

Revisores:



Lcdo. Yasiel Barban Forte, Mg

Instituto Superior Tecnológico
Crecermas – Ecuador

Pontificia Universidad Católica del
Ecuador – Ecuador



Ing. Víctor Joel Pinargote Bravo,
Mgs.

Escuela Superior Politécnica
Agropecuaria de Manabí Manuel
Félix
López – Ecuador



Aviso Legal:

La información presentada, así como el contenido, fotografías, gráficos, cuadros, tablas y referencias de este manuscrito es de exclusiva responsabilidad del/los autores/es y no necesariamente reflejan el pensamiento de la OM Editorial.

Derechos de autor ©

Este documento se publica bajo los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Reconocimiento-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0).



El “copyright” y todos los derechos de propiedad intelectual y/o industrial sobre el contenido de esta edición son propiedad de la OM Editorial y sus Autores. Se prohíbe rigurosamente, bajo las sanciones en las leyes, la producción o almacenamiento total y/o parcial de esta obra, ni su tratamiento informático de la presente publicación, incluyendo el diseño de la portada, así como la transmisión de la misma de ninguna forma o por cualquier medio, tanto si es electrónico, como químico, mecánico, óptico, de grabación o bien de fotocopia, sin la autorización de los titulares del copyright, salvo cuando se realice con fines académicos o científicos y estrictamente no comerciales y gratuitos, debiendo citar en todo caso a la editorial. Las opiniones expresadas en los capítulos son responsabilidad de los autores.

Reseña de Autores



Jácome-Jácome, Jenny Paulina



Universidad UTE.



jenny.jacome@ute.edu.ec



<https://orcid.org/0000-0003-0314-7246>



Jenny Paulina Jácome Jácome es Ingeniera Informática por la Universidad Central del Ecuador, Magíster en Ingeniería y Sistemas de Computación y Magíster en Gestión de la Educación con mención en Educación Superior por la Universidad Regional Autónoma de Los Andes. Cuenta además con especializaciones en Diseño Curricular y Auditoría de Sistemas de Información. Se desempeña como docente universitaria y su labor académica e investigativa se centra en los sistemas de información, la gestión tecnológica y la innovación curricular mediante la integración de tecnologías digitales en la educación superior.



Alarcón-Anco, Ronald Jesús



Universidad Nacional Mayor de San Marcos



ronald.alarcona@unmsm.edu.pe



<https://orcid.org/0000-0002-7971-5302>



Ronald Jesús Alarcón-Anco es abogado y licenciado en Educación, con maestrías en Docencia Universitaria y Gestión Educativa, Filosofía e Investigación. Es Doctor en Administración y PhD in Business Administration. Se desempeña como profesor universitario de pregrado y posgrado en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos y en otras instituciones nacionales e internacionales. Es investigador RENACYT y consultor en derechos humanos, defensa nacional, derecho constitucional, empresarial y educativo. Su trabajo también aborda la inteligencia artificial aplicada al derecho, la empresa y la educación.



Chávez-Rodríguez, Marlene Auxiliadora



Investigador independiente



marlene.chavez@educacion.gob.ec



<https://orcid.org/0009-0006-2104-8291>



Marlene Chávez Rodríguez es Licenciada en Ciencias de la Educación, especialización Educación Parvularia, y Máster Universitario en Atención a Necesidades Educativas Especiales en Educación Infantil y Primaria. Es escritora y docente Parvularia, con 19 años de experiencia en instituciones públicas como INFA y MIES. Entre 2020 y 2025 se desempeñó como directora del Centro de Educación Inicial “Las Ardillitas”, en Machala, donde actualmente educa a niños de 3 y 4 años. Su práctica incorpora la metodología Juego y Trabajo, estrategias dinámicas, uso responsable de la tecnología e impulso de la inteligencia artificial en la educación.



Espinel-Bermeo, Ana Cristina



Investigador independiente



cristina.espinelb@docentes.educacion.edu.ec



<https://orcid.org/0009-0001-9023-5238>



Ana Cristina Espinel Bermeo es docente de Educación General Básica, comprometida con la formación integral de niños y niñas. Su práctica profesional se orienta al desarrollo de aprendizajes significativos mediante estrategias pedagógicas innovadoras, inclusivas y participativas. Promueve valores, creatividad, responsabilidad y pensamiento crítico, incorporando recursos didácticos y tecnológicos para fortalecer el proceso educativo. Mantiene un compromiso permanente con la mejora de su práctica docente y con la calidad de la educación.



Ávila-Guaman, Daniela Estefania



Investigador independiente



avila22guaman@gmail.com



<https://orcid.org/0009-0009-8414-9542>



Daniela Estefania Ávila Guaman es docente de Educación Inicial y asume la enseñanza con vocación y compromiso ético hacia la primera infancia. Su trayectoria pedagógica combina rigor profesional, empatía, sencillez, escucha activa y trabajo en equipo, con el propósito de construir entornos seguros, inclusivos y transformadores. Concibe la enseñanza como un proceso dinámico que respeta los ritmos singulares de aprendizaje mediante estrategias metodológicas diversas y adaptadas a la realidad de cada niño. Su práctica se orienta a sembrar valores y aprendizajes significativos, y su compromiso con el aula motivó la creación de esta obra.



Sornoza-Bravo, Jean Carlos



Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí



sornozajeaan@gmail.com



<https://orcid.org/0000-0001-5009-9190>



Jean Carlos Sornoza Bravo es profesional ecuatoriano en el campo de la Ingeniería Mecánica, con formación de cuarto nivel. Posee el grado de magíster en Ingeniería Mecánica, mención Eficiencia Energética, y una maestría en Educación, mención Docencia e Investigación en Educación Superior. Cuenta con aproximadamente siete años de experiencia educativa en instituciones públicas y privadas. Actualmente ejerce como catedrático en la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí, UNITEV–Campus Tosagua. Su labor investigativa se refleja en la publicación de artículos científicos y libros orientados al desarrollo del conocimiento y a la innovación educativa y tecnológica.



Pico-Chavarría, Vicente Fabián



Investigador independiente



vicente.pico@educacion.gob.ec



<https://orcid.org/0009-0000-2066-9121>



Vicente Fabián Pico Chavarría es docente y músico, comprometido con la educación, la creatividad y la innovación. Se desempeña como educador, promoviendo aprendizajes significativos mediante estrategias dinámicas y el uso responsable de la tecnología. Su pasión por la música fortalece su visión integral de la enseñanza y complementa su práctica educativa. Actualmente impulsa el uso de la Inteligencia Artificial en la educación como herramienta para transformar y enriquecer la práctica docente.



Sánchez-Vásquez, María Eugenia



Investigadora independiente



eugenia.sanchezv@educacion.gob.ec



<https://orcid.org/0009-0004-8686-1860>



María Eugenia Sánchez Vásquez es Licenciada en Educación Inicial y Magíster en Educación con mención en Pedagogía. Su trayectoria profesional se caracteriza por el compromiso con la formación integral de la niñez, el liderazgo pedagógico y la creación de entornos inclusivos y significativos. Su experiencia en el Ministerio de Inclusión Económica y Social fortaleció su trabajo con familias y comunidades, así como el acompañamiento al desarrollo temprano. Actualmente se desempeña como docente en el Ministerio de Educación, donde aplica metodologías innovadoras, fomenta valores y promueve ambientes participativos orientados al desarrollo cognitivo, emocional y social de sus estudiantes.



Zambrano-Zambrano, Ana Briceida



Investigadora independiente



briceida.zambrano@docentes.educacion.edu.ec



<https://orcid.org/0009-0001-1269-6469>



Ana Briceida Zambrano Zambrano es docente de Educación Inicial, comprometida con la formación integral de niños y niñas y con el fortalecimiento de los procesos educativos durante los primeros años de vida. Su práctica pedagógica promueve ambientes de aprendizaje cálidos, seguros, inclusivos y estimulantes, en los que los niños pueden expresarse, participar activamente y desarrollar su creatividad. Valora la comunicación permanente, el diálogo y el trabajo colaborativo con los representantes, con el propósito de construir una comunidad educativa en la que docentes y familias participen conjuntamente en beneficio de los estudiantes.



Sánchez-Vásquez, María Cristina



Investigadora independiente



mariac.sanchez@docentes.educacion.edu.ec



<https://orcid.org/0009-0001-7062-3639>



María Cristina Sánchez Vásquez es Licenciada en Ciencias de la Educación, especialidad Psicología y Orientación Vocacional, y posee una Maestría en Educación con mención en Pedagogía. Su trayectoria se ha desarrollado en el ámbito educativo, con énfasis en orientación estudiantil, inclusión y bienestar integral de niños, niñas y adolescentes. Ha desempeñado funciones como Analista DECE, Docente de Apoyo a la Inclusión y docente de áreas humanísticas. También ha participado en proyectos de capacitación comunitaria con familias y grupos vulnerables. Se caracteriza por su responsabilidad, empatía, vocación de servicio y compromiso con la educación.

Índice

Reseña de Autores.....	vi
Índice.....	xvi
Índice de Tablas	xx
Índice de Figuras.....	xxii
Introducción.....	xxiii
Capítulo I: La inteligencia artificial en el contexto latinoamericano.....	1
1.1. Aproximación conceptual a la inteligencia artificial	2
1.2. Evolución de la inteligencia artificial: de los sistemas automatizados a la IA generativa.....	5
1.3. Tipos, capacidades y principales campos de aplicación	10
1.4. Transformación digital e inteligencia artificial en América Latina	15
1.5. Infraestructura tecnológica, conectividad y disponibilidad de datos ...	20
1.6. Brechas digitales, sociales, territoriales y lingüísticas.....	25
1.7. Alfabetización en inteligencia artificial y desarrollo de competencias	31
1.8. Oportunidades para los sistemas educativos y las organizaciones de la región	38
1.9. Dependencia tecnológica, soberanía digital y producción regional de conocimiento.....	46
1.10. Panorama comparado de la adopción de IA en países latinoamericanos.....	55
1.11. Principios para una incorporación contextualizada, inclusiva y responsable	64
1.12. Síntesis del capítulo	73
Capítulo II: Inteligencia artificial aplicada a la educación	74
2.1. Transformaciones educativas y expansión de la inteligencia artificial	75

2.2.	Planificación curricular y diseño de experiencias de aprendizaje	78
2.3.	Generación y adaptación de contenidos educativos	84
2.4.	Personalización, acompañamiento e inclusión educativa Integra el aprendizaje personalizado, el seguimiento individual y la atención de necesidades educativas específicas.....	90
2.5.	Evaluación, retroalimentación y seguimiento del aprendizaje	96
2.6.	Formación docente, competencias digitales y criterio pedagógico ..	101
2.7.	Integridad académica, privacidad y protección del estudiantado	106
2.8.	Prompts y experiencias educativas seleccionadas en América Latina	111
2.8.1.	Integridad académica ante la inteligencia artificial generativa ..	112
2.8.2.	Privacidad y gobernanza de los datos educativos	114
2.8.3.	Protección reforzada de niñas, niños y adolescentes	115
2.8.4.	Responsabilidades institucionales	116
2.8.5.	Orientaciones para implementar IA en instituciones educativas	118
2.8.6.	El prompt como mediación pedagógica	119
2.8.7.	Experiencias regionales seleccionadas	120
2.8.8.	Selección de prompts para la práctica educativa	122
2.8.9.	Del primer resultado a la revisión pedagógica	125
2.9.	Síntesis del Capítulo	126
Capítulo III: Inteligencia artificial aplicada a la investigación		127
3.1.	Transformación de los procesos de investigación mediante inteligencia artificial.....	128
3.2.	Formulación del problema y diseño metodológico asistidos por IA..	132
3.3.	Búsqueda, organización y verificación de información científica	137
3.4.	Revisión crítica de literatura y construcción del estado del arte.....	142
3.5.	Procesamiento, análisis y representación de datos	148
3.6.	Redacción científica, autoría y uso responsable de la IA.....	153

3.7.	Prompts, experiencias latinoamericanas y protocolo de verificación	159
3.7.1.	Experiencias latinoamericanas	164
3.7.2.	Protocolo de verificación humana	167
3.8.	Síntesis del Capítulo	170
Capítulo IV: Inteligencia artificial aplicada a las organizaciones.....		171
4.1.	Transformación organizacional y diagnóstico de necesidades institucionales	172
4.2.	Automatización administrativa, gestión académica y manejo documental	178
4.3.	Comunicación, análisis de datos y toma de decisiones	184
4.4.	Aplicaciones y soluciones para la gestión institucional	191
4.5.	Talento humano, liderazgo y gobernanza responsable de la IA	198
4.6.	Prompts, experiencias latinoamericanas y ruta de implementación .	205
4.7.	Síntesis del Capítulo	217
Capítulo V: Casos, desafíos éticos y perspectivas para América Latina		218
5.1.	Criterios para seleccionar y analizar los casos latinoamericanos	219
5.2.	Casos de IA en planificación y producción educativa	224
5.3.	Casos de IA para la inclusión y las necesidades educativas específicas	229
5.4.	Casos de IA en investigación, educación superior y gestión institucional	235
5.5.	Comparación de experiencias y aprendizajes entre países latinoamericanos.....	241
5.6.	Sesgos, privacidad, autoría y responsabilidad algorítmica	249
5.7.	Dependencia tecnológica, soberanía digital y gobernanza regional	256
5.8.	Competencias ciudadanas y escenarios futuros	264
5.9.	Agenda latinoamericana, recomendaciones y conclusiones generales	272

5.10. Síntesis del Capítulo.....	280
Referencias Bibliográficas	285

Índice de Tablas

Tabla 1. Dimensiones para la clasificación de los sistemas de inteligencia artificial	12
Tabla 2. Componentes habilitantes de un ecosistema de inteligencia artificial y sus limitaciones frecuentes	21
Tabla 3. Dimensiones de las brechas que condicionan el uso de la inteligencia artificial	30
Tabla 4. Dimensiones competenciales de la alfabetización en inteligencia artificial	35
Tabla 5. Oportunidades y aplicaciones de la inteligencia artificial en ámbitos educativos y organizacionales.....	41
Tabla 6. Dimensiones de la dependencia tecnológica y capacidades necesarias para fortalecer la soberanía digital regional	47
Tabla 7. Clasificación comparada de los ecosistemas de inteligencia artificial en América Latina según el ILIA 2025.....	56
Tabla 8. Principios y criterios institucionales para la incorporación responsable de inteligencia artificial	72
Tabla 9. Componentes para revisar una planificación curricular asistida por inteligencia artificial	83
Tabla 10. Criterios para validar contenidos educativos generados o adaptados mediante inteligencia artificial.....	89
Tabla 11. Usos de la inteligencia artificial para personalización, acompañamiento e inclusión	95
Tabla 12. Criterios para integrar inteligencia artificial en la evaluación y el seguimiento	100
Tabla 13. Dimensiones para la formación docente en inteligencia artificial ...	106
Tabla 14. Dimensiones para la formación docente en inteligencia artificial ...	111
15. Criterios institucionales para un uso íntegro y seguro de la inteligencia artificial	117
16. Prompts educativos adaptables a contextos latinoamericanos	125
Tabla 17. Transformaciones introducidas por la inteligencia artificial en el proceso de investigación	130

Tabla 18. Control de coherencia en el diseño metodológico asistido por inteligencia artificial	136
Tabla 19. Protocolo de búsqueda y verificación de información científica asistida por inteligencia artificial	140
Tabla 20. Matriz analítica para la construcción del estado del arte	145
Tabla 21. Controles para el análisis de datos asistido por inteligencia artificial	151
Tabla 22. Usos de inteligencia artificial en la redacción científica y condiciones de responsabilidad	156
Tabla 23. Usos de inteligencia artificial en la redacción científica y condiciones de responsabilidad	166
Tabla 24. Protocolo de verificación de resultados generados o asistidos por inteligencia artificial	168
Tabla 25. Matriz para diagnosticar y priorizar necesidades institucionales relacionadas con IA.....	177
Tabla 26. Procesos institucionales susceptibles de automatización y controles requeridos	184
Tabla 27. Funciones de la IA en el circuito de información y decisión institucional	187
Tabla 28. Ruta institucional para implementar soluciones de inteligencia artificial	214
Tabla 29. Criterios para la selección y análisis de casos latinoamericanos de inteligencia artificial	224
Tabla 30. Comparación de las experiencias de inteligencia artificial analizadas en países latinoamericanos.....	246
Tabla 31. Riesgos y salvaguardas para un uso responsable de inteligencia artificial	255
Tabla 32. Dimensiones para fortalecer la soberanía digital y reducir dependencias críticas en inteligencia artificial.....	262
Tabla 33. Competencias ciudadanas para desenvolverse en entornos mediados por inteligencia artificial	270
Tabla 34. Agenda latinoamericana para una incorporación responsable de la inteligencia artificial	278

Índice de Figuras

Figura 1. Síntesis del Capítulo I	73
Figura 2. Síntesis del Capítulo II	126
Figura 3. Síntesis del capítulo III (Ciclo de investigación asistido por inteligencia artificial y control humano)	170
Figura 4. Ecosistema institucional de soluciones de inteligencia artificial con supervisión humana	197
Figura 5. Ruta de implementación responsable de la IA en las organizaciones	215
Figura 6. Síntesis del capítulo IV	217
Figura 7. Síntesis del Capítulo V	280

Introducción

La inteligencia artificial ha dejado de ocupar un espacio reservado a laboratorios especializados y desarrolladores de sistemas para incorporarse progresivamente a actividades educativas, científicas, administrativas y profesionales donde las personas producen información, organizan conocimiento y toman decisiones. Esta expansión no ocurre como un proceso aislado ni exclusivamente tecnológico, porque se integra en transformaciones digitales que modifican prácticas de trabajo, formas de comunicación y relaciones institucionales, al tiempo que plantean interrogantes sobre la calidad de los datos, la autonomía profesional y las responsabilidades asociadas con decisiones apoyadas por algoritmos. En este escenario, Lascano et al. (2026) sitúan el valor de una administración inteligente no en la incorporación acumulativa de herramientas, sino en la capacidad de integrarlas dentro de estructuras donde tecnología, juicio humano, trazabilidad y sostenibilidad puedan operar de manera coherente.

América Latina participa de esta transformación desde condiciones particularmente diversas, atravesadas por diferencias entre países, territorios e instituciones que hacen poco pertinente describir la adopción de inteligencia artificial como un recorrido uniforme. La disponibilidad de plataformas comerciales puede acercar funciones antes reservadas a especialistas, aunque esa accesibilidad convive con diferencias de conectividad, formación, infraestructura, capacidad computacional, protección de datos y producción regional de conocimiento; por ello, esta obra no parte de la pregunta acerca de cuánto puede automatizarse, sino de una cuestión anterior relacionada con qué necesidades justifican el uso de IA, bajo qué condiciones resulta pertinente y qué responsabilidades deben permanecer bajo control de las personas. La perspectiva adoptada busca así evitar tanto el entusiasmo tecnológico sin evaluación como el rechazo basado únicamente en los riesgos, colocando entre ambos extremos una práctica sustentada en análisis, experimentación gradual y verificación.

En educación, estas tensiones adquieren una relevancia particular porque cualquier tecnología incorporada al aula termina relacionándose con propósitos

formativos, decisiones curriculares y trayectorias concretas de estudiantes. Cano et al. (2026) proponen comprender la innovación educativa desde una perspectiva pedagógica y profundamente humana, donde la inteligencia artificial generativa, la competencia digital, la inclusión y la mediación docente adquieren sentido cuando fortalecen experiencias de aprendizaje y no cuando desplazan el conocimiento profesional que permite diseñarlas. Esta orientación resulta coincidente con la posición desarrollada a lo largo del libro: generar rápidamente una actividad, adaptar un texto o producir retroalimentación constituye una posibilidad técnica, pero convertir ese resultado en una experiencia educativa exige contextualizarlo, revisar su correspondencia curricular, anticipar barreras de acceso y decidir qué intervención conserva valor pedagógico.

La expansión hacia universidades y sistemas educativos con mayores volúmenes de datos introduce posibilidades de personalización, acompañamiento, evaluación y detección temprana de necesidades, aunque también hace visible que una institución digitalmente avanzada no puede definirse por la cantidad de procesos que automatiza. Valencia-Galarza et al. (2026) conciben la educación superior inteligente como un ecosistema donde tecnología, pedagogía, datos, ética, inclusión y gobernanza deben mantenerse articulados, planteamiento especialmente pertinente cuando una recomendación algorítmica interviene sobre decisiones relacionadas con aprendizaje, permanencia o seguimiento estudiantil. Bajo esta lógica, la IA puede ampliar las capacidades de acompañamiento y diversificación educativa siempre que sus resultados permanezcan sujetos a revisión, exista claridad respecto de los datos utilizados y la personalización no convierta a los estudiantes en perfiles determinados de manera permanente por sus registros anteriores.

Los datos ocupan, por consiguiente, una posición transversal en esta discusión porque constituyen simultáneamente un recurso para comprender procesos y una fuente potencial de decisiones incorrectas cuando se encuentran incompletos, descontextualizados o utilizados para finalidades distintas de aquellas que justificaron su recopilación. Velasco et al. (2026) sostienen que los datos educativos adquieren valor cuando son interpretados mediante criterios pedagógicos, éticos y contextuales, alejándose de una lectura tecnocrática que confunda acumulación de registros con conocimiento suficiente para decidir. Esa

advertencia puede extenderse a otros ámbitos abordados en esta obra, pues una organización que incorpora inteligencia artificial necesita distinguir entre disponer de información y encontrarse preparada para utilizarla, protegerla y convertirla en decisiones justificables, especialmente cuando están involucradas personas cuyos derechos o posibilidades pueden verse afectados.

La investigación científica constituye otro espacio donde la inteligencia artificial comienza a intervenir a lo largo de casi todo el recorrido investigativo, desde la exploración inicial de un problema hasta la búsqueda documental, organización de literatura, procesamiento de datos, programación, representación de resultados y revisión de textos. Torres et al. (2025) relacionan la formación investigativa contemporánea con los procesos de tecnodigitalización y con la necesidad de integrar nuevas herramientas sin desprenderlas de los fundamentos epistemológicos y metodológicos que sostienen la producción científica. Desde esa perspectiva, esta obra considera que la IA puede reducir cargas operativas y ampliar capacidades analíticas, pero no transforma una afirmación en evidencia ni una relación estadística en explicación; las fuentes necesitan comprobarse, los procedimientos deben permanecer reconstruibles y las decisiones metodológicas requieren una responsabilidad intelectual que no puede trasladarse al sistema utilizado.

La relación entre inteligencia artificial y escritura académica merece especial atención porque las interfaces generativas han reducido considerablemente la distancia entre una instrucción formulada en lenguaje cotidiano y la producción de un texto aparentemente elaborado. Esta facilidad puede apoyar la organización de ideas, la comparación de alternativas o la revisión lingüística, pero también introduce riesgos cuando la fluidez se interpreta como garantía de exactitud y las referencias propuestas se incorporan sin verificar su existencia. La formación investigativa descrita por Torres et al. (2025) permite situar las herramientas digitales dentro de un proceso investigativo más amplio, donde el dominio instrumental necesita acompañarse de criterio epistemológico; por esta razón, el libro insiste en recuperar documentos originales, comprobar autores y DOI, contrastar afirmaciones y mantener trazabilidad suficiente para diferenciar aquello que procede de las fuentes, aquello que propone una herramienta y aquello que corresponde al razonamiento del investigador.

En las organizaciones, la discusión cambia de escala, aunque conserva un principio semejante: automatizar una actividad no significa haber transformado el proceso del que forma parte. Lascano et al. (2026) analizan la convergencia entre inteligencia artificial, analítica de datos e infraestructura digital desde una perspectiva que incorpora liderazgo, interoperabilidad, ciberseguridad y gobernanza, dimensiones que ayudan a comprender por qué una solución técnicamente eficiente puede fracasar cuando se introduce en estructuras que no han definido responsabilidades, criterios de calidad o mecanismos de seguimiento. El enfoque organizacional de este libro parte precisamente del diagnóstico antes que de la herramienta, de manera que la identificación de necesidades, la revisión de capacidades disponibles y la construcción de pilotos antecedan a cualquier decisión de escalar una solución hacia procesos académicos, administrativos o institucionales más sensibles.

La eficiencia tampoco puede convertirse en el único indicador mediante el cual se valore una implementación, particularmente cuando los sistemas procesan información personal, generan recomendaciones o producen alertas que pueden modificar actuaciones profesionales. Al examinar inteligencia artificial y analítica de datos en procesos de prevención, Chang et al. (2026) integran calidad de los datos, adaptación al contexto, accesibilidad, privacidad, sesgos, explicabilidad y supervisión profesional, mostrando que una transformación digital responsable necesita relacionar las capacidades técnicas con las consecuencias que producen sobre las personas. Este principio atraviesa los distintos ámbitos del presente libro: cuanto mayor sea la incidencia de una salida algorítmica sobre una evaluación, investigación, asignación de recursos o decisión institucional, mayor debe ser también la exigencia de revisión, trazabilidad y capacidad para intervenir cuando el resultado resulte incorrecto o desproporcionado.

Asumir una perspectiva latinoamericana implica, además, evitar que la región aparezca únicamente como un espacio de aplicación de tecnologías construidas en otros contextos. A lo largo de estas páginas, América Latina se examina desde sus diferencias internas y desde la necesidad de fortalecer capacidades relacionadas con infraestructura, investigación, alfabetización, lenguas, producción de datos y gobernanza, reconociendo que una herramienta que funciona adecuadamente en una institución puede requerir ajustes considerables

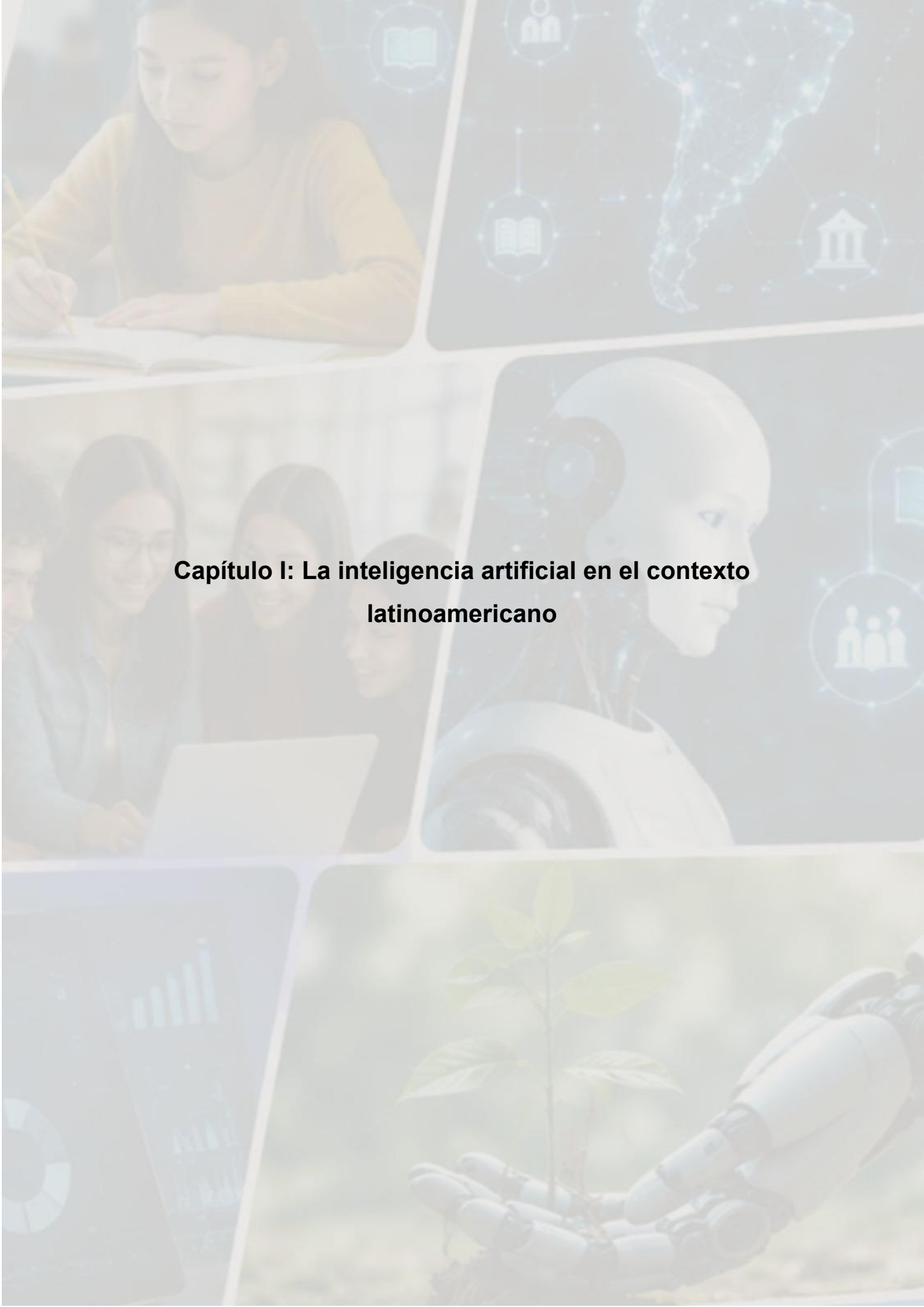
antes de trasladarse hacia otra con conectividad, normativa, población o recursos diferentes. La contextualización constituye así una condición de funcionamiento y no un añadido posterior, pues las decisiones tecnológicas adquieren significado dentro de culturas organizacionales, sistemas educativos y realidades territoriales concretas donde los beneficios esperados deben contrastarse con costos, riesgos, dependencias y posibilidades reales de mantenimiento.

Los prompts y ejemplos prácticos incorporados en la obra responden a esta misma orientación, de modo que no se presentan como fórmulas universales capaces de producir automáticamente un resultado correcto, sino como estructuras de interacción que ayudan a delimitar una tarea, aportar contexto, definir criterios y facilitar posteriores procesos de revisión. La experiencia educativa descrita por Cano et al. (2026) y la perspectiva institucional desarrollada por Valencia et al. (2026) permiten comprender que la competencia frente a estas herramientas no consiste únicamente en obtener una respuesta técnicamente elaborada, sino en reconocer qué debe modificarse, qué necesita verificarse y qué decisiones no conviene delegar. Por esta razón, los prompts incluidos en los capítulos adquieren valor como mediaciones adaptables y no como sustitutos del conocimiento disciplinar o profesional de quien los utiliza.

La estructura del libro acompaña esta progresión desde los fundamentos hacia la práctica: el primer capítulo sitúa la inteligencia artificial dentro del contexto latinoamericano y examina conceptos, evolución, brechas, infraestructura, competencias, oportunidades y soberanía digital; el segundo se concentra en educación y aborda planificación, contenidos, personalización, evaluación, formación docente, integridad y experiencias de uso; el tercero traslada el análisis hacia la investigación científica y sus diferentes etapas; el cuarto examina la transformación de las organizaciones, la automatización, la gestión documental, el análisis de información, el liderazgo y las rutas de implementación, mientras el quinto reúne experiencias latinoamericanas y coloca frente a ellas cuestiones relacionadas con inclusión, sesgos, privacidad, autoría, responsabilidad algorítmica, gobernanza y escenarios futuros. Esta secuencia busca que los recursos prácticos puedan comprenderse desde las condiciones

que justifican y limitan su utilización, en lugar de aparecer separados de sus implicaciones.

La obra está dirigida, por tanto, a docentes, estudiantes, investigadores, directivos y profesionales que necesitan comprender la inteligencia artificial sin convertirla en un territorio exclusivamente técnico y que, al mismo tiempo, requieren criterios para incorporarla a problemas reales. La orientación humanocéntrica planteada por Cano et al. (2026), la articulación entre tecnología y gobernanza desarrollada por Lascano et al. (2026) y la relación entre transformación digital y formación investigativa propuesta por Torres et al. (2025) convergen en un principio que recorre estas páginas: utilizar inteligencia artificial no supone renunciar al conocimiento humano, sino ampliar determinadas capacidades conservando la posibilidad de cuestionar, verificar, corregir y, cuando las circunstancias lo aconsejen, decidir que una tarea debe continuar realizándose sin ella.

The background is a collage of five panels. Top-left: A young woman with long dark hair, wearing a yellow shirt, is sitting at a desk and writing in a notebook with a pencil. Top-right: A stylized map of South America is shown with a network of blue dots and lines connecting various points. Several circular icons are overlaid on the map, including an open book, a group of people, and a classical building. Middle-left: Three young women are gathered around a laptop, looking at the screen and smiling. Middle-right: A close-up profile of a white humanoid robot head with blue eyes and a dark, circular sensor on its temple. Bottom-left: A digital screen displays a bar chart with five bars of increasing height and a pie chart with several segments. Bottom-right: A robotic hand with multiple joints and sensors is holding a small green seedling with two leaves. The text 'Capítulo I: La inteligencia artificial en el contexto latinoamericano' is centered over the middle panels.

Capítulo I: La inteligencia artificial en el contexto latinoamericano

La inteligencia artificial en el contexto latinoamericano

1.1. Aproximación conceptual a la inteligencia artificial

Definir la inteligencia artificial exige ir más allá de las imágenes asociadas con robots autónomos, máquinas conscientes o programas capaces de sustituir de manera integral el razonamiento humano, porque bajo esta denominación conviven sistemas con alcances, arquitecturas y grados de autonomía muy diferentes. Algunas aplicaciones clasifican documentos, reconocen patrones en imágenes o estiman resultados probables a partir de datos históricos; otras producen textos, imágenes, sonidos y código, mientras ciertos sistemas combinan percepción, inferencia y actuación dentro de entornos físicos o digitales. La expresión funciona, por tanto, como una categoría amplia que reúne métodos computacionales orientados a ejecutar tareas relacionadas con capacidades humanas como aprender, predecir, interpretar lenguaje, recomendar alternativas o solucionar problemas, sin que la realización de estas operaciones implique conciencia, comprensión equivalente a la humana ni intención propia.

Con el propósito de establecer una definición suficientemente amplia para responder a la evolución tecnológica, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE, 2024) considera que un sistema de inteligencia artificial opera mediante una máquina que, a partir de objetivos explícitos o implícitos, infiere cómo generar predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones capaces de influir en ambientes físicos o virtuales. Esta formulación desplaza la atención desde la apariencia inteligente de una herramienta hacia su funcionamiento: recibe entradas, las procesa mediante una lógica operacional y produce resultados con diferentes niveles de autonomía y capacidad de adaptación. La inferencia constituye un componente central porque diferencia a estos sistemas de aquellos programas que se limitan a ejecutar secuencias rígidas previamente establecidas, aunque la frontera entre automatización convencional e inteligencia artificial no siempre resulte nítida cuando ambas tecnologías participan en un mismo proceso.

Dentro de este campo, el aprendizaje automático o machine learning comprende técnicas mediante las cuales un sistema identifica relaciones en los datos y

ajusta su desempeño sin que cada respuesta posible haya sido programada de manera individual; el aprendizaje profundo o deep learning, por su parte, utiliza redes neuronales con múltiples capas para representar estructuras de gran complejidad. Estas relaciones suelen expresarse de forma jerárquica: el aprendizaje profundo pertenece al aprendizaje automático y este, a su vez, forma parte del campo más amplio de la inteligencia artificial. La diferencia no es meramente terminológica, pues permite distinguir entre una aplicación basada en reglas, un modelo entrenado para clasificar información y una arquitectura capaz de procesar lenguaje, imágenes o señales mediante representaciones aprendidas durante el entrenamiento.

La inteligencia artificial generativa ocupa un lugar particular dentro de esta evolución debido a su capacidad para producir contenido nuevo a partir de los patrones identificados en grandes conjuntos de datos. Miao y Holmes (2023) explican que estos modelos pueden generar texto, imágenes, audio, video y código mediante procesos probabilísticos que construyen una salida en respuesta a las instrucciones proporcionadas por el usuario. Cuando una herramienta redacta una planificación educativa, resume un artículo o propone la estructura de una aplicación institucional, no recupera necesariamente una respuesta almacenada de forma literal ni comprueba por sí misma la verdad de lo expresado; calcula una secuencia probable según su entrenamiento, el contexto disponible y las instrucciones recibidas. De esta característica proceden tanto su flexibilidad como sus principales limitaciones, entre ellas la posibilidad de elaborar información inexacta, reproducir sesgos o presentar respuestas convincentes sin respaldo documental.

Aunque expresiones como aprender, comprender, razonar y decidir facilitan la descripción de las operaciones computacionales, utilizarlas sin precisión puede atribuir cualidades humanas a procesos estadísticos y algorítmicos. Un sistema puede reconocer regularidades lingüísticas, mantener la coherencia aparente de una conversación o recomendar una alternativa a partir de variables definidas, pero esas capacidades no equivalen automáticamente a comprender el contexto social, asumir responsabilidad por las consecuencias o valorar las circunstancias particulares de una comunidad educativa. La distinción adquiere especial importancia cuando las decisiones afectan trayectorias escolares, evaluaciones,

admisiones, contratación, distribución de recursos o atención a estudiantes, ámbitos en los que una salida técnicamente plausible todavía debe someterse a interpretación profesional y supervisión humana.

En el terreno educativo, la inteligencia artificial tampoco constituye una herramienta única ni una metodología pedagógica en sí misma. A partir de una revisión sistemática centrada en la educación superior latinoamericana, Salas-Pilco y Yang (2022) identificaron aplicaciones relacionadas con modelos predictivos, analítica inteligente, tecnologías de asistencia, análisis automatizado de contenidos y procesamiento de imágenes, diversidad que impide evaluar todas las soluciones con los mismos criterios. Un sistema utilizado para detectar estudiantes con riesgo de abandono presenta implicaciones distintas de un asistente que genera actividades, un lector de pantalla o un programa que clasifica documentación institucional; en cada caso cambian los datos requeridos, el grado de exposición personal, la finalidad educativa, los posibles errores y la responsabilidad de quienes interpretan el resultado.

La evidencia acumulada también aconseja diferenciar entre capacidad técnica, utilidad pedagógica e impacto real. Al examinar revisiones sistemáticas sobre inteligencia artificial en la educación superior, Bond et al. (2024) encontraron debilidades relacionadas con la ética, el rigor metodológico y la limitada participación de educadores en parte de la investigación disponible, de modo que la novedad de una aplicación o la rapidez con que produce contenidos no bastan para demostrar una mejora del aprendizaje. Su incorporación adquiere sentido cuando responde a un problema previamente identificado, se integra en una estrategia pedagógica o institucional y puede evaluarse mediante criterios que contemplen exactitud, accesibilidad, pertinencia, seguridad y efectos sobre las personas involucradas.

Una definición contextualizada para América Latina debe incorporar condiciones que no pueden considerarse externas a la tecnología, como la conectividad desigual, la disponibilidad de contenidos en las lenguas de sus usuarios, la representación de comunidades indígenas, la formación de docentes y directivos o la capacidad institucional para proteger información sensible. Las oportunidades de la IA conviven así con estructuras sociales y tecnológicas que

condicionan quién puede utilizarla, con qué propósito y bajo qué márgenes de seguridad, especialmente cuando las herramientas han sido desarrolladas fuera de los contextos culturales donde posteriormente se implementan (Miao y Holmes, 2023; Plaza de la Hoz et al., 2024; Lucas et al., 2025).

Desde la perspectiva adoptada en esta obra, una aplicación responsable no comienza preguntando qué herramienta se encuentra de moda, sino qué necesidad educativa, investigativa u organizacional requiere atención y si la inteligencia artificial constituye una respuesta pertinente frente a otras alternativas disponibles. Esta delimitación impide confundir innovación con incorporación indiscriminada de tecnología y sitúa el criterio humano en la formulación del problema, la selección de datos, la revisión de los resultados y la determinación de sus usos aceptables. Sobre esta base conceptual será posible examinar la evolución de los sistemas automatizados hacia la IA generativa y, posteriormente, analizar cómo dichas transformaciones se manifiestan dentro de las condiciones particulares de América Latina.

1.2. Evolución de la inteligencia artificial: de los sistemas automatizados a la IA generativa

El desarrollo de la inteligencia artificial no ha seguido una trayectoria lineal ni puede explicarse como la sucesión ordenada de tecnologías que reemplazan por completo a sus predecesoras, pues los sistemas basados en reglas, los modelos estadísticos, el aprendizaje automático y las arquitecturas generativas continúan coexistiendo dentro de aplicaciones contemporáneas. Las primeras aproximaciones se apoyaron en la posibilidad de representar problemas mediante instrucciones explícitas, relaciones lógicas y mecanismos de búsqueda que permitieran a una computadora seleccionar una respuesta entre varias alternativas; esta orientación produjo resultados importantes en dominios delimitados, aunque dependía de que especialistas anticiparan las reglas, excepciones y condiciones necesarias para cada tarea. Cuando el entorno cambiaba o surgía una situación no contemplada, la aparente inteligencia del sistema encontraba rápidamente los límites de aquello que había sido programado.

Entre las décadas de 1950 y 1980, buena parte de la investigación se concentró en la inteligencia artificial simbólica, denominada así porque operaba mediante representaciones de objetos, categorías y relaciones expresadas en símbolos manipulables. Los sistemas expertos constituyeron una de sus aplicaciones más conocidas al reproducir procedimientos de decisión empleados por especialistas en campos como medicina, ingeniería o administración, para lo cual utilizaban bases de conocimiento y conjuntos de reglas del tipo «si ocurre esta condición, entonces se recomienda esta respuesta». Su desempeño podía ser eficaz en problemas estructurados, pero la construcción y actualización de las reglas requerían una intervención humana intensiva, mientras que la ambigüedad, el lenguaje cotidiano y los cambios contextuales resultaban difíciles de representar mediante instrucciones cerradas.

Las expectativas generadas alrededor de estas tecnologías atravesaron periodos de entusiasmo y etapas de reducción del financiamiento conocidas como «inviernos de la inteligencia artificial», durante las cuales las capacidades disponibles no alcanzaron las promesas formuladas. El avance posterior estuvo vinculado menos con una ruptura repentina que con la convergencia entre mayor capacidad de cómputo, expansión de los datos digitales, mejoras algorítmicas y desarrollo de infraestructuras capaces de almacenar y procesar información a gran escala. Bajo estas condiciones, la programación de reglas comenzó a complementarse con técnicas estadísticas que permitían identificar patrones en ejemplos previos, desplazamiento que otorgó centralidad al aprendizaje automático y modificó la manera de construir sistemas destinados a clasificar, predecir o recomendar.

En lugar de describir anticipadamente todas las reglas necesarias, el aprendizaje automático utiliza datos para estimar relaciones que luego pueden aplicarse a nuevas entradas. Un sistema de predicción de abandono escolar, por ejemplo, podría entrenarse con registros históricos para encontrar asociaciones entre asistencia, rendimiento, participación y continuidad educativa; sin embargo, el modelo no descubre por sí mismo las causas sociales o personales del abandono, sino regularidades presentes en los datos utilizados durante su entrenamiento. La diferencia resulta fundamental porque una correlación estadística puede orientar una intervención profesional, pero también puede

reproducir desigualdades anteriores si los registros contienen sesgos, omisiones o decisiones institucionales que perjudicaron sistemáticamente a ciertos grupos.

El aprendizaje profundo amplió esta capacidad mediante redes neuronales compuestas por múltiples capas que aprenden representaciones progresivamente más complejas. Mientras los enfoques anteriores dependían con frecuencia de variables seleccionadas manualmente, las arquitecturas profundas facilitaron el procesamiento de imágenes, voz y lenguaje mediante características identificadas durante el entrenamiento, aunque su eficacia estuvo acompañada por mayores necesidades de datos, cómputo y energía. Esta etapa impulsó avances en reconocimiento visual, traducción automática, síntesis de voz y procesamiento del lenguaje natural, al tiempo que volvió menos transparente la relación entre los datos recibidos y el resultado producido, circunstancia que trasladó parte del debate desde la capacidad predictiva hacia la explicabilidad, la seguridad y la responsabilidad.

La arquitectura transformar marcó otro cambio relevante al permitir que los modelos procesaran las relaciones entre diferentes partes de una secuencia mediante mecanismos de atención. Vaswani et al. (2017) demostraron que una arquitectura basada principalmente en atención podía superar varias limitaciones de los modelos recurrentes empleados hasta entonces en tareas de traducción, además de facilitar un entrenamiento más paralelizadle. Aunque aquel trabajo no creó por sí solo la inteligencia artificial generativa contemporánea, proporcionó una base técnica sobre la que posteriormente se desarrollaron modelos lingüísticos capaces de operar con extensos volúmenes de texto, relacionar elementos distantes dentro de una secuencia y generar continuaciones ajustadas al contexto proporcionado.

La expansión del preentrenamiento modificó igualmente la relación entre modelo y tarea. En lugar de construir un sistema distinto desde el inicio para cada aplicación, comenzaron a desarrollarse modelos entrenados con conjuntos amplios de información que posteriormente podían adaptarse a actividades específicas. Bommasani et al. (2021) denominaron «modelos fundacionales» a estas arquitecturas debido a que sirven como base para numerosas aplicaciones posteriores, denominación que también subraya su carácter incompleto: un

modelo general todavía necesita instrucciones, ajustes, datos contextuales o capas de control para responder adecuadamente a una finalidad educativa, científica u organizacional. La reutilización ofrece ventajas de escala, pero permite que errores, sesgos o vulnerabilidades presentes en el modelo base se extiendan hacia los sistemas derivados.

Al reconstruir el tránsito desde modelos como BERT hasta los asistentes conversacionales, Zhou et al. (2024) muestran que el preentrenamiento dejó de concentrarse exclusivamente en texto y comenzó a abarcar imágenes, estructuras gráficas y combinaciones de modalidades. Este desarrollo dio lugar a sistemas capaces de recibir instrucciones escritas y producir respuestas en diferentes formatos, posibilidad que amplió el acceso de personas sin formación informática avanzada. La interacción mediante lenguaje cotidiano cambió la experiencia de uso: tareas que antes exigían programación, navegación especializada o manejo de varias aplicaciones pudieron solicitarse mediante una conversación, aunque la sencillez de la interfaz tendió a ocultar la complejidad del modelo, las condiciones de entrenamiento y la incertidumbre asociada con sus respuestas.

La IA generativa surge dentro de esta continuidad tecnológica como un conjunto de modelos orientados a producir contenido plausible a partir de las regularidades aprendidas. Miao y Holmes (2023) señalan que la generación puede abarcar texto, imágenes, audio, video y código, mientras que la calidad de la salida depende tanto del entrenamiento del sistema como de la instrucción, el contexto y los criterios de revisión utilizados por la persona. El cambio no consiste únicamente en que una máquina produzca contenido, capacidad presente desde etapas anteriores, sino en la amplitud de tareas que puede atender un mismo modelo y en la facilidad con que el usuario modifica los resultados mediante indicaciones sucesivas.

A partir de la difusión pública de asistentes conversacionales, la IA generativa dejó de permanecer restringida a laboratorios y equipos especializados para integrarse en actividades educativas, profesionales y cotidianas. El Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (2025) registró una aceleración simultánea de la inversión, el uso organizacional y la incorporación

de modelos generativos en productos y servicios, aunque el ritmo de adopción no estuvo acompañado por capacidades equivalentes de evaluación y gobernanza. En escuelas, universidades y organizaciones vinculadas con la educación, esta expansión se manifestó en la producción de materiales, la asistencia para redactar documentos, la programación de aplicaciones, la clasificación de información y el apoyo a búsquedas, usos que trasladaron la discusión desde la posibilidad técnica hacia las condiciones bajo las cuales resulta legítimo y seguro incorporar estas herramientas.

La evolución descrita tampoco supone que la IA generativa deba reemplazar los sistemas anteriores. Una aplicación institucional puede combinar reglas para validar campos obligatorios, aprendizaje automático para identificar patrones, un modelo generativo para redactar una explicación y supervisión humana para determinar si el resultado resulta pertinente; la innovación se produce en la articulación de estos componentes y no necesariamente en la utilización exclusiva de la tecnología más reciente. En contextos latinoamericanos, donde las instituciones presentan diferencias considerables de conectividad, infraestructura, financiamiento y formación, la coexistencia de soluciones sencillas y avanzadas puede responder mejor a las necesidades reales que la adopción uniforme de modelos costosos o dependientes de servicios externos.

Al mismo tiempo, la transición hacia modelos fundacionales ha concentrado recursos técnicos y económicos en un número reducido de empresas y centros de investigación capaces de entrenarlos. La disponibilidad pública de una interfaz no equivale a controlar la infraestructura, conocer los datos de entrenamiento ni participar en las decisiones que definen qué lenguas, conocimientos y realidades culturales reciben mayor representación. Por esta razón, la historia reciente de la inteligencia artificial también debe leerse como una transformación de las relaciones entre quienes producen la tecnología y quienes la utilizan, particularmente en regiones que dependen de plataformas desarrolladas bajo condiciones lingüísticas, regulatorias y comerciales externas (Salas y Yang, 2022).

Comprender este recorrido permite evitar dos interpretaciones igualmente limitadas: considerar la IA generativa como una ruptura sin antecedentes o

reducirla a una versión ampliada de la automatización tradicional. Sus capacidades proceden de décadas de investigación acumulada, pero la escala del entrenamiento, la adaptación a múltiples tareas, la interacción mediante lenguaje natural y la generación multimodal han cambiado las condiciones de acceso y aplicación. La siguiente tarea consiste en diferenciar con mayor precisión los tipos de inteligencia artificial, sus capacidades y los campos donde intervienen, porque cada configuración técnica presenta posibilidades, costos y riesgos que no pueden evaluarse mediante una categoría indiferenciada.

1.3. Tipos, capacidades y principales campos de aplicación

Clasificar los sistemas de inteligencia artificial permite comprender qué hacen, con qué información trabajan y cuánto control conservan las personas durante su funcionamiento, aunque ninguna clasificación aislada consigue representar toda su complejidad. Un asistente generativo puede ser, simultáneamente, un modelo de propósito general, una herramienta multimodal, un sistema basado en aprendizaje profundo y un apoyo para la toma de decisiones; describirlo únicamente como «IA generativa» informa sobre el tipo de resultado que produce, pero no revela el origen de sus datos, el nivel de autonomía, el riesgo asociado con su aplicación ni las consecuencias que tendría un error. Por esta razón, las categorías utilizadas a continuación deben entenderse como dimensiones complementarias y no como compartimentos excluyentes.

Atendiendo a su alcance, puede diferenciarse entre inteligencia artificial estrecha o específica y sistemas de propósito general. La primera se diseña para realizar una tarea delimitada, como reconocer caracteres, clasificar documentos, detectar objetos en una imagen, estimar probabilidades de abandono escolar o recomendar contenidos según el historial de un estudiante; incluso cuando supera el desempeño humano en una actividad concreta, no traslada automáticamente esa capacidad hacia otros problemas. Los modelos de propósito general, en cambio, se entrenan con información amplia y pueden adaptarse a tareas diversas mediante instrucciones, ejemplos o ajustes adicionales, flexibilidad que no equivale a una inteligencia general humana

porque su desempeño continúa condicionado por la arquitectura, el entrenamiento y las formas de interacción previstas.

La inteligencia artificial general, conocida como AGI por sus siglas en inglés, pertenece todavía al terreno de la investigación y la discusión teórica. Se emplea para describir un sistema hipotético que podría aprender, razonar y desenvolverse con amplitud comparable a la inteligencia humana en numerosos dominios, pero las herramientas actualmente disponibles no satisfacen de manera consensuada esa condición. Confundir un modelo lingüístico fluido con una inteligencia general conduce a sobrevalorar sus respuestas, especialmente cuando la coherencia verbal genera la impresión de comprensión, intencionalidad o experiencia del mundo; la clasificación responsable debe apoyarse en capacidades demostradas y condiciones verificables, no en atributos humanos inferidos a partir de una conversación convincente.

Una segunda dimensión se relaciona con la manera en que los modelos aprenden de los datos. En el aprendizaje supervisado, el sistema utiliza ejemplos previamente etiquetados para establecer correspondencias entre entradas y resultados esperados, como sucedería al entrenar un clasificador con documentos identificados como correctos, incompletos o inconsistentes. El aprendizaje no supervisado busca estructuras sin depender de etiquetas explícitas y puede agrupar información según semejanzas encontradas durante el procesamiento, mientras que el aprendizaje auto supervisado construye señales de entrenamiento a partir de los propios datos, procedimiento decisivo para los modelos fundacionales. El aprendizaje por refuerzo incorpora recompensas o penalizaciones vinculadas con las acciones realizadas, de modo que el sistema ajusta su comportamiento para alcanzar determinados objetivos dentro de un entorno.

Al estudiar el desarrollo de los modelos preentrenados, Zhou et al. (2024) explican que el aprendizaje auto supervisado permitió aprovechar grandes cantidades de información sin etiquetar manualmente cada elemento, ampliación que favoreció la construcción de representaciones reutilizables en tareas posteriores. Esta ventaja también introduce dificultades, puesto que los datos recolectados a gran escala contienen errores, desigualdades de representación,

expresiones discriminatorias y contenidos cuya procedencia puede no resultar transparente. El aprendizaje no elimina esas condiciones, sino que las incorpora al proceso mediante el cual el modelo establece regularidades y genera respuestas.

La clasificación por resultados ofrece una perspectiva más cercana a la experiencia del usuario. Algunos sistemas reconocen o clasifican, otros predicen resultados probables, recomiendan alternativas, detectan anomalías, optimizan procesos o generan contenido; una misma aplicación puede combinar varias de estas funciones cuando analiza información, selecciona una respuesta y la presenta mediante lenguaje natural. El marco de clasificación de la OCDE (2022) propone examinar las tareas y salidas junto con los datos de entrada, el modelo empleado, el contexto económico y los efectos sobre las personas y el entorno, integración que evita evaluar una tecnología únicamente por su exactitud técnica.

Tabla 1.

Dimensiones para la clasificación de los sistemas de inteligencia artificial

Dimensión	Categorías orientativas	Ejemplo educativo u organizacional
Alcance	Específica; propósito general; AGI hipotética	Clasificador de documentos; asistente adaptable a varias tareas
Aprendizaje	Supervisado; no supervisado; autosupervisado; por refuerzo	Predicción de riesgo; agrupación de registros; modelo lingüístico
Resultado	Clasificación; predicción; recomendación; generación; optimización	Identificar errores; anticipar necesidades; producir materiales
Modalidad	Textual; visual; auditiva; multimodal	Analizar escritos, imágenes, voz o combinaciones de formatos
Autonomía	Asistencia; apoyo a decisiones; ejecución supervisada; actuación autónoma	Redactar un informe; recomendar una acción; ejecutar un flujo autorizado
Ámbito	Educación; investigación; administración; producción y servicios	Tutoría, análisis de datos, gestión documental o atención institucional

Nota. Elaboración propia a partir del marco de clasificación de la OCDE (2022).

Según la modalidad procesada, los sistemas pueden trabajar con texto, imágenes, audio, video, datos tabulares o señales procedentes de sensores. Los modelos multimodales integran más de un formato y permiten, por ejemplo, interpretar una imagen acompañada por una pregunta, producir una descripción oral de un documento o extraer información de una tabla para redactar un informe. Xu et al. (2024) advierten que esta ampliación de capacidades está asociada con importantes necesidades de infraestructura, memoria y procesamiento, por lo cual la eficiencia computacional forma parte de la viabilidad y no representa un asunto exclusivamente técnico. En instituciones con recursos limitados, el costo, la conectividad y la dependencia de servicios externos pueden determinar si una solución se mantiene operativa después de su implementación inicial.

El nivel de autonomía requiere una lectura igualmente cuidadosa. Una herramienta asistencial produce borradores o sugerencias que una persona revisa antes de utilizarlos; un sistema de apoyo a decisiones procesa información y recomienda alternativas sin adoptar por sí mismo la resolución final; una aplicación semiautónoma ejecuta ciertas acciones dentro de parámetros definidos, mientras que un sistema autónomo puede actuar con menor intervención directa durante un periodo determinado. Estas categorías no forman necesariamente una escala de progreso, porque una autonomía mayor no siempre resulta deseable: en la evaluación educativa, la atención a necesidades específicas, la selección de personal o la asignación de recursos, conservar intervención humana significativa puede constituir una condición de legitimidad y seguridad.

En educación, las capacidades más extendidas abarcan tutoría, personalización, analítica del aprendizaje, evaluación automatizada, predicción, tecnologías de asistencia y generación de recursos. Crompton y Burke (2023) encontraron que la producción científica sobre IA en educación superior se concentra en aplicaciones como sistemas adaptativos, evaluación, predicción y asistentes inteligentes, aunque la distribución geográfica y disciplinaria de los estudios permanece desigual. En escuelas y colegios, esas funciones pueden utilizarse para adecuar el nivel de una actividad, ofrecer retroalimentación o transformar un contenido hacia formatos más accesibles; su pertinencia depende de la edad

del estudiante, el propósito curricular, la protección de datos y la mediación pedagógica del docente.

Dentro de la investigación, la IA interviene en la localización y clasificación de literatura, el procesamiento de datos, el reconocimiento de patrones, la traducción, la programación, la elaboración de representaciones visuales y la revisión lingüística. Estas aplicaciones no poseen el mismo alcance epistemológico: corregir la sintaxis de un párrafo difiere de interpretar resultados, construir una explicación causal o decidir si la evidencia sostiene una conclusión. Cuanto mayor sea la influencia del sistema sobre una decisión metodológica o argumentativa, más exigentes deben ser la documentación del procedimiento, la verificación de los resultados y la declaración transparente del uso realizado.

Las organizaciones emplean inteligencia artificial en gestión documental, atención a usuarios, análisis de datos, planificación, detección de anomalías, automatización administrativa y apoyo a decisiones. En el contexto laboral latinoamericano, Azuara et al. (2024) sostienen que los modelos lingüísticos pueden complementar numerosas tareas y elevar la productividad, aunque sus efectos dependerán de la infraestructura, las habilidades disponibles y la forma en que las organizaciones redistribuyan funciones. La distinción entre automatización y complementación resulta decisiva: una herramienta puede reducir el tiempo dedicado a redactar documentos repetitivos sin reemplazar la valoración profesional requerida para determinar su contenido, pertinencia o consecuencias.

Los campos de aplicación tampoco permanecen aislados cuando una organización tiene propósitos educativos. Una misma institución puede utilizar IA para apoyar la enseñanza, analizar resultados académicos, organizar expedientes, preparar comunicaciones y orientar decisiones administrativas, integración que incrementa los beneficios potenciales y también la exposición a errores acumulativos. Si un dato incorrecto ingresa en un sistema, alimenta una predicción y luego se incorpora automáticamente a un informe, la eficiencia del proceso puede acelerar la propagación del problema; clasificar el sistema por su función, autonomía, datos y contexto permite identificar dónde debe intervenir una persona y qué controles conviene establecer.

Por consiguiente, preguntar qué tipo de inteligencia artificial utiliza una institución requiere especificar algo más que el nombre comercial de la plataforma. Resulta necesario conocer qué tarea realiza, qué datos procesa, cómo produce la salida, qué nivel de autonomía posee, quién revisa sus resultados y qué personas podrían verse afectadas. Esta lectura multidimensional ofrece una base para analizar la transformación digital latinoamericana, donde la disponibilidad de una tecnología no garantiza que existan capacidades institucionales, infraestructura o mecanismos de gobernanza suficientes para integrarla de manera sostenible.

1.4. Transformación digital e inteligencia artificial en América Latina

La transformación digital latinoamericana se ha desarrollado mediante avances acumulativos en conectividad, servicios públicos electrónicos, plataformas educativas, comercio digital, sistemas financieros y automatización productiva, aunque su ritmo y profundidad difieren considerablemente entre países, territorios e instituciones. La expansión del acceso a internet y de los dispositivos móviles creó condiciones para trasladar actividades hacia entornos digitales, pero digitalizar un trámite, convertir un archivo físico en un documento electrónico o utilizar una plataforma de comunicación no implica necesariamente una transformación institucional. Esta última supone revisar procesos, responsabilidades, formas de atención, criterios de decisión y capacidades humanas, de manera que la tecnología contribuya a resolver necesidades previamente identificadas en lugar de reproducir procedimientos ineficientes mediante herramientas nuevas.

La diferencia entre digitalización y transformación resulta decisiva para comprender el lugar que ocupa la inteligencia artificial en la región. Una institución puede utilizar formularios electrónicos y conservar, al mismo tiempo, flujos fragmentados que obligan a registrar la misma información en varios sistemas; también puede adquirir una plataforma avanzada sin disponer de personal capacitado, datos organizados o protocolos para evaluar sus resultados. La transformación aparece cuando las tecnologías se integran en una estrategia institucional, modifican de forma coherente la prestación de

servicios y se acompañan de mecanismos de seguimiento, seguridad y mejora, condiciones que no surgen automáticamente con la incorporación de software.

Al evaluar el desarrollo tecnológico en distintos países latinoamericanos, Chavarry y Revinova (2025) identificaron diferencias sustanciales en infraestructura, capital humano, uso ciudadano de internet, adopción empresarial, servicios públicos digitales y condiciones económicas. Su análisis ubica a Uruguay, Chile y Argentina entre los países con mayor desarrollo relativo, mientras Venezuela, Paraguay, Guatemala, Bolivia y Honduras presentan mayores rezagos en varios de los indicadores estudiados. Estos resultados no establecen posiciones permanentes ni resumen toda la realidad de cada nación, pero muestran que hablar de una única transición digital latinoamericana oculta distancias capaces de condicionar el acceso, la calidad del uso y la posibilidad de incorporar soluciones complejas.

La heterogeneidad también se observa dentro de cada país. Las capitales y los principales centros urbanos suelen concentrar conectividad, universidades, empresas tecnológicas, talento especializado e instituciones con mayor capacidad de inversión, mientras comunidades rurales, amazónicas, fronterizas e insulares enfrentan costos de acceso, inestabilidad del servicio y menor disponibilidad de asistencia técnica. Una herramienta basada en la nube puede funcionar de manera continua en una universidad urbana y resultar poco viable en una escuela donde la conexión depende de datos móviles o sufre interrupciones frecuentes; evaluar la transformación digital únicamente mediante promedios nacionales deja fuera estas diferencias territoriales y puede conducir a políticas que amplíen la distancia entre quienes ya disponen de capacidades y quienes todavía enfrentan barreras básicas.

Durante una primera etapa, las agendas digitales regionales estuvieron orientadas principalmente a ampliar infraestructura, conectividad y acceso a dispositivos; posteriormente incorporaron gobierno electrónico, economía digital, protección de datos, ciberseguridad, habilidades y modernización productiva. La inteligencia artificial se integra ahora en ese proceso como una capa adicional que depende de los avances anteriores, pues necesita datos utilizables, capacidad de cómputo, conectividad, personal calificado y marcos de

gobernanza. Cuando esas bases son débiles, la adquisición de soluciones de IA puede crear dependencia de proveedores externos sin fortalecer las capacidades internas requeridas para supervisarlas.

El análisis comparado de políticas productivas realizado por Patiño et al. (2025), muestra que Brasil, Chile, Colombia, Costa Rica, México y Uruguay han desarrollado instrumentos relacionados con habilidades digitales, formación técnica, industria 4.0 y tecnologías emergentes; al mismo tiempo, persisten fragmentación institucional y escasa articulación entre políticas digitales y estrategias productivas. La existencia de planes, programas y agendas representa un avance, pero su impacto depende de la continuidad presupuestaria, la coordinación entre organismos y la capacidad de convertir lineamientos nacionales en apoyos accesibles para instituciones pequeñas, gobiernos locales y organizaciones ubicadas fuera de los polos tecnológicos.

En el sector público, la transformación digital ha permitido simplificar algunos trámites, ampliar canales de atención y organizar conjuntos de datos que anteriormente permanecían dispersos. Juárez (2025), al examinar experiencias de Ciudad de México, Buenos Aires y Santiago, relaciona la gobernanza digital con interoperabilidad, participación ciudadana, ciberseguridad, innovación administrativa y educación digital, combinación que revela el carácter institucional del proceso. La disponibilidad de una plataforma no garantiza que las entidades compartan información de manera segura ni que la ciudadanía pueda comprender, utilizar o cuestionar los servicios ofrecidos; los componentes normativos y organizacionales adquieren tanta importancia como la infraestructura técnica.

La educación ha constituido otro espacio central de digitalización mediante entornos virtuales, repositorios de recursos, sistemas de matrícula, plataformas de evaluación y herramientas de comunicación. La experiencia acumulada mostró que trasladar contenidos a una pantalla no modifica por sí mismo la enseñanza, del mismo modo que incorporar un generador de textos no asegura una planificación pedagógica mejor construida. La inteligencia artificial amplía las posibilidades de adaptación, retroalimentación y creación de materiales, pero su aprovechamiento está vinculado con el conocimiento profesional del docente,

la claridad del propósito curricular y la posibilidad de revisar aquello que el sistema produce.

En el ámbito organizacional y productivo, la adopción se concentra con frecuencia en empresas grandes, sectores financieros, telecomunicaciones y actividades capaces de invertir en datos, infraestructura y talento especializado. Las micro, pequeñas y medianas organizaciones, que representan una parte fundamental del tejido económico y educativo latinoamericano, suelen enfrentar dificultades para identificar casos de uso, contratar servicios, proteger información o evaluar si una solución genera beneficios suficientes frente a su costo. Esta asimetría explica por qué el acceso comercial a herramientas generativas no debe confundirse con una capacidad regional consolidada para desarrollar, adaptar y gobernar inteligencia artificial.

El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (2025), elaborado con participación de la CEPAL y el Centro Nacional de Inteligencia Artificial de Chile, evaluó diecinueve países mediante tres dimensiones: factores habilitantes; investigación, desarrollo y adopción; y gobernanza. La clasificación resultante entre ecosistemas pioneros, adoptantes y exploradores confirma que la preparación regional no depende de un único indicador, pues un país puede avanzar en conectividad y servicios digitales sin alcanzar igual desarrollo en investigación, regulación o formación especializada. Esta perspectiva multidimensional impide atribuir la madurez de un ecosistema al número de usuarios de plataformas comerciales o a la existencia aislada de una estrategia nacional.

La producción de inteligencia artificial continúa concentrada en economías con grandes inversiones, infraestructura computacional y capacidad para entrenar modelos a escala. América Latina participa principalmente como usuaria, adaptadora y proveedora de datos, posición que limita su influencia sobre los idiomas, criterios de diseño y condiciones comerciales incorporados en las plataformas. Según Bakker et al. (2025), la IA puede contribuir a enfrentar el estancamiento de la productividad regional mediante la complementación de tareas y el apoyo al trabajo calificado, pero sus beneficios dependen de la infraestructura digital y de las habilidades que permitan incorporar la tecnología

a los procesos productivos. Cuando estas condiciones se distribuyen de manera desigual, las ganancias potenciales también tienden a concentrarse.

Los desafíos no invalidan las oportunidades regionales. La IA puede apoyar la prestación de servicios públicos, ampliar el acceso a recursos educativos, facilitar la investigación, mejorar procesos administrativos y asistir a organizaciones que no cuentan con grandes equipos técnicos; su valor radica especialmente en la posibilidad de adaptar funciones complejas mediante interfaces accesibles y servicios compartidos. Sin embargo, la adopción apresurada puede consolidar dependencias, exponer información sensible o trasladar decisiones hacia sistemas que las instituciones no están en capacidad de auditar, por lo que la transformación requiere combinar experimentación con criterios de proporcionalidad, seguridad y supervisión.

En este escenario, Ecuador comparte oportunidades y restricciones presentes en otros países de la región sin constituir el centro exclusivo del análisis. Sus experiencias educativas, administrativas y organizacionales pueden examinarse junto con las de Colombia, Perú, México, Brasil, Chile, Argentina, Uruguay, Costa Rica y República Dominicana, evitando utilizar un único caso nacional como representación de toda América Latina. El contraste permitirá reconocer problemas compartidos, como brechas de formación y dependencia tecnológica, mientras conserva diferencias relacionadas con escala, políticas públicas, infraestructura y capacidad investigativa.

La transformación digital latinoamericana se encuentra, por tanto, en una etapa donde conviven sistemas institucionales todavía fragmentados con iniciativas avanzadas de inteligencia artificial. La región no parte de cero, puesto que dispone de agendas digitales, universidades, comunidades científicas, empresas tecnológicas y experiencias públicas relevantes; tampoco se encuentra en igualdad de condiciones frente a los centros globales de producción, debido a las brechas de inversión, infraestructura y talento especializado. Esta posición intermedia explica por qué la incorporación de IA debe vincularse con los procesos previos de digitalización y con las capacidades reales de cada institución, análisis que conduce directamente al examen de la infraestructura, la conectividad y la disponibilidad de datos.

1.5. Infraestructura tecnológica, conectividad y disponibilidad de datos

La posibilidad de utilizar inteligencia artificial depende de una infraestructura que suele permanecer invisible cuando el usuario interactúa con una plataforma mediante una interfaz sencilla. Detrás de una consulta escrita intervienen redes de telecomunicaciones, centros de datos, servidores, servicios en la nube, fuentes de energía, dispositivos y mecanismos de almacenamiento que permiten procesar la información y devolver un resultado; a esta base técnica se agregan los conjuntos de datos, las capacidades institucionales y las personas encargadas de configurar, supervisar y mantener los sistemas. Una organización puede acceder ocasionalmente a una herramienta generativa desde un teléfono móvil sin disponer, por ello, de las condiciones necesarias para integrarla de manera estable en sus procesos.

El Banco Mundial (2025) organiza las bases de preparación para la IA mediante cuatro componentes: conectividad, capacidad computacional, contexto —representado por datos pertinentes— y competencias. Esta formulación permite comprender que el acceso a internet constituye una condición inicial, pero no suficiente, porque la adopción institucional requiere procesar información, adaptar los resultados al entorno y contar con personas capaces de valorar sus posibilidades y limitaciones. Si uno de estos componentes presenta debilidades, el funcionamiento puede mantenerse en un nivel superficial o depender completamente de servicios desarrollados y administrados fuera de la institución.

Tabla 2.

Componentes habilitantes de un ecosistema de inteligencia artificial y sus limitaciones frecuentes

Componente	Función dentro de un ecosistema de IA	Limitación frecuente
Conectividad	Permite acceder a plataformas, transferir datos y mantener servicios	Cobertura inestable, baja velocidad o costos elevados
Capacidad computacional	Procesa, almacena y ejecuta modelos y aplicaciones	Dependencia de servicios externos y limitada infraestructura local
Datos contextuales	Adaptan los resultados a necesidades lingüísticas e institucionales	Registros incompletos, desorganizados o poco representativos
Competencias	Permiten configurar, supervisar y evaluar los sistemas	Formación insuficiente y concentración del talento especializado
Energía y dispositivos	Sostienen el acceso cotidiano y la continuidad operativa	Equipos obsoletos, fallas eléctricas y mantenimiento limitado
Gobernanza y seguridad	Protegen la información y distribuyen responsabilidades	Protocolos débiles, accesos sin control y ausencia de trazabilidad

Nota. Elaboración propia a partir de las cuatro bases para la IA propuestas por el Banco Mundial (2025).

La conectividad significativa no se reduce a que una red esté técnicamente disponible en determinado territorio. Para que el acceso pueda sostener actividades educativas y organizacionales, debe ofrecer velocidad suficiente, estabilidad, volumen de datos adecuado, dispositivos funcionales y un costo compatible con los ingresos de la población o el presupuesto institucional. Una escuela conectada durante algunas horas, con cobertura limitada a las oficinas administrativas o con equipos compartidos entre numerosos estudiantes, aparecería en ciertas estadísticas como institución con acceso, aunque su capacidad para trabajar de forma continua con plataformas digitales seguiría siendo reducida.

Las diferencias entre espacios urbanos y rurales muestran con claridad esta distancia entre cobertura y uso efectivo. La Unión Internacional de Telecomunicaciones (2024) estimó que el 83 % de la población urbana mundial utilizaba internet en 2024, frente al 48 % de la población rural, mientras 1.800 millones de los 2.600 millones de personas que permanecían desconectadas residían en zonas rurales. Aunque estas cifras son globales, su lectura resulta pertinente para América Latina, donde las dificultades de acceso se combinan con distancias geográficas, baja densidad poblacional, costos de despliegue y desigual capacidad de los gobiernos locales para mantener infraestructura.

El análisis realizado por Del Valle et al. (2024), sobre la brecha digital en México confirma que el crecimiento de las telecomunicaciones puede coexistir con desigualdades regionales y socioeconómicas persistentes. La ampliación de redes no garantiza que hogares, estudiantes o pequeñas organizaciones puedan contratar servicios de calidad, adquirir equipos adecuados o desarrollar las habilidades necesarias para aprovecharlos. Estas condiciones también afectan la continuidad: un docente podría utilizar un asistente de IA para preparar contenidos desde un punto con buena conexión, pero no necesariamente podría integrarlo en una actividad de aula si sus estudiantes carecen de dispositivos o acceso estable.

La asequibilidad introduce otra diferencia entre acceso nominal y participación real. Cuando una familia debe limitar el consumo de datos, compartir un teléfono o desplazarse para encontrar señal, las aplicaciones que exigen conexiones permanentes, cargan de archivos o generación multimedia resultan menos accesibles. En una organización educativa, la situación puede manifestarse mediante licencias insuficientes, computadoras con escasa capacidad, redes internas congestionadas o ausencia de soporte técnico, restricciones que influyen en quién utiliza la tecnología y qué tareas puede realizar. Las diferencias de calidad terminan convirtiéndose en diferencias de experiencia: algunos usuarios desarrollan competencias mediante interacción constante, mientras otros dependen de usos breves y discontinuos.

La capacidad computacional constituye un segundo nivel de infraestructura. Entrenar grandes modelos exige procesadores especializados, centros de datos,

energía, refrigeración y redes de alta velocidad, recursos que se encuentran concentrados en pocos países y empresas; la mayoría de las instituciones latinoamericanas no necesita construir modelos fundacionales propios para aprovechar la IA, pero sí requiere acceso confiable a servicios en la nube o a soluciones de menor escala. La dependencia completa de proveedores externos puede generar costos variables, restricciones contractuales, dificultades para migrar información y exposición a cambios unilaterales en las condiciones del servicio.

La concentración regional también aparece dentro de América Latina. De acuerdo con el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (2025), aproximadamente el 90 % de la capacidad de supercómputo evaluada se concentra en Brasil, mientras más de la mitad de los países analizados carece de infraestructura crítica y formación avanzada suficiente. La disponibilidad desigual limita la investigación local, la adaptación de modelos y el desarrollo de soluciones vinculadas con problemas propios, aunque el acceso a sistemas abiertos, servicios compartidos y modelos de menor tamaño ofrece alternativas que no requieren reproducir las inversiones de los grandes centros tecnológicos.

La relación entre capacidad computacional y energía introduce criterios de sostenibilidad y continuidad operativa. Un centro de datos necesita suministro estable, mientras una escuela o dependencia administrativa requiere electricidad suficiente para mantener equipos, conectividad y sistemas de respaldo; en territorios con interrupciones frecuentes, la estrategia tecnológica debería incluir aplicaciones que funcionen parcialmente sin conexión, sincronización diferida y procedimientos alternativos para evitar que una falla paralice los servicios. La sofisticación del sistema pierde relevancia cuando su funcionamiento depende de condiciones que la institución no puede garantizar.

Dentro del sector productivo, Rueda et al. (2025), encontraron que América Latina mantiene rezagos frente a Europa y Asia en infraestructura de nube, internet de las cosas e inteligencia artificial, situación que afecta la integración de tecnologías asociadas con las industrias 4.0 y 5.0. El problema no reside únicamente en adquirir equipos, pues la interoperabilidad, la actualización, la ciberseguridad y el mantenimiento determinan si las inversiones se convierten

en capacidades duraderas. Esta observación puede trasladarse a las organizaciones educativas: una colección de dispositivos desconectados entre sí y sin soporte no conforma un ecosistema digital, aunque haya representado un gasto considerable.

Los datos ocupan un tercer nivel porque la inteligencia artificial aprende, clasifica o genera a partir de información previamente recopilada. En educación, los registros pueden incluir matrículas, asistencia, calificaciones, observaciones pedagógicas, necesidades específicas y comunicaciones familiares; en investigación, abarcan publicaciones, mediciones, entrevistas o bases estadísticas; dentro de la gestión institucional, comprenden expedientes, inventarios, resoluciones y reportes. Su utilidad depende de la calidad, actualización, estructura y legitimidad con que fueron obtenidos, ya que un sistema no corrige automáticamente registros duplicados, categorías ambiguas o ausencias sistemáticas.

La disponibilidad tampoco debe confundirse con autorización. Que una institución posea información de estudiantes, docentes o familias no significa que pueda transferirla a cualquier plataforma, reutilizarla para nuevos fines o conservarla indefinidamente. Antes de incorporar datos personales a una herramienta externa es necesario conocer dónde se procesan, cuánto tiempo permanecen almacenados, quién puede acceder a ellos y si serán utilizados para mejorar modelos comerciales. Cuando estas condiciones no están claras, la anonimización, la minimización de datos y el empleo de ejemplos ficticios constituyen alternativas más prudentes que la carga directa de expedientes o documentos identificables.

La pertinencia contextual introduce un desafío distinto. Los modelos entrenados principalmente con información en inglés o con contenidos procedentes de países de altos ingresos pueden responder de manera limitada ante expresiones regionales, marcos normativos, lenguas indígenas, currículos nacionales y prácticas institucionales latinoamericanas. Plaza de la Hoz et al. (2024) advierten que la digitalización puede ampliar capacidades de las poblaciones vulnerables, pero también profundizar diferencias cuando el acceso y los usos significativos se distribuyen de manera desigual. En el caso de la IA, esta desigualdad incluye

la posibilidad de que determinados conocimientos estén disponibles para el sistema mientras otros permanecen escasamente representados.

La preparación institucional puede valorarse, entonces, mediante preguntas concretas: si la conexión soporta el volumen de trabajo previsto; si existen equipos y energía para mantener el servicio; si los datos se encuentran organizados y protegidos; si la herramienta funciona en el idioma y contexto de sus usuarios; si el personal puede verificar los resultados, y si se dispone de una alternativa cuando el sistema falla. Una respuesta negativa no impide toda forma de utilización, pero aconseja limitar el alcance, seleccionar soluciones menos exigentes o fortalecer primero las condiciones ausentes.

En lugar de adoptar como referencia exclusiva los modelos de mayor tamaño, América Latina puede explorar sistemas pequeños, aplicaciones especializadas, infraestructuras compartidas y diseños que contemplen conectividad intermitente. Estas alternativas reducen algunos requerimientos técnicos y pueden responder mejor a instituciones con finalidades claramente delimitadas, sin eliminar la necesidad de proteger datos ni evaluar resultados. El valor de la infraestructura no se mide por su proximidad a la frontera tecnológica, sino por su capacidad para sostener servicios pertinentes, seguros y accesibles dentro de las condiciones donde serán utilizados (World Bank, 2025).

1.6. Brechas digitales, sociales, territoriales y lingüísticas

La brecha digital no describe únicamente la separación entre quienes disponen de conexión y quienes permanecen desconectados, porque aun entre usuarios con acceso existen diferencias relacionadas con la calidad del servicio, los dispositivos disponibles, la frecuencia de uso, las competencias y la posibilidad de convertir la tecnología en beneficios educativos, profesionales o sociales. Una persona que utiliza un teléfono con datos limitados para intercambiar mensajes se encuentra en una situación distinta de aquella que dispone de computadora, banda ancha estable, almacenamiento en la nube y formación para producir contenidos, analizar información o desarrollar aplicaciones. La expansión de la inteligencia artificial agrega una nueva capa a esta desigualdad, puesto que el acceso básico a internet no garantiza condiciones para utilizar modelos avanzados con autonomía, seguridad y criterio crítico.

Las brechas suelen organizarse en niveles que se relacionan entre sí. El primero corresponde al acceso material; el segundo comprende habilidades, frecuencia y diversidad de usos; el tercero se manifiesta en los resultados que las personas obtienen mediante la tecnología. Esta última dimensión permite explicar por qué dos usuarios con dispositivos semejantes pueden alcanzar beneficios muy diferentes: uno puede emplear la IA para estudiar, investigar, automatizar tareas o resolver necesidades institucionales, mientras otro se limita a consumir contenidos o desconoce cómo verificar las respuestas recibidas. Las diferencias educativas, económicas y culturales intervienen en esta capacidad de apropiación, por lo que las desigualdades digitales no permanecen separadas de las desigualdades sociales existentes.

A partir de una revisión sistemática centrada en América Latina, Reeves et al. (2025) encontraron que la inclusión digital depende de factores como alfabetización, acceso, participación social, políticas públicas y condiciones de los grupos vulnerables. La tecnología puede ampliar oportunidades cuando se acompaña de formación y apoyo, pero tiende a favorecer primero a quienes ya poseen conocimientos, tiempo, dispositivos y redes de colaboración. Este mecanismo acumulativo resulta especialmente visible con la IA generativa: los usuarios capaces de formular instrucciones, contrastar fuentes y revisar los resultados obtienen productos más útiles que quienes aceptan la primera respuesta sin reconocer errores o limitaciones.

La dimensión económica atraviesa todas las formas de acceso. Aunque numerosas plataformas ofrecen versiones gratuitas, su utilización exige dispositivos, energía, conectividad y tiempo para aprender; las funciones más avanzadas suelen estar sujetas a pagos, límites de uso o suscripciones cuyo costo puede resultar reducido para ciertos profesionales y prohibitivo para familias, estudiantes o instituciones con presupuestos restringidos. La aparente gratuidad tampoco elimina el intercambio de datos ni la dependencia del proveedor, de manera que participar en un ecosistema de IA implica costos monetarios, informacionales y organizacionales distribuidos de forma desigual.

Las diferencias territoriales intensifican estas restricciones cuando la conectividad, la asistencia técnica y la oferta formativa se concentran en

ciudades. Una institución rural podría recibir dispositivos mediante un programa público sin contar con personal para mantenerlos, conexión estable para actualizarlos o contenidos adaptados al contexto local; cuando falla alguno de estos componentes, la tecnología permanece subutilizada y el problema se atribuye erróneamente a docentes o comunidades. En zonas amazónicas, andinas, fronterizas e insulares, la distancia física también dificulta reparación, reposición y acompañamiento, por lo cual una estrategia uniforme diseñada desde centros urbanos puede resultar operativamente inviable.

La brecha entre instituciones constituye otra expresión poco visible. Universidades, colegios privados y organizaciones grandes pueden adquirir licencias, contratar especialistas y elaborar políticas internas, mientras escuelas pequeñas o dependencias locales dependen de cuentas personales y decisiones individuales. En estas últimas, la innovación puede surgir del esfuerzo de un docente o directivo que aprende por iniciativa propia, pero su continuidad queda expuesta a cambios de personal, pérdida de acceso o ausencia de documentación. La diferencia institucional no se limita al presupuesto; comprende liderazgo, organización de datos, seguridad, soporte técnico y capacidad para evaluar resultados.

El género introduce desigualdades que no siempre aparecen en las cifras generales de conexión. Ancheta et al. (2021), observaron que la brecha digital de género en la educación latinoamericana se relaciona con factores económicos, educativos, culturales y laborales, además de una limitada profundidad en los datos disponibles para comprender las diferencias internas. Mujeres y niñas pueden enfrentar menor acceso a dispositivos propios, tiempo reducido para formación, estereotipos sobre las áreas tecnológicas o menor participación en espacios donde se diseñan sistemas; estas barreras influyen posteriormente en la producción de datos, el desarrollo de modelos y la definición de prioridades.

Las personas con discapacidad encuentran obstáculos que abarcan diseño de interfaces, compatibilidad con tecnologías de apoyo, formatos inaccesibles y falta de alternativas para diferentes formas de interacción. La IA ofrece posibilidades mediante reconocimiento de voz, descripción de imágenes,

simplificación de textos y generación de recursos adaptados, aunque una herramienta innovadora puede seguir siendo excluyente si no permite navegación mediante teclado, presenta botones sin etiquetas o produce documentos que un lector de pantalla no interpreta correctamente. Chemnad et al. (2024), advierten que la investigación sobre IA y accesibilidad digital ha prestado mayor atención a ciertas discapacidades, especialmente las visuales, dejando menor cobertura para otras necesidades; diseñar desde un único perfil de usuario puede trasladar la exclusión hacia grupos menos representados.

Las brechas lingüísticas tienen una importancia particular en una región caracterizada por el predominio del español y el portugués junto con una amplia diversidad de lenguas indígenas. Los modelos lingüísticos aprenden mejor aquellas lenguas con grandes volúmenes de contenido digital, recursos gramaticales, corpus etiquetados y comunidades de desarrollo activas; cuando una lengua dispone de pocos textos digitalizados o utiliza variantes escasamente documentadas, el desempeño disminuye y los errores aumentan. La desigualdad no se manifiesta solamente en la traducción, pues también afecta reconocimiento de voz, recuperación de información, moderación de contenidos y capacidad para representar conceptos vinculados con experiencias culturales específicas.

El estudio dirigido por Lucas et al. (2025), evaluó cinco modelos de inteligencia artificial en siete lenguas indígenas americanas e identificó una diferencia significativa de desempeño frente a lenguas con mayores recursos, como el español y el catalán. Este hallazgo muestra que ofrecer una plataforma en la región no equivale a proporcionar el mismo servicio a todas sus comunidades; una respuesta imprecisa en una lengua minoritaria puede afectar acceso a información educativa, servicios públicos o contenidos de salud, mientras la falta de evaluación mantiene el problema fuera de las métricas generales de adopción.

La solución no consiste únicamente en traducir más información, porque los datos lingüísticos se relacionan con conocimientos, identidades y derechos colectivos. Recopilar narraciones, expresiones o archivos comunitarios para entrenar modelos exige participación, consentimiento y acuerdos sobre quién

controla la información, cómo se utiliza y qué beneficios retorna a la comunidad. La digitalización sin estas garantías puede transformar conocimientos colectivos en recursos comerciales externos, reproduciendo una forma de extracción bajo el lenguaje de la inclusión tecnológica.

Al analizar una experiencia peruana de verificación de información en quechua, aimara y awajún, Horna et al. (2025) muestran que la IA también puede contribuir a preservar lenguas y ampliar el acceso a contenidos verificables. El valor de esta aplicación no procede solamente del modelo utilizado, sino de su vinculación con necesidades informativas concretas y del reconocimiento de la soberanía sobre los datos indígenas. Las mismas tecnologías capaces de reproducir homogeneización lingüística pueden apoyar iniciativas de preservación cuando las comunidades participan en el diseño y conservan capacidad de decisión.

Las desigualdades generacionales atraviesan igualmente el acceso y los usos. Jóvenes familiarizados con teléfonos y redes sociales pueden desenvolverse con rapidez en una interfaz conversacional sin comprender necesariamente cómo se entrena un modelo, qué sucede con sus datos o por qué una respuesta puede ser falsa; adultos mayores o profesionales con menos experiencia digital podrían requerir acompañamiento para realizar operaciones básicas, aunque posean conocimientos especializados indispensables para evaluar el contenido. Asociar juventud con competencia plena y edad adulta con incapacidad tecnológica conduce a programas formativos mal orientados, porque la alfabetización en IA integra habilidades operativas, criterio disciplinar, verificación y comprensión ética.

Estas dimensiones se acumulan de maneras diferentes. Una estudiante rural que comparte un dispositivo, habla una lengua escasamente representada y presenta una necesidad educativa específica enfrenta barreras distintas de las que experimenta un profesional urbano con acceso permanente y formación avanzada; tratar ambos casos mediante una política de acceso general omite las condiciones que producen la desigualdad. La perspectiva interseccional permite observar cómo territorio, género, ingresos, lengua, discapacidad, edad y

educación configuran experiencias particulares, sin reducir a las personas a una sola categoría.

Tabla 3.

Dimensiones de las brechas que condicionan el uso de la inteligencia artificial

Dimensión de la brecha	Manifestación	Posible consecuencia en el uso de IA
Material	Falta de conexión, dispositivos o energía	Acceso discontinuo o inexistente
Económica	Costos de datos, equipos y suscripciones	Uso restringido a versiones limitadas
Territorial	Concentración urbana de infraestructura y soporte	Menor continuidad en zonas rurales o remotas
Formativa	Escasas competencias digitales y críticas	Dependencia de respuestas no verificadas
Institucional	Ausencia de políticas, soporte y seguridad	Uso improvisado mediante cuentas personales
Género	Menor acceso, participación o formación especializada	Baja representación en diseño y toma de decisiones
Discapacidad	Interfaces y contenidos no accesibles	Exclusión de usuarios y tecnologías de apoyo
Lingüística y cultural	Datos insuficientes y baja representación	Respuestas menos precisas o culturalmente inadecuadas

Nota. Elaboración propia a partir de la revisión regional de Reeves et al. (2025) y del análisis educativo de Matjie et al. (2026).

Reducir estas brechas requiere combinar infraestructura con formación, accesibilidad, producción de datos locales, acompañamiento y participación comunitaria. Una política que entrega equipos sin atender la calidad de la conexión, o que capacita mediante contenidos ajenos al contexto, resuelve solo una parte del problema; del mismo modo, una herramienta adaptada lingüísticamente puede seguir siendo inaccesible por razones económicas o funcionales. La inclusión no se alcanza cuando todos reciben la misma solución, sino cuando las condiciones diferenciadas se consideran en el diseño, implementación y evaluación de los sistemas (Matjie et al. 2026).

1.7. Alfabetización en inteligencia artificial y desarrollo de competencias

La alfabetización en inteligencia artificial comprende las capacidades necesarias para comprender, utilizar, evaluar y cuestionar sistemas que intervienen cada vez con mayor frecuencia en la producción de información, la enseñanza, el trabajo y la toma de decisiones. Aunque suele asociarse con aprender a escribir instrucciones para una plataforma generativa, su alcance resulta mucho más amplio, pues incluye reconocer cuándo se está interactuando con IA, interpretar de manera básica cómo se producen sus resultados, identificar limitaciones, proteger los datos empleados y decidir si la herramienta es adecuada para una tarea específica. Una persona puede obtener textos, imágenes o análisis mediante indicaciones bien formuladas y continuar siendo vulnerable a errores, sesgos o usos inapropiados cuando desconoce cómo revisar el contenido recibido.

El manejo operativo constituye apenas una dimensión de esta alfabetización. Saber ingresar una consulta, adjuntar un archivo, seleccionar una función o modificar una respuesta facilita la interacción, pero no garantiza que el resultado sea verdadero, pertinente o legítimo. La competencia aparece cuando el usuario puede relacionar la herramienta con un propósito definido, reconocer aquello que debe conservar bajo control humano y justificar por qué su utilización mejora el proceso; esta diferencia impide confundir la rapidez para operar una interfaz con una comprensión suficiente de la tecnología y sus consecuencias.

A partir de la revisión de trabajos que intentaban definir el concepto, Ng et al. (2021) organizaron la alfabetización en IA alrededor de cuatro componentes: conocer y comprender, utilizar y aplicar, evaluar y crear, junto con el reconocimiento de cuestiones éticas. La propuesta amplía el aprendizaje más allá del conocimiento técnico especializado, de modo que una persona no necesita programar un modelo para comprender que sus respuestas dependen de datos, probabilidades y decisiones de diseño. También permite establecer diferentes grados de dominio según las responsabilidades del usuario, porque quien recibe una recomendación automatizada necesita competencias distintas

de quien configura el sistema o toma decisiones institucionales a partir de sus resultados.

La dimensión conceptual incluye nociones básicas sobre datos, algoritmos, entrenamiento, predicción, generación y automatización. No se pretende que todos los usuarios dominen matemáticas avanzadas o programación, sino que comprendan principios suficientes para evitar interpretaciones equivocadas, como atribuir conciencia a un asistente conversacional, considerar neutral una clasificación o asumir que una respuesta lingüísticamente convincente ha sido verificada. Entender que un modelo generativo produce secuencias probables ayuda a explicar por qué puede redactar con fluidez información inexistente, combinar referencias reales con datos falsos o modificar su respuesta ante pequeñas variaciones en la instrucción.

La aplicación práctica requiere transformar una necesidad en una tarea que la herramienta pueda apoyar sin delegarle decisiones que exceden su capacidad. Formular instrucciones claras, proporcionar contexto, definir el formato esperado y revisar mediante iteraciones son habilidades útiles, aunque el resultado depende tanto de la calidad de la consulta como del conocimiento que posee la persona para evaluar la respuesta. En educación, por ejemplo, un docente puede solicitar actividades adaptadas al nivel de un estudiante, pero necesita revisar su correspondencia con el currículo, su accesibilidad y su pertinencia pedagógica; una instrucción técnicamente correcta no reemplaza el juicio profesional con el que se determina qué conviene enseñar y cómo hacerlo.

La revisión sistemática de Almatrafi (2024) identificó diecisiete competencias agrupadas en cinco interrogantes relacionados con qué es la IA, qué puede hacer, cómo funciona, cómo debe utilizarse y cómo la perciben las personas. Esta organización muestra que la alfabetización integra conocimientos, prácticas, actitudes y criterios de valoración, en lugar de limitarse a una lista de funciones instrumentales. También revela que el campo todavía utiliza definiciones y métodos de evaluación diversos, circunstancia que exige cautela al comparar resultados obtenidos mediante cursos, cuestionarios de percepción o pruebas de desempeño.

La evaluación crítica ocupa un lugar central porque los sistemas de IA pueden generar salidas plausibles sin proporcionar evidencia suficiente. Verificar implica contrastar datos con fuentes confiables, comprobar citas, identificar omisiones, distinguir hechos de inferencias y examinar si la respuesta reproduce estereotipos o simplificaciones. Esta competencia se vuelve especialmente importante en contextos académicos, administrativos y profesionales, donde un error puede incorporarse a una planificación, expediente, diagnóstico preliminar o decisión institucional; aceptar una salida por su claridad formal convierte la apariencia de seguridad en sustituto de la evidencia.

La alfabetización informacional conserva, por ello, su importancia dentro del nuevo entorno. La búsqueda, selección y evaluación de fuentes no desaparecen cuando la IA sintetiza contenidos, sino que requieren mayor atención porque el sistema puede ocultar el recorrido entre la pregunta y la respuesta. Un usuario competente debería solicitar sustento cuando resulte necesario, abrir las fuentes originales, comprobar su correspondencia con la afirmación y reconocer cuándo no dispone de información suficiente para concluir. En las actividades educativas conviene evaluar el proceso seguido —consultas, verificaciones, modificaciones y decisiones— además del producto final, porque un texto correcto puede haber sido obtenido sin aprendizaje o mediante fuentes inadecuadas.

Las competencias éticas comprenden privacidad, autoría, transparencia, equidad, responsabilidad y respeto a las personas afectadas. Antes de cargar un documento, el usuario debe reconocer si contiene información personal, institucional o confidencial; antes de publicar una producción, necesita determinar qué nivel de declaración corresponde al apoyo recibido y quién responde por posibles errores. La ética no se reduce a aceptar términos de uso, pues exige valorar si la finalidad es legítima, si la cantidad de datos resulta proporcional y si alguien pudiera recibir un trato injusto como consecuencia de una clasificación o recomendación automatizada.

La dimensión comunicativa también cambia con la incorporación de IA. Interactuar con un sistema requiere formular propósitos, restricciones y criterios, mientras colaborar con otras personas demanda explicar qué herramienta se utilizó, qué partes fueron modificadas y qué comprobaciones se efectuaron. Esta

trazabilidad facilita distribuir responsabilidades y reconstruir el proceso cuando aparece un problema. En una organización educativa o administrativa, conservar la versión original, la salida generada y la revisión humana puede resultar más importante que perfeccionar instrucciones sofisticadas, particularmente cuando el documento influye sobre derechos, evaluaciones o decisiones institucionales.

Carolus et al. (2023) incorporaron en su escala de alfabetización dimensiones vinculadas con uso y aplicación, comprensión, detección, ética y creación, además de autoeficacia para aprender, resolver problemas y gestionar la propia relación con la IA. La inclusión de estas capacidades psicológicas permite observar que el aprendizaje no depende únicamente del conocimiento disponible, pues también intervienen la confianza para experimentar, la disposición a reconocer errores y la capacidad para adaptarse a herramientas que cambian con rapidez. Sin embargo, una alta percepción personal de competencia no demuestra por sí sola un buen desempeño, razón por la cual la evaluación debería combinar autoevaluaciones con tareas prácticas y análisis de casos.

Tabla 4.

Dimensiones competenciales de la alfabetización en inteligencia artificial

Dimensión competencial	Capacidad esperada	Evidencia posible de desempeño
Conceptual	Explicar de manera básica cómo funciona y cuáles son los límites de un sistema	Distingue generación probabilística de búsqueda y verificación
Instrumental	Seleccionar y operar una herramienta de acuerdo con una finalidad	Formula instrucciones, ajusta parámetros y documenta el proceso
Informacional	Examinar la exactitud y procedencia del contenido	Contrasta afirmaciones, abre fuentes y corrige errores
Ética y jurídica	Reconocer riesgos para derechos, privacidad, autoría y equidad	Evita cargar datos sensibles y declara el apoyo recibido
Contextual	Adaptar la salida a necesidades disciplinares, culturales e institucionales	Revisa lenguaje, normativa, currículo y características de los usuarios

Creativa	Combinar conocimiento humano e IA para desarrollar soluciones pertinentes	Itera, modifica y aporta decisiones propias al producto
Metacognitiva	Regular la confianza, dependencia y forma de aprendizaje	Reconoce cuándo utilizar IA, cuándo prescindir de ella y cuándo pedir apoyo
Colaborativa	Comunicar el proceso y distribuir responsabilidades	Registra herramientas, cambios, revisores y criterios de aprobación

Nota. Elaboración propia a partir de Ng et al. (2021), Carolus et al. (2023), Chiu et al. (2024) y UNESCO (2024).

El desarrollo de estas competencias necesita atender los roles y contextos de aplicación. Un estudiante requiere aprender a usar la IA sin sustituir el esfuerzo cognitivo indispensable para construir conocimientos; un docente necesita integrarla con objetivos pedagógicos, revisar materiales y orientar su uso; un directivo debe valorar riesgos institucionales, protección de datos y responsabilidades, mientras un desarrollador necesita competencias técnicas y mecanismos de evaluación más profundos. Establecer una formación idéntica para todos produciría contenidos demasiado avanzados para algunos participantes y claramente insuficientes para quienes deben tomar decisiones de mayor alcance.

El marco propuesto por Chiu et al. (2024) distingue la alfabetización, asociada con conocimientos y habilidades, de una competencia más amplia que incorpora confianza, actitudes y disposición para actuar responsablemente. Esta diferenciación ayuda a explicar por qué una persona puede conocer los riesgos de la IA y no aplicar medidas de protección durante su uso cotidiano, o sentirse segura al utilizarla sin comprender sus limitaciones. Las propuestas formativas deben trabajar, por tanto, sobre lo que los participantes saben, aquello que pueden demostrar y las decisiones que toman ante situaciones concretas.

En la profesión docente, la alfabetización requiere articular el conocimiento tecnológico con el pedagógico y disciplinar. Sperling et al. (2024) encontraron que la literatura sobre formación docente aborda la IA mediante conocimientos técnicos, pedagógicos, éticos y socioculturales, aunque persisten diferencias en la forma de integrarlos. Enseñar al docente a generar una planificación sin

discutir cómo valorar sus objetivos, sesgos, adaptaciones y efectos sobre el aprendizaje mantiene la capacitación en un nivel superficial; la competencia profesional surge cuando puede decidir qué función delegar, revisar el resultado y conservar la responsabilidad sobre el proceso educativo.

La UNESCO (2024) organiza su marco docente en cinco dimensiones: enfoque centrado en el ser humano, ética de la IA, fundamentos y aplicaciones, pedagogía con IA y aprendizaje profesional. Sus quince competencias avanzan mediante tres niveles —adquirir, profundizar y crear— que permiten concebir la formación como un proceso continuo, en vez de una capacitación aislada vinculada con una plataforma. Esta progresión resulta pertinente para instituciones latinoamericanas con capacidades heterogéneas, porque permite comenzar con comprensión y usos controlados, desarrollar posteriormente prácticas contextualizadas y alcanzar niveles de innovación cuando existan infraestructura, acompañamiento y experiencia suficientes.

La formación mediante talleres breves puede facilitar un primer acercamiento, pero resulta insuficiente cuando se concentra en comandos que pierden vigencia al cambiar la plataforma. Las experiencias más sostenibles combinan explicación conceptual, análisis de casos, experimentación guiada, resolución de problemas vinculados con el trabajo real y espacios para compartir resultados. También requieren tiempo institucional, asistencia técnica y criterios comunes, porque trasladar toda la responsabilidad al aprendizaje individual favorece a quienes ya cuentan con experiencia, conectividad y posibilidades de formación.

Esta necesidad aparece en evidencia reciente de la región. Sartor-Harada y Ulloa-Guerra (2026), mediante información obtenida de 130 docentes universitarios latinoamericanos, identificaron una disposición favorable hacia la IA como apoyo para automatizar tareas y producir contenidos, junto con inseguridad epistemológica, preocupaciones éticas y formación pedagógica digital limitada. Los participantes reclamaron oportunidades de desarrollo profesional orientadas hacia una alfabetización algorítmica crítica y no solamente al dominio operativo, hallazgo que confirma la distancia entre haber utilizado una herramienta y encontrarse preparado para integrarla de forma reflexiva.

La evaluación de competencias debería observar actuaciones verificables. Puede solicitarse que el participante identifique errores en una respuesta, compare resultados producidos con instrucciones diferentes, determine qué datos no deben ingresarse, documente sus fuentes o explique por qué descartó una recomendación. Estas actividades permiten reconocer fortalezas y necesidades con mayor precisión que una pregunta general sobre si sabe utilizar IA; además, ofrecen información para diseñar itinerarios diferenciados de formación sin convertir la evaluación en una certificación permanente, puesto que las herramientas y los riesgos continúan evolucionando.

A escala institucional, la alfabetización deja de ser una suma de capacidades individuales y se convierte en una condición organizacional. Resulta necesario acordar usos permitidos, canales de consulta, criterios de revisión, mecanismos de protección de datos y procedimientos para registrar incidentes, de manera que los conocimientos no desaparezcan cuando una persona cambia de función. Las comunidades de práctica, el acompañamiento entre pares y los proyectos piloto permiten construir experiencia colectiva mientras mantienen acotado el riesgo, particularmente en instituciones que todavía no cuentan con especialistas.

La alfabetización en IA tampoco debería promover dependencia tecnológica. Una competencia madura incluye reconocer cuándo una tarea puede realizarse mejor sin automatización, cuándo la intervención humana debe ocupar el centro y cuándo la incertidumbre exige suspender el proceso. La finalidad no consiste en incorporar IA a todas las actividades, sino en fortalecer la capacidad de elegir, supervisar y responder por su utilización; dentro de una región atravesada por brechas de acceso y formación, este enfoque evita que la adopción se mida por el número de cuentas creadas y orienta la atención hacia los beneficios efectivamente obtenidos.

En América Latina, desarrollar estas competencias exige programas contextualizados en español, portugués y lenguas indígenas, ejemplos vinculados con realidades locales y alternativas accesibles para instituciones con conectividad limitada. La importación de cursos diseñados para otros marcos normativos o condiciones tecnológicas puede proporcionar fundamentos

generales, pero necesita ajustes relacionados con protección de datos, currículos, culturas organizacionales y necesidades territoriales. De esta manera, la alfabetización conecta la disponibilidad técnica examinada anteriormente con la capacidad humana e institucional para apropiarse de la IA, antes de analizar sus aplicaciones concretas en los ámbitos educativo, organizacional y social.

1.8. Oportunidades para los sistemas educativos y las organizaciones de la región

La inteligencia artificial abre oportunidades para los sistemas educativos y las organizaciones latinoamericanas cuando sus capacidades se vinculan con necesidades concretas, procesos previamente identificados y personas preparadas para supervisar los resultados, pues la disponibilidad de una herramienta no transforma por sí misma la enseñanza, la gestión o la producción, mientras una aplicación delimitada puede reducir cargas operativas, ampliar el acceso a información y fortalecer decisiones sin exigir que la institución desarrolle modelos propios ni reemplace los conocimientos profesionales acumulados.

En los sistemas educativos, una primera oportunidad se encuentra en la preparación y adaptación de recursos, ámbito donde los docentes pueden generar ejemplos, actividades, explicaciones, preguntas y versiones de un mismo contenido que respondan a distintos niveles de complejidad; esta posibilidad adquiere especial relevancia en grupos heterogéneos y contextos donde el profesorado atiende numerosas responsabilidades, siempre que los materiales sean revisados frente al currículo, la edad, el entorno cultural y las necesidades reales de los estudiantes.

La adaptación no debería entenderse como una individualización automática que aísla a cada estudiante dentro de una secuencia definida por el sistema, sino como la posibilidad de diversificar formas de representación, participación y producción bajo conducción pedagógica; un contenido puede presentarse mediante lenguaje más accesible, audio, esquemas, ejemplos situados o apoyos visuales, combinación que favorece la inclusión cuando mantiene objetivos

compartidos y evita reducir al estudiante a una etiqueta diagnóstica o a un perfil construido exclusivamente con datos históricos.

La retroalimentación constituye otra oportunidad debido a que numerosos estudiantes reciben comentarios cuando la actividad ya terminó y existe poco margen para revisar el proceso, mientras las aplicaciones de IA pueden ofrecer preguntas orientadoras, señalar inconsistencias o proponer criterios de mejora durante la elaboración; su valor formativo aparece cuando el estudiante analiza la sugerencia, decide si corresponde aplicarla y explica las modificaciones realizadas, evitando que la herramienta entregue directamente una versión corregida que oculte las operaciones cognitivas necesarias para aprender.

A partir de una revisión sistemática sobre instituciones de educación superior latinoamericanas, Salas y Yang (2022) identificaron aplicaciones relacionadas con aprendizaje, enseñanza y administración, entre ellas tutoría, evaluación, analítica educativa y predicción del rendimiento; esta diversidad permite observar que la oportunidad no se limita al aula, puesto que la IA también puede contribuir al acompañamiento de trayectorias, la organización de servicios y la detección de situaciones que requieren intervención, aunque las autoras advierten una producción regional desigual y concentrada en determinados países e instituciones.

El acompañamiento académico puede fortalecerse mediante sistemas que organizan información sobre asistencia, actividades, resultados y solicitudes de apoyo, ayudando a identificar patrones que pasarían inadvertidos cuando los registros permanecen dispersos; una alerta temprana adquiere sentido si conduce a tutoría, orientación, adaptación o comunicación con la familia, mientras su utilización para clasificar de manera permanente al estudiante convertiría una estimación probabilística en una limitación de sus oportunidades.

En Chile, Palacios et al. (2021) analizaron algoritmos de aprendizaje automático aplicados a la retención estudiantil en educación superior y mostraron la posibilidad de reconocer variables asociadas con la continuidad académica; este tipo de estudio ofrece una base para orientar apoyos con mayor oportunidad, aunque su traslado hacia otras instituciones exige validar los modelos con poblaciones y condiciones propias, debido a que las relaciones observadas en

un contexto no se mantienen necesariamente cuando cambian los programas, los territorios o las características socioeconómicas.

La planificación institucional también puede apoyarse mediante análisis de matrícula, uso de espacios, disponibilidad docente, demanda de servicios y distribución de recursos, información que permite construir escenarios y anticipar necesidades antes de que se conviertan en problemas operativos; dentro de sistemas educativos con presupuestos restringidos, mejorar la lectura de datos existentes puede resultar más viable y útil que adquirir plataformas complejas, siempre que los registros posean calidad suficiente y las decisiones conserven revisión por parte de quienes conocen el funcionamiento cotidiano.

En la gestión administrativa, las oportunidades abarcan clasificación de documentos, extracción de campos, elaboración de borradores, respuesta a consultas frecuentes y recuperación de antecedentes dentro de archivos extensos, tareas que consumen tiempo profesional sin requerir en todos los casos una valoración especializada; la automatización parcial puede liberar capacidad para atender estudiantes, familias, docentes y situaciones excepcionales, pero necesita procedimientos que diferencien con claridad el documento preliminar de aquel que ha sido revisado y aprobado.

La investigación y producción académica encuentran apoyos en búsqueda inicial, organización bibliográfica, transcripción, comparación de documentos, exploración de datos y revisión formal de escritos, funciones capaces de acelerar actividades preliminares cuando se conserva la relación entre las afirmaciones y sus fuentes; la IA puede ayudar a reconocer patrones o proponer rutas de análisis, aunque la formulación del problema, las decisiones metodológicas, la interpretación de hallazgos y la responsabilidad sobre el texto continúan correspondiendo al investigador.

Levy et al. (2025) organizan las aplicaciones de IA generativa en la educación latinoamericana mediante cuatro funciones: preparación de contenidos, explicación, práctica y retroalimentación, junto con motivación y exploración; su propuesta, fundamentada en evidencia y experiencias vinculadas con el Plan Ceibal de Uruguay, insiste en el diseño deliberado, la experimentación gradual y

la complementariedad con el trabajo docente, condiciones que permiten valorar resultados antes de ampliar una herramienta hacia todo el sistema.

Tabla 5.

Oportunidades y aplicaciones de la inteligencia artificial en ámbitos educativos y organizacionales

Ámbito	Oportunidad principal	Aplicación posible	Resultado esperado
Enseñanza	Diversificación de recursos	Actividades, ejemplos y explicaciones adaptadas	Mayor pertinencia pedagógica
Aprendizaje	Práctica y acompañamiento oportuno	Tutoría, pistas y retroalimentación durante el proceso	Participación y autorregulación
Inclusión	Conversión y adecuación de formatos	Audio, subtítulos, simplificación y apoyos visuales	Reducción de barreras de acceso
Trayectorias educativas	Identificación temprana de necesidades	Analítica de asistencia, rendimiento y participación	Intervenciones de apoyo oportunas
Gestión institucional	Organización de información y documentos	Clasificación, búsqueda y elaboración de borradores	Menor carga administrativa
Producción y servicios	Automatización parcial de tareas repetitivas	Pronósticos, control de procesos y atención inicial	Mejor utilización de recursos
Gestión del conocimiento	Recuperación de experiencia institucional	Búsqueda semántica y síntesis documental	Continuidad y aprendizaje organizacional
Innovación regional	Desarrollo de soluciones contextualizadas	Proyectos colaborativos y aplicaciones especializadas	Respuesta a necesidades locales

Nota. Elaboración propia a partir de Salas y Yang (2022), Palacios et al. (2021), Gutiérrez et al. (2025) y Levy et al. (2025).

Fuera del sistema educativo, las organizaciones públicas, privadas y comunitarias comparten oportunidades relacionadas con la automatización de tareas repetitivas, la organización de conocimiento y el apoyo a decisiones, aunque las prioridades cambian según su tamaño, misión y nivel de madurez

digital; una empresa puede concentrarse en demanda, inventarios o atención al cliente, una institución pública en trámites y orientación ciudadana, mientras una organización social podría utilizar las mismas capacidades para sistematizar proyectos, preparar materiales y ampliar su comunicación con comunidades dispersas.

Las micro, pequeñas y medianas organizaciones adquieren una posibilidad particular porque los servicios disponibles mediante interfaces conversacionales reducen algunas barreras de entrada, permitiéndoles acceder a funciones de redacción, análisis, traducción, diseño preliminar y organización que anteriormente requerían contratar asistencia especializada; esta accesibilidad puede mejorar su capacidad de presentar proyectos, atender consultas, explorar mercados o mantener registros, siempre que la herramienta se incorpore en tareas verificables y no reciba información sensible sin controles.

La atención inicial a usuarios puede fortalecerse mediante agentes capaces de responder preguntas frecuentes, localizar requisitos, orientar sobre horarios o dirigir una solicitud hacia el área correspondiente, ampliación que resulta útil en instituciones con equipos pequeños y alta demanda; el valor no consiste en mantener a la persona dentro de una conversación automatizada, sino en resolver consultas simples y reconocer oportunamente cuándo el caso exige atención humana, especialmente frente a reclamaciones, conflictos, necesidades emocionales o situaciones que no encajan en respuestas predeterminadas.

La gestión documental ofrece beneficios transversales debido a que numerosas organizaciones latinoamericanas conservan archivos fragmentados entre carpetas físicas, hojas de cálculo, correos y plataformas que no se comunican entre sí, situación frente a la cual las herramientas de clasificación y recuperación pueden reducir tiempos de búsqueda; antes de aplicar IA resulta necesario ordenar criterios, eliminar duplicaciones y definir versiones oficiales, porque un sistema capaz de localizar rápidamente información contradictoria no resuelve cuál documento conserva validez.

En los procesos productivos, la IA puede contribuir a pronosticar demanda, organizar inventarios, identificar anomalías, programar mantenimiento y revisar

calidad, mientras sectores como agricultura, turismo, comercio, logística y manufactura encuentran posibilidades diferenciadas según los datos y dispositivos disponibles; una cooperativa podría analizar registros climáticos y productivos, un pequeño establecimiento turístico adaptar información para visitantes y una empresa manufacturera anticipar fallas, sin que estos usos requieran compartir la misma infraestructura ni perseguir una escala idéntica.

La investigación de Gutiérrez et al. (2025), basada en información empresarial latinoamericana, muestra que la adopción de tecnologías avanzadas se relaciona con tamaño, capital humano, edad de la empresa y disponibilidad de recursos complementarios; sus resultados sobre desempeño aconsejan una lectura prudente, debido a que la asociación favorable observada inicialmente entre IA y ventas en empresas colombianas perdió significación después de aplicar un procedimiento destinado a considerar la endogeneidad, lo que impide atribuir automáticamente a la tecnología ventajas que también podrían proceder de capacidades organizacionales previas.

Esta evidencia permite comprender que la oportunidad más consistente no reside en comprar una aplicación, sino en utilizarla para rediseñar un proceso cuyo propósito y dificultades ya son conocidos; cuando una organización incorpora IA sin revisar responsabilidades, flujos de información y criterios de calidad, la herramienta puede acelerar tareas aisladas mientras el resultado general permanece sin cambios, en tanto una intervención modesta sobre un cuello de botella bien identificado puede generar beneficios observables sin transformar innecesariamente el resto de la operación.

La gestión del conocimiento representa una oportunidad menos visible y especialmente relevante para instituciones donde la experiencia permanece concentrada en determinadas personas, pues los sistemas de recuperación pueden ayudar a localizar procedimientos, informes, decisiones anteriores y lecciones aprendidas; para evitar que esta función convierta cualquier documento almacenado en una fuente autorizada, la organización necesita distinguir versiones vigentes, asignar responsables y conservar la posibilidad de rastrear el origen de cada respuesta.

En el sector público, el análisis de información puede apoyar la identificación de necesidades, la asignación de recursos y el seguimiento de programas, mientras la automatización documental facilita trámites y preparación de reportes; debido a que las decisiones públicas afectan derechos y acceso a servicios, las oportunidades más viables comienzan en funciones de apoyo y organización donde la salida puede verificarse, dejando bajo control humano las determinaciones que requieren interpretación normativa, consideración de circunstancias particulares o ejercicio de autoridad.

Las organizaciones comunitarias y de la economía social pueden utilizar IA para documentar experiencias, traducir contenidos, preparar solicitudes de financiamiento, organizar datos territoriales y comunicar sus iniciativas, aplicaciones que amplían su capacidad operativa sin alterar necesariamente su estructura; el acompañamiento resulta decisivo para que estas herramientas se adapten a lenguajes y objetivos propios, evitando que formatos externos reemplacen las formas mediante las cuales las comunidades describen sus necesidades y conocimientos.

Las universidades y centros de formación ocupan una posición articuladora porque pueden investigar problemas locales, evaluar herramientas, formar profesionales y colaborar con gobiernos, empresas y organizaciones sociales; mediante laboratorios interdisciplinarios, proyectos de vinculación y repositorios compartidos, la región puede transformar necesidades concretas en oportunidades de aprendizaje e innovación, siempre que los proyectos incluyan continuidad, documentación y mecanismos para que las organizaciones participantes conserven capacidades después de concluir la intervención académica.

La cooperación entre instituciones permite reducir costos y evitar que cada organización repita los mismos procesos de exploración, especialmente cuando se comparten criterios de evaluación, materiales formativos, protocolos y aplicaciones abiertas; redes regionales entre ministerios, universidades, gobiernos locales y sectores productivos pueden facilitar soluciones adaptables a contextos semejantes, aunque la colaboración necesita reconocer diferencias

de infraestructura, escala y regulación para no convertir una experiencia exitosa en modelo obligatorio.

Las oportunidades también se encuentran en el desarrollo de servicios accesibles para poblaciones que enfrentan barreras lingüísticas, geográficas o funcionales, mediante conversión de voz, traducción, simplificación de trámites y atención en horarios ampliados; el beneficio aumenta cuando las comunidades participan en la definición del servicio y pueden utilizarlo con dispositivos disponibles, evitando que una solución diseñada para ampliar acceso requiera conectividad, conocimientos o equipos que sus destinatarios no poseen.

El crecimiento de aplicaciones de IA en educación y organizaciones no debe medirse únicamente mediante número de usuarios, consultas o documentos producidos, porque esas cifras muestran actividad sin demostrar mejoras; los indicadores necesitan vincularse con reducción de tiempos, calidad de resultados, acceso, satisfacción, disminución de errores, aprendizaje y sostenibilidad, incluyendo comparaciones con el proceso anterior y evidencia sobre grupos que podrían no estar recibiendo los mismos beneficios.

Los proyectos piloto ofrecen una vía razonable para construir esta evidencia al delimitar una tarea, un grupo de usuarios, un periodo y criterios de evaluación antes de ampliar la implementación; durante la prueba conviene registrar no solo el tiempo ahorrado, sino las correcciones necesarias, los problemas de acceso, la carga de supervisión y las situaciones que el sistema no pudo resolver, información que permite decidir si corresponde ajustar, extender o abandonar la herramienta sin convertir la inversión inicial en obligación de permanencia.

La participación de docentes, trabajadores, directivos, estudiantes y usuarios fortalece la pertinencia porque quienes conocen el proceso pueden reconocer necesidades y excepciones que no aparecen en una descripción técnica; su intervención desde el diseño evita que la herramienta sea percibida como una imposición externa, favorece la identificación de tareas donde existe valor real y distribuye el aprendizaje institucional más allá del equipo encargado de la implementación.

En una región caracterizada por diferencias de infraestructura, presupuesto y capacidad técnica, las oportunidades no dependen de reproducir los modelos de

adopción de las economías con mayores recursos, sino de seleccionar soluciones proporcionadas a las necesidades y condiciones locales; modelos especializados, funciones compartidas, aplicaciones que operan con conectividad intermitente y usos colectivos mediados por profesionales pueden generar resultados más sostenibles que la adquisición de sistemas amplios cuyo mantenimiento excede las capacidades disponibles.

La IA puede contribuir a mejorar enseñanza, acompañamiento, gestión, producción, atención y circulación de conocimiento cuando complementa capacidades existentes y permite atender problemas que las instituciones han definido con claridad; esta posibilidad, sin embargo, se desarrolla dentro de un ecosistema tecnológico cuya infraestructura, propiedad y producción se encuentran distribuidas de manera desigual, relación que conduce al examen de la dependencia tecnológica, la soberanía digital y la capacidad latinoamericana para generar conocimiento propio.

1.9. Dependencia tecnológica, soberanía digital y producción regional de conocimiento

La expansión de la inteligencia artificial en América Latina ocurre dentro de una arquitectura tecnológica cuya propiedad, infraestructura y capacidad de desarrollo se encuentran concentradas principalmente fuera de la región, de modo que instituciones educativas, empresas, gobiernos y organizaciones sociales acceden a herramientas avanzadas sin controlar plenamente los modelos, centros de datos, procesadores, condiciones comerciales o criterios mediante los cuales se producen sus resultados; esta situación no impide aprovechar la tecnología, pero crea relaciones de dependencia que pueden limitar la continuidad de los servicios, la protección de información y la capacidad regional para decidir qué problemas merecen atención.

La dependencia tecnológica adquiere formas diferentes según el componente observado, pues una organización puede utilizar software importado sobre infraestructura local, contratar servicios en una nube extranjera, procesar datos regionales mediante un modelo desarrollado en otro país o recibir una solución completa cuya configuración no puede modificar; analizarla únicamente por el origen comercial de una plataforma resulta insuficiente, ya que la autonomía

depende también de conocimientos técnicos, condiciones contractuales, interoperabilidad, acceso a documentación y disponibilidad de alternativas.

Tabla 6.

Dimensiones de la dependencia tecnológica y capacidades necesarias para fortalecer la soberanía digital regional

Dimensión de la dependencia	Manifestación	Consecuencia posible	Capacidad por fortalecer
Infraestructura	Uso de centros de datos, nubes y procesadores externos	Vulnerabilidad ante costos, restricciones o interrupciones	Infraestructura regional y servicios compartidos
Plataformas	Concentración en pocos proveedores	Cambios unilaterales y dificultad para migrar	Interoperabilidad y diversificación
Modelos	Uso de sistemas no adaptados ni auditables	Resultados opacos o poco pertinentes	Modelos abiertos y especializados
Datos	Extracción y procesamiento fuera de la región	Pérdida de control y beneficios asimétricos	Gobernanza y espacios regionales de datos
Conocimiento	Escasez de investigación, patentes y desarrollo propio	Dependencia prolongada de soluciones importadas	Formación avanzada e investigación
Lengua y cultura	Baja representación de variedades regionales	Respuestas imprecisas o culturalmente limitadas	Corpus plurilingües y participación comunitaria
Regulación	Aceptación de reglas fijadas por proveedores	Menor capacidad institucional de supervisión	Normas, contratación pública y auditoría
Financiamiento	Proyectos sujetos a convocatorias discontinuas	Fragilidad y pérdida de equipos especializados	Inversión sostenida y cooperación regional

Nota. Elaboración propia a partir de Lehuedé (2024), Amado (2025), Grohmann (2025), CEPAL y CENIA (2025).

La infraestructura computacional ocupa una posición estratégica debido a que entrenar, adaptar y operar sistemas avanzados requiere procesadores especializados, energía, conectividad, almacenamiento y personal técnico, recursos cuyo costo favorece la concentración en empresas y países con capacidad de inversión; para la mayoría de las instituciones latinoamericanas, construir un modelo fundacional de gran escala no constituye una meta viable ni necesaria, aunque depender por completo de infraestructura externa reduce la posibilidad de investigar, experimentar y desarrollar aplicaciones sobre datos sensibles bajo condiciones controladas.

Los servicios en la nube han permitido que organizaciones con recursos limitados accedan a capacidad computacional sin adquirir servidores propios, ventaja que facilita innovación y escalabilidad mientras introduce riesgos vinculados con tarifas variables, residencia de los datos, interrupciones y dependencia contractual; cuando todos los procesos se construyen alrededor de funciones exclusivas de un proveedor, trasladarlos hacia otra infraestructura puede requerir costos técnicos y organizacionales tan altos que la posibilidad formal de cambiar deja de representar una alternativa real.

Esta dependencia puede intensificarse mediante productos aparentemente gratuitos cuya utilización permite recopilar información, consolidar usuarios y convertir prácticas institucionales en flujos difíciles de abandonar, mientras las funciones más avanzadas quedan sujetas posteriormente a pagos o restricciones; valorar una herramienta exige considerar el costo futuro, la portabilidad de los archivos, la exportación de datos, la compatibilidad con otros sistemas y los efectos de una suspensión, evitando que la facilidad inicial oculte compromisos de largo plazo.

Los modelos generativos agregan una dependencia cognitiva cuando sus respuestas comienzan a organizar la manera de buscar, resumir y expresar conocimientos, pues aquello que el sistema representa con precisión adquiere mayor visibilidad mientras temas, lenguas y experiencias escasamente incorporados aparecen de forma incompleta; si las instituciones adoptan estos resultados sin contrastarlos con fuentes locales, la tecnología no solo provee una

herramienta externa, sino que interviene en la selección de los marcos mediante los cuales la región interpreta sus propios problemas.

La concentración del desarrollo global influye en qué idiomas, normas, mercados y comportamientos reciben mayor atención durante el entrenamiento y la evaluación, situación que no se corrige únicamente porque la interfaz admita consultas en español o portugués; un sistema puede producir oraciones fluidas y continuar interpretando de manera limitada expresiones territoriales, legislación nacional, conocimientos indígenas o prácticas institucionales que cuentan con menor presencia digital, haciendo necesario distinguir competencia lingüística superficial de comprensión contextual.

Las lenguas indígenas enfrentan una posición especialmente vulnerable porque muchas disponen de pocos corpus digitalizados, recursos computacionales y equipos dedicados a su procesamiento, aunque aumentar la cantidad de datos no resuelve por sí solo quién autoriza su uso ni cómo retornan los beneficios; la creación de bases lingüísticas requiere acuerdos con las comunidades, mecanismos de consentimiento y decisiones compartidas sobre acceso, conservación y finalidades, puesto que los conocimientos colectivos no deberían convertirse en materia prima gratuita para productos desarrollados sin participación local.

Los datos constituyen otro núcleo de dependencia cuando instituciones y comunidades generan información que se procesa mediante plataformas externas, mientras el valor económico, los modelos derivados y la capacidad de innovación permanecen en manos del proveedor; esta relación reproduce una estructura extractiva si la región participa principalmente como fuente de datos y mercado de usuarios, sin intervenir de forma equivalente en el diseño, propiedad o aprovechamiento de los sistemas resultantes.

La soberanía digital surge frente a estas asimetrías como la capacidad de una sociedad para tomar decisiones sobre infraestructura, datos, tecnologías y normas de acuerdo con sus necesidades, derechos y prioridades, concepto que no debe confundirse con aislamiento, autosuficiencia absoluta ni prohibición de servicios extranjeros; su sentido práctico consiste en conservar opciones, negociar condiciones, desarrollar competencias y evitar que funciones

esenciales dependan de decisiones sobre las cuales los países e instituciones no poseen capacidad de influencia.

Lehuedé (2024), analiza distintos marcos de soberanía digital y destaca la formulación procedente de organizaciones de la sociedad civil latinoamericana, donde la autonomía tecnológica se relaciona con perspectivas decoloniales, justicia social y futuros alternativos; esta lectura amplía la soberanía más allá del control estatal o empresarial, incorporando participación comunitaria, sostenibilidad y cuestionamiento de las relaciones económicas que sostienen la concentración tecnológica.

Una estrategia soberana no exige fabricar dentro de cada país todos los componentes necesarios para la IA, meta inviable ante cadenas globales de alta especialización, sino identificar capacidades críticas cuya ausencia limita la decisión colectiva; infraestructura compartida, contratación pública con requisitos de portabilidad, repositorios abiertos, centros de investigación, programas de formación y normas de protección de datos pueden aumentar autonomía sin cerrar la cooperación internacional.

La escala nacional tampoco siempre resulta suficiente porque numerosos países latinoamericanos poseen mercados, presupuestos y comunidades científicas menores frente a los actores globales, mientras la cooperación regional permite compartir infraestructura, datos, evaluaciones y especialistas; Amado (2025) sostiene que una estrategia latinoamericana de soberanía en IA requiere integración regional, debido a que los esfuerzos políticos y privados aislados han mostrado alcance limitado frente a dependencias estructurales que atraviesan infraestructura, inversión y producción tecnológica.

La cooperación no implica homogeneizar prioridades ni concentrar los beneficios en los países con mayores capacidades, pues una infraestructura regional podría reproducir internamente las mismas desigualdades que intenta enfrentar si los centros de cómputo, equipos y decisiones permanecen en pocos territorios; establecer criterios de acceso, financiamiento, distribución de proyectos y participación de países con menor desarrollo resulta indispensable para que la integración fortalezca capacidades regionales en lugar de crear nuevas periferias.

La contratación pública ofrece una herramienta de soberanía porque los gobiernos y sistemas educativos adquieren plataformas, licencias, almacenamiento y servicios en volúmenes capaces de influir sobre el mercado; exigir portabilidad, documentación, ubicación conocida de los datos, auditoría, interoperabilidad y procedimientos de salida puede modificar la relación con los proveedores, mientras comprar soluciones cerradas sin estas condiciones consolida dependencias que posteriormente resultan costosas de revertir.

El software abierto aporta oportunidades al permitir inspección, adaptación y desarrollo compartido, aunque su disponibilidad no garantiza autonomía cuando la institución carece de personal, infraestructura o documentación para mantenerlo; abrir el código elimina algunas barreras jurídicas, pero la soberanía efectiva requiere comunidades capaces de comprenderlo, corregirlo y sostenerlo, junto con financiamiento que reconozca el mantenimiento como una actividad permanente y no como una tarea voluntaria secundaria.

Los modelos abiertos y de menor tamaño pueden adaptarse a dominios concretos mediante recursos más accesibles que aquellos requeridos para entrenar sistemas generales, posibilidad relevante para educación, agricultura, salud pública, administración y lenguas regionales; su utilidad procede de responder con mayor precisión a una necesidad delimitada, no de reproducir en escala reducida todas las funciones comerciales existentes, mientras las instituciones conservan mayor capacidad para documentar fuentes, actualizar información y controlar el lugar de procesamiento.

La producción regional de conocimiento constituye una condición de soberanía porque permite definir problemas, construir métodos y evaluar resultados desde realidades latinoamericanas, evitando que la región aparezca únicamente como escenario donde se aplican teorías y sistemas elaborados en otros contextos; esta producción comprende ciencias de la computación, ciencias sociales, humanidades, educación, derecho y estudios ambientales, campos cuya articulación resulta necesaria para analizar tanto el funcionamiento de los modelos como sus consecuencias.

Grohmann (2025) propone una agenda latinoamericana de estudios críticos de datos que recupere las tradiciones intelectuales de la región y examine la

producción de conocimiento mediante enfoques no extractivos y dialógicos; la propuesta desplaza la idea de América Latina como receptora pasiva de conceptos del Norte Global, mostrando su capacidad para contribuir con marcos teóricos, metodologías y experiencias que amplían las discusiones internacionales sobre datos, poder e inteligencia artificial.

La investigación regional sobre IA ha crecido, aunque su distribución mantiene diferencias pronunciadas entre países, universidades y áreas temáticas; Aviles et al. (2025), mediante un análisis bibliométrico del periodo 2013–2023, identificaron expansión de la producción científica y liderazgo de Brasil y México en volumen de citas, acompañado por desafíos relacionados con colaboración, financiamiento y capacidades, patrón que confirma la existencia de núcleos consolidados sin representar todavía un ecosistema homogéneo.

La concentración temática también importa porque publicar investigaciones que utilizan herramientas de IA no equivale a desarrollar capacidades para construir, evaluar y gobernar los modelos; una universidad puede aplicar un algoritmo disponible a un conjunto de datos y generar conocimiento relevante para su disciplina, mientras continúa dependiendo de tecnologías externas para las operaciones centrales, por lo que los indicadores deberían diferenciar uso, adaptación, desarrollo metodológico, producción de datos, creación de infraestructura e innovación transferida hacia la sociedad.

La geografía mundial de la investigación muestra asimetrías todavía mayores en áreas que requieren grandes volúmenes de datos y cómputo, como confirma el análisis de Schmallenbach et al. (2024) sobre IA aplicada a ciencias de la vida, donde América Latina mantiene una participación moderada o baja frente a la concentración encabezada por Estados Unidos y China; esta distancia condiciona la posibilidad de decidir agendas, acceder tempranamente a avances y formar equipos en la frontera del conocimiento.

La colaboración internacional ayuda a compensar limitaciones y facilita acceso a datos, infraestructura y comunidades científicas, aunque sus beneficios dependen de la distribución de liderazgo, autoría, financiamiento y capacidad instalada; un proyecto donde investigadores latinoamericanos recopilan información mientras las decisiones metodológicas y los resultados principales

se concentran en instituciones externas aumenta publicaciones sin fortalecer necesariamente autonomía, mientras una colaboración equilibrada comparte formación, infraestructura, propiedad intelectual y conducción científica.

La fuga y circulación de talento reflejan otra tensión debido a que profesionales formados en la región encuentran fuera de ella mejores salarios, infraestructura y continuidad investigativa, pérdida que no debería enfrentarse restringiendo movilidad, sino creando condiciones para conservar vínculos, retornar conocimiento y desarrollar carreras estables; redes de diáspora, proyectos conjuntos, laboratorios regionales y financiamiento plurianual pueden convertir la movilidad en circulación de capacidades cuando existen instituciones capaces de recibir y sostener la colaboración.

El financiamiento discontinuo debilita la producción de conocimiento porque los equipos se forman durante un proyecto y se dispersan al terminar la convocatoria, mientras la infraestructura queda obsoleta o sin mantenimiento; la IA requiere inversiones prolongadas en datos, cómputo, personal y evaluación, de modo que los fondos destinados únicamente a productos inmediatos dificultan construir capacidades acumulativas y favorecen la contratación de soluciones externas que ofrecen resultados más rápidos.

Las universidades públicas ocupan una posición estratégica al formar profesionales, producir datos, investigar problemas locales y ofrecer espacios donde los desarrollos pueden evaluarse sin depender exclusivamente de rentabilidad comercial; para cumplir esta función necesitan políticas de carrera, equipamiento, cooperación interdisciplinaria y vínculos con sistemas educativos, gobiernos, empresas y comunidades, evitando que la investigación permanezca encerrada en publicaciones sin transferencia o que la vinculación subordine toda agenda a intereses de corto plazo.

Los repositorios abiertos de datos y publicaciones pueden ampliar la producción regional al reducir barreras para investigadores e instituciones con menor presupuesto, aunque la apertura debe diferenciar información pública, datos personales, conocimientos comunitarios y recursos estratégicos; publicar sin criterios puede vulnerar derechos o facilitar extracción, mientras cerrar todo acceso limita reproducibilidad y cooperación, razón por la cual se requieren

niveles de permiso, licencias, documentación y estructuras de gobernanza acordes con cada tipo de contenido.

La soberanía sobre los datos tampoco equivale a localización física exclusiva, porque almacenar información dentro del territorio no garantiza control si el software, las claves, el mantenimiento y las decisiones permanecen en manos externas; la capacidad soberana combina jurisdicción, acceso autorizado, conocimiento técnico, posibilidad de auditoría y alternativas para migrar, mientras la ubicación constituye uno de varios elementos que deben valorarse según la sensibilidad y finalidad del sistema.

Las iniciativas orientadas a construir modelos regionales adquieren relevancia cuando integran instituciones, corpus y equipos de distintos países bajo principios de apertura y representación cultural; el proyecto Latam-GPT, documentado en el ILIA (2025), reúne instituciones latinoamericanas para desarrollar un modelo abierto alimentado con información regional, esfuerzo que no pretende sustituir todas las plataformas globales, sino crear infraestructura común, fortalecer aprendizaje técnico y mejorar la representación lingüística y cultural.

El valor de este tipo de proyecto no debería medirse únicamente por el número de parámetros o por su capacidad para competir con modelos comerciales, puesto que también comprende formación de especialistas, construcción de corpus, establecimiento de protocolos, cooperación científica y posibilidad de desarrollar aplicaciones públicas; aun cuando un modelo regional no alcance el desempeño general de los sistemas con mayor inversión, puede ofrecer transparencia, adaptación y control suficientes para tareas donde el contexto importa más que la amplitud de funciones.

La producción de conocimiento necesita incorporar las diferencias internas de la región, evitando presentar una identidad latinoamericana uniforme que deje fuera comunidades, territorios y tradiciones menos representadas; español y portugués concentran la mayor parte de los contenidos, mientras las lenguas indígenas, criollas y variantes locales requieren procesos de investigación propios, acompañados por participación comunitaria y reconocimiento de derechos colectivos.

La sostenibilidad ambiental también forma parte de la soberanía porque centros de datos, dispositivos y modelos consumen energía, agua y materiales cuyos efectos recaen sobre territorios concretos; desarrollar infraestructura regional sin examinar su localización, fuentes energéticas, uso del agua y residuos tecnológicos podría trasladar costos ambientales hacia comunidades con menor capacidad de intervención, de modo que la autonomía tecnológica necesita articularse con justicia territorial.

La dependencia no desaparecerá mediante una única estrategia ni toda interdependencia representa subordinación, pues la ciencia y la tecnología se desarrollan mediante redes globales de conocimiento, componentes y servicios; la diferencia se encuentra en la posibilidad de negociar, escoger, adaptar y abandonar una solución sin paralizar funciones esenciales, junto con la capacidad de aportar conocimiento propio y participar en las decisiones que orientan el ecosistema.

Fortalecer la soberanía digital latinoamericana exige combinar infraestructura, formación avanzada, investigación, datos gobernados, software abierto, contratación estratégica y cooperación regional, conjunto que permite pasar gradualmente de la adopción hacia la adaptación y producción; estas capacidades presentan niveles diferentes entre países, circunstancia que conduce al panorama comparado de la adopción de inteligencia artificial en América Latina, donde los avances y rezagos deben examinarse sin convertir una clasificación general en juicio permanente sobre cada nación.

1.10. Panorama comparado de la adopción de IA en países latinoamericanos

Comparar la adopción de inteligencia artificial en América Latina exige observar algo más que la cantidad de usuarios o la presencia de una estrategia nacional, pues los países combinan de manera diferente conectividad, capacidad computacional, talento, investigación, inversión, uso empresarial, aplicaciones públicas y mecanismos de gobernanza; un ecosistema puede mostrar amplia utilización de plataformas generativas mientras mantiene escasa producción científica, o disponer de investigadores especializados sin lograr que sus desarrollos lleguen a organizaciones pequeñas y servicios públicos.

El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025, elaborado por el Centro Nacional de Inteligencia Artificial de Chile y la CEPAL, ofrece una base comparable para diecinueve países mediante más de cien subindicadores agrupados en factores habilitantes; investigación, desarrollo y adopción; y gobernanza, dimensiones que permiten diferenciar capacidades estructurales, actividad tecnológica e instituciones sin atribuir el resultado a una única variable.

A partir del puntaje general, el ILIA (2025) organiza los ecosistemas en pioneros, adoptantes y exploradores, clasificación que facilita reconocer niveles de madurez sin establecer posiciones permanentes; Chile, Brasil y Uruguay conforman el grupo pionero con más de sesenta puntos, ocho países se ubican como adoptantes entre treinta y cinco y sesenta, mientras los restantes aparecen como exploradores debido a capacidades todavía incipientes o distribuidas de manera insuficiente entre las dimensiones evaluadas.

Tabla 7.

Clasificación comparada de los ecosistemas de inteligencia artificial en América Latina según el ILIA 2025

Grupo ILIA 2025	Países	Rasgo general
Pioneros	Chile, Brasil y Uruguay	Mayor articulación entre infraestructura, talento, investigación, adopción y gobernanza
Adoptantes	Argentina, Colombia, Costa Rica, Ecuador, México, Panamá, Perú y República Dominicana	Avances intermedios con fortalezas específicas y brechas todavía relevantes
Exploradores	Bolivia, Cuba, El Salvador, Guatemala, Honduras, Jamaica, Paraguay y Venezuela	Ecosistemas iniciales, capacidades fragmentadas o limitaciones estructurales
Tendencias transversales	Todos los grupos	Crecimiento del uso generativo, concentración investigativa y déficit de especialización

Nota. Clasificación elaborada a partir de CEPAL y CENIA (2025); las categorías describen madurez relativa del ecosistema y no equivalen a una evaluación definitiva de las políticas o capacidades de cada país.

Chile conserva el liderazgo regional mediante una combinación de conectividad, institucionalidad, investigación, formación y continuidad en sus políticas, elementos que se refuerzan mediante centros especializados y vínculos entre universidades, Estado y sector productivo; su posición también le permite impulsar iniciativas regionales como Latam-GPT, aunque el liderazgo agregado no elimina diferencias territoriales ni garantiza que las capacidades avanzadas alcancen con igual intensidad a escuelas, municipios y organizaciones alejadas de los principales núcleos urbanos.

Brasil presenta una escala diferente porque concentra población, mercado, universidades, empresas tecnológicas y una parte dominante de la capacidad computacional regional, condiciones que sostienen investigación, desarrollo productivo y aplicaciones en sectores como agricultura, salud, industria y servicios financieros; esta fortaleza convive con desigualdades internas pronunciadas, de modo que la existencia de infraestructura avanzada y grupos científicos consolidados no representa las condiciones disponibles en todos los estados, ciudades o instituciones.

La comparación entre Chile y Brasil muestra dos rutas hacia el grupo pionero: el primero destaca por articulación institucional y continuidad estratégica dentro de una economía de menor escala, mientras el segundo se apoya en un sistema científico, productivo y computacional considerablemente mayor; interpretar ambos resultados mediante un único modelo ocultaría que la madurez puede construirse mediante combinaciones diferentes de capacidad estatal, mercado, investigación e infraestructura.

Uruguay completa el grupo pionero con ventajas asociadas a conectividad, digitalización pública, escala institucional manejable y experiencia acumulada mediante políticas tecnológicas y educativas, características que facilitan coordinar actores y extender servicios; aunque su volumen de investigación e inversión no alcanza el de Brasil, la relación entre infraestructura disponible, población e instituciones le permite obtener resultados altos, mostrando que el tamaño económico no determina por sí solo la madurez del ecosistema.

El estudio comparativo de Chavarry y Revinova (2025), basado en indicadores de infraestructura, uso ciudadano, adopción empresarial, servicios públicos

digitales, capacidades humanas y condiciones económicas, también ubica a Uruguay y Chile entre los países con mayor desarrollo tecnológico, junto con Argentina; la coincidencia entre este análisis y el ILIA fortalece la interpretación de que los ecosistemas más avanzados poseen bases digitales previas, aunque el resultado específico cambia cuando se incorporan investigación, gobernanza y adopción de IA.

Argentina mantiene capacidades científicas, universidades y talento especializado que la ubican dentro del grupo adoptante, con fortalezas visibles en formación, investigación y emprendimiento tecnológico; las restricciones económicas, la discontinuidad de políticas y las dificultades para sostener inversión afectan la consolidación del ecosistema, demostrando que disponer de capital humano no garantiza continuidad cuando los proyectos, infraestructura y carreras profesionales dependen de ciclos presupuestarios inestables.

Colombia presenta avances en estrategias nacionales, investigación, servicios digitales y aplicaciones públicas, además de una comunidad tecnológica vinculada con universidades y empresas; su posición intermedia refleja una base capaz de ampliar la adopción, mientras las diferencias territoriales y la necesidad de convertir planes en ejecución sostenida limitan el alcance nacional, circunstancia que también aparece en otros países donde las capacidades se concentran en capitales y principales ciudades.

México combina un mercado amplio, universidades, industria, inversión y cercanía con cadenas tecnológicas norteamericanas, elementos que favorecen adopción empresarial y formación de especialistas; sin embargo, su escala poblacional y las diferencias entre estados reducen el efecto de esas capacidades cuando se expresan por habitante o mediante cobertura nacional, por lo que un volumen elevado de inversión y actividad tecnológica puede coexistir con brechas significativas de acceso y apropiación.

La evaluación de preparación realizada por la UNESCO (2024) destacó fortalezas mexicanas en el sector tecnológico y señaló necesidades relacionadas con inversión, gobernanza y distribución territorial, combinación que confirma la importancia de interpretar los indicadores según tamaño y diversidad interna; las capacidades presentes en Ciudad de México, Jalisco o Nuevo León no describen

automáticamente las condiciones de comunidades rurales, indígenas o fronterizas.

Costa Rica muestra una trayectoria apoyada en conectividad, educación, servicios intensivos en conocimiento y atracción de empresas tecnológicas, mientras el ILIA (2025) destaca un crecimiento del talento con competencias en IA más próximo al promedio mundial que el registrado en otros países latinoamericanos; su caso evidencia que una economía pequeña puede fortalecer adopción mediante capital humano y articulación internacional, aunque necesita ampliar especialización avanzada y asegurar que los beneficios alcancen a organizaciones locales además de actividades vinculadas con inversión extranjera.

Ecuador aparece entre los adoptantes después de avances relacionados con conectividad, disponibilidad de datos, formación y estrategias en desarrollo, evolución que señala una aceleración frente a ediciones anteriores; esta posición intermedia no supone que el ecosistema se encuentre consolidado, pues la producción investigativa, infraestructura de alto rendimiento y continuidad institucional todavía requieren fortalecimiento, mientras universidades y comunidades profesionales ofrecen una base sobre la cual podrían articularse aplicaciones educativas, administrativas y productivas.

Perú combina crecimiento en utilización de IA generativa, disponibilidad de datos y experiencias de transformación digital con diferencias territoriales profundas, especialmente entre Lima y regiones andinas, amazónicas o rurales; su presencia entre los países destacados por uso de herramientas generativas muestra que la adopción mediante plataformas accesibles puede avanzar antes que la infraestructura científica, situación que amplía la utilización cotidiana sin producir necesariamente capacidades equivalentes para desarrollar o auditar los sistemas.

Panamá encuentra oportunidades en conectividad internacional, logística, finanzas y servicios, sectores donde el análisis de información y la automatización pueden incorporarse con rapidez; su ubicación como adoptante refleja una base digital favorable, aunque la escala de investigación y formación especializada limita la producción propia, por lo que el desarrollo del ecosistema

depende de conectar las ventajas asociadas con servicios e infraestructura a programas de talento e innovación local.

República Dominicana ha mostrado mejoras en conectividad, formación, estrategias y uso de IA generativa, evolución que el ILIA (2025) identifica como parte del despertar de adoptantes tardíos; su trayectoria permite reconocer que las posiciones pueden cambiar cuando se combinan políticas, infraestructura y apropiación, mientras la continuidad de esos avances requiere que las iniciativas superen la fase de experimentación y se integren en instituciones, empresas y educación.

Dentro del grupo explorador, Guatemala presenta señales de crecimiento en infraestructura, datos y estrategias, aunque su puntaje general continúa condicionado por brechas de conectividad, formación e institucionalidad; clasificarla junto con otros ecosistemas iniciales no significa ausencia de actividad, puesto que el propio índice identifica avances acelerados capaces de modificar su posición si se mantienen y alcanzan mayor articulación.

El Salvador y Honduras muestran aportes relevantes en producción de software abierto, recordatorio de que un país situado en la categoría exploradora puede destacar en componentes específicos aun cuando su ecosistema general permanezca limitado; estas fortalezas pueden convertirse en puntos de partida para formación, comunidades de desarrollo y soluciones locales, siempre que encuentren continuidad institucional y vínculos con universidades, organizaciones y sectores productivos.

Cuba posee tradición científica, formación técnica e instituciones públicas capaces de sostener proyectos específicos, además de resultados destacados en relevancia de contribuciones abiertas, aunque sus restricciones de conectividad, acceso a infraestructura y recursos financieros condicionan la ampliación de la IA; su perfil demuestra que el talento y la producción académica pueden mantenerse en contextos donde los demás factores habilitantes presentan limitaciones considerables.

Paraguay cuenta con oportunidades relacionadas con energía, datos y servicios digitales, mientras sus brechas en investigación, especialización e institucionalidad lo mantienen dentro de un ecosistema explorador; la

disponibilidad de recursos energéticos no produce por sí sola capacidad computacional ni innovación, porque se necesitan inversiones, redes, centros técnicos y acuerdos que conviertan esa ventaja en conocimiento y servicios sostenibles.

Bolivia enfrenta restricciones relacionadas con conectividad, inversión, infraestructura avanzada y formación especializada, acompañadas por una diversidad territorial y lingüística que exige soluciones distintas de aquellas diseñadas para mercados urbanos homogéneos; sus oportunidades pueden encontrarse en aplicaciones delimitadas para agricultura, educación, salud y servicios interculturales, pero la expansión necesita fortalecer primero bases digitales y capacidades institucionales.

Jamaica representa dentro del Caribe anglófono una realidad diferente de los países hispanohablantes y lusófonos, tanto por su escala como por sus vínculos educativos, económicos y tecnológicos; su inclusión en el grupo explorador refleja capacidades todavía iniciales, aunque la comparación regional debe considerar que los indicadores construidos principalmente alrededor de ecosistemas continentales pueden captar de manera incompleta las formas de cooperación y especialización propias de pequeños Estados insulares.

Venezuela presenta uno de los mayores rezagos relativos debido a deterioro institucional, limitaciones de infraestructura, migración de talento y menor capacidad de inversión, condiciones que afectan investigación, adopción productiva y continuidad de políticas; la existencia de profesionales, universidades y usos individuales de herramientas no compensa la ausencia de un entorno capaz de sostenerlos, diferencia que evidencia la distancia entre apropiación personal y madurez del ecosistema nacional.

Las categorías generales muestran una estructura regional desigual, pero las dimensiones revelan patrones más complejos: Brasil concentra capacidad computacional e investigación; Chile combina gobernanza, innovación y articulación; Uruguay alcanza resultados altos en proporción a su escala; Costa Rica avanza en talento; Ecuador, Guatemala, Perú y Paraguay mejoran en datos; Honduras, El Salvador y Cuba presentan fortalezas en software abierto, mientras

Chile, Costa Rica, Perú, Uruguay, Panamá y República Dominicana destacan en uso de IA generativa.

Esta diversidad impide construir una única secuencia de desarrollo según la cual todos los países deberían reproducir el camino del líder, debido a que las prioridades dependen de infraestructura previa, estructura productiva, población, sistema universitario y capacidades públicas; un país con poca investigación puede avanzar mediante aplicaciones abiertas y formación, mientras otro con universidades consolidadas necesita mejorar transferencia, inversión o gobernanza para convertir el conocimiento en beneficios sociales.

Las estrategias nacionales también difieren en antigüedad, alcance y ejecución, como muestra el análisis comparativo de Flórez (2025) sobre Argentina, Brasil, Chile, Colombia y Costa Rica, donde las políticas se configuran mediante influencias internacionales y condiciones nacionales; la existencia de documentos estratégicos representa un avance institucional, aunque su capacidad de transformación depende de presupuesto, organismos responsables, indicadores y continuidad.

En el sector público, la OCDE y CAF (2022) encontraron que varios países latinoamericanos habían formulado o desarrollaban estrategias nacionales y comenzaban a explorar aplicaciones en servicios gubernamentales, mientras persistían dificultades relacionadas con liderazgo, capacidades, datos y gobernanza; desde entonces han aumentado los planes y experiencias, pero la distancia entre formulación y ejecución continúa siendo una característica regional reconocida por el ILIA (2025).

La adopción empresarial presenta otra geografía porque sectores financieros, telecomunicaciones, comercio electrónico y grandes industrias pueden incorporar IA aun cuando el país mantenga debilidades en otros indicadores, mientras microempresas y organizaciones rurales participan con menor intensidad; los promedios nacionales esconden esta diferencia, de modo que una economía clasificada como pionera puede mantener amplios segmentos productivos desconectados y un país explorador albergar empresas o equipos que operan en la frontera tecnológica.

Las desigualdades subnacionales atraviesan todos los grupos, pues capitales y ciudades principales concentran universidades, empresas, conectividad, centros de datos y especialistas, mientras zonas rurales, fronterizas e insulares enfrentan costos, interrupciones y menor oferta formativa; comparar países sin observar esta distribución puede atribuir madurez a toda la población a partir de capacidades disponibles para una proporción limitada de instituciones y usuarios.

El tamaño también modifica la interpretación, dado que Brasil y México pueden concentrar gran cantidad de investigadores, empresas y aplicaciones mientras obtienen resultados per cápita diferentes, en tanto Uruguay y Costa Rica muestran articulación favorable dentro de sistemas menores; las métricas absolutas permiten reconocer escala y las relativas permiten valorar cobertura, razón por la cual ambas deben mantenerse para evitar favorecer exclusivamente a países grandes o pequeños.

La comparación temporal resulta más informativa que una posición aislada porque permite reconocer si un país mejora, se estanca o pierde capacidad frente a la evolución regional, observación especialmente relevante para Ecuador, Costa Rica, República Dominicana y Guatemala, cuyos avances recientes muestran que las categorías no son invariables; mantener el progreso requiere continuidad, debido a que una estrategia interrumpida, la migración de especialistas o el deterioro de infraestructura puede modificar rápidamente el ecosistema.

El panorama latinoamericano combina tres países pioneros, un grupo intermedio más amplio y ecosistemas que todavía construyen condiciones básicas, distribución que confirma la ausencia de una transición uniforme; las fortalezas dispersas ofrecen posibilidades de cooperación mediante las cuales unos países aporten infraestructura e investigación, otros experiencia pública, formación, software abierto o acceso a datos, articulación que resultaría más útil que una competencia orientada únicamente a mejorar posiciones.

Esta lectura comparada conduce al apartado final de desarrollo porque las diferencias nacionales no eliminan la necesidad de principios comunes, aunque obligan a aplicarlos de manera contextualizada; una incorporación inclusiva y

responsable deberá conservar criterios compartidos de derechos, supervisión y transparencia, mientras ajusta el ritmo, las prioridades y los mecanismos de acuerdo con las capacidades de cada territorio e institución.

1.11. Principios para una incorporación contextualizada, inclusiva y responsable

La incorporación responsable de inteligencia artificial no comienza con la selección de una plataforma, sino con la identificación del problema que una institución necesita resolver y con el examen de las condiciones en las que pretende hacerlo, relación que adquiere especial importancia en América Latina, donde las diferencias de conectividad, financiamiento, formación, regulación, disponibilidad de datos y diversidad lingüística impiden trasladar una misma solución entre países, territorios u organizaciones sin realizar ajustes. Los apartados anteriores mostraron que la región dispone de capacidades y experiencias valiosas, aunque distribuidas de manera desigual; por ello, una adopción contextualizada debe reconocer tanto las oportunidades tecnológicas como los límites materiales e institucionales que condicionan su funcionamiento.

La pertinencia constituye un primer principio porque obliga a relacionar cada herramienta con una necesidad concreta, un grupo de usuarios y un resultado susceptible de evaluación. Utilizar IA para resumir documentos, producir materiales educativos o clasificar solicitudes puede resultar justificable si mejora un proceso previamente definido, pero su incorporación pierde sentido cuando responde principalmente a presión comercial, imitación institucional o expectativas generales de modernización. Antes de adoptarla conviene determinar si el problema requiere realmente inteligencia artificial, si podría resolverse mediante una reorganización del procedimiento o mediante tecnologías más sencillas, y qué beneficio adicional compensaría los costos, riesgos y dependencias generados.

Esta evaluación conduce al principio de proporcionalidad, según el cual los controles deben corresponder a la autonomía del sistema, la sensibilidad de los datos y la gravedad de sus posibles efectos. No requiere el mismo nivel de revisión un asistente que propone variaciones de una actividad didáctica que un sistema utilizado para recomendar admisiones, identificar estudiantes en riesgo,

distribuir beneficios o valorar el desempeño laboral; cuanto mayor sea la posibilidad de afectar derechos, oportunidades o trayectorias personales, mayor deberá ser la exigencia de documentación, validación, supervisión humana y mecanismos de reclamación. La proporcionalidad evita imponer procedimientos excesivos a usos de bajo riesgo, pero también impide presentar como simples herramientas administrativas aquellos sistemas que intervienen materialmente en decisiones relevantes.

La Recomendación sobre la Ética de la Inteligencia Artificial de la UNESCO (2021) sitúa la dignidad humana, los derechos fundamentales, la diversidad, la inclusión y la protección de los ecosistemas como referencias para orientar el ciclo completo de estas tecnologías. Desde esta perspectiva, una aplicación no puede considerarse responsable solo porque funciona de acuerdo con sus especificaciones técnicas, pues también debe examinarse quién obtiene sus beneficios, quién asume sus errores, qué formas de vigilancia facilita y si reduce la capacidad de las personas para comprender o cuestionar una decisión.

El enfoque centrado en las personas no significa conservar una presencia humana meramente formal. La supervisión adquiere sentido cuando quien revisa posee conocimientos, tiempo, autoridad y acceso a información suficiente para modificar o rechazar la recomendación del sistema; si el resultado automatizado se acepta habitualmente por falta de alternativas o porque contradecirlo exige justificar cada discrepancia, la decisión continúa siendo automatizada aunque figure la firma de un profesional. La revisión humana significativa requiere delimitar qué aspectos pueden delegarse, cuáles deben permanecer bajo valoración profesional y en qué situaciones resulta obligatorio detener el proceso.

La contextualización amplía esta exigencia porque un sistema desarrollado para determinado idioma, marco normativo o perfil de usuario puede perder precisión cuando se utiliza en condiciones diferentes. Adaptar una herramienta a América Latina no consiste únicamente en traducir su interfaz al español o al portugués, sino en evaluar el vocabulario local, las lenguas indígenas, las prácticas organizacionales, los currículos, las normas nacionales, las diferencias territoriales y las expectativas de las comunidades afectadas. También implica

evitar que una experiencia obtenida en una institución urbana con infraestructura estable se convierta en referencia automática para escuelas rurales, gobiernos locales u organizaciones que trabajan con conectividad intermitente.

La diversidad regional debe reflejarse desde la definición del problema y no incorporarse al final mediante correcciones superficiales. Llorens (2023) sostiene que la gobernanza latinoamericana de la IA puede apoyarse en las obligaciones desarrolladas dentro del sistema interamericano de derechos humanos, planteamiento que permite vincular la innovación con realidades jurídicas e históricas propias de la región. Esta aproximación no exige rechazar principios internacionales, pero sí interpretarlos a partir de desigualdades persistentes, capacidades estatales diferentes y grupos que han experimentado discriminación o exclusión institucional.

La inclusión representa, por consiguiente, algo más amplio que permitir el acceso formal a una plataforma. Un sistema puede estar disponible y seguir excluyendo a quienes utilizan tecnologías de apoyo, disponen únicamente de un teléfono, requieren interfaces de lectura sencilla, hablan una lengua con escasa representación digital o no pueden pagar las funciones necesarias para completar una tarea; evaluar la inclusión supone comprobar la accesibilidad, el costo, la calidad del servicio y los resultados alcanzados por distintos grupos. La solución uniforme puede producir desigualdad cuando las condiciones iniciales son diferentes, de modo que la equidad podría requerir apoyos, canales y niveles de intervención diferenciados.

La participación de usuarios y comunidades permite reconocer estas condiciones antes de que el sistema se consolide dentro de una organización. Docentes, estudiantes, trabajadores, familias, especialistas técnicos, personas con discapacidad y representantes de comunidades lingüísticas pueden identificar necesidades que no aparecen en una prueba de laboratorio, además de anticipar usos imprevistos o consecuencias organizacionales; su participación debe abarcar la definición del problema, la selección de criterios, las pruebas y la evaluación posterior, evitando reducirse a una consulta realizada cuando las decisiones principales ya fueron adoptadas.

La gobernanza de datos constituye otro principio transversal porque la calidad y legitimidad de los resultados dependen de la información utilizada para desarrollar, configurar o alimentar el sistema. Una institución debería conocer qué datos necesita, con qué finalidad fueron obtenidos, quién puede acceder a ellos, cuánto tiempo se conservarán y si el proveedor los empleará para entrenar otros modelos; recopilar más información no mejora necesariamente el desempeño y puede aumentar la exposición frente a filtraciones, usos secundarios o perfiles invasivos. La minimización, la anonimización cuando resulte viable y la definición de plazos de eliminación reducen riesgos sin impedir que la organización utilice información pertinente.

La calidad de los datos exige prestar atención a registros incompletos, categorías históricamente sesgadas y grupos escasamente representados. Si una base contiene menores niveles de información sobre comunidades rurales o estudiantes que abandonaron tempranamente una institución, el sistema podría interpretar esa ausencia como una característica de la realidad en lugar de reconocerla como una limitación del registro; documentar el origen, las transformaciones y las carencias de los conjuntos utilizados facilita decidir para qué tareas son adecuados y cuáles exceden sus posibilidades. La representatividad tampoco debe buscarse mediante la recopilación indiscriminada de información sensible, pues corregir una brecha estadística no justifica ignorar el consentimiento, la finalidad o los derechos colectivos relacionados con los datos.

Transparencia y explicabilidad cumplen funciones diferentes dentro de esta gobernanza. La transparencia permite conocer que se utiliza IA, con qué propósito, bajo la responsabilidad de quién y mediante qué fuentes generales de información, mientras la explicabilidad procura ofrecer razones comprensibles acerca de un resultado determinado; ninguna exige revelar todos los detalles matemáticos a cada usuario, pero sí proporcionar información proporcional a la importancia de la decisión. En aplicaciones de bajo riesgo puede bastar una advertencia sobre el carácter generado del contenido, mientras los usos que afectan derechos requieren criterios, límites, posibilidades de error y procedimientos de revisión mucho más precisos.

La revisión de Gunasekara et al. (2025) muestra que principios como responsabilidad, equidad, privacidad, seguridad, transparencia y supervisión humana aparecen de forma recurrente en los marcos de IA responsable, aunque su formulación general no asegura que se apliquen en la práctica. Convertirlos en decisiones institucionales exige asignar responsables, establecer indicadores, documentar pruebas y definir acciones frente a resultados adversos; una declaración ética sin procedimientos verificables puede mejorar el discurso público de una organización sin modificar la forma en que selecciona, utiliza o controla sus sistemas.

La responsabilidad institucional no debe trasladarse al proveedor ni quedar dispersa entre quienes participan en el proceso. La dirección autoriza el uso y asigna recursos, los equipos técnicos evalúan funcionamiento y seguridad, las áreas jurídicas revisan obligaciones, los profesionales valoran la pertinencia de los resultados y los usuarios comunican problemas, distribución que requiere coordinación para evitar que cada actor suponga que otro responderá ante una falla. También resulta necesario definir quién puede suspender el sistema, corregir datos, comunicar un incidente y reparar a una persona perjudicada.

A partir de una revisión sistemática de la literatura, Batool et al. (2025) organizaron la gobernanza de la IA mediante preguntas relativas a quién ejerce la responsabilidad, qué elementos se gobiernan, cuándo ocurre la intervención y cómo se aplican los mecanismos de control. Este planteamiento resulta útil para organizaciones que no desarrollan modelos propios, ya que contratar una plataforma no elimina su responsabilidad sobre la finalidad de uso, la información introducida ni las decisiones adoptadas a partir de sus resultados; la gobernanza debe abarcar la selección, contratación, configuración, operación, seguimiento y eventual retiro del sistema.

La seguridad necesita contemplarse desde el diseño y mantenerse durante todo el período de utilización. Los controles de acceso, el cifrado, las actualizaciones y la respuesta a incidentes protegen la infraestructura, pero una evaluación completa también debe considerar instrucciones maliciosas, generación de contenido engañoso, extracción de información, suplantación y dependencia de servicios externos. Cuando la organización trabaja con datos educativos,

laborales o administrativos sensibles, las versiones gratuitas y las cuentas personales pueden ofrecer condiciones incompatibles con el nivel de protección requerido.

La continuidad operativa forma parte de esta responsabilidad porque incluso un sistema confiable puede dejar de funcionar debido a fallas de conexión, cambios contractuales, interrupciones del proveedor o aumentos de precio. Mantener procedimientos alternativos, copias controladas de información y posibilidades de migración evita que una institución pierda acceso a funciones esenciales; estas previsiones son especialmente importantes en contextos donde la energía, la conectividad o el soporte técnico no pueden garantizarse de manera permanente. La resiliencia no consiste en impedir cualquier falla, sino en conservar la capacidad de prestar el servicio y recuperar el proceso sin trasladar consecuencias desproporcionadas a sus usuarios.

La autonomía tecnológica introduce consideraciones relacionadas con interoperabilidad, portabilidad y dependencia. Una contratación responsable debería permitir recuperar datos en formatos utilizables, comprender las condiciones de permanencia, sustituir al proveedor y conservar conocimiento institucional sobre el proceso; cuando toda la operación depende de una plataforma cerrada y de personal externo, la adopción puede generar eficiencia inmediata al mismo tiempo que reduce la capacidad futura de decisión. Favorecer estándares abiertos, documentación interna y formación de equipos locales contribuye a la soberanía digital sin exigir que cada país u organización produzca por sí solo todos los componentes tecnológicos.

La evaluación ambiental añade una dimensión que suele quedar fuera de las decisiones institucionales. El entrenamiento y funcionamiento de modelos, el almacenamiento de datos y la renovación de dispositivos consumen energía, agua y materiales, por lo que la elección debería considerar la escala necesaria para la tarea, la vida útil de los equipos y la posibilidad de utilizar sistemas más pequeños o especializados. La herramienta más potente no es necesariamente la más apropiada cuando un modelo de menor tamaño puede cumplir el objetivo con menos costo, menor dependencia y funcionamiento más estable.

La incorporación gradual facilita examinar estas dimensiones antes de ampliar el sistema. Un proyecto piloto debería delimitar usuarios, duración, datos autorizados, resultados esperados y criterios de suspensión, además de comparar el desempeño con el procedimiento anterior; comenzar en pequeña escala no constituye una etapa promocional destinada a confirmar la compra, sino una prueba que puede conducir a modificar, restringir o descartar la solución. Los resultados positivos tampoco deberían evaluarse únicamente mediante ahorro de tiempo, ya que una reducción en la duración del proceso podría acompañarse de errores, pérdida de autonomía o distribución desigual de beneficios.

Papagiannidis et al. (2025) explican que la gobernanza responsable necesita integrarse en el contexto más amplio donde la IA se desarrolla y utiliza, conexión que desplaza la atención desde el modelo aislado hacia las estructuras, actores y prácticas organizacionales. Una herramienta puede superar pruebas técnicas y producir efectos negativos debido a metas inadecuadas, incentivos institucionales, escasa formación o interpretación acrítica de sus resultados; por esta razón, evaluar solo precisión y velocidad deja fuera una parte considerable del riesgo.

El seguimiento debe continuar después de la implementación, puesto que los datos, usuarios, modelos y condiciones de servicio cambian. Las organizaciones necesitan registrar errores e incidentes, revisar periódicamente resultados desagregados por grupos pertinentes, comprobar si las personas utilizan el sistema de la manera prevista y observar si el proveedor modificó el modelo o sus políticas; la ausencia de reclamaciones no demuestra por sí misma que el sistema funcione correctamente, pues los usuarios podrían desconocer que interviene IA o no disponer de un canal accesible para cuestionarla.

Los mecanismos de reclamación y reparación completan la supervisión al proporcionar una vía para corregir decisiones, eliminar información incorrecta o solicitar intervención humana. Deben resultar comprensibles, gratuitos y accesibles para quienes podrían verse afectados, sin exigir conocimientos técnicos ni obligar a demostrar cómo funciona internamente el modelo; cuando la impugnación recae sobre una persona que no puede conocer los datos o

criterios utilizados, la transparencia pierde utilidad práctica. La organización conserva la obligación de investigar el caso, justificar su actuación y adoptar medidas para evitar la repetición del problema.

La alfabetización en IA sostiene el conjunto de estos principios. Directivos y responsables de políticas necesitan comprender implicaciones estratégicas y normativas, los equipos técnicos deben reconocer límites y riesgos de los modelos, los profesionales requieren criterios para revisar resultados y los usuarios deben saber cuándo interactúan con un sistema automatizado y cómo cuestionarlo; una capacitación limitada a redactar instrucciones puede aumentar la frecuencia de uso sin mejorar la protección de datos, la verificación o la capacidad institucional para responder ante fallas. La formación continua resulta preferible a una sesión aislada, porque las herramientas y sus condiciones cambian con rapidez.

Estos principios no conforman una lista que deba aplicarse con idéntica intensidad a cualquier iniciativa, sino un marco para organizar preguntas y responsabilidades de acuerdo con cada contexto.

Tabla 8.

Principios y criterios institucionales para la incorporación responsable de inteligencia artificial

Principio	Pregunta institucional	Expresión práctica
Pertinencia	¿Qué problema concreto resolverá la IA?	Definir finalidad, usuarios y beneficio esperado antes de seleccionar la herramienta
Proporcionalidad	¿Qué daño podría producir un error?	Aumentar controles y revisión según el nivel de impacto
Contextualización	¿El sistema responde al territorio, idioma y marco normativo?	Probarlo con casos, usuarios y datos pertinentes al entorno
Inclusión y accesibilidad	¿Quién podría quedar fuera o recibir peores resultados?	Evaluar acceso, costo, discapacidad, lengua y condiciones de uso
Participación	¿Intervinieron las personas afectadas?	Incorporar usuarios y comunidades desde el diseño hasta la evaluación
Gobernanza de datos	¿Qué información se utiliza y con qué autorización?	Minimizar, proteger, documentar y eliminar datos cuando corresponda

Transparencia	¿Las personas saben que interviene IA y para qué?	Informar finalidad, límites, responsables y posibilidades de revisión
Supervisión humana	¿Una persona puede cuestionar o detener el resultado?	Asignar revisores con conocimientos, tiempo y autoridad efectiva
Responsabilidad	¿Quién responde durante cada etapa?	Distribuir funciones y establecer protocolos de actuación
Seguridad y resiliencia	¿Qué ocurrirá ante una falla o incidente?	Proteger accesos, mantener alternativas y preparar recuperación
Autonomía tecnológica	¿Es posible migrar datos o cambiar de proveedor?	Exigir portabilidad, interoperabilidad y documentación interna
Sostenibilidad	¿Los recursos utilizados son proporcionales al propósito?	Considerar consumo, equipos, escala y alternativas menos exigentes
Evaluación continua	¿El sistema sigue siendo útil, seguro y equitativo?	Medir resultados, registrar incidentes y revisar cambios
Reclamación y reparación	¿Cómo puede una persona impugnar una decisión?	Habilitar canales accesibles, revisión humana y corrección efectiva

Nota. Elaboración propia a partir de UNESCO (2021), Llorens (2023), Batool et al. (2025), Gunasekara et al. (2025) y Papagiannidis et al. (2025).

Las diferencias entre ecosistemas latinoamericanos hacen inviable una fórmula regional única. Una universidad con equipos especializados puede desarrollar auditorías y soluciones locales, mientras una escuela pequeña o un gobierno municipal necesitarán criterios de contratación, servicios compartidos y apoyo externo; la exigencia común no consiste en disponer de idénticos recursos, sino en no utilizar sistemas cuyo alcance supere la capacidad real para comprenderlos, supervisarlos y responder por sus consecuencias. La cooperación entre universidades, Estados, organizaciones sociales y comunidades técnicas puede reducir esta distancia mediante modelos de evaluación compartidos, repositorios, formación y mecanismos regionales de conocimiento.

Una incorporación contextualizada, inclusiva y responsable conserva la innovación como posibilidad, aunque la subordina a propósitos definidos, capacidades verificables y responsabilidades institucionales. La decisión relevante no se limita a aceptar o rechazar la inteligencia artificial, sino que

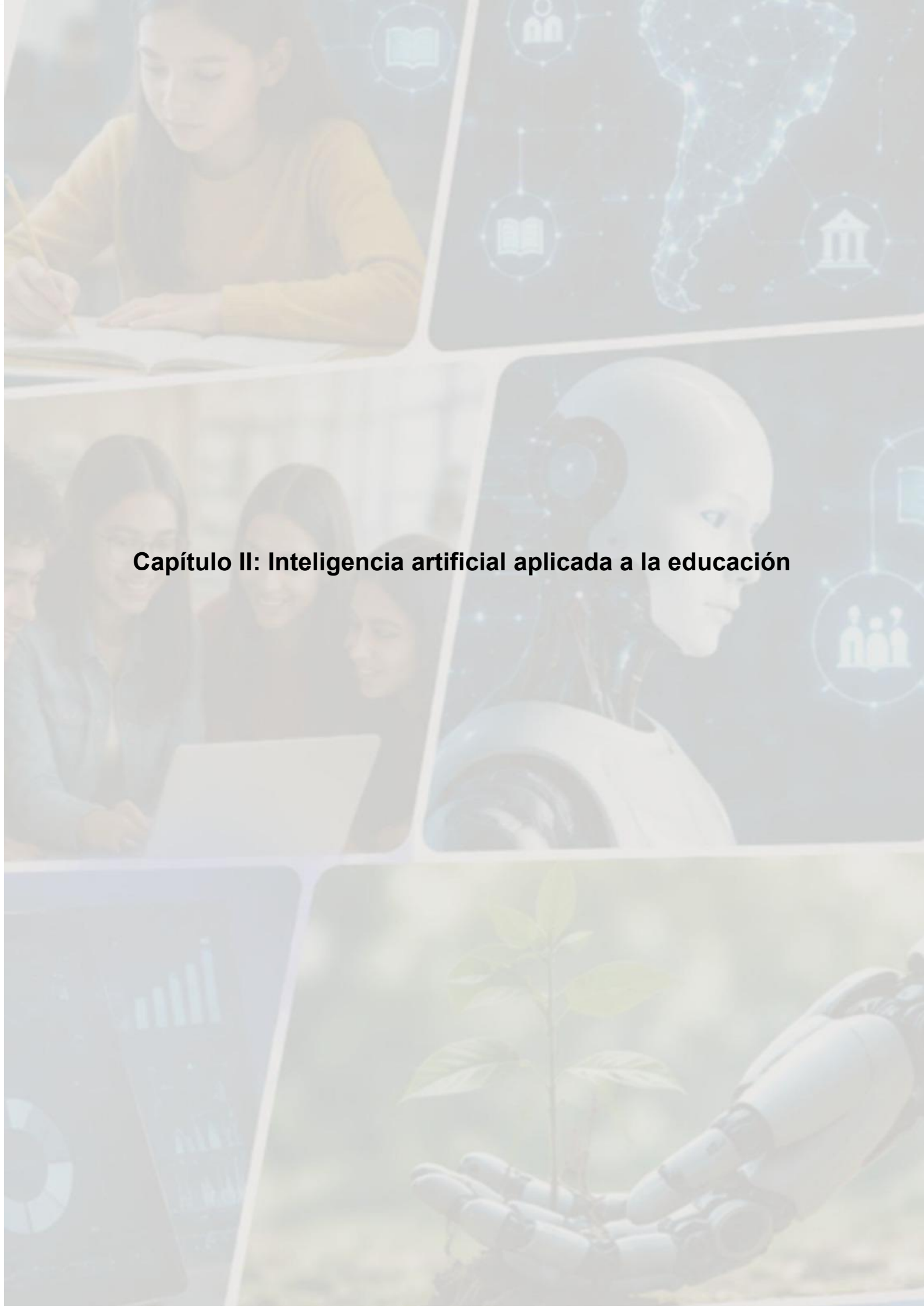
comprende dónde utilizarla, bajo qué condiciones, con qué datos, quién conservará la autoridad y cómo se comprobará que sus resultados contribuyen a las personas y organizaciones de la región; estos criterios integran los componentes conceptuales, tecnológicos, sociales y políticos examinados a lo largo del capítulo y preparan su síntesis final.

1.12. Síntesis del capítulo

Figura 1.

Síntesis del Capítulo I





Capítulo II: Inteligencia artificial aplicada a la educación

Inteligencia artificial aplicada a la educación

2.1. Transformaciones educativas y expansión de la inteligencia artificial

La inteligencia artificial aplicada a la educación posee antecedentes en los sistemas tutoriales, los entornos adaptativos, la evaluación automatizada y los modelos predictivos; sin embargo, durante los últimos años cambió la escala de acceso y la diversidad de funciones disponibles, sobre todo desde la aparición de herramientas generativas capaces de producir textos, imágenes, explicaciones y códigos mediante instrucciones formuladas en lenguaje cotidiano. Esta expansión trasladó la IA desde ámbitos especializados hacia la práctica diaria, aunque su presencia creciente todavía no equivale a una transformación pedagógica consolidada, como advierten Bond et al. (2024) al identificar vacíos éticos, metodológicos y contextuales en buena parte de la investigación disponible.

Bajo la denominación de IA educativa conviven plataformas adaptativas, asistentes conversacionales, sistemas predictivos, generadores de materiales y aplicaciones para automatizar procesos administrativos. La revisión de Chiu et al. (2023) identificó trece funciones distribuidas entre aprendizaje, enseñanza, evaluación y administración, una amplitud que muestra cómo su influencia excede la interacción entre el estudiante y una aplicación para alcanzar también la planificación, el seguimiento académico, la comunicación y la gestión institucional.

En las escuelas, estas herramientas comienzan a utilizarse para preparar materiales, ofrecer explicaciones diferenciadas y proponer ejercicios ajustados a distintos ritmos de aprendizaje, de modo que un contenido puede simplificarse, contextualizarse o presentarse mediante varios formatos. Las posibilidades resultan especialmente útiles en aulas heterogéneas, pero trabajar con estudiantes de menor edad exige supervisar la pertinencia de los recursos, la protección de datos y la comprensión de las respuestas; por ello, Miao y Holmes (2023) recomiendan una integración adecuada a la edad, centrada en la agencia humana y precedida por una validación ética y pedagógica.

En la educación secundaria, el alumnado dispone de mayor autonomía para utilizar asistentes generativos dentro y fuera de la institución, principalmente al resumir, traducir, resolver ejercicios, buscar ideas o preparar borradores. Estas posibilidades amplían el acceso al apoyo inmediato, aunque también dificultan reconocer qué comprendió el estudiante cuando la respuesta generada sustituye el proceso intelectual solicitado; frente a ello, las actividades requieren incorporar contraste de fuentes, justificación de decisiones, corrección de errores y aplicación de conocimientos, en lugar de limitarse a solicitar productos que una plataforma puede elaborar por completo.

Las percepciones del profesorado reflejan una valoración favorable acompañada de reservas. Delgado de Frutos et al. (2024) encontraron que docentes de educación primaria, secundaria y superior reconocen beneficios vinculados con la personalización, el acceso a recursos y la optimización de tareas, mientras señalan problemas de fiabilidad, privacidad, dependencia y capacitación. Estos hallazgos permiten diferenciar el uso instrumental, como generar rápidamente un cuestionario, de una integración pedagógica capaz de modificar objetivos, actividades, mediaciones y evidencias de aprendizaje.

En las universidades, la adopción ha avanzado con rapidez debido al trabajo habitual con documentos, bases de datos, programación y producción académica. Los sistemas generativos pueden apoyar la organización de información, la formulación de preguntas, la revisión formal o la simulación de interlocutores, al mismo tiempo que alteran las condiciones para evaluar la escritura, la argumentación y la resolución de problemas. Aunque Bond et al. (2024) identifican un predominio de sistemas adaptativos y aplicaciones de personalización, también encuentran una distribución geográfica desigual de la investigación, lo que impide trasladar automáticamente sus resultados a universidades con menor infraestructura o conectividad.

La evidencia experimental ofrece razones para explorar estas herramientas sin atribuirles efectos uniformes. El metaanálisis de Deng et al. (2025) encontró asociaciones positivas entre el uso educativo de ChatGPT y el rendimiento académico, ciertos componentes motivacionales y algunas disposiciones de pensamiento superior, pero los resultados variaron según el nivel educativo, el

área, la duración y la modalidad de intervención. Una conversación diseñada para analizar errores o contrastar argumentos plantea demandas cognitivas diferentes de una solicitud destinada a obtener un producto terminado.

La misma herramienta puede ampliar el razonamiento o reducir el esfuerzo intelectual, según la actividad en la cual se incorpore. Cuando el estudiante formula preguntas, examina las respuestas y justifica por qué acepta o rechaza una propuesta, la IA actúa como un apoyo provisional; en cambio, la aceptación automática de sus resultados limita la elaboración de criterios propios. Zhai et al. (2024) relacionan la dependencia excesiva de los sistemas conversacionales con riesgos para la toma de decisiones, el pensamiento crítico y el razonamiento analítico, especialmente cuando los usuarios no detectan alucinaciones, sesgos o inconsistencias.

En América Latina, la incorporación de IA ocurre sobre desigualdades previas de conectividad, equipamiento, formación digital y capacidad institucional. Algunos sistemas cuentan con plataformas públicas y experiencias sostenidas, mientras numerosas comunidades dependen de dispositivos compartidos, conexiones móviles inestables o servicios comerciales cuyo tratamiento de datos no pueden supervisar. Arias et al. (2025) recuerdan que las tecnologías educativas han producido resultados mixtos cuando la infraestructura, la integración pedagógica y el seguimiento no acompañan su implementación, antecedente que impide considerar el acceso técnico como garantía de calidad o equidad.

Los resultados de TALIS 2024 para Brasil, Chile, Colombia y Costa Rica muestran una adopción temprana, aunque desigual. Según Arias (2025) y Giambruno (2025), numerosos docentes ya recurren a la IA para aprender, preparar clases o generar materiales, mientras permanecen menos extendidos los usos relacionados con personalización, inclusión y evaluación automatizada. Este panorama corresponde a una fase centrada en la productividad docente, cuyo tránsito hacia aplicaciones educativas más complejas dependerá de la formación, los criterios institucionales y la capacidad para evaluar sus resultados.

La experiencia de Ceibal, en Uruguay, permite observar estas posibilidades dentro de un ecosistema digital público con trayectoria institucional. Levy et al. (2025) agrupan los usos generativos en preparación de contenidos, explicación,

práctica y retroalimentación, y motivación y exploración; a partir de experiencias desarrolladas en el país, los autores muestran que los patrones de utilización pueden reproducir desigualdades cuando ciertos grupos emplean la IA para automatizar tareas y otros la aprovechan con fines creativos o exploratorios. La mediación docente y la implementación gradual condicionan, por consiguiente, la distribución de sus beneficios.

La expansión de estas tecnologías también modifica el trabajo docente, pero no elimina las responsabilidades asociadas con el conocimiento del alumnado, la interpretación del contexto y la toma de decisiones curriculares. Una respuesta técnicamente correcta puede ser inadecuada para la edad, contradecir el enfoque pedagógico u omitir referentes culturales cercanos; de ahí que el tiempo ahorrado al generar ejemplos, actividades o borradores solo represente una mejora cuando permite fortalecer el acompañamiento, la retroalimentación y la atención de las dificultades.

La transformación educativa vinculada con la IA debe comprenderse como un proceso en el que interactúan tecnologías, normas, competencias profesionales, condiciones materiales y decisiones institucionales. No toda necesidad requiere inteligencia artificial ni toda aplicación generativa mejora el aprendizaje, puesto que su pertinencia depende del problema abordado, los riesgos involucrados y los resultados verificables; bajo este criterio, su incorporación se conecta con la planificación curricular, la adaptación de contenidos, la inclusión, la evaluación y la formación docente que se desarrollarán en los apartados siguientes.

2.2. Planificación curricular y diseño de experiencias de aprendizaje

La planificación curricular organiza las intenciones educativas antes de convertirlas en actividades de aula, pues vincula competencias, objetivos, contenidos, metodologías, recursos y formas de evaluación dentro de una secuencia coherente. La inteligencia artificial puede intervenir en este proceso mediante la búsqueda de alternativas, la generación de borradores, la comparación de estrategias y la adaptación inicial de propuestas; aun así, las decisiones sobre qué enseñar, para qué hacerlo y cómo comprobar el aprendizaje continúan bajo responsabilidad docente, debido a que una

herramienta generativa no conoce por sí misma el currículo vigente, las características reales del grupo ni las condiciones institucionales en las que se desarrollará la experiencia.

El uso pedagógico de la IA comienza con la delimitación de una necesidad y no con la selección de una plataforma. Antes de solicitar una planificación, el docente debe establecer el nivel educativo, el área, la competencia u objetivo, los conocimientos previos, el tiempo disponible y las evidencias que permitirán valorar el aprendizaje. Arias et al. (2025) recomiendan integrar la tecnología a partir de objetivos definidos y una teoría de cambio que explique la relación entre recursos, actividades y resultados esperados; bajo esta lógica, la IA adquiere valor cuando contribuye a resolver un problema pedagógico identificable, no cuando se incorpora únicamente por su novedad.

En la formulación de objetivos, los asistentes generativos pueden sugerir verbos observables, graduar niveles de complejidad o detectar formulaciones demasiado amplias, aunque sus propuestas requieren contrastarse con los aprendizajes prescritos en el currículo. Un objetivo que combina varias habilidades, introduce contenidos no abordados o no puede evaluarse durante el tiempo previsto compromete la coherencia de toda la planificación. La revisión docente debe examinar, por tanto, si la conducta esperada es observable, si el contenido resulta pertinente y si las condiciones de ejecución corresponden con la edad y la trayectoria del alumnado.

Esta revisión adquiere mayor importancia cuando se emplean modelos entrenados con información procedente de otros sistemas educativos. Las denominaciones de las asignaturas, la organización por grados, los estándares de aprendizaje y los enfoques metodológicos varían entre países, de manera que una planificación aparentemente completa puede responder a criterios curriculares ajenos. Incluir en la instrucción los documentos oficiales, destrezas, competencias o indicadores aplicables reduce este problema, pero no elimina la necesidad de verificar cada correspondencia; la IA puede reconocer relaciones lingüísticas entre elementos curriculares sin comprender necesariamente su alcance normativo o pedagógico.

El diseño de experiencias de aprendizaje exige convertir los objetivos en situaciones que movilicen conocimientos, procedimientos y actitudes. En este punto, la IA puede proponer preguntas problematizadoras, estudios de caso, experimentos, debates, proyectos o simulaciones, siempre que reciba información suficiente sobre el contexto y las restricciones de la clase. Chiu et al. (2023) muestran que las aplicaciones educativas de la IA abarcan funciones relacionadas con la enseñanza, el aprendizaje y la evaluación, una articulación que impide valorar una actividad de forma aislada: su pertinencia depende de la relación que mantiene con el objetivo, los apoyos disponibles y la evidencia solicitada.

La secuenciación constituye otra tarea en la que los sistemas generativos pueden servir como apoyo. Una experiencia bien estructurada suele activar conocimientos previos, presentar un desafío alcanzable, facilitar la exploración, incorporar momentos de acompañamiento y conducir hacia una producción o actuación verificable; no obstante, la secuencia debe admitir ajustes según las respuestas del grupo. Cuando la IA genera listas de actividades sin mostrar cómo progresa la demanda cognitiva, el docente necesita reorganizarlas para evitar repeticiones, saltos de dificultad o acumulaciones imposibles de desarrollar dentro del tiempo asignado.

La selección metodológica tampoco debería quedar subordinada a las preferencias del sistema. Aprendizaje basado en proyectos, estudio de casos, aula invertida, trabajo cooperativo o gamificación no son etiquetas intercambiables que puedan añadirse a cualquier planificación, porque cada enfoque exige determinadas condiciones, tiempos y formas de participación. La IA puede ayudar a explorar cuál metodología parece compatible con un objetivo, mientras la elección final debe considerar la experiencia docente, la autonomía del grupo, los recursos disponibles y la posibilidad real de sostener la propuesta durante su implementación.

Una planificación asistida puede incluir actividades diferenciadas para estudiantes que requieren distintos niveles de apoyo, ampliación o representación de la información. Esta capacidad permite generar variantes de una consigna, reorganizar la complejidad de un texto o proponer formas

alternativas de participación, aunque personalizar no equivale a asignar automáticamente una actividad distinta a cada estudiante. Las decisiones deben apoyarse en información educativa pertinente y evitar que datos sensibles sean incorporados en servicios externos; además, la diferenciación necesita conservar objetivos comunes y expectativas altas, sin convertir los apoyos en simplificaciones que reduzcan injustificadamente las oportunidades de aprendizaje.

La evidencia sobre la generación automática de planificaciones aconseja trabajar mediante revisión e iteración. Kalenda et al. (2025) analizaron las percepciones de 59 docentes en formación de áreas STEM, estudios sociales y enseñanza de lenguas; después de examinar planificaciones creadas con ChatGPT, los participantes redujeron su valoración sobre la capacidad del sistema para elaborar propuestas completas y suficientemente detalladas. Las principales debilidades aparecieron en la contextualización, el andamiaje, la atención de la diversidad, los materiales requeridos y la precisión de algunas informaciones, aunque los participantes continuaron reconociendo su utilidad para generar esquemas iniciales e ideas que luego debían revisar.

Estos hallazgos cuestionan la práctica de solicitar una planificación completa mediante una única instrucción y utilizarla sin modificaciones. La interacción resulta más provechosa cuando se divide el trabajo en etapas: primero se revisan los objetivos, después se analizan las evidencias, se construye la secuencia y finalmente se comprueban los recursos, tiempos y apoyos. Cada respuesta puede corregirse mediante nuevas indicaciones, pero la iteración no debe limitarse a pedir más detalles; también requiere aportar criterios pedagógicos, señalar errores y contrastar el resultado con el currículo, puesto que un texto más extenso no necesariamente presenta mayor coherencia.

La evaluación debe incorporarse desde el inicio del diseño, debido a que determina qué desempeño se espera observar y qué información permitirá orientar el aprendizaje. Una herramienta generativa puede sugerir preguntas, rúbricas, listas de cotejo o situaciones de aplicación, aunque estos instrumentos deben corresponder con el nivel cognitivo de los objetivos. Solicitar al alumnado que recuerde definiciones cuando se esperaba analizar un problema, o evaluar

mediante una prueba escrita una competencia construida a través de un proyecto, introduce una ruptura que la presentación formal de la planificación no alcanza a ocultar.

La preparación de experiencias apoyadas por IA también modifica la distribución del tiempo docente. Automatizar el primer borrador de una secuencia puede reducir tareas repetitivas, pero el tiempo recuperado necesita emplearse en revisar la pertinencia, anticipar dificultades, preparar apoyos y observar el aprendizaje durante la clase. Miao y Cukurova (2024) integran la pedagogía con IA dentro de un marco más amplio de competencias docentes que incluye mentalidad centrada en las personas, ética, fundamentos tecnológicos y desarrollo profesional, por lo cual la capacidad de generar materiales representa solo una parte del conocimiento requerido.

En América Latina, la planificación asistida debe ajustarse a escenarios donde la disponibilidad tecnológica cambia entre instituciones e incluso dentro de una misma aula. Una actividad que presupone acceso individual y permanente a un asistente conversacional puede excluir a quienes dependen de equipos compartidos, conectividad limitada o planes móviles; por ello, conviene prever modalidades individuales, grupales y no conectadas que permitan alcanzar el mismo objetivo. Levy et al. (2025) señalan, a partir de experiencias desarrolladas en Uruguay, que el diseño deliberado y la mediación docente son necesarios para impedir que los patrones de uso reproduzcan desigualdades preexistentes.

La cultura, el territorio y las experiencias comunitarias también forman parte de la contextualización. Los sistemas generativos tienden a ofrecer ejemplos ampliamente difundidos en sus datos de entrenamiento, lo que puede desplazar referentes locales, formas de expresión regionales y problemas cercanos al alumnado. El docente puede solicitar adaptaciones vinculadas con su contexto, pero deberá comprobar nombres, datos, prácticas culturales y representaciones sociales; cuando la herramienta desconoce el entorno, la contextualización no puede reducirse al reemplazo superficial de lugares o personajes.

La planificación mediante IA requiere además prever qué función tendrá la herramienta durante la experiencia. Puede utilizarse solo en la preparación docente, incorporarse como objeto de análisis o permitir una interacción directa

del alumnado; cada modalidad supone riesgos, apoyos y resultados diferentes. Si los estudiantes acceden a ella, la consigna debe indicar cuándo pueden utilizarla, qué información no deben proporcionar, cómo verificarán las respuestas y de qué forma declararán su intervención, condiciones que convierten el uso tecnológico en una parte explícita del diseño y no en una práctica paralela fuera de las reglas de la clase.

La relación entre componentes puede organizarse mediante una ruta de revisión que preserve la autoridad curricular del docente:

Tabla 9.

Componentes para revisar una planificación curricular asistida por inteligencia artificial

Componente	Aporte posible de la IA	Revisión docente indispensable
Objetivos de aprendizaje	Sugerir formulaciones y niveles de complejidad	Comprobar correspondencia curricular, pertinencia y viabilidad
Evidencias de aprendizaje	Proponer productos, desempeños e instrumentos	Verificar que permitan demostrar el objetivo previsto
Secuencia didáctica	Generar actividades y alternativas metodológicas	Revisar progresión, tiempos, recursos y carga cognitiva
Contextualización	Adaptar ejemplos, problemas y situaciones	Confirmar exactitud, relevancia territorial y respeto cultural
Atención a la diversidad	Proponer apoyos y distintas formas de participación	Evitar simplificaciones, etiquetas y exposición de datos sensibles
Evaluación	Elaborar borradores de preguntas, rúbricas o listas de cotejo	Validar criterios, niveles de logro y coherencia con las actividades
Uso estudiantil de IA	Sugerir momentos de interacción y verificación	Establecer límites, mediación, transparencia y alternativas de acceso

Nota. Elaboración propia a partir de criterios de planificación curricular y diseño pedagógico asistido por IA.

La IA funciona mejor dentro de la planificación cuando amplía las alternativas disponibles sin desplazar el análisis profesional. Una propuesta curricular sigue necesitando coherencia entre objetivos, actividades y evaluación, conocimiento del grupo, viabilidad material y capacidad de adaptación durante la clase; al

situar estos criterios antes, durante y después de la interacción con la herramienta, el docente conserva el control pedagógico y utiliza la generación automatizada como apoyo para diseñar experiencias contextualizadas, no como sustituto de la planificación.

2.3. Generación y adaptación de contenidos educativos

La producción de contenidos educativos comprende algo más que redactar textos o reunir imágenes, ya que cada recurso debe responder a un propósito, un nivel de complejidad, un área curricular y una forma prevista de utilización. La inteligencia artificial generativa amplía las posibilidades de este trabajo al crear explicaciones, ejemplos, preguntas, guiones, ilustraciones y materiales audiovisuales a partir de instrucciones escritas; sin embargo, la velocidad de generación no garantiza exactitud ni valor pedagógico, de modo que todo resultado debe tratarse como un borrador sujeto a revisión.

Los sistemas generativos pueden intervenir en distintas etapas de la preparación de materiales, desde la búsqueda de ideas hasta la elaboración de versiones adaptadas. Qian (2025), después de revisar las aplicaciones pedagógicas documentadas durante los primeros años posteriores a la aparición de ChatGPT, identifica usos vinculados con textos, imágenes, audio, video, creatividad y autonomía del aprendizaje. Esta diversidad permite combinar formatos dentro de una misma experiencia, aunque también exige seleccionar solo aquellos recursos que facilitan el aprendizaje previsto y no los que añaden complejidad o atractivo visual sin una función definida.

En la generación de textos, la IA puede proponer lecturas introductorias, estudios de caso, diálogos, relatos, instrucciones y ejemplos relacionados con una temática. Para obtener resultados utilizables, la solicitud necesita precisar el nivel educativo, la extensión, el propósito, los conceptos obligatorios y el tipo de lenguaje esperado; aun con estas indicaciones, la revisión docente debe comprobar la exactitud conceptual, la correspondencia curricular y la ausencia de información inventada. Un texto fluido puede contener errores difíciles de advertir, sobre todo cuando aborda acontecimientos locales, normas, datos estadísticos o conocimientos especializados.

La transformación de un contenido ya verificado suele ofrecer mayor seguridad que la generación desde cero. El docente puede proporcionar una fuente autorizada y pedir una síntesis, un glosario, una secuencia explicativa o preguntas de comprensión, manteniendo siempre la comparación con el documento original. Este procedimiento reduce la posibilidad de incorporar afirmaciones ajenas al contenido de referencia, pero no la elimina, pues los modelos pueden omitir matices, alterar relaciones causales o convertir una interpretación discutible en una afirmación concluyente.

La simplificación textual constituye una de las aplicaciones con mayor interés para la atención de diferentes niveles lectores. Puede incluir el reemplazo de vocabulario poco frecuente, la reducción de estructuras sintácticas complejas, la explicación de términos y la reorganización de ideas, sin que ello implique suprimir los conceptos esenciales. Bahrainian et al. (2024) comprobaron avances en simplicidad, corrección y fluidez mediante un modelo de adaptación textual evaluado con métricas automáticas y revisión humana; sus resultados muestran las posibilidades técnicas del proceso, aunque la validación educativa requiere examinar además si el estudiante comprende la versión producida.

Adaptar un texto no significa reducir indiscriminadamente su extensión ni sustituir todas las palabras complejas. Algunos términos forman parte del aprendizaje disciplinar y necesitan conservarse junto con explicaciones, ejemplos o apoyos visuales, mientras una simplificación excesiva puede eliminar relaciones conceptuales necesarias. La versión adaptada debe mantener el significado central, la precisión y la secuencia argumentativa; cuando una de estas dimensiones se pierde, el material puede resultar más fácil de leer, pero menos útil para aprender.

La adecuación al grado escolar presenta dificultades adicionales. Una instrucción como “explique para estudiantes de quinto año” no asegura que el vocabulario, la extensión de las oraciones y la profundidad conceptual correspondan realmente con ese nivel. Oh et al. (2026) encontraron que los modelos generales tienden a producir respuestas por encima de la capacidad de comprensión solicitada, mientras un sistema ajustado específicamente por niveles mejoró en 35,64 puntos porcentuales la correspondencia con el grado sin

disminuir la exactitud. La adaptación mediante instrucciones ordinarias continúa necesitando, por tanto, una revisión apoyada en el conocimiento del alumnado y no solo en indicadores automáticos de legibilidad.

Los contenidos también pueden transformarse entre formatos. Una lectura puede convertirse en una infografía, una explicación oral, una historieta, una línea de tiempo o un conjunto de tarjetas; esta multimodalidad favorece distintas formas de acceso, aunque cada conversión introduce riesgos particulares. Las imágenes generadas pueden representar de manera incorrecta un proceso científico, las líneas de tiempo pueden alterar fechas, las narraciones de audio pueden pronunciar mal términos locales y las infografías suelen simplificar en exceso información que requiere relaciones más detalladas.

Cuando se producen recursos visuales, la instrucción debe definir composición, orientación, jerarquía, textos exactos, paleta cromática y nivel de detalle. El docente necesita revisar legibilidad, fidelidad conceptual, proporciones y correspondencia entre imagen y explicación, además de observar si aparecen estereotipos culturales, de género, origen étnico, discapacidad o condición socioeconómica. Una representación visual atractiva puede transmitir información equivocada con mayor fuerza que un texto, por lo cual su calidad estética nunca sustituye la validación del contenido.

La generación de actividades forma parte del mismo proceso de producción. Los asistentes pueden elaborar problemas, ejercicios, preguntas de discusión, juegos, prácticas guiadas y situaciones de aplicación, pero el material debe corresponder con el objetivo y el momento de la secuencia. Solicitar variaciones de dificultad resulta útil cuando se distinguen los cambios esperados: menor cantidad de datos, incorporación de apoyos, aumento de pasos, aplicación en un contexto nuevo o demanda de justificación; limitarse a pedir versiones “fáciles, medias y difíciles” suele producir diferencias superficiales basadas únicamente en la extensión.

La revisión de Romani et al. (2025) identifica la producción de textos, música, imágenes, videos, cuestionarios y recursos interactivos entre las aplicaciones de la IA generativa para diseñar experiencias de aprendizaje. Los autores también reúnen preocupaciones vinculadas con privacidad, sesgos, autenticidad y

dependencia tecnológica, condiciones que afectan tanto el proceso de elaboración como el uso posterior del material. Un contenido generado puede ahorrar tiempo al docente, aunque el ahorro desaparece cuando la instrucción fue imprecisa o la revisión exige corregir errores estructurales.

La traducción amplía el acceso a materiales en lenguas distintas, especialmente cuando una comunidad educativa necesita comunicarse con familias o estudiantes que utilizan otro idioma. Los sistemas actuales pueden ofrecer versiones iniciales con rapidez, pero las expresiones culturales, los tecnicismos, los nombres propios y las variedades regionales requieren verificación humana. En contextos interculturales o con lenguas originarias, el riesgo aumenta por la menor representación de estas lenguas en los datos de entrenamiento, de modo que la participación de hablantes competentes resulta indispensable antes de utilizar públicamente el contenido.

La contextualización territorial enfrenta un problema semejante. Los modelos suelen recurrir a ejemplos frecuentes en sus bases de entrenamiento, incluso cuando se les solicita una situación latinoamericana o una comunidad específica; pueden inventar costumbres, confundir divisiones administrativas o utilizar vocabulario ajeno al país. Levy et al. (2025) muestran, a partir de la experiencia uruguaya, que los usos educativos de la IA no son neutrales y dependen del diseño, la mediación y las condiciones de implementación. Incorporar referentes locales exige aportar fuentes, describir el contexto y validar la propuesta con personas que lo conozcan.

La adaptación de contenidos para estudiantes con necesidades específicas puede incluir instrucciones fragmentadas, apoyos visuales, vocabulario anticipado, ejemplos concretos, lectura fácil o distintas modalidades de respuesta. Estas alternativas favorecen el acceso cuando se diseñan a partir de barreras identificadas, pero no deberían elaborarse utilizando diagnósticos, informes psicopedagógicos ni datos personales en plataformas externas. La información necesaria puede expresarse mediante características funcionales — requiere instrucciones de un paso, reconoce números hasta determinada cantidad o necesita mayor contraste visual— sin revelar la identidad ni antecedentes sensibles del estudiante.

El contenido adaptado tampoco debe convertirse en una ruta curricular paralela de menor exigencia. Facilitar el acceso implica modificar la representación, los apoyos o la forma de participación mientras se conserva, cuando resulte posible, el núcleo del aprendizaje. Si la IA recibe instrucciones centradas únicamente en “hacer más fácil” una actividad, tenderá a reducir la cantidad y la complejidad; en cambio, cuando se especifican la barrera, el objetivo común y los apoyos admitidos, puede proponer alternativas que mantengan una demanda cognitiva pertinente.

La generación automatizada plantea además cuestiones de autoría y propiedad intelectual. No debe solicitarse la reproducción de obras protegidas ni presentarse como creación propia un contenido derivado de una fuente sin reconocimiento, mientras los materiales producidos necesitan revisarse para detectar fragmentos, personajes o estilos reconocibles. Miao y Holmes (2023) incluyen la propiedad intelectual, la privacidad y la transparencia entre los asuntos que deben resolverse al incorporar IA generativa en educación, lo que obliga a registrar las fuentes utilizadas y diferenciar el material original de las adaptaciones realizadas.

Una práctica verificable conserva el texto o documento de partida, la instrucción empleada, la respuesta obtenida y las modificaciones introducidas por el docente. Este registro facilita identificar errores, reconstruir decisiones y actualizar el recurso cuando cambian los contenidos curriculares; también evita que una planificación dependa de una respuesta que no puede reproducirse o cuya procedencia se desconoce. La trazabilidad resulta especialmente necesaria en materiales institucionales compartidos entre varios docentes. La revisión puede organizarse mediante criterios comunes que permitan comprobar cada recurso antes de utilizarlo.

Tabla 10.

Criterios para validar contenidos educativos generados o adaptados mediante inteligencia artificial

Criterio	Pregunta de comprobación	Acción docente
Exactitud	¿Los conceptos, datos y relaciones son correctos?	Contrastar con fuentes verificables y documentos curriculares
Pertinencia	¿El contenido responde al objetivo y al nivel educativo?	Ajustar profundidad, extensión y vocabulario
Conservación del significado	¿La adaptación mantiene las ideas esenciales?	Comparar la versión producida con el material original
Accesibilidad	¿Reduce una barrera sin disminuir innecesariamente la exigencia?	Incorporar apoyos y conservar el núcleo del aprendizaje
Contextualización	¿Los ejemplos corresponden con el entorno del alumnado?	Revisar referentes culturales, territoriales y lingüísticos
Representación	¿Evita estereotipos, exclusiones o imágenes engañosas?	Examinar lenguaje, personajes, roles y recursos visuales
Autoría	¿Se reconocen las fuentes y transformaciones realizadas?	Registrar procedencia, adaptación y participación de IA
Privacidad	¿El proceso evita exponer datos personales o sensibles?	Utilizar descripciones funcionales y anonimizar la información
Usabilidad	¿El recurso puede utilizarse con el tiempo y los medios disponibles?	Probarlo antes de la clase y preparar una alternativa

Nota. Elaboración propia a partir de criterios pedagógicos, éticos y técnicos para la producción asistida de recursos.

La participación docente se concentra en definir, seleccionar, comprobar y contextualizar, no solamente en corregir la redacción final. La revisión de Qian (2025) reconoce que la IA generativa puede fortalecer creatividad y autonomía, pero advierte sobre la externalización de habilidades cognitivas y metacognitivas cuando se utiliza sin mediación. Generar múltiples versiones de un contenido aporta valor si permite tomar mejores decisiones pedagógicas; cuando

reemplaza la lectura, la verificación o el conocimiento disciplinar, la producción aumenta mientras su confiabilidad disminuye.

La incorporación responsable de IA en la creación de contenidos sigue una secuencia que parte de una fuente o necesidad definida, formula criterios precisos, produce un borrador y lo somete a validación disciplinar, pedagógica, cultural y técnica. El material resultante debe probarse en la práctica, observar cómo lo interpreta el alumnado y ajustarse según las dificultades encontradas, pues la adaptación no concluye cuando el sistema entrega una respuesta, sino cuando el recurso permite acceder al aprendizaje previsto dentro del contexto real de uso.

2.4. Personalización, acompañamiento e inclusión educativa

Integra el aprendizaje personalizado, el seguimiento individual y la atención de necesidades educativas específicas.

La personalización del aprendizaje busca ajustar apoyos, ritmos, actividades y formas de participación sin fragmentar al grupo en itinerarios aislados ni reducir el currículo a preferencias individuales. La inteligencia artificial amplía las posibilidades de este enfoque al procesar respuestas, reconocer patrones y proponer recursos diferenciados; aun así, los datos disponibles solo representan una parte del estudiante, mientras sus intereses, emociones, relaciones y condiciones familiares requieren una comprensión situada que no puede derivarse de un perfil algorítmico.

Conviene distinguir personalización, adaptación e individualización, porque no siempre describen el mismo proceso. La adaptación modifica determinados componentes de una actividad, la individualización organiza apoyos específicos y la personalización incorpora mayor participación del estudiante en las decisiones sobre su aprendizaje; cuando un sistema selecciona automáticamente el siguiente ejercicio según aciertos y errores, ofrece una ruta adaptativa, aunque no necesariamente reconoce los objetivos personales, la cultura o las formas de colaboración que intervienen en la experiencia educativa.

Los sistemas tutoriales inteligentes representan una de las aplicaciones más estudiadas, pues modelan el desempeño, ofrecen pistas y ajustan la secuencia de tareas. La revisión de Létourneau et al. (2025), que reunió 28 investigaciones y 4597 estudiantes de educación escolar, encontró efectos generalmente positivos sobre aprendizaje y rendimiento; sin embargo, estos se redujeron al comparar los tutores inteligentes con otros sistemas tutoriales y no pudieron generalizarse con amplitud debido a la variedad de diseños, tiempos y grupos participantes.

La personalización efectiva no depende únicamente de la precisión técnica del sistema, sino de la manera en que distribuye la iniciativa entre docentes, estudiantes y tecnología. Li et al. (2025) encontraron, en su metaanálisis sobre educación STEM, mejores resultados cuando la IA se combinó con participación docente, proyectos y colaboración; los modelos completamente automatizados ofrecieron menos oportunidades de interacción humana que aquellos donde el alumnado podía tomar decisiones y trabajar con sus pares. Esta evidencia sitúa la tecnología dentro de una estructura pedagógica híbrida, no como una ruta independiente que sustituya la enseñanza.

Los datos generados durante la actividad pueden ayudar a reconocer errores recurrentes, periodos prolongados de inactividad o contenidos que requieren refuerzo. Para que esa información favorezca el acompañamiento, el docente necesita interpretar qué ocurre detrás del indicador: una disminución en la participación puede relacionarse con incompreensión, problemas de conectividad, cansancio, ausencia temporal o dificultad para utilizar la interfaz. El dato señala una situación que merece atención, pero no explica por sí solo su causa ni determina la intervención adecuada.

El acompañamiento educativo incluye orientación, retroalimentación, escucha y construcción progresiva de autonomía, dimensiones que un asistente conversacional puede apoyar mediante explicaciones disponibles en distintos momentos. Sus respuestas inmediatas resultan útiles cuando el estudiante necesita aclarar un concepto o practicar, aunque la interacción continua con una aplicación puede generar dependencia si no incorpora pausas para resolver, justificar y revisar sin ayuda. El propósito no consiste en mantener al alumnado

permanentemente asistido, sino en retirar apoyos de manera gradual conforme aumenta su capacidad para actuar por cuenta propia.

La retroalimentación personalizada requiere referirse al trabajo realizado y señalar caminos de mejora sin resolver completamente la tarea. Un sistema puede producir comentarios rápidos, pero necesita información sobre el objetivo, los criterios y el nivel esperado; si solo recibe el producto final, tenderá a elaborar observaciones genéricas o a concentrarse en aspectos superficiales. El docente deberá comprobar que la respuesta sea comprensible, específica y accionable, mientras conserva para sí las decisiones que afectan calificaciones, promoción o medidas de apoyo.

La inclusión educativa plantea un alcance más amplio que la personalización, pues busca transformar las condiciones que dificultan el acceso, la participación y el aprendizaje. Desde este enfoque, la IA puede colaborar en la conversión de texto a voz, el reconocimiento del habla, la descripción de imágenes, la simplificación lingüística, la predicción de palabras, la traducción y la organización de tareas; cada recurso responde a barreras diferentes, por lo cual su selección debería basarse en necesidades funcionales y no únicamente en diagnósticos o categorías generales.

La evidencia disponible sobre estudiantes con discapacidad resulta prometedora, aunque todavía presenta limitaciones. Zhang et al. (2026) analizaron 29 estudios experimentales y cuasiexperimentales sobre intervenciones basadas en IA, considerando rendimiento académico, habilidades socioemocionales, funciones de la tecnología e intervención de docentes, familias o compañeros. La participación de otros actores aparece como una dimensión relevante porque el efecto educativo no procede exclusivamente de la herramienta, sino de las interacciones y apoyos contruidos alrededor de ella.

En educación superior, los propios estudiantes con discapacidad utilizan IA generativa para reescribir, organizar y revisar textos. Zhao et al. (2025), mediante una encuesta a 124 participantes con condiciones que afectaban la escritura —entre ellas dislexia, dispraxia, autismo y trastorno por déficit de atención e hiperactividad—, identificaron un uso extendido de chatbots y aplicaciones de reformulación; junto con sus beneficios, aparecieron preocupaciones por la

inexactitud, la integridad académica y los costos de suscripción. Una política que prohíba estas herramientas sin considerar su función de apoyo puede afectar de manera desproporcionada a quienes las emplean para superar barreras de expresión.

Reconocer un uso asistivo no significa aceptar cualquier intervención sin transparencia. La institución necesita diferenciar entre apoyo para organizar ideas, corrección lingüística, generación de contenido y sustitución de una competencia que debe evaluarse; estas distinciones deben comunicarse antes de la actividad, ofrecer alternativas equivalentes y evitar que el estudiante tenga que revelar públicamente su condición para solicitar una adaptación. El criterio central se relaciona con el objetivo evaluado: si se valora el razonamiento, un apoyo de escritura puede ser compatible; si se evalúa precisamente la producción lingüística, la asistencia requerirá límites diferentes.

La selección de herramientas inclusivas exige comprobar accesibilidad, protección de datos, funcionamiento en dispositivos disponibles y compatibilidad con tecnologías de apoyo. Linsenmayer (2025) advierte que las soluciones destinadas a estudiantes con necesidades educativas específicas deben implementarse mediante diseño ético, investigación, monitoreo, seguridad y rendición de cuentas. Una aplicación que promete personalización, pero presenta barreras para lectores de pantalla, exige movimientos precisos o utiliza instrucciones confusas, puede añadir dificultades en lugar de reducirlas.

La creación de perfiles merece especial cautela, debido a que una predicción formulada a partir del desempeño anterior puede condicionar las oportunidades futuras. Si un sistema clasifica a un estudiante como de bajo rendimiento y le asigna permanentemente tareas elementales, el apoyo termina limitando su acceso a desafíos de mayor complejidad; además, los datos utilizados para construir el perfil pueden reflejar ausencias, problemas tecnológicos o condiciones temporales que el algoritmo interpreta como características estables. La recomendación automatizada debe permanecer abierta a revisión, permitir que el estudiante avance y mostrar al docente los criterios que influyeron en la decisión.

Tampoco conviene organizar la personalización alrededor de supuestos estilos de aprendizaje rígidos. Presentar siempre imágenes a un estudiante etiquetado como visual o evitar actividades orales porque tuvo dificultades en una ocasión reduce la variedad de experiencias necesarias para desarrollar nuevas capacidades. La IA resulta más útil cuando ofrece múltiples representaciones y apoyos flexibles, disponibles para todo el grupo, que cuando asigna categorías permanentes cuya validez el estudiante desconoce y no puede cuestionar.

En los contextos latinoamericanos, la inclusión digital condiciona cualquier propuesta de acompañamiento mediante IA. Tapara Yupanqui et al. (2025), a partir de entrevistas con treinta docentes universitarios del altiplano peruano, encontraron barreras asociadas con infraestructura, formación, acceso a dispositivos y conectividad; las dificultades culturales y lingüísticas también limitaron la personalización, especialmente en comunidades quechuas y aymaras. Una herramienta disponible solo en conexión permanente, en una lengua dominante o mediante suscripción puede ampliar la distancia entre quienes acceden a apoyos avanzados y quienes permanecen fuera de ellos.

Las percepciones de estudiantes peruanos recogidas por Castro et al. (2025) muestran una tensión semejante: los participantes valoraron la autonomía, la escritura y el acceso a información, pero expresaron preocupación por la dependencia, la falta de marcos éticos y las desigualdades entre usuarios. El acceso no se limita a poseer un dispositivo, pues también comprende conectividad estable, competencias digitales, posibilidad de pagar servicios, conocimiento para evaluar respuestas y apoyo institucional cuando la herramienta falla.

La personalización debe conservar espacios de aprendizaje común. Si cada estudiante recibe contenidos, secuencias y ejercicios diferentes, se debilitan la conversación colectiva, la cooperación y la construcción de referencias compartidas; una organización equilibrada combina objetivos comunes con apoyos variables, momentos individuales con actividades grupales y recomendaciones tecnológicas con decisiones negociadas. La diversidad no requiere separar permanentemente, sino ampliar las vías para participar en una experiencia educativa compartida.

El acompañamiento docente se fortalece cuando la información producida por la IA se utiliza para formular preguntas y no para emitir conclusiones definitivas. Ante un patrón de errores, el profesor puede conversar con el estudiante, observar cómo resuelve una tarea y contrastar la recomendación con otras evidencias; de esta manera, el análisis automatizado amplía la mirada sin sustituir el juicio profesional. Las decisiones de mayor impacto necesitan participación humana, posibilidad de revisión y una explicación comprensible para las personas afectadas.

Tabla 11.

Usos de la inteligencia artificial para personalización, acompañamiento e inclusión

Necesidad educativa	Apoyo posible de la IA	Condición de uso
Diferentes ritmos de avance	Ajuste de práctica, pistas y nivel de dificultad	Mantener oportunidades de progresión y evitar rutas rígidas
Dificultades de comprensión	Explicaciones alternativas, ejemplos y glosarios	Verificar precisión, edad y correspondencia curricular
Barreras de lectura	Texto a voz, simplificación y reorganización visual	Conservar conceptos esenciales y comprobar accesibilidad
Barreras de escritura	Predicción de palabras, dictado y apoyo en la organización	Definir qué asistencia es compatible con el objetivo
Discapacidad visual	Descripción de imágenes y navegación por voz	Revisar exactitud de los textos alternativos
Discapacidad auditiva	Transcripción, subtítulos y conversión de formatos	Corregir nombres, términos técnicos y errores de reconocimiento
Seguimiento del aprendizaje	Detección de patrones y alertas de dificultad	Contrastar datos con observación y conversación
Acompañamiento autónomo	Tutoría conversacional y retroalimentación inmediata	Incorporar verificación y retirada gradual del apoyo
Diversidad lingüística	Traducción y adaptación inicial de recursos	Validar con hablantes competentes y referentes culturales
Conectividad limitada	Preparación previa de recursos adaptados	Ofrecer versiones descargables, impresas o no conectadas

Nota. Elaboración propia a partir de criterios de inclusión, accesibilidad, acompañamiento y supervisión humana.

Personalizar mediante IA implica ampliar las respuestas disponibles sin convertir al estudiante en una suma de datos, mientras incluir exige revisar quién puede acceder, participar y beneficiarse en condiciones justas. La tecnología aporta apoyos valiosos cuando se integra con objetivos comunes, observación docente, participación del alumnado y protección de su información; bajo estas condiciones, el acompañamiento conserva su carácter relacional y la automatización queda subordinada al derecho de cada estudiante a aprender sin ser reducido a una predicción.

2.5. Evaluación, retroalimentación y seguimiento del aprendizaje

La evaluación educativa permite recoger evidencias, interpretarlas y tomar decisiones sobre el aprendizaje, de ahí que la incorporación de inteligencia artificial no pueda limitarse a acelerar la calificación, sino que deba analizarse según la calidad de la información obtenida, la correspondencia con los objetivos curriculares y las consecuencias que cada resultado tendrá para el estudiante.

Dentro del diseño de instrumentos, los sistemas generativos pueden proponer preguntas, problemas, rúbricas, listas de cotejo y escalas de valoración, aunque estas producciones solo adquieren utilidad después de comprobar su claridad, dificultad, precisión conceptual y pertinencia cultural, pues una presentación formalmente correcta puede ocultar distractores inconsistentes, criterios ambiguos o actividades desconectadas del aprendizaje que se pretende valorar.

La generación asistida resulta más controlable cuando el docente incorpora el contenido autorizado, la competencia, el nivel educativo, las condiciones de aplicación y el razonamiento esperado, junto con una solicitud de justificación para cada pregunta; aún bajo estas condiciones, Zhao et al. (2024), tras revisar 19 estudios empíricos, sostienen que la expansión de la IA generativa obliga a reconsiderar las prácticas evaluativas, pero la evidencia disponible todavía no respalda una adopción indiscriminada.

Su utilización resulta especialmente pertinente en la evaluación formativa, donde cuestionarios breves, simulaciones, ejercicios comentados y preguntas de comprobación permiten reconocer dificultades mientras todavía existe tiempo

para intervenir, siempre que los resultados conduzcan a reorganizar una explicación, proporcionar apoyo, modificar la secuencia o abrir una nueva oportunidad de práctica, en vez de convertirse en registros sin consecuencias pedagógicas.

La retroalimentación automatizada ofrece rapidez, disponibilidad y posibilidad de realizar varios intentos sin aumentar proporcionalmente la carga docente; al revisar diez estudios empíricos desarrollados en educación superior, Lee y Moore (2024) encontraron aplicaciones relacionadas con apoyo cognitivo, comunicación, accesibilidad y reducción de tareas rutinarias, aunque situaron la integración con la enseñanza humana como condición para sostener su utilidad.

Para favorecer una mejora concreta, los comentarios deben relacionarse con criterios conocidos, reconocer aspectos logrados y orientar acciones posteriores, evitando indicaciones genéricas como “profundice el análisis” o “mejore la claridad”, cuya amplitud impide identificar dónde se encuentra la dificultad, qué modificación resulta necesaria y de qué manera el estudiante podrá comprobar que su nueva versión responde a lo solicitado.

La inmediatez tampoco garantiza mejores resultados en todas las actividades, ya que el desarrollo de autorregulación puede requerir un periodo de análisis individual, consulta de materiales o intercambio entre pares antes de recibir ayuda; cuando una respuesta aparece ante cada dificultad, el estudiante corre el riesgo de depender del apoyo sin sostener el esfuerzo necesario para ensayar una solución propia.

Los comentarios generados y los ofrecidos por el profesorado atienden necesidades distintas: a partir de una encuesta aplicada a 6960 estudiantes de cuatro universidades australianas, Henderson et al. (2025) encontraron que la rapidez, el volumen y la facilidad de acceso favorecían la consulta de herramientas generativas, mientras la retroalimentación docente era considerada más útil y confiable debido a su conocimiento disciplinar, contextual y personal.

La disponibilidad de comentarios no asegura que estos sean comprendidos ni aplicados, como muestra el estudio de Jin et al. (2025) sobre una herramienta que combinaba analítica del aprendizaje con explicaciones generativas, cuyo

uso durante el semestre fue moderado porque parte del alumnado consideró que las respuestas no coincidían con sus expectativas o repetían información que ya comprendía.

Fortalecer la alfabetización en retroalimentación supone enseñar a interpretar, valorar y aplicar las observaciones recibidas, de modo que la IA puede explicar un criterio, ofrecer ejemplos o transformar los comentarios en preguntas de revisión, mientras el estudiante conserva la responsabilidad de decidir cuáles sugerencias acepta, por qué las considera pertinentes y cómo influyen en la nueva versión de su trabajo.

La calificación automatizada plantea exigencias mayores por sus efectos académicos: en respuestas cerradas, procedimientos delimitados o ejercicios de programación puede agilizar la corrección y clasificar errores, mientras en ensayos, proyectos, producciones artísticas o desempeños complejos encuentra dificultades para interpretar creatividad, contexto, originalidad y calidad argumentativa, lo que obliga a mantener supervisión humana.

Antes de utilizar una puntuación generada para decisiones relevantes, la institución debería comprobar su concordancia con evaluadores humanos, estabilidad ante distintas formulaciones, comportamiento entre grupos y capacidad para explicar los criterios aplicados; además, el estudiante necesita disponer de una vía de revisión, porque la precisión numérica de un resultado no garantiza validez, imparcialidad ni consistencia.

La IA generativa también modifica la autoría de las evidencias, pues una tarea centrada exclusivamente en entregar un texto puede terminar evaluando tanto la competencia prevista como la habilidad para solicitar y editar respuestas automatizadas; frente a esta dificultad, conviene combinar borradores, exposiciones, resolución en clase, registros de decisiones, defensa oral y transferencia del conocimiento a situaciones nuevas, evitando que la comprobación dependa de detectores poco concluyentes.

En el seguimiento del aprendizaje, la IA puede procesar participación, entregas, resultados, intentos, rutas de navegación y solicitudes de ayuda para reconocer patrones difíciles de advertir manualmente; Jimbo et al. (2023), mediante una revisión de 74 estudios, identificaron las redes neuronales y los árboles de

decisión entre las técnicas más empleadas para analizar y predecir el rendimiento académico en educación superior.

Estas predicciones deben interpretarse como probabilidades sujetas a comprobación, debido a que una disminución de actividad puede responder a dificultades académicas, conectividad irregular, ausencias justificadas, responsabilidades familiares o formas de trabajo no registradas por la plataforma; por ello, una alerta debería iniciar la conversación y la observación docente, nunca producir automáticamente una etiqueta o una consecuencia académica.

La recolección de datos necesita limitarse a la información indispensable para el propósito educativo, comunicando qué se registra, quién puede consultarlo y durante cuánto tiempo se conservará, ya que acumular cada interacción aumenta los riesgos para la privacidad sin asegurar una comprensión más completa del aprendizaje, especialmente cuando los indicadores sensibles pueden reproducir desigualdades ya presentes en el sistema.

En América Latina, las diferencias de infraestructura condicionan la interpretación de la analítica: un estudiante con acceso intermitente puede aparecer como menos comprometido, mientras una institución con plataformas integradas produce registros más amplios que otra apoyada en materiales impresos o comunicaciones dispersas, situación que impide comparar trayectorias sin reconocer cómo fueron generados los datos.

La evaluación asistida deberá conservar modalidades alternativas para quienes enfrentan barreras de conectividad, discapacidad o acceso económico, ofrecer explicaciones comprensibles sobre los criterios, permitir la corrección de datos equivocados y garantizar revisión humana cuando exista desacuerdo, de manera que la eficiencia operativa no sustituya la transparencia ni el derecho a cuestionar decisiones.

Tabla 12.

Criterios para integrar inteligencia artificial en la evaluación y el seguimiento

Proceso	Aporte posible de la IA	Control necesario
Diseño de instrumentos	Generación de preguntas, rúbricas y casos	Validar alineación, dificultad, claridad y pertinencia
Evaluación formativa	Ejercicios frecuentes y detección de errores	Transformar los resultados en decisiones pedagógicas
Retroalimentación	Comentarios rápidos y personalizados	Vincularlos con criterios y acciones de mejora
Revisión de borradores	Sugerencias sobre estructura, lenguaje y contenido	Preservar las decisiones del estudiante y verificar exactitud
Respuestas cerradas	Corrección y clasificación de errores	Revisar claves, excepciones y funcionamiento
Respuestas abiertas	Comparación preliminar con criterios	Mantener supervisión humana y posibilidad de revisión
Seguimiento	Visualización de avances, intentos y participación	Interpretar los datos dentro del contexto
Alertas tempranas	Reconocimiento de patrones de riesgo	Confirmar las causas antes de intervenir
Predicción	Estimación de probabilidades y tendencias	Evitar etiquetas y decisiones automáticas
Evaluación institucional	Análisis agregado de resultados	Proteger datos, revisar sesgos y limitar accesos

Nota. Elaboración propia con base en criterios de evaluación formativa, analítica del aprendizaje y supervisión humana.

La distribución de responsabilidades debe quedar definida desde el inicio: la IA puede organizar información, proponer instrumentos, reconocer patrones y elaborar comentarios preliminares, mientras docentes e instituciones conservan las decisiones sobre criterios, calificaciones, apoyos y consecuencias académicas, asegurando que el estudiante comprenda qué se evalúa, utilice la retroalimentación para mejorar y acceda a revisión cuando el resultado no represente adecuadamente su aprendizaje.

2.6. Formación docente, competencias digitales y criterio pedagógico

La incorporación de inteligencia artificial en la educación modifica las tareas del profesorado, pero no reduce su función a aprender el manejo de nuevas aplicaciones, ya que integrar estas tecnologías exige comprender sus posibilidades, reconocer sus límites, interpretar sus resultados y decidir cuándo su empleo responde a una necesidad educativa real.

La competencia digital docente constituye una base necesaria, aunque el uso de IA incorpora conocimientos adicionales relacionados con modelos algorítmicos, generación de contenido, tratamiento de datos, sesgos y automatización de decisiones; por ello, una persona hábil para utilizar plataformas virtuales o elaborar recursos multimedia no necesariamente está preparada para evaluar la confiabilidad de una respuesta generada ni sus implicaciones para el alumnado.

La alfabetización en IA combina comprensión técnica básica, capacidad práctica, valoración crítica y actuación ética, sin exigir que todo docente se convierta en especialista en programación; lo indispensable consiste en reconocer que los sistemas aprenden patrones a partir de datos, producen resultados probabilísticos, pueden inventar información y reflejan desigualdades presentes en sus fuentes de entrenamiento.

El marco propuesto por Miao y Cukurova (2024) organiza las competencias docentes en cinco dimensiones —mentalidad centrada en las personas, ética, fundamentos y aplicaciones, pedagogía con IA y aprendizaje profesional— distribuidas en los niveles de adquisición, profundización y creación, una estructura que evita reducir la formación a la práctica instrumental de formular instrucciones.

La mentalidad centrada en las personas sitúa la autonomía, la dignidad y el bienestar por encima de la automatización, de modo que una herramienta debe utilizarse para ampliar las capacidades del profesorado y del alumnado sin transferirle decisiones que requieren interpretación humana, responsabilidad institucional o conocimiento de circunstancias personales.

La dimensión ética comprende privacidad, equidad, transparencia, propiedad intelectual y rendición de cuentas; integrada en situaciones educativas concretas, permite que el docente analice si puede introducir determinada información, qué grupos podrían resultar perjudicados, quién responde por un error y cómo se explicará la intervención del sistema a estudiantes y familias.

Los fundamentos técnicos ofrecen un vocabulario suficiente para distinguir entre buscadores, sistemas predictivos, plataformas adaptativas y modelos generativos, mientras el conocimiento de sus diferencias ayuda a seleccionar la herramienta adecuada y a evitar expectativas infundadas, como asumir que un texto coherente ha sido comprendido por el modelo o que una predicción constituye un diagnóstico.

La competencia pedagógica convierte ese conocimiento en decisiones sobre objetivos, actividades, evaluación y acompañamiento, pues el valor de la IA no depende de la cantidad de funciones disponibles, sino de la relación entre su intervención y el aprendizaje esperado; una aplicación capaz de generar numerosos materiales carece de pertinencia cuando estos no responden al currículo, al nivel ni a las características del grupo.

Al revisar investigaciones publicadas entre 2015 y 2024, Tan et al. (2025) encontraron que la mayoría se concentra en el uso de IA para la enseñanza, mientras la formación profesional docente recibe menor atención, desequilibrio que dificulta comprender cómo se construyen las capacidades necesarias para sostener una integración pedagógica y ética a largo plazo.

La formación inicial debería incorporar experiencias donde los futuros docentes diseñen, utilicen y critiquen recursos generados, en vez de limitarse a exposiciones sobre ventajas y riesgos; comparar una planificación automatizada con el currículo, localizar errores en una explicación o rediseñar una actividad permite aprender simultáneamente sobre IA, contenido disciplinar y criterio pedagógico.

La revisión desarrollada por Rondon et al. (2024) reúne aportes asociados con aprendizaje autónomo, habilidades técnicas, resolución de problemas y dimensión ética, aunque también identifica falta de formación y resistencia ante

las nuevas tecnologías, condiciones que requieren programas contextualizados y acompañamiento más allá de una capacitación aislada.

En el ejercicio profesional, la formación continua necesita responder a problemas auténticos de la práctica: adaptar un material, diseñar una evaluación, contrastar información, atender una barrera de acceso o reorganizar el seguimiento; trabajar sobre estas situaciones permite valorar si la herramienta mejora el proceso, cuánto tiempo requiere la verificación y qué riesgos aparecen en su uso cotidiano.

Los talleres centrados únicamente en enumerar aplicaciones envejecen con rapidez porque los servicios cambian, desaparecen o modifican sus funciones, mientras una formación basada en principios —definición del propósito, protección de datos, verificación, revisión de sesgos y supervisión humana— conserva utilidad ante diferentes plataformas y versiones.

El aprendizaje profesional también requiere experimentación guiada, ya que la confianza no se construye mediante instrucciones generales ni mediante presión institucional para adoptar una tecnología; Du et al. (2024), a partir de información obtenida de 318 docentes, encontraron relaciones entre alfabetización, autoeficacia y disposición para aprender sobre IA, lo que sugiere la conveniencia de ofrecer experiencias graduales acompañadas por apoyo técnico y pedagógico.

La autoeficacia no debería confundirse con confianza excesiva, pues un docente competente utiliza la herramienta y también reconoce cuándo necesita verificar, consultar o prescindir de ella; la seguridad profesional se expresa en la capacidad de justificar una decisión, no en aceptar con rapidez cualquier resultado generado. Las comunidades de práctica permiten compartir instrucciones, materiales, errores y criterios de revisión, reduciendo la repetición individual de esfuerzos sin convertir un recurso exitoso en una receta universal; cada propuesta necesita conservar información sobre el nivel, el contexto y las modificaciones realizadas, de manera que otro docente pueda adaptarla con conocimiento de sus condiciones originales.

La colaboración entre docentes de distintas áreas enriquece la evaluación de herramientas porque combina conocimientos disciplinares, pedagógicos,

tecnológicos y éticos, mientras la participación de profesionales de apoyo, bibliotecarios, especialistas en inclusión y responsables de protección de datos amplía la capacidad institucional para detectar problemas que una revisión individual podría pasar por alto.

El criterio pedagógico se manifiesta al decidir si la IA debe intervenir, no solamente al corregir su respuesta, dado que algunas actividades requieren conversación, manipulación de objetos, experiencia corporal, observación del entorno o producción autónoma; incorporar tecnología en estos casos puede fragmentar la experiencia o desplazar procesos esenciales para el aprendizaje.

Preservar la autonomía docente tampoco significa utilizar las herramientas sin reglas comunes, sino participar en la construcción de criterios institucionales que delimiten usos, responsabilidades y mecanismos de revisión; la autonomía profesional se fortalece cuando el profesorado comprende las normas, aporta evidencia desde su práctica y conserva margen para elegir alternativas justificadas.

La presión por ahorrar tiempo puede impulsar una automatización poco crítica de planificaciones, informes y evaluaciones, aunque una tarea más rápida no siempre representa una mejora: si la revisión exige corregir errores, contextualizar contenidos o reconstruir criterios omitidos, la aparente eficiencia desplaza trabajo hacia una fase posterior y puede reducir la calidad del proceso.

En América Latina, las oportunidades de formación están condicionadas por la conectividad, el acceso a servicios, el idioma y la disponibilidad institucional de acompañamiento, por lo que un programa dependiente de cuentas pagadas o equipos de alta capacidad excluye a parte del profesorado y dificulta transferir lo aprendido a escuelas con recursos limitados.

Los resultados regionales derivados de TALIS 2024 muestran una adopción docente temprana, pero desigual, concentrada en aprender sobre IA, preparar clases y producir materiales, mientras la personalización, la inclusión y la evaluación automatizada permanecen menos desarrolladas; Arias Ortiz y Giambruno (2025) relacionan este panorama con la necesidad de fortalecer tanto la formación como las condiciones escolares.

La capacitación regional debe incorporar experiencias en español y portugués, currículos nacionales, lenguas y contextos locales, evitando que los ejemplos procedentes de sistemas educativos externos se presenten como soluciones transferibles sin adaptación; además, la presencia de docentes rurales, interculturales y de instituciones con conectividad limitada resulta necesaria para que las políticas no se diseñen únicamente desde entornos urbanos con mayores recursos.

La formación también necesita abordar el bienestar profesional, pues la expectativa de mantenerse actualizado frente a cambios continuos puede generar ansiedad, sensación de insuficiencia o temor a la sustitución; ofrecer tiempos institucionales para aprender, espacios de consulta y reconocimiento de los distintos puntos de partida favorece una apropiación gradual sin convertir la innovación en una nueva carga individual.

La evaluación de competencias docentes no debería reducirse a demostrar que se domina una plataforma, sino incluir la capacidad de formular un propósito, seleccionar información segura, verificar resultados, adaptar la propuesta, anticipar riesgos y explicar las decisiones tomadas, utilizando tareas auténticas que revelen cómo se integra el conocimiento tecnológico con el pedagógico y disciplinar.

Tabla 13.

Dimensiones para la formación docente en inteligencia artificial

Dimensión	Competencia esperada	Evidencia posible
Comprensión básica	Reconocer cómo funcionan y qué limitaciones presentan los sistemas	Explicación de posibilidades, errores y alcance de una herramienta
Selección pedagógica	Relacionar la IA con un objetivo educativo definido	Justificación de uso o de no uso dentro de una planificación
Diseño de instrucciones	Proporcionar contexto, criterios y formato	Secuencia de indicaciones documentada y revisada
Verificación	Contrastar datos, citas, conceptos y resultados	Registro de fuentes y correcciones realizadas
Adaptación	Ajustar materiales al currículo y al grupo	Comparación entre borrador generado y versión final

Ética y privacidad	Proteger datos y reconocer posibles afectaciones	Análisis de riesgos y medidas de prevención
Inclusión	Detectar barreras de acceso y representación	Propuesta con alternativas tecnológicas y no tecnológicas
Evaluación	Determinar qué tareas pueden recibir apoyo automatizado	Instrumento validado con criterios y supervisión humana
Reflexión profesional	Valorar efectos sobre enseñanza y aprendizaje	Informe basado en evidencias obtenidas durante la aplicación
Colaboración	Compartir recursos y criterios dentro de la institución	Material documentado para revisión entre pares

Nota. Elaboración propia a partir de dimensiones pedagógicas, técnicas y éticas aplicables a la formación docente en IA.

El desarrollo profesional en inteligencia artificial alcanza madurez cuando el docente puede utilizarla, cuestionarla y prescindir de ella según el propósito educativo, conservando autoridad sobre el currículo, la evaluación y el acompañamiento; bajo este criterio, las competencias digitales sostienen la práctica, la alfabetización crítica permite valorar los sistemas y el juicio pedagógico define el lugar que ocuparán dentro de la enseñanza.

2.7. Integridad académica, privacidad y protección del estudiantado

La incorporación de inteligencia artificial en la educación modifica las tareas del profesorado, pero no reduce su función a aprender el manejo de nuevas aplicaciones, ya que integrar estas tecnologías exige comprender sus posibilidades, reconocer sus límites, interpretar sus resultados y decidir cuándo su empleo responde a una necesidad educativa real.

La competencia digital docente constituye una base necesaria, aunque el uso de IA incorpora conocimientos adicionales relacionados con modelos algorítmicos, generación de contenido, tratamiento de datos, sesgos y automatización de decisiones; por ello, una persona hábil para utilizar plataformas virtuales o elaborar recursos multimedia no necesariamente está preparada para evaluar la confiabilidad de una respuesta generada ni sus implicaciones para el alumnado.

La alfabetización en IA combina comprensión técnica básica, capacidad práctica, valoración crítica y actuación ética, sin exigir que todo docente se convierta en

especialista en programación; lo indispensable consiste en reconocer que los sistemas aprenden patrones a partir de datos, producen resultados probabilísticos, pueden inventar información y reflejan desigualdades presentes en sus fuentes de entrenamiento.

El marco propuesto por Miao y Cukurova (2024) organiza las competencias docentes en cinco dimensiones —mentalidad centrada en las personas, ética, fundamentos y aplicaciones, pedagogía con IA y aprendizaje profesional— distribuidas en los niveles de adquisición, profundización y creación, una estructura que evita reducir la formación a la práctica instrumental de formular instrucciones. La mentalidad centrada en las personas sitúa la autonomía, la dignidad y el bienestar por encima de la automatización, de modo que una herramienta debe utilizarse para ampliar las capacidades del profesorado y del alumnado sin transferirle decisiones que requieren interpretación humana, responsabilidad institucional o conocimiento de circunstancias personales.

La dimensión ética comprende privacidad, equidad, transparencia, propiedad intelectual y rendición de cuentas; integrada en situaciones educativas concretas, permite que el docente analice si puede introducir determinada información, qué grupos podrían resultar perjudicados, quién responde por un error y cómo se explicará la intervención del sistema a estudiantes y familias. Los fundamentos técnicos ofrecen un vocabulario suficiente para distinguir entre buscadores, sistemas predictivos, plataformas adaptativas y modelos generativos, mientras el conocimiento de sus diferencias ayuda a seleccionar la herramienta adecuada y a evitar expectativas infundadas, como asumir que un texto coherente ha sido comprendido por el modelo o que una predicción constituye un diagnóstico.

La competencia pedagógica convierte ese conocimiento en decisiones sobre objetivos, actividades, evaluación y acompañamiento, pues el valor de la IA no depende de la cantidad de funciones disponibles, sino de la relación entre su intervención y el aprendizaje esperado; una aplicación capaz de generar numerosos materiales carece de pertinencia cuando estos no responden al currículo, al nivel ni a las características del grupo.

Al revisar investigaciones publicadas entre 2015 y 2024, Tan et al. (2025) encontraron que la mayoría se concentra en el uso de IA para la enseñanza, mientras la formación profesional docente recibe menor atención, desequilibrio que dificulta comprender cómo se construyen las capacidades necesarias para sostener una integración pedagógica y ética a largo plazo.

La formación inicial debería incorporar experiencias donde los futuros docentes diseñen, utilicen y critiquen recursos generados, en vez de limitarse a exposiciones sobre ventajas y riesgos; comparar una planificación automatizada con el currículo, localizar errores en una explicación o rediseñar una actividad permite aprender simultáneamente sobre IA, contenido disciplinar y criterio pedagógico.

La revisión desarrollada por Rondon et al. (2024) reúne aportes asociados con aprendizaje autónomo, habilidades técnicas, resolución de problemas y dimensión ética, aunque también identifica falta de formación y resistencia ante las nuevas tecnologías, condiciones que requieren programas contextualizados y acompañamiento más allá de una capacitación aislada.

En el ejercicio profesional, la formación continua necesita responder a problemas auténticos de la práctica: adaptar un material, diseñar una evaluación, contrastar información, atender una barrera de acceso o reorganizar el seguimiento; trabajar sobre estas situaciones permite valorar si la herramienta mejora el proceso, cuánto tiempo requiere la verificación y qué riesgos aparecen en su uso cotidiano.

Los talleres centrados únicamente en enumerar aplicaciones envejecen con rapidez porque los servicios cambian, desaparecen o modifican sus funciones, mientras una formación basada en principios —definición del propósito, protección de datos, verificación, revisión de sesgos y supervisión humana— conserva utilidad ante diferentes plataformas y versiones.

El aprendizaje profesional también requiere experimentación guiada, ya que la confianza no se construye mediante instrucciones generales ni mediante presión institucional para adoptar una tecnología; Du et al. (2024), a partir de información obtenida de 318 docentes, encontraron relaciones entre alfabetización, autoeficacia y disposición para aprender sobre IA, lo que sugiere la conveniencia

de ofrecer experiencias graduales acompañadas por apoyo técnico y pedagógico.

La autoeficacia no debería confundirse con confianza excesiva, pues un docente competente utiliza la herramienta y también reconoce cuándo necesita verificar, consultar o prescindir de ella; la seguridad profesional se expresa en la capacidad de justificar una decisión, no en aceptar con rapidez cualquier resultado generado. Las comunidades de práctica permiten compartir instrucciones, materiales, errores y criterios de revisión, reduciendo la repetición individual de esfuerzos sin convertir un recurso exitoso en una receta universal; cada propuesta necesita conservar información sobre el nivel, el contexto y las modificaciones realizadas, de manera que otro docente pueda adaptarla con conocimiento de sus condiciones originales.

La colaboración entre docentes de distintas áreas enriquece la evaluación de herramientas porque combina conocimientos disciplinares, pedagógicos, tecnológicos y éticos, mientras la participación de profesionales de apoyo, bibliotecarios, especialistas en inclusión y responsables de protección de datos amplía la capacidad institucional para detectar problemas que una revisión individual podría pasar por alto. El criterio pedagógico se manifiesta al decidir si la IA debe intervenir, no solamente al corregir su respuesta, dado que algunas actividades requieren conversación, manipulación de objetos, experiencia corporal, observación del entorno o producción autónoma; incorporar tecnología en estos casos puede fragmentar la experiencia o desplazar procesos esenciales para el aprendizaje.

Preservar la autonomía docente tampoco significa utilizar las herramientas sin reglas comunes, sino participar en la construcción de criterios institucionales que delimiten usos, responsabilidades y mecanismos de revisión; la autonomía profesional se fortalece cuando el profesorado comprende las normas, aporta evidencia desde su práctica y conserva margen para elegir alternativas justificadas. La presión por ahorrar tiempo puede impulsar una automatización poco crítica de planificaciones, informes y evaluaciones, aunque una tarea más rápida no siempre representa una mejora: si la revisión exige corregir errores,

contextualizar contenidos o reconstruir criterios omitidos, la aparente eficiencia desplaza trabajo hacia una fase posterior y puede reducir la calidad del proceso.

En América Latina, las oportunidades de formación están condicionadas por la conectividad, el acceso a servicios, el idioma y la disponibilidad institucional de acompañamiento, por lo que un programa dependiente de cuentas pagadas o equipos de alta capacidad excluye a parte del profesorado y dificulta transferir lo aprendido a escuelas con recursos limitados. Los resultados regionales derivados de TALIS 2024 muestran una adopción docente temprana, pero desigual, concentrada en aprender sobre IA, preparar clases y producir materiales, mientras la personalización, la inclusión y la evaluación automatizada permanecen menos desarrolladas; Arias y Giambruno (2025) relacionan este panorama con la necesidad de fortalecer tanto la formación como las condiciones escolares.

La capacitación regional debe incorporar experiencias en español y portugués, currículos nacionales, lenguas y contextos locales, evitando que los ejemplos procedentes de sistemas educativos externos se presenten como soluciones transferibles sin adaptación; además, la presencia de docentes rurales, interculturales y de instituciones con conectividad limitada resulta necesaria para que las políticas no se diseñen únicamente desde entornos urbanos con mayores recursos.

La formación también necesita abordar el bienestar profesional, pues la expectativa de mantenerse actualizado frente a cambios continuos puede generar ansiedad, sensación de insuficiencia o temor a la sustitución; ofrecer tiempos institucionales para aprender, espacios de consulta y reconocimiento de los distintos puntos de partida favorece una apropiación gradual sin convertir la innovación en una nueva carga individual.

La evaluación de competencias docentes no debería reducirse a demostrar que se domina una plataforma, sino incluir la capacidad de formular un propósito, seleccionar información segura, verificar resultados, adaptar la propuesta, anticipar riesgos y explicar las decisiones tomadas, utilizando tareas auténticas que revelen cómo se integra el conocimiento tecnológico con el pedagógico y disciplinar.

Tabla 14.

Dimensiones para la formación docente en inteligencia artificial

Dimensión	Competencia esperada	Evidencia posible
Comprensión básica	Reconocer cómo funcionan y qué limitaciones presentan los sistemas	Explicación de posibilidades, errores y alcance de una herramienta
Selección pedagógica	Relacionar la IA con un objetivo educativo definido	Justificación de uso o de no uso dentro de una planificación
Diseño de instrucciones	Proporcionar contexto, criterios y formato	Secuencia de indicaciones documentada y revisada
Verificación	Contrastar datos, citas, conceptos y resultados	Registro de fuentes y correcciones realizadas
Adaptación	Ajustar materiales al currículo y al grupo	Comparación entre borrador generado y versión final
Ética y privacidad	Proteger datos y reconocer posibles afectaciones	Análisis de riesgos y medidas de prevención
Inclusión	Detectar barreras de acceso y representación	Propuesta con alternativas tecnológicas y no tecnológicas
Evaluación	Determinar qué tareas pueden recibir apoyo automatizado	Instrumento validado con criterios y supervisión humana
Reflexión profesional	Valorar efectos sobre enseñanza y aprendizaje	Informe basado en evidencias obtenidas durante la aplicación
Colaboración	Compartir recursos y criterios dentro de la institución	Material documentado para revisión entre pares

Nota. Elaboración propia a partir de dimensiones pedagógicas, técnicas y éticas aplicables a la formación docente en IA.

El desarrollo profesional en inteligencia artificial alcanza madurez cuando el docente puede utilizarla, cuestionarla y prescindir de ella según el propósito educativo, conservando autoridad sobre el currículo, la evaluación y el acompañamiento; bajo este criterio, las competencias digitales sostienen la práctica, la alfabetización crítica permite valorar los sistemas y el juicio pedagógico define el lugar que ocuparán dentro de la enseñanza.

2.8. Prompts y experiencias educativas seleccionadas en América Latina

La incorporación de inteligencia artificial en la educación obliga a revisar las condiciones que sostienen la confianza entre estudiantes, docentes e instituciones, pues la integridad académica ya no puede reducirse a determinar quién redactó un texto, mientras que la privacidad exige comprender qué información se entrega a las plataformas, con qué finalidad se procesa y durante cuánto tiempo permanece almacenada; ambas cuestiones convergen en la protección del estudiantado, especialmente cuando se emplean sistemas cuyos modelos de negocio, datos de entrenamiento y mecanismos internos de decisión no resultan plenamente visibles para la comunidad educativa.

Frente a este escenario, las instituciones necesitan sustituir las respuestas basadas exclusivamente en la prohibición por acuerdos explícitos que distingan los usos formativos, condicionados y no permitidos de la inteligencia artificial, considerando que una misma herramienta puede servir para explorar conceptos, organizar argumentos o revisar un borrador, pero también para presentar como propio un producto elaborado sin participación intelectual suficiente; la diferencia no reside únicamente en el recurso utilizado, sino en la finalidad, el grado de intervención humana, las reglas de la actividad y la transparencia con que el estudiante documenta el proceso.

2.8.1. Integridad académica ante la inteligencia artificial generativa

La integridad académica comprende valores como honestidad, responsabilidad, confianza, justicia y respeto, cuya aplicación requiere reconocer que el aprendizaje no se evidencia solo mediante un producto terminado, sino a través de las decisiones, revisiones y justificaciones que permiten reconstruir cómo fue elaborado; desde esta perspectiva, el problema educativo no consiste en impedir cualquier asistencia tecnológica, sino en evitar que la automatización sustituya las operaciones cognitivas que una actividad pretende desarrollar o comprobar, con criterios semejantes a los aplicados a otras formas de colaboración, consulta y apoyo durante el trabajo académico.

La orientación institucional adquiere especial importancia porque expresiones generales como “se permite usar IA” o “se prohíbe usar IA” dejan sin resolver situaciones frecuentes, entre ellas la generación de ideas, la corrección

lingüística, la traducción, la programación asistida, la búsqueda de fuentes o la reformulación de textos; Miao y Holmes (2023) recomiendan que las políticas educativas definan condiciones de uso apropiadas para la edad, protejan los datos personales y preserven la capacidad humana de decisión, lo cual demanda indicaciones específicas para cada asignatura y actividad en lugar de una autorización genérica aplicable a cualquier contexto.

Una política clara puede organizar los usos mediante tres categorías comunicadas antes de comenzar la tarea: empleo permitido cuando la IA actúa como apoyo y no reemplaza el desempeño evaluado; empleo condicionado cuando se exige declarar la herramienta, las instrucciones proporcionadas y las modificaciones realizadas; empleo no permitido cuando la actividad necesita demostrar una actuación individual sin asistencia automatizada; esta clasificación debe acompañarse de ejemplos vinculados con la disciplina, debido a que una práctica aceptable en un ejercicio exploratorio puede resultar incompatible con una evaluación destinada a verificar escritura, cálculo, razonamiento clínico o argumentación propia.

La declaración de uso no debería convertirse en una formalidad punitiva, sino en un mecanismo de trazabilidad que permita comprender la participación de la herramienta y valorar la intervención intelectual del estudiante, incluyendo el nombre y versión del sistema cuando puedan identificarse, la fecha de consulta, la finalidad de la interacción, una síntesis de las instrucciones utilizadas y la explicación de cómo se verificó o modificó la respuesta; Gonsalves (2025) encontró que el cumplimiento de estas declaraciones depende, entre otros factores, de la claridad de las expectativas y de la percepción estudiantil sobre su justicia y utilidad.

El rediseño de las actividades ofrece una respuesta más educativa que la vigilancia indiscriminada, porque una evaluación que incorpora borradores, conversaciones de seguimiento, fuentes comentadas, decisiones justificadas y una breve defensa oral permite observar aprendizajes que no quedan representados en el documento final; esta trazabilidad también favorece el uso legítimo de la IA al pedir que el estudiante contraste resultados, identifique errores, descarte recomendaciones y explique los criterios empleados,

desplazando el énfasis desde la detección de una posible intervención automatizada hacia la demostración positiva de comprensión y autoría intelectual.

Los detectores de texto generado no proporcionan una prueba concluyente de conducta indebida, dado que sus resultados expresan estimaciones sujetas a errores, variaciones entre versiones y posibles estrategias de evasión; el estudio de Liang et al. (2023) mostró que varios detectores clasificaban incorrectamente con mayor frecuencia textos escritos en inglés por personas no nativas, una limitación especialmente relevante en comunidades plurilingües y desiguales, por lo que ningún porcentaje producido por estas aplicaciones debería utilizarse de manera aislada para imponer sanciones o trasladar al estudiante la obligación de demostrar su inocencia.

Cuando surja una sospecha, el procedimiento necesita preservar el debido proceso mediante revisión humana, comunicación de la evidencia, oportunidad de explicación y consideración de antecedentes como borradores, historial de cambios, referencias consultadas o capacidad para defender el contenido; el indicador automatizado puede motivar una conversación pedagógica, pero no reemplazar el juicio profesional ni los mecanismos institucionales establecidos, porque una acusación errónea afecta la trayectoria académica, el bienestar emocional y la relación de confianza, con consecuencias potencialmente más graves para estudiantes que escriben en una segunda lengua, presentan alguna discapacidad o utilizan tecnologías de apoyo.

2.8.2. Privacidad y gobernanza de los datos educativos

El uso educativo de IA puede involucrar nombres, edades, producciones escritas, voz, imágenes, desempeño, dificultades de aprendizaje, estados emocionales o información familiar, datos cuya combinación permite inferir características que el estudiante nunca comunicó de manera directa; la UNESCO (2022) advierte que la digitalización educativa amplía las posibilidades de recopilación y análisis mientras debilita el control que estudiantes y familias ejercen sobre su información, de modo que la conveniencia funcional de una aplicación no constituye por sí misma una justificación suficiente para adoptarla.

Antes de autorizar una herramienta, la institución debería establecer qué datos solicita, dónde se almacenan, quién puede acceder a ellos, si se emplean para entrenar modelos, cuánto tiempo se conservan y mediante qué procedimiento pueden corregirse o eliminarse; también corresponde revisar las condiciones de servicio, la edad mínima, los mecanismos de consentimiento, las transferencias internacionales y la existencia de perfiles comerciales, sin asumir que una versión gratuita ofrece garantías equivalentes a un servicio contratado mediante cláusulas específicas de seguridad, confidencialidad y responsabilidad.

La minimización de datos constituye un criterio operativo central, pues cada actividad debería utilizar solamente la información indispensable para alcanzar su propósito pedagógico; esto implica evitar la introducción de nombres completos, identificadores institucionales, expedientes, diagnósticos, calificaciones individualizadas, fotografías reconocibles o relatos personales en plataformas abiertas, además de anonimizar los casos cuando sea necesario analizarlos y recurrir a ejemplos ficticios cuando el objetivo pueda lograrse sin exponer información real, manteniendo fuera de los sistemas externos cualquier contenido sometido a reserva profesional o institucional.

El consentimiento presenta dificultades particulares dentro de la educación obligatoria porque el estudiante no siempre puede rechazar libremente una aplicación seleccionada por su institución sin quedar en desventaja académica, mientras que la autorización familiar tampoco legitima cualquier forma de tratamiento; la protección efectiva requiere ofrecer alternativas equivalentes, emplear lenguaje comprensible, comunicar riesgos y beneficios, evitar patrones de diseño que presionen la aceptación y permitir la revocación sin perjuicios, bajo el principio de que la responsabilidad principal corresponde a quienes deciden incorporar la tecnología y no a los menores o sus familias.

2.8.3. Protección reforzada de niñas, niños y adolescentes

La relación entre IA y niñez demanda salvaguardas superiores a las aplicadas a usuarios adultos, debido a que los sistemas pueden influir en el acceso a oportunidades, exponer contenido inapropiado, reforzar estereotipos o generar interacciones que aparentan comprensión emocional sin poseerla; la guía de UNICEF (2025) sitúa entre los requisitos de una IA centrada en la infancia la

seguridad, la privacidad, la no discriminación, la transparencia, la inclusión, el bienestar y la rendición de cuentas, bajo una lectura articulada con los derechos reconocidos a niñas, niños y adolescentes.

La supervisión adulta no debe confundirse con observación permanente de la actividad digital, puesto que los sistemas de monitoreo intensivo pueden normalizar la vigilancia, registrar comportamientos fuera del propósito educativo y producir inferencias erróneas sobre riesgo, atención o estado emocional; una medida protectora necesita ser necesaria, proporcional y limitada en el tiempo, además de contar con criterios verificables de intervención, responsables identificados y vías de reclamación, evitando que un algoritmo determine de manera autónoma sanciones, derivaciones, restricciones o decisiones relevantes para la trayectoria del estudiante.

La seguridad también incluye la prevención de respuestas manipuladoras, violentas, sexualizadas o discriminatorias, así como la protección frente a suplantaciones, imágenes sintéticas y formas de acoso potenciadas por IA; la alfabetización del estudiantado debe abordar estas situaciones sin responsabilizar exclusivamente a las posibles víctimas, enseñando a reconocer interacciones inseguras, preservar evidencias, solicitar ayuda y utilizar canales de denuncia, mientras la institución define protocolos de atención que integren acompañamiento pedagógico, protección psicosocial, seguridad informática y cumplimiento de la normativa aplicable.

2.8.4. Responsabilidades institucionales

La gobernanza responsable requiere distribuir funciones entre autoridades, equipos docentes, responsables tecnológicos, asesoría jurídica, unidades de protección y representantes de la comunidad educativa, evitando que cada profesor afronte de manera aislada decisiones relacionadas con privacidad, propiedad intelectual o conducta académica; un comité institucional puede mantener un registro de herramientas autorizadas, revisar riesgos, establecer requisitos diferenciados según la edad y sensibilidad de los datos, documentar incidentes y actualizar las orientaciones cuando cambien las funcionalidades, las condiciones contractuales o la evidencia disponible.

Tablan 15.

Criterios institucionales para un uso íntegro y seguro de la inteligencia artificial

Dimensión	Pregunta de control	Medida institucional recomendada
Finalidad pedagógica	¿La herramienta responde a un objetivo de aprendizaje definido?	Documentar el propósito, los resultados esperados y las alternativas disponibles.
Integridad académica	¿El uso permitido está descrito para esta actividad?	Comunicar condiciones, ejemplos y forma de declarar la asistencia recibida.
Autoría y trazabilidad	¿Puede reconocerse la contribución intelectual del estudiante?	Solicitar borradores, decisiones justificadas, fuentes y defensa del proceso.
Minimización de datos	¿Se recopila únicamente información indispensable?	Anonimizar contenidos y excluir datos sensibles o identificadores directos.
Protección de menores	¿La aplicación es apropiada para la edad y respeta el interés superior?	Verificar edad mínima, ofrecer mediación adulta y habilitar alternativas equivalentes.
Seguridad	¿Existen medidas frente a accesos indebidos, filtraciones y contenido dañino?	Revisar controles técnicos, protocolos de incidentes y responsabilidades del proveedor.
Equidad	¿La herramienta puede perjudicar a determinados grupos?	Evaluar sesgos, accesibilidad, condiciones de conectividad y posibles falsos positivos.
Transparencia	¿Estudiantes y familias comprenden cómo interviene la IA?	Informar con lenguaje accesible sobre datos, límites, riesgos y vías de reclamación.
Supervisión humana	¿Una persona competente revisa las decisiones relevantes?	Prohibir sanciones o decisiones de alto impacto basadas únicamente en resultados automáticos.
Revisión periódica	¿La autorización continúa siendo válida después de cambios tecnológicos?	Establecer fechas de revisión y retirar herramientas que incumplan los requisitos.

Nota. Elaboración propia a partir de Miao y Holmes (2023), UNESCO (2022) y UNICEF (2025).

La respuesta institucional necesita conservar un sentido educativo incluso ante el incumplimiento, diferenciando entre desconocimiento de las reglas, uso inadecuado, engaño deliberado y situaciones condicionadas por presión académica o falta de apoyo; las medidas proporcionales pueden combinar corrección de la actividad, orientación, aprendizaje sobre citación y reflexión acerca de las decisiones tomadas, mientras que los procedimientos disciplinarios deben reservarse para casos sustentados en evidencia suficiente, sin convertir la incertidumbre técnica en presunción de culpabilidad ni aplicar criterios distintos entre asignaturas comparables.

En América Latina, estas obligaciones adquieren características particulares por la desigual madurez de los marcos regulatorios, las diferencias en capacidad institucional y la frecuente dependencia de plataformas desarrolladas fuera de la región; por ello, la adopción responsable exige interpretar las normas nacionales de protección de datos junto con los derechos de la niñez, los reglamentos académicos y las condiciones concretas de acceso, procurando que la ausencia de una regulación específica sobre IA no se utilice como argumento para omitir evaluaciones de riesgo, medidas de seguridad o mecanismos de rendición de cuentas.

La construcción de una cultura de integridad, privacidad y protección no culmina con la publicación de un reglamento, ya que requiere formación continuada, consultas accesibles, revisión participativa y coherencia entre aquello que se exige al estudiantado y las prácticas institucionales; si se solicita transparencia en el uso de IA, la institución también debe explicar cuándo utiliza sistemas automatizados, qué decisiones apoyan, qué datos procesan y cómo pueden impugnarse sus resultados, estableciendo una reciprocidad que permita integrar la innovación sin debilitar los derechos ni la confianza que hacen posible la experiencia educativa.

2.8.5. Orientaciones para implementar IA en instituciones educativas

La formulación de prompts se ha convertido en una competencia práctica para docentes y estudiantes porque la calidad de una respuesta generada por inteligencia artificial depende, en buena medida, de la claridad con que se

expresan el propósito, el contexto y las restricciones de la actividad; sin embargo, dominar esta forma de interacción no equivale a encontrar una frase capaz de producir resultados perfectos, sino a desarrollar un proceso iterativo en el que se solicita una primera propuesta, se examinan sus limitaciones y se introducen ajustes hasta obtener un material pedagógicamente pertinente.

En América Latina, esta práctica se desenvuelve en sistemas educativos marcados por diferencias de conectividad, disponibilidad tecnológica, diversidad lingüística y capacidad institucional, condiciones que impiden trasladar de manera automática modelos elaborados para otros entornos; Betti (2026) sostiene que las competencias docentes desarrolladas en la región combinan adaptación creativa, contextualización cultural, reflexión ética y colaboración entre pares, de modo que la elaboración de prompts necesita incorporar los saberes territoriales y las condiciones reales del aula en lugar de limitarse a reproducir instrucciones genéricas.

2.8.6. El prompt como mediación pedagógica

Un prompt educativo funcional comunica a la herramienta qué debe producir, para quién, con qué finalidad y bajo qué condiciones, incluyendo información sobre el nivel educativo, la asignatura, el aprendizaje esperado, los conocimientos previos, el tiempo disponible, los recursos existentes y el formato requerido; cuanto más explícita sea esta información, menor será la probabilidad de obtener materiales descontextualizados, aunque el nivel de detalle tampoco garantiza la exactitud del contenido ni elimina la necesidad de revisar datos, referencias, ejemplos y posibles sesgos antes de utilizar la respuesta.

La estructura puede organizarse mediante seis componentes articulados: un rol que delimite la perspectiva desde la cual responderá el sistema; un contexto que describa el curso y sus condiciones; una tarea formulada mediante acciones observables; criterios pedagógicos que orienten la profundidad y metodología; un formato de salida que facilite la revisión; y restricciones destinadas a prevenir información inventada, exposición de datos personales o actividades incompatibles con los recursos disponibles, sin que estos elementos deban presentarse siempre en el mismo orden ni convertirse en una plantilla rígida.

Cuando un docente solicita únicamente “crea una clase sobre la fotosíntesis”, la IA necesita completar por inferencia aspectos como la edad del alumnado, la duración, los materiales y el nivel de complejidad, mientras que una instrucción contextualizada puede pedir una secuencia de cuarenta minutos para séptimo año, vinculada con la observación de plantas locales, organizada en apertura, exploración y cierre, sin depender de internet ni incluir conceptos todavía no estudiados; la segunda formulación no delega la planificación completa, sino que acota el espacio dentro del cual la herramienta puede generar una propuesta susceptible de valoración profesional.

El diseño de prompts también permite hacer visible el razonamiento pedagógico porque obliga a precisar aquello que con frecuencia permanece implícito en una solicitud: qué aprendizaje se espera, qué evidencia permitirá reconocerlo, qué barreras pueden enfrentar los estudiantes y qué decisiones permanecerán bajo responsabilidad del docente; esta explicitación coincide con el planteamiento de Arias Ortiz et al. (2025), quienes advierten que el valor educativo de la IA depende más de su integración pedagógica, contextualización y seguimiento que de las capacidades técnicas consideradas de manera aislada.

2.8.7. Experiencias regionales seleccionadas

El mapeo regional realizado mediante la convocatoria *AI Here! o ¡IA Presente!*, impulsada por el Banco Interamericano de Desarrollo en colaboración con Ceibal y Socialab, recibió 193 iniciativas procedentes de 22 países, todas ellas vinculadas con soluciones que ya habían sido implementadas en instituciones educativas y no solamente con prototipos; Arias y Giambruno (2026) informan que el 57 % de las propuestas se concentró en el aprendizaje dentro del aula mediante plataformas adaptativas, aplicaciones de alfabetización, recursos gamificados y asistentes para planificación o retroalimentación docente.

La diversidad de estas experiencias muestra una transición desde la experimentación individual hacia proyectos relacionados con tres necesidades regionales: fortalecer el aprendizaje, sostener trayectorias educativas inclusivas y mejorar la gestión institucional; aunque el número de iniciativas evidencia una expansión significativa, el mismo análisis señala que todavía son escasas las evaluaciones rigurosas y las salvaguardas consolidadas, por lo que la existencia

de una solución activa no debe interpretarse como prueba suficiente de eficacia, posibilidad de escalamiento o adecuación para cualquier sistema educativo.

En Uruguay, Ceibal ha construido una experiencia sostenida alrededor del pensamiento computacional y la inteligencia artificial mediante recursos, formación docente y actividades centradas en la resolución de problemas; durante 2024, el programa alcanzó 5.194 grupos de cuarto, quinto y sexto de primaria pertenecientes a 1.382 centros educativos, según los datos institucionales de Ceibal (2024), una cobertura que muestra la importancia de disponer de infraestructura pública y acompañamiento antes de introducir aplicaciones aisladas en las aulas.

Esta trayectoria se amplió en 2025 con la incorporación de funciones de IA en CREA, la plataforma educativa de uso generalizado en Uruguay, destinadas a apoyar al profesorado en la generación de contenidos; la Administración Nacional de Educación Pública (2025) vincula la iniciativa con EduIA Lab, espacio de innovación desde el cual se desarrollan y prueban aplicaciones educativas, manteniendo al docente como responsable de revisar, adecuar y decidir sobre el material producido.

En Chile, el Ministerio de Educación publicó la guía *Potencia el aprendizaje* para orientar la incorporación crítica y responsable de la IA generativa, con recursos destinados a que las comunidades educativas analicen oportunidades, riesgos y criterios de uso antes de llevar estas tecnologías al aula; el Ministerio de Educación de Chile (2025) planteó la guía como apoyo para la toma de decisiones pedagógicas y la formación integral, situando la ciudadanía digital y la mediación docente por encima de una adopción basada únicamente en disponibilidad tecnológica.

La experiencia chilena aporta un criterio replicable para otros países de la región: los prompts adquieren sentido educativo cuando se integran en orientaciones más amplias sobre verificación, privacidad, aprendizaje y responsabilidad, pues una colección de instrucciones listas para copiar puede facilitar las primeras aproximaciones, pero no resuelve qué contenidos deben enseñarse, qué datos pueden compartirse ni cómo se evaluará el trabajo desarrollado con asistencia automatizada.

En Colombia, las acciones institucionales han combinado formación docente, desarrollo de proyectos territoriales y acercamiento de estudiantes a los fundamentos de la inteligencia artificial; la jornada nacional *Día de la IA en tu Colegio*, realizada en 2025, estuvo precedida por 36 sesiones presenciales de capacitación y alcanzó instituciones de diferentes regiones, de acuerdo con el Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (2025), aunque este tipo de cobertura necesita acompañarse de seguimiento para conocer cómo las actividades se incorporan posteriormente en la práctica escolar.

En Ecuador, López et al. (2025) evaluaron un programa formativo de ochenta horas desarrollado con 299 docentes de ocho universidades ecuatorianas, cuyos resultados mostraron mejoras en el conocimiento técnico y en la disposición para incorporar IA generativa, mientras permanecieron dudas relacionadas con la originalidad de los contenidos; la experiencia indica que aprender a formular prompts puede incrementar la seguridad operativa, pero debe integrarse con análisis ético, metodologías activas, evaluación formativa y reglas institucionales transparentes.

Consideradas en conjunto, estas experiencias no configuran un modelo regional único, pues Uruguay se apoya en una infraestructura pública digital desarrollada durante años, Chile enfatiza orientaciones para la toma de decisiones, Colombia articula sensibilización y formación territorial, mientras Ecuador ofrece evidencia sobre capacitación universitaria; su elemento común reside en que la apropiación educativa supera el uso ocasional de una aplicación y requiere formación, acompañamiento, criterios institucionales y espacios donde el profesorado pueda probar, revisar y compartir lo aprendido.

2.8.8. Selección de prompts para la práctica educativa

Los siguientes prompts se presentan como modelos editables y no como instrucciones universales, por lo que cada docente deberá reemplazar los campos entre corchetes, revisar la respuesta y ajustar el lenguaje, los ejemplos y la dificultad; tampoco deben introducirse nombres, diagnósticos, calificaciones ni otra información que permita identificar al estudiantado, mientras que toda

referencia, dato histórico, explicación científica o disposición normativa incluida por la IA necesita verificarse antes de su incorporación en una clase.

Tabla 16.

Prompts educativos adaptables a contextos latinoamericanos

Propósito	Prompt editable	Criterio de revisión docente
Planificar una experiencia de aprendizaje	“Actúa como asistente de planificación para [asignatura] en [grado o nivel] . Diseña una experiencia de [duración] orientada al aprendizaje [objetivo] , considerando que el grupo posee [conocimientos previos] y dispone de [recursos] . Organiza la propuesta en inicio, desarrollo y cierre; incluye una evidencia observable y evita actividades que dependan de recursos no mencionados. No inventes códigos curriculares y señala los aspectos que requieren verificación docente”.	Correspondencia entre actividad, objetivo, tiempo y evidencia.
Contextualizar un contenido	“Adapta la explicación de [concepto] para estudiantes de [edad o nivel] mediante ejemplos relacionados con [localidad, actividad productiva, ambiente o práctica cultural] . Mantén el rigor conceptual, diferencia hechos comprobados de analogías y evita presentar a la comunidad mediante estereotipos. Incluye dos preguntas que permitan relacionar el contenido con experiencias cercanas”.	Exactitud, pertinencia cultural y ausencia de estereotipos.
Aplicar el Diseño Universal para el Aprendizaje	“Revisa la actividad [pegar actividad sin datos personales] e identifica posibles barreras de comprensión, participación y expresión. Propón alternativas basadas en múltiples formas de implicación, representación y acción, sin reducir el aprendizaje esperado. Considera un aula con [condiciones reales] y organiza las	Conservación del objetivo y viabilidad de los apoyos.

	opciones en una tabla que indique barrera, ajuste y evidencia equivalente”.	
Generar preguntas para pensamiento crítico	“A partir del tema [tema] , formula seis preguntas progresivas que permitan comparar fuentes, reconocer supuestos, evaluar evidencias y construir una conclusión. No incluyas respuestas cerradas ni preguntas cuya solución dependa solamente de memorizar datos. Indica qué operación cognitiva moviliza cada una”.	Diversidad cognitiva y relación con lo enseñado.
Elaborar retroalimentación	“Analiza esta respuesta anónima de un estudiante: [texto] . Usa los criterios [criterios o rúbrica] y redacta una retroalimentación breve que reconozca un logro, identifique un aspecto concreto por mejorar y proponga una acción realizable. No asignes calificación, no infieras capacidades personales y cita el fragmento de la respuesta que sustenta cada observación”.	Correspondencia con la evidencia y tono formativo.
Contrastar una respuesta de IA	“Examina el siguiente contenido generado por IA: [contenido] . Separa afirmaciones verificables, interpretaciones, posibles errores y datos que requieren fuente; explica qué tipo de documento permitiría comprobar cada afirmación y no inventes referencias. Presenta el resultado como guía para que los estudiantes realicen la verificación”.	Calidad de las rutas de comprobación propuestas.
Diseñar una evaluación con uso declarado de IA	“Diseña una actividad sobre [aprendizaje] en la que los estudiantes puedan utilizar IA únicamente para [uso autorizado] . Incluye producto final, evidencia del proceso, declaración de uso, preguntas de defensa y criterios de valoración de la contribución personal. Señala con claridad qué acciones no están permitidas”.	Visibilidad de la autoría y coherencia de las reglas.

**Crear una actividad
sin conectividad
permanente**

“Propón una actividad sobre **[tema]** que utilice una respuesta de IA preparada previamente por el docente, pero que pueda desarrollarse en clase sin internet ni dispositivos individuales. Incluye un fragmento para analizar, errores deliberados que deban identificarse, instrucciones de trabajo colaborativo y una síntesis individual”.

Accesibilidad y participación de todo el grupo.

Nota. Los prompts son de elaboración propia y se plantean como estructuras adaptables; las respuestas obtenidas deben someterse a verificación pedagógica, disciplinar y ética antes de su utilización.

2.8.9. Del primer resultado a la revisión pedagógica

La aplicación de estos prompts debería seguir un ciclo de cuatro movimientos interdependientes: formular la solicitud desde un objetivo educativo; examinar si la respuesta corresponde al nivel, contexto y recursos; verificar contenido, fuentes y posibles sesgos; y reformular aquello que permanezca impreciso, proceso que permite entender la interacción con IA como una práctica de revisión y no como una operación instantánea orientada a aceptar la primera respuesta disponible.

Una reformulación útil evita pedir simplemente que la IA “mejore” el resultado, pues indica qué aspecto debe modificarse y según qué criterio, como sucede al solicitar que reduzca la complejidad léxica sin eliminar conceptos centrales, reemplace ejemplos extranjeros por situaciones locales verificables, adapte una actividad para trabajo sin conexión o diferencie claramente entre información confirmada y datos pendientes de revisión; cada nueva instrucción conserva el propósito original mientras corrige una limitación identificada por quien utiliza la herramienta.

También conviene comparar respuestas obtenidas mediante variaciones del mismo prompt, debido a que pequeñas modificaciones pueden producir enfoques distintos y revelar la inestabilidad del sistema; esta comparación puede convertirse en una actividad didáctica cuando el estudiantado analiza qué respuesta está mejor argumentada, cuál requiere más evidencias o qué

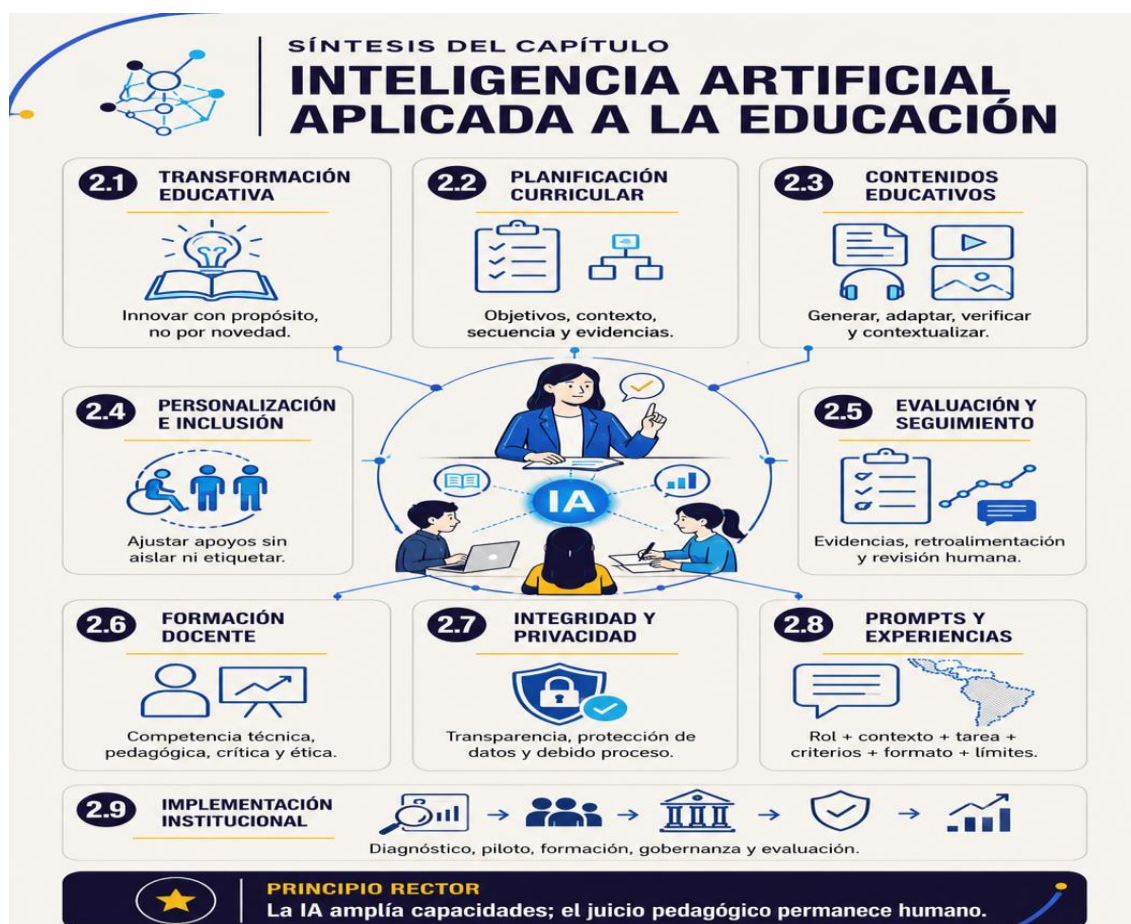
representación cultural resulta problemática, fortaleciendo capacidades de evaluación que trascienden el manejo instrumental de una plataforma específica.

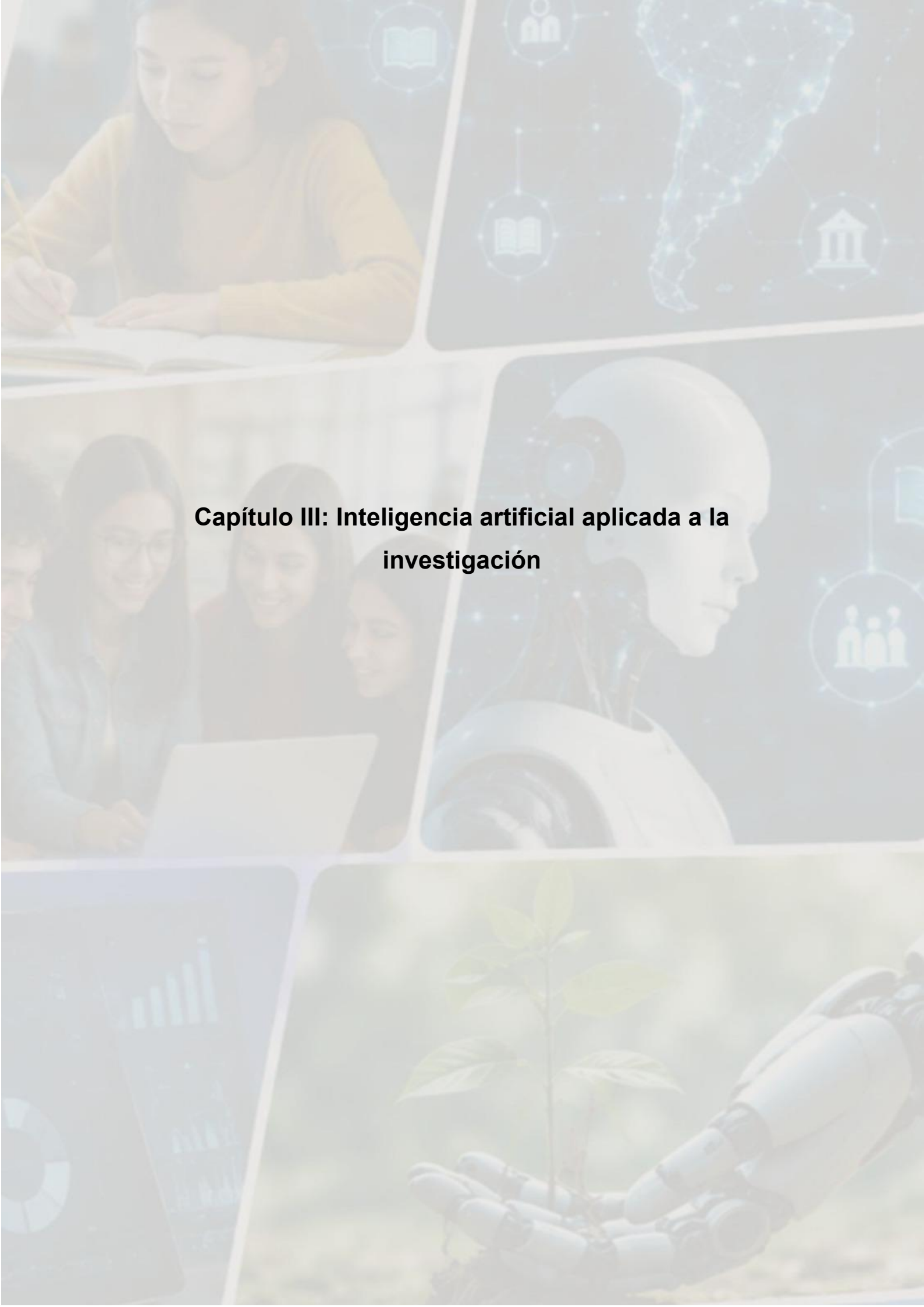
El empleo responsable de prompts no busca transferir a la IA la totalidad del trabajo docente ni uniformar las experiencias latinoamericanas, sino ampliar las alternativas disponibles para planificar, contextualizar, adaptar y revisar materiales bajo decisiones humanas reconocibles; la utilidad de cada resultado deberá juzgarse a partir del aprendizaje que favorece, la realidad en la que será aplicado y las condiciones de equidad, seguridad y pertinencia que la institución pueda garantizar.

2.9. Síntesis del Capítulo

Figura 2.

Síntesis del Capítulo II





Capítulo III: Inteligencia artificial aplicada a la investigación

Inteligencia artificial aplicada a la investigación

3.1. Transformación de los procesos de investigación mediante inteligencia artificial

La incorporación de la inteligencia artificial en la investigación excede la automatización de tareas rutinarias, porque sus capacidades de reconocimiento de patrones, procesamiento de lenguaje, generación de contenidos y análisis predictivo están modificando la forma en que se exploran los problemas, se relacionan las evidencias y se construyen explicaciones científicas; en este escenario, la tecnología participa como un sistema de apoyo capaz de ampliar las posibilidades de observación y procesamiento, mientras la formulación del sentido, la valoración de la evidencia y la responsabilidad por las decisiones continúan bajo control humano.

Al examinar esta transformación a lo largo del ciclo investigativo, Wang et al. (2023) identifican aplicaciones que abarcan la generación de hipótesis, el diseño de experimentos, el tratamiento de grandes conjuntos de datos y la identificación de relaciones difíciles de advertir mediante procedimientos convencionales, lo cual permite comprender que la IA no interviene en una única etapa ni cumple una función uniforme, sino que adopta alcances diferentes según la disciplina, el tipo de información disponible y el propósito para el cual ha sido incorporada.

La asistencia puede comenzar durante la exploración inicial de un campo mediante la propuesta de términos, conceptos y posibles relaciones; continuar con la clasificación de documentos, la organización de registros o la preparación de datos; extenderse hacia el análisis, la visualización y la comparación de resultados; y llegar hasta la revisión lingüística o estructural de un manuscrito, aunque esta presencia transversal no convierte a la IA en autora del proceso, debido a que sus respuestas dependen de instrucciones humanas, modelos previamente entrenados y datos cuya procedencia, calidad y representatividad deben ser examinadas.

Desde la perspectiva operativa, la reducción del tiempo destinado a ordenar información, repetir cálculos o revisar grandes volúmenes documentales puede liberar espacio para actividades que demandan interpretación y discusión

especializada; sin embargo, Yaroshenko y Serbin (2023) advierten que la integración de estas herramientas en el ciclo de investigación también introduce riesgos de fabricación de datos y afectación de la integridad académica, de manera que la eficiencia solo adquiere valor científico cuando se acompaña de trazabilidad, comprobación y control sobre los procedimientos automatizados.

En las investigaciones cuantitativas, estas tecnologías permiten apoyar la depuración de bases, reconocer valores atípicos, modelar asociaciones complejas y comparar escenarios predictivos, mientras que en los estudios cualitativos pueden facilitar la segmentación de corpus, la búsqueda de recurrencias y la agrupación preliminar de materiales textuales, visuales o sonoros; tales aplicaciones no eliminan las diferencias epistemológicas entre los enfoques ni autorizan a tratar una asociación estadística como explicación causal o una clasificación automática como categoría interpretativa, pues el significado de los resultados continúa dependiendo del marco teórico, el diseño metodológico y las condiciones en las que se produjo la información.

La IA generativa ha extendido estas posibilidades hacia actividades estrechamente vinculadas con el razonamiento discursivo, entre ellas la exploración conceptual, la formulación preliminar de preguntas, la explicación de términos, la síntesis de textos y la revisión de la escritura; aun cuando sus respuestas presentan fluidez y coherencia gramatical, Van Dis et al. (2023) señalan la necesidad de verificar los contenidos, establecer responsabilidades y examinar la transparencia de los sistemas, debido a que una exposición convincente puede contener referencias inexistentes, afirmaciones descontextualizadas o relaciones que carecen de respaldo empírico.

Esta diferencia entre producir una respuesta plausible y construir conocimiento verificable delimita el lugar que corresponde a la IA dentro de la investigación, puesto que el sistema puede sugerir alternativas, reconocer semejanzas o localizar inconsistencias, pero no asume la responsabilidad de justificar por qué una pregunta merece estudiarse, qué evidencia resulta suficiente, cómo deben interpretarse los hallazgos ni qué consecuencias puede ocasionar su difusión; por ello, el investigador conserva la autoría intelectual cuando mantiene el control

sobre las decisiones sustantivas, documenta la intervención tecnológica y responde por la validez del trabajo presentado.

Tabla 17.

Transformaciones introducidas por la inteligencia artificial en el proceso de investigación

Dimensión	Transformación posible	Aporte al proceso	Condición de control humano
Exploración del problema	Generación y relación de conceptos, variables o perspectivas	Ampliación inicial del campo de análisis	Contrastar las propuestas con la teoría, la evidencia y el contexto
Gestión de información	Clasificación de documentos, datos y registros	Reducción de tareas repetitivas y recuperación más ágil	Verificar procedencia, cobertura, calidad y criterios de selección
Producción de evidencia	Apoyo en simulaciones, experimentos y recolección automatizada	Mayor capacidad para observar fenómenos complejos	Documentar procedimientos y controlar condiciones de obtención
Análisis de datos	Detección de patrones, anomalías y asociaciones	Procesamiento de volúmenes difíciles de examinar manualmente	Revisar supuestos, errores, sesgos y reproducibilidad
Comunicación científica	Organización, traducción y revisión preliminar del manuscrito	Mayor claridad formal y accesibilidad de los resultados	Preservar la autoría humana, declarar los usos y comprobar las fuentes

Nota. Elaboración propia a partir de Wang et al. (2023), Van Dis et al. (2023) y Yaroshenko y Serbin (2023).

El incremento de la productividad tampoco equivale necesariamente a una comprensión más profunda del objeto estudiado, ya que un modelo puede ofrecer predicciones precisas o explicaciones lingüísticamente elaboradas sin revelar de manera suficiente las relaciones que sostienen sus resultados; Messeri y Crockett (2024) denominan “ilusiones de comprensión” a la confianza que puede generarse cuando la apariencia de objetividad y dominio técnico

conduce a sobrevalorar las capacidades del sistema, riesgo que también favorece monoculturas científicas si numerosas investigaciones terminan reproduciendo preguntas, métodos y perspectivas derivados de estructuras algorítmicas semejantes.

En América Latina, esta transformación se desarrolla bajo condiciones desiguales de conectividad, infraestructura computacional, disponibilidad de datos, formación especializada y capacidad institucional; según el Centro Nacional de Inteligencia Artificial (CENIA, 2025), el fortalecimiento regional depende de factores habilitantes vinculados con la infraestructura, los datos y el talento humano, además de los ecosistemas de investigación, desarrollo, adopción y gobernanza, por lo cual el acceso a una plataforma no garantiza que instituciones y equipos científicos dispongan de iguales oportunidades para utilizarla, auditarla o adaptarla a sus necesidades.

La dependencia de sistemas entrenados principalmente con información procedente de determinados países, lenguas y circuitos editoriales puede reducir la visibilidad de problemas regionales, publicaciones en español o portugués y formas de conocimiento que poseen menor representación digital; esta limitación exige examinar qué fuentes reconoce una herramienta, qué perspectivas deja fuera y hasta qué punto sus categorías corresponden al contexto analizado, especialmente cuando se investigan comunidades, instituciones o fenómenos sociales cuya comprensión requiere conocimiento histórico, cultural y territorial difícilmente sustituible mediante respuestas generalizadas.

Dentro de este panorama, Fontanelli et al. (2025) analizan el uso y la valoración de la IA generativa en la comunidad académica de FLACSO México, mostrando que su incorporación en los estudios sociales se encuentra condicionada por las experiencias, percepciones y prácticas de quienes la utilizan; esta evidencia permite apartarse de una visión homogénea de la adopción tecnológica, porque las diferencias disciplinares, las competencias disponibles, las políticas institucionales y los propósitos de uso influyen directamente en la manera en que la asistencia algorítmica se integra al trabajo científico.

La transformación de los procesos investigativos requiere entonces una arquitectura de control presente desde la selección de la herramienta y el ingreso

de datos hasta la interpretación y divulgación de resultados, dentro de la cual se registren las aplicaciones empleadas, las instrucciones relevantes, las modificaciones realizadas y las decisiones que permanecieron bajo criterio humano; en concordancia con el enfoque centrado en las personas propuesto por Miao y Holmes (2023), esta integración debe vincularse con la protección de datos, la validación ética y el desarrollo de capacidades que permitan reconocer tanto la utilidad como los límites de los sistemas generativos.

Bajo estas condiciones, la IA puede ampliar la capacidad del investigador para explorar información, ensayar alternativas y examinar fenómenos complejos sin sustituir la relación que debe existir entre problema, teoría, método, evidencia y conclusión; el cambio central reside en una reorganización del trabajo científico que reduce determinadas cargas operativas y, al mismo tiempo, incrementa las exigencias de alfabetización algorítmica, verificación documental, evaluación de sesgos y trazabilidad, de modo que ningún resultado generado sea incorporado al estudio sin comprender su función, contrastar su contenido y asumir responsabilidad por su utilización.

3.2. Formulación del problema y diseño metodológico asistidos por IA

La formulación del problema constituye una fase de construcción intelectual en la que una preocupación amplia se transforma en un objeto susceptible de estudio, mediante decisiones que delimitan el fenómeno, la población, el espacio, el periodo y las relaciones conceptuales que orientarán la obtención de evidencia; dentro de este proceso, la inteligencia artificial puede funcionar como apoyo exploratorio para ordenar ideas, reconocer dimensiones poco desarrolladas y ensayar distintas maneras de plantear una situación, siempre que sus propuestas se consideren insumos provisionales y no formulaciones metodológicas listas para ser adoptadas.

Una interacción inicial con sistemas generativos puede ayudar a descomponer un tema general en componentes más precisos, identificar actores relacionados, sugerir posibles unidades de análisis o señalar términos que requieren definición, aunque la delimitación resultante debe responder a la realidad que motiva el estudio y a las posibilidades efectivas de acceso a información; como plantea

Ruiz (2024), la aplicación de la IA en la metodología ofrece oportunidades para organizar y agilizar determinadas actividades, pero su incorporación requiere reconocer los límites del sistema y preservar las decisiones que corresponden al juicio del investigador.

La utilidad de esta asistencia aumenta cuando se proporciona información suficiente sobre el contexto, los antecedentes disponibles, la población involucrada, las restricciones temporales y el campo disciplinar, puesto que una instrucción genérica suele producir problemas amplios, reiterativos o desconectados de las condiciones en las que se desarrollará el estudio; aun con una contextualización adecuada, la propuesta debe examinarse según su relevancia social o científica, viabilidad, originalidad y capacidad para conducir a evidencias analizables, evitando confundir una redacción técnicamente convincente con una delimitación metodológicamente defendible.

En la construcción de las preguntas de investigación, la IA puede generar versiones alternativas, comparar niveles de alcance y advertir formulaciones que contienen varios interrogantes simultáneos, relaciones causales no justificadas o conceptos imposibles de observar con los recursos disponibles; esta función resulta provechosa como ejercicio de contraste, debido a que permite revisar si la pregunta expresa con claridad qué se desea conocer, sobre quién o qué se obtendrá información y dentro de cuáles límites se realizará el análisis, sin trasladar al sistema la decisión sobre la pertinencia del problema ni la justificación de su importancia.

La formulación asistida también debe impedir que la pregunta quede condicionada por la primera respuesta generada, ya que los modelos tienden a producir opciones cercanas a los patrones más frecuentes en sus datos de entrenamiento y pueden orientar la indagación hacia temas ampliamente representados, mientras dejan fuera perspectivas locales, categorías emergentes o problemas documentados en circuitos científicos con menor visibilidad; la advertencia de Messeri y Crockett (2024) sobre la formación de monoculturas científicas resulta pertinente en esta fase, porque la homogeneización puede comenzar antes de recolectar datos si numerosos

investigadores adoptan preguntas y marcos sugeridos bajo estructuras algorítmicas semejantes.

A partir de una pregunta ya delimitada, la IA puede colaborar en la revisión de la correspondencia entre el objetivo general y los objetivos específicos, comprobando si los verbos empleados reflejan acciones investigativas y si cada componente contribuye a responder el problema; esta comprobación no autoriza a estructurar los objetivos como una lista de actividades administrativas, pues buscar bibliografía, aplicar instrumentos o redactar conclusiones describen acciones del procedimiento, mientras los objetivos deben expresar el conocimiento que se pretende producir mediante el análisis, la descripción, la comparación, la interpretación o la explicación del fenómeno seleccionado.

La coherencia interna exige que el alcance formulado en los objetivos permanezca vinculado con la pregunta y con las posibilidades reales del diseño, de manera que una investigación descriptiva no prometa demostrar causalidad, un estudio desarrollado en una institución no generalice anticipadamente sus resultados a toda una población nacional y un análisis documental no anuncie efectos que requerirían observación experimental; Cendrós (2025) sostiene que la IA puede intervenir como apoyo en el diseño investigativo, aunque su incorporación demanda una formación crítica capaz de reconocer sesgos, opacidad y posibles desplazamientos del razonamiento metodológico.

Cuando el enfoque y el alcance justifican la formulación de hipótesis, los sistemas generativos pueden proponer relaciones entre variables, explicitar supuestos o convertir una afirmación ambigua en una proposición susceptible de contraste, pero la plausibilidad lingüística de una hipótesis no acredita su fundamento teórico ni garantiza que sus variables puedan medirse; Zhang et al. (2025) reconocen el potencial de los modelos de lenguaje para participar en la generación y evaluación de hipótesis, aunque vinculan su integración al establecimiento de métricas claras y a la alineación con propósitos científicos definidos por personas.

Una hipótesis asistida por IA debe revisarse a partir de los antecedentes existentes, la lógica que vincula sus componentes, la posibilidad de obtener datos pertinentes y el procedimiento previsto para contrastarla, procurando que

el sistema no fabrique explicaciones sobre relaciones todavía no verificadas; cuando el estudio es exploratorio, interpretativo o se orienta a comprender significados y experiencias, puede resultar metodológicamente más pertinente trabajar con supuestos orientadores o preguntas abiertas, en lugar de imponer hipótesis construidas según una lógica confirmatoria que no corresponde a la naturaleza del objeto.

En las investigaciones cualitativas, la asistencia puede emplearse para diferenciar conceptos iniciales, organizar dimensiones analíticas y elaborar una primera matriz de categorías y subcategorías, aunque estas propuestas no deben anticipar por completo lo que se espera encontrar ni cerrar la posibilidad de que los datos revelen significados no previstos; las categorías deductivas requieren sustento teórico, mientras las inductivas deben surgir del contacto sistemático con el material empírico, razón por la cual una clasificación producida antes de recopilar o examinar los datos solo puede considerarse una estructura provisional sometida a modificación durante el análisis.

La selección del enfoque, alcance y diseño metodológico tampoco puede resolverse mediante la solicitud genérica de que una plataforma recomiende “la mejor metodología”, porque la respuesta suele construirse mediante asociaciones frecuentes entre determinados tipos de preguntas y diseños, sin conocer plenamente las condiciones de acceso al campo, las capacidades del equipo o las exigencias éticas del estudio; la decisión debe derivarse de la naturaleza del problema y del tipo de evidencia necesaria, de manera que el enfoque cuantitativo, cualitativo o mixto se elija por su correspondencia con la pregunta y no por la aparente facilidad con la que una herramienta puede procesar sus datos.

Tabla 18.

Control de coherencia en el diseño metodológico asistido por inteligencia artificial

Componente	Apoyo posible de la IA	Pregunta de control humano	Error que debe evitarse
Delimitación del problema	Descomponer el tema y proponer	¿La formulación corresponde al	Adoptar un problema genérico o descontextualizado

	dimensiones, actores o límites	contexto real y puede investigarse?	
Pregunta de investigación	Comparar versiones y detectar ambigüedades	¿Puede responderse con evidencia accesible y pertinente?	Formular varios interrogantes incompatibles en una sola pregunta
Objetivos	Revisar relación, alcance y secuencia	¿Expresan conocimiento por producir y no simples actividades?	Prometer resultados que el diseño no permite alcanzar
Hipótesis	Explorar relaciones entre variables y supuestos	¿Existe respaldo teórico y posibilidad de contrastación?	Presentar como explicación una asociación generada
Categorías	Organizar conceptos y proponer una matriz preliminar	¿Proviene de la teoría o emergen realmente de los datos?	Convertir categorías provisionales en resultados anticipados
Método	Comparar enfoques, diseños y técnicas compatibles	¿El método permitirá obtener la evidencia que exige la pregunta?	Seleccionar un diseño por conveniencia tecnológica
Viabilidad y ética	Identificar recursos, riesgos y datos sensibles	¿Existen acceso, consentimiento, capacidades y condiciones de protección?	Diseñar un estudio imposible de ejecutar o éticamente improcedente

Nota. Elaboración propia a partir de Ruiz (2024), Cendrós (2025) y Zhang et al. (2025).

Una vez definido el diseño, la IA puede facilitar la comparación preliminar de técnicas de recolección, instrumentos, estrategias de muestreo y procedimientos de análisis, aunque las recomendaciones deben contrastarse con las características de la población, la sensibilidad de la información y los criterios de validez o rigor propios de cada enfoque; en investigaciones con personas, cualquier propuesta que implique recopilar datos mediante plataformas externas exige verificar dónde se almacenará la información, qué condiciones establece el proveedor y si existe riesgo de exponer identidades, testimonios, expedientes o contenidos confidenciales.

La aparente rapidez con la que una herramienta puede estructurar un proyecto plantea además el riesgo de alterar el orden lógico del diseño, especialmente cuando se selecciona primero una técnica atractiva y después se acomoda el problema para justificar su aplicación; un procedimiento metodológicamente consistente sigue la dirección contraria, porque comienza con una necesidad de conocimiento, delimita una pregunta, establece objetivos y determina qué evidencia permitiría responderlos, incorporando la IA solo en aquellas tareas donde su asistencia sea compatible con la lógica y las condiciones del estudio.

El control humano puede organizarse mediante revisiones sucesivas en las que cada propuesta generada se compare con la anterior, se identifiquen los cambios realizados y se registre la razón metodológica para conservarlos o descartarlos; conforme a la orientación centrada en las personas de Miao y Holmes (2023), esta práctica debe incluir la protección de datos y el fortalecimiento de capacidades para evaluar las herramientas, con lo cual la intervención tecnológica permanece visible y puede ser examinada por tutores, equipos de investigación, comités de ética o evaluadores.

El resultado de esta fase no debería ser un diseño redactado por una plataforma y aceptado por su apariencia formal, sino una estructura argumentada en la que problema, preguntas, objetivos, hipótesis o categorías, enfoque, técnicas y análisis mantengan correspondencia verificable; desde esta base, la búsqueda y organización de literatura podrá desarrollarse en función de necesidades claramente definidas, evitando que la abundancia de resultados documentales desplace el objeto de estudio o introduzca fuentes que no respondan al propósito de la investigación.

3.3. Búsqueda, organización y verificación de información científica

La búsqueda de información científica comienza con la traducción del problema de investigación a un conjunto organizado de conceptos, sinónimos, descriptores y relaciones que puedan ser reconocidos por distintos sistemas de recuperación; dentro de esta tarea, la inteligencia artificial puede sugerir vocabulario técnico, equivalencias en otros idiomas y combinaciones preliminares, aunque la estrategia definitiva debe construirse a partir de los componentes de la pregunta,

las características de la disciplina y el tipo de documentos necesarios para sustentar el estudio.

Antes de ejecutar una búsqueda conviene distinguir entre bases de datos bibliográficas, motores académicos, catálogos, repositorios y asistentes generativos, debido a que sus funciones, criterios de inclusión y niveles de control no son equivalentes; una base especializada organiza registros mediante campos y vocabularios definidos, un repositorio conserva documentos depositados por instituciones o autores, un buscador académico rastrea materiales distribuidos en la web y un asistente generativo produce respuestas basadas en patrones aprendidos, por lo cual este último puede orientar la exploración, pero no debe utilizarse como sustituto del sistema donde se encuentra y verifica la fuente original.

La selección de los espacios de búsqueda debe responder al campo disciplinar y a la cobertura requerida, combinando bases internacionales con recursos regionales y nacionales cuando el problema se sitúe en América Latina; Scopus y Web of Science ofrecen cobertura multidisciplinaria selectiva, PubMed se concentra en ciencias biomédicas, ERIC atiende el ámbito educativo, mientras SciELO, Redalyc y LILACS amplían el acceso a producción latinoamericana que puede quedar insuficientemente representada en índices comerciales, de modo que utilizar una sola plataforma introduce el riesgo de construir los antecedentes desde una fracción limitada de la literatura disponible.

La diferencia entre cobertura y capacidad de recuperación fue analizada por Gusenbauer y Haddaway (2020), quienes compararon veintiocho sistemas académicos y encontraron variaciones relevantes en precisión, exhaustividad, funciones de búsqueda y reproducibilidad; sus resultados muestran que la amplitud de un índice no garantiza por sí misma una búsqueda sistemática, especialmente cuando la plataforma limita la formulación de consultas, modifica los resultados entre ejecuciones o no permite exportar de manera completa los registros recuperados.

Los modelos generativos pueden colaborar en la ampliación terminológica mediante la propuesta de sinónimos, variantes ortográficas, traducciones y conceptos relacionados, pero cada término debe revisarse en tesauros,

vocabularios controlados o publicaciones representativas del campo antes de incorporarlo a la ecuación; este control evita que expresiones coloquiales, traducciones imprecisas o conceptos pertenecientes a tradiciones teóricas distintas sean tratados como equivalentes, además de permitir que la búsqueda incluya denominaciones empleadas en español y portugués junto con los términos predominantes en inglés.

Una estrategia reproducible requiere registrar las bases consultadas, las fechas de ejecución, los campos examinados, los operadores booleanos, los filtros aplicados y el número de resultados obtenido en cada fuente, procurando conservar la sintaxis exacta porque una misma ecuación puede necesitar adaptaciones según el sistema; en las revisiones sistemáticas, Page et al. (2021) establecen mediante PRISMA 2020 la necesidad de informar con suficiente claridad los métodos empleados para identificar y seleccionar los estudios, exigencia que también resulta útil en búsquedas documentales de menor alcance cuando se desea transparentar cómo se conformó el corpus.

La inteligencia artificial puede apoyar la depuración inicial de resultados mediante la identificación de duplicados, la clasificación temática y la priorización de títulos o resúmenes potencialmente pertinentes, aunque una exclusión automática no debería ejecutarse sin criterios definidos previamente ni sin revisar una muestra suficiente de las decisiones producidas; Bernard et al. (2025) examinan el uso de IA en revisiones sistemáticas y reconocen su utilidad en tareas como el cribado y la extracción, manteniendo la supervisión humana como condición para controlar omisiones y errores durante la selección de evidencia.

La organización del material recuperado debe comenzar desde el momento de la búsqueda mediante una matriz que permita diferenciar los datos bibliográficos de las apreciaciones analíticas, incluyendo autoría, año, título, revista o institución, tipo de documento, país, objetivo, metodología, hallazgos, limitaciones, DOI o enlace estable y decisión de inclusión; esta estructura puede complementarse con un gestor bibliográfico para almacenar metadatos, archivos y notas, mientras la IA puede sugerir agrupaciones o detectar registros incompletos sin modificar silenciosamente la información importada desde la fuente.

Tabla 19.

Protocolo de búsqueda y verificación de información científica asistida por inteligencia artificial

Fase	Acción del investigador	Apoyo posible de la IA	Evidencia que debe conservarse
Preparación	Derivar conceptos y criterios desde la pregunta de investigación	Proponer sinónimos, traducciones y términos relacionados	Matriz de conceptos y decisiones terminológicas
Selección de fuentes	Elegir bases, repositorios y catálogos pertinentes	Comparar coberturas y características generales	Lista de sistemas consultados y justificación
Construcción de ecuaciones	Combinar descriptores, operadores y campos	Sugerir variantes de sintaxis	Ecuación exacta adaptada a cada sistema
Ejecución	Aplicar filtros y recuperar registros	Automatizar exportaciones o identificar duplicados	Fecha, filtros y cantidad de resultados
Selección	Aplicar criterios de inclusión y exclusión	Priorizar títulos y resúmenes para revisión	Motivo de inclusión o exclusión
Organización	Completar la matriz y el gestor bibliográfico	Clasificar documentos y señalar metadatos faltantes	Registro bibliográfico y archivo consultado
Verificación	Comprobar identidad, contenido y estado de la fuente	Detectar posibles discrepancias	DOI resuelto, página editorial y texto revisado

Nota. Elaboración propia a partir de Page et al. (2021), Gusenbauer y Haddaway (2020) y Bernard et al. (2025).

La recuperación de una referencia mediante un asistente conversacional no demuestra que el documento exista, porque estos sistemas pueden combinar nombres, títulos, revistas, fechas y números de identificación que parecen coherentes, pero pertenecen a publicaciones diferentes o han sido generados sin correspondencia documental; Walters y Wilder (2023) comprobaron la presencia de citas fabricadas y errores bibliográficos en referencias producidas

por ChatGPT, lo cual impide incorporar una fuente al trabajo únicamente porque su presentación reproduzca la forma habitual de una referencia académica.

La primera comprobación debe establecer la identidad bibliográfica mediante la comparación exacta entre autores, año, título, publicación, volumen, número y páginas, utilizando el sitio de la revista, el repositorio institucional o un registro persistente; cuando el documento posee DOI, este debe resolverse mediante el enlace <https://doi.org/> y contrastarse con los metadatos de Crossref, sin olvidar que la existencia del identificador confirma el registro del objeto, pero no acredita por sí sola la calidad editorial, la revisión por pares ni la correspondencia de su contenido con la afirmación que se desea respaldar.

Después de confirmar la existencia, debe verificarse la correspondencia sustantiva mediante la lectura del resumen, la metodología, los resultados y las conclusiones, recurriendo al texto completo cuando la afirmación dependa de detalles que no pueden establecerse con los metadatos; citar un artículo real por una conclusión que no contiene constituye una atribución incorrecta, aunque autores, título y DOI estén escritos sin errores, por lo cual la comprobación bibliográfica y la comprobación del contenido representan controles complementarios y ninguno puede reemplazar al otro.

La procedencia también requiere examinar quién publica el documento, qué tipo de revisión declara, dónde se encuentra alojado y qué relación existe entre la versión consultada y la versión oficial, diferenciando artículos publicados, manuscritos aceptados, preprints, ponencias, tesis, informes técnicos y páginas institucionales; esta clasificación evita presentar materiales no evaluados como artículos revisados por pares y permite valorar el nivel de respaldo que cada fuente aporta, especialmente cuando se trabaja con resultados recientes que aún no han atravesado todas las etapas editoriales.

La verificación debe extenderse al estado actual de la publicación, porque un documento existente puede haber recibido una corrección, una expresión de preocupación o una retractación posterior; el servicio Crossmark de Crossref permite consultar actualizaciones vinculadas con determinados registros, aunque el investigador también debe revisar la página editorial y los avisos asociados al artículo, conservando la versión utilizada y actualizando su

valoración cuando exista una modificación que afecte los datos o conclusiones citados.

La facilidad para distribuir textos generados incrementa la necesidad de examinar críticamente los resultados de los buscadores académicos, pues la indexación automática puede recuperar documentos depositados en repositorios, redes o sitios sin controles editoriales equivalentes; Haider y Sundin (2024) localizaron publicaciones producidas total o parcialmente mediante usos no declarados de modelos generativos dentro de Google Scholar, hallazgo que obliga a evaluar cada documento por su identidad, procedencia y contenido en lugar de atribuirle credibilidad automática por aparecer en un entorno de búsqueda académica.

El control bibliográfico concluye cuando cada afirmación conserva una relación verificable con una fuente existente y pertinente, cada cita del texto dispone de una referencia correspondiente, todos los enlaces conducen al documento correcto y las decisiones de inclusión pueden reconstruirse mediante los registros guardados; con este corpus ya depurado, el trabajo puede avanzar hacia la revisión crítica de literatura sin trasladar al estado del arte duplicados, referencias fabricadas, documentos retractados o estudios que no responden realmente al problema investigado.

3.4. Revisión crítica de literatura y construcción del estado del arte

La revisión de literatura adquiere sentido investigativo cuando los documentos localizados y verificados dejan de presentarse como una sucesión de resúmenes y pasan a integrarse en una explicación sobre el desarrollo del conocimiento relacionado con el problema; esta transición exige reconocer qué se ha estudiado, desde cuáles perspectivas, mediante qué decisiones metodológicas y con qué resultados, de manera que el estado del arte muestre la configuración del campo y no se limite a demostrar que existe información previa.

El corpus conformado durante la búsqueda debe examinarse a partir de criterios comunes que permitan comparar los estudios sin borrar sus diferencias, incluyendo el propósito, el contexto, la población, el enfoque, el diseño, las

técnicas, los principales hallazgos, las limitaciones y el aporte realizado; la inteligencia artificial puede ayudar a extraer estos componentes y trasladarlos a una matriz, aunque la lectura del texto original continúa siendo indispensable cuando la información depende de matices conceptuales, decisiones metodológicas o condiciones que no aparecen con claridad en el resumen.

La extracción asistida resulta más fiable en campos explícitos, como el año, el tamaño de la muestra o el tipo de intervención, que en aspectos sujetos a interpretación, entre ellos la consistencia teórica, la calidad de la argumentación o la pertinencia de una conclusión; Mahmoudi et al. (2025) encontraron que los modelos de lenguaje podían recuperar información básica de los estudios, pero mostraban limitaciones frente a criterios contextuales y valoraciones complejas, lo cual confirma que una matriz completada automáticamente requiere cotejo con cada documento y no puede asumirse como registro definitivo.

La organización inicial puede seguir criterios cronológicos, geográficos, conceptuales, metodológicos o temáticos según la naturaleza del problema, procurando que el criterio elegido permita comprender relaciones relevantes y no funcione como una simple distribución formal del contenido; en un campo emergente será útil observar la evolución temporal de conceptos y aplicaciones, mientras una investigación regional puede necesitar contrastar países, instituciones o poblaciones, y un problema teórico demandará examinar las categorías mediante las cuales distintos autores han explicado el fenómeno.

Una de las contribuciones de la IA consiste en identificar recurrencias terminológicas, agrupar documentos con rasgos semejantes y proponer relaciones entre categorías registradas en la matriz, aunque estas agrupaciones deben contrastarse con las definiciones empleadas por los autores porque dos estudios pueden utilizar la misma palabra con sentidos diferentes o aplicar denominaciones distintas a fenómenos comparables; la clasificación solo conserva valor analítico cuando respeta el contenido de los trabajos y hace visibles las decisiones mediante las cuales se establecieron semejanzas o diferencias.

De acuerdo con Schryen et al. (2025), una revisión puede desarrollar conocimiento mediante actividades como la síntesis, la agregación de evidencia,

la crítica, la construcción teórica, la identificación de vacíos y la formulación de agendas futuras; esta perspectiva permite ubicar la asistencia generativa en tareas delimitadas, pues organizar conceptos o comparar características representa una función distinta de valorar la solidez de un argumento, establecer un vacío legítimo o proponer una explicación teórica sustentada.

La síntesis exige relacionar resultados que proceden de diseños y contextos diferentes sin convertirlos en afirmaciones equivalentes, de modo que una asociación obtenida mediante encuesta no debe presentarse como efecto causal, una interpretación cualitativa no puede traducirse automáticamente a frecuencia poblacional y un hallazgo producido en una institución no se extiende a toda una región; la IA puede construir comparaciones preliminares si recibe una matriz estructurada, pero corresponde al investigador conservar el alcance original de cada estudio y evitar conclusiones más amplias que la evidencia disponible.

Este control resulta necesario porque los modelos generativos tienden a reducir cautelas, omitir condiciones y formular conclusiones generales durante la elaboración de resúmenes; Peters y Chin-Yee (2025) comprobaron que las síntesis generadas mediante modelos de lenguaje presentaban generalizaciones con mayor frecuencia que los resúmenes elaborados por personas, riesgo que puede alterar el estado del conocimiento cuando una observación limitada termina presentada como consenso o cuando una posibilidad señalada por los autores se convierte en resultado confirmado.

La comparación crítica debe atender tanto a los resultados como a los procedimientos mediante los cuales fueron obtenidos, examinando si los estudios definen de manera consistente sus conceptos, justifican la selección de participantes, emplean instrumentos adecuados, describen el análisis y reconocen limitaciones; desde esta perspectiva, dos investigaciones que alcanzan conclusiones semejantes pueden ofrecer niveles distintos de respaldo, mientras resultados aparentemente contradictorios pueden explicarse por diferencias en la población, el periodo, el contexto o la forma de medir el fenómeno.

La evaluación tampoco consiste en descalificar investigaciones por no ajustarse a un único modelo metodológico, sino en determinar qué puede afirmarse a partir de cada diseño y cuáles condiciones restringen la interpretación de sus hallazgos; en este trabajo, la IA puede señalar campos incompletos o formular preguntas de contraste, aunque carece de elementos suficientes para valorar por sí sola la adecuación entre epistemología, teoría, método y evidencia, especialmente cuando se enfrenta a tradiciones cualitativas, conocimientos situados o perspectivas regionales poco representadas en sus datos de entrenamiento.

Tabla 20.

Matriz analítica para la construcción del estado del arte

Dimensión	Pregunta de lectura crítica	Apoyo posible de la IA	Control del investigador
Conceptual	¿Cómo define cada estudio el fenómeno y qué teoría utiliza?	Extraer definiciones y agrupar conceptos semejantes	Comprobar el sentido original y reconocer diferencias teóricas
Contextual	¿Dónde, cuándo y con quiénes se realizó la investigación?	Ordenar estudios por país, periodo, nivel o población	Evitar generalizaciones fuera del contexto estudiado
Metodológica	¿Qué enfoque, diseño, muestra, técnicas y análisis se emplearon?	Completar campos explícitos y comparar procedimientos	Revisar la congruencia y las limitaciones del diseño
Empírica	¿Cuáles son los hallazgos y qué evidencia los respalda?	Relacionar resultados coincidentes o divergentes	Mantener el alcance y grado de certeza de cada resultado
Crítica	¿Qué limitaciones, contradicciones o ausencias presenta el campo?	Sugerir preguntas y señalar campos poco desarrollados	Determinar si la ausencia constituye realmente un vacío
Proyectiva	¿Qué nuevas preguntas se derivan de la evidencia acumulada?	Generar alternativas para discusión	Priorizar propuestas viables, relevantes y fundamentadas

Nota. Elaboración propia a partir de Schryen et al. (2025), Gartlehner et al. (2024) y Mahmoudi et al. (2025).

Las discrepancias entre investigaciones deben conservarse dentro de la síntesis porque pueden revelar controversias teóricas, diferencias contextuales, cambios históricos o problemas de medición que serían invisibles si la revisión buscara únicamente resultados coincidentes; solicitar a una herramienta que unifique los hallazgos puede producir una narración aparentemente ordenada, pero metodológicamente débil cuando elimina excepciones, suaviza desacuerdos o presenta como tendencia aquello que solo fue observado en una parte del corpus.

La identificación de patrones puede fortalecerse mediante tablas de comparación, mapas conceptuales, redes de categorías o distribuciones temporales y geográficas, siempre que la representación se construya con información previamente comprobada; los modelos y programas de análisis pueden facilitar el conteo, la agrupación y la visualización, pero el investigador debe determinar qué unidad se está comparando, qué significa cada categoría y cuáles documentos sustentan el patrón representado, evitando que la claridad gráfica o la regularidad numérica sustituyan la argumentación.

Cuando el corpus combina estudios cuantitativos y cualitativos, la integración debe reconocer la naturaleza de cada evidencia antes de relacionarla, debido a que las frecuencias, tamaños de efecto, narrativas, experiencias y categorías interpretativas no pueden reducirse a una medida común sin una justificación metodológica; Gartlehner et al. (2024) demostraron que los modelos de lenguaje pueden apoyar la extracción de datos para síntesis de evidencia, aunque su estudio de prueba de concepto también delimita una función que requiere comprobación humana y cuya utilidad depende de la estructura y complejidad de los campos solicitados.

La construcción del estado del arte debe prestar atención a la procedencia geográfica del conocimiento, especialmente cuando el objeto se relaciona con América Latina, porque una revisión dominada por publicaciones externas puede describir tendencias globales sin captar condiciones institucionales, económicas, lingüísticas o culturales de la región; incorporar estudios en español y portugués, repositorios nacionales, revistas regionales y resultados producidos en los países analizados permite contrastar marcos internacionales con evidencia

situada, sin asumir que una aplicación documentada en entornos con mayor infraestructura puede transferirse de manera directa.

Un vacío de investigación no equivale a encontrar pocos artículos ni surge porque una plataforma indique que determinado tema ha sido “escasamente estudiado”, puesto que la ausencia debe establecerse después de revisar la cobertura de la búsqueda y analizar qué dimensiones permanecen sin respuesta; puede tratarse de una población no considerada, un contexto excluido, una relación todavía no examinada, una contradicción sin resolver, una limitación metodológica reiterada o una teoría que no ha sido contrastada, siempre que su estudio resulte relevante y no represente únicamente una combinación novedosa de palabras.

La IA puede proponer vacíos mediante la comparación de categorías presentes y ausentes en una matriz, aunque estas sugerencias requieren comprobar que la investigación supuestamente faltante no exista fuera del corpus, que la ausencia no responda a la falta de viabilidad o pertinencia y que la nueva pregunta aporte conocimiento; Schryen et al. (2025) advierten que las herramientas generativas aún presentan limitaciones para criticar la literatura e identificar vacíos verdaderamente inexplorados, por lo cual sus respuestas deben emplearse como hipótesis de lectura y no como conclusiones sobre el campo.

La redacción del estado del arte puede organizarse alrededor de conceptos, debates y hallazgos en lugar de dedicar un párrafo independiente a cada autor, integrando las fuentes según la relación que mantienen con el argumento; este criterio permite que las citas respalden comparaciones concretas y evita la estructura acumulativa en la que cada estudio es resumido sin explicar su conexión con los anteriores, mientras la IA puede colaborar en el ordenamiento preliminar siempre que el investigador conserve el control sobre la secuencia argumentativa y compruebe que ninguna fuente haya sido interpretada fuera de su alcance.

La trazabilidad de esta fase requiere conservar la matriz utilizada, las páginas o fragmentos donde se localizó la información, las categorías asignadas, las versiones de las instrucciones dirigidas a la IA y las correcciones realizadas

sobre sus respuestas; este registro permite volver a la fuente cuando aparece una discrepancia, distinguir entre extracción automática e interpretación humana y demostrar cómo se pasó desde los documentos individuales hasta las tendencias, controversias y vacíos presentados en la revisión.

El estado del arte queda construido cuando ofrece una representación razonada del conocimiento disponible, explica la relación entre los estudios, valora las condiciones bajo las cuales se produjeron sus hallazgos y delimita qué permanece pendiente sin exagerar la originalidad de la investigación propuesta; desde esta comprensión crítica del campo será posible avanzar hacia el procesamiento y análisis de datos, manteniendo diferenciadas la evidencia tomada de la literatura y la información empírica que produzca el nuevo estudio.

3.5. Procesamiento, análisis y representación de datos

La participación de la inteligencia artificial en el análisis comienza después de establecer qué datos responden al problema y bajo cuáles criterios fueron obtenidos, porque ningún procedimiento automatizado puede corregir por sí mismo una recolección deficiente, una muestra inadecuada o un instrumento incongruente; en esta fase, la tecnología puede apoyar la preparación, exploración, clasificación, modelación y representación de la información, mientras las decisiones relacionadas con el significado de los resultados permanecen vinculadas al diseño metodológico y al conocimiento del contexto.

Antes de aplicar cualquier técnica analítica, los datos deben someterse a un proceso de revisión que identifique registros duplicados, campos vacíos, valores imposibles, diferencias de formato, unidades incompatibles y errores de codificación, procurando conservar una copia inalterada del conjunto original; la IA puede proponer reglas de limpieza o generar código para ejecutar transformaciones, aunque cada modificación debe documentarse y comprobarse mediante comparaciones que permitan reconocer cuántos casos fueron afectados, qué criterio se utilizó y si la operación alteró información válida.

La protección de los datos debe resolverse antes de ingresarlos a una plataforma, especialmente cuando contienen nombres, identificadores, historias clínicas, expedientes académicos, testimonios, ubicaciones o información institucional reservada; anonimizar no significa únicamente eliminar nombres,

debido a que la combinación de edad, cargo, lugar, fecha u otras características puede permitir la reidentificación, por lo cual el investigador debe valorar la sensibilidad del conjunto, las condiciones del consentimiento, la política del proveedor y la posibilidad de trabajar con sistemas locales o datos sintéticos cuando la confidencialidad impida utilizar servicios externos.

En el análisis cuantitativo, los asistentes generativos pueden explicar procedimientos, sugerir código y apoyar la exploración mediante distribuciones, cruces, medidas descriptivas o detección de valores atípicos, pero la selección de una prueba estadística requiere considerar el nivel de medición, el diseño, el tamaño de la muestra, la distribución de los datos y los supuestos correspondientes; Prandner y Menz (2025) encontraron que ChatGPT mostraba posibilidades como apoyo para usuarios con poca experiencia analítica, aunque la elección del procedimiento adecuado permanecía como una dificultad que exigía conocimiento estadístico y revisión humana.

Una recomendación producida por IA puede incluir una prueba reconocida y, pese a ello, resultar improcedente para el problema planteado, especialmente cuando el sistema interpreta de manera incorrecta el papel de las variables, desconoce la estructura de la muestra o confunde asociación con causalidad; el investigador debe justificar por qué aplica determinado análisis, comprobar sus supuestos, contrastar los resultados con un programa estadístico confiable y conservar el código o la secuencia de operaciones, evitando presentar como hallazgo cualquier cifra cuya obtención no pueda reconstruirse.

El apoyo generativo resulta útil para traducir instrucciones analíticas a lenguajes como R o Python, depurar errores de sintaxis y comentar fragmentos de código, siempre que la ejecución se realice sobre un entorno controlado y los resultados se comparen con cálculos independientes o casos conocidos; Ruta et al. (2025) observaron posibilidades de uso de ChatGPT en análisis estadísticos univariados, aunque condicionaron su aplicación a una formulación cuidadosa de las instrucciones y a la supervisión de personas capaces de reconocer resultados incorrectos.

La interpretación cuantitativa debe diferenciar la significación estadística de la relevancia práctica, incorporar medidas de efecto e incertidumbre cuando

correspondan y mantener los límites del diseño al formular conclusiones; una IA puede redactar explicaciones sobre tablas o salidas estadísticas, pero tiende a completar vacíos mediante afirmaciones plausibles si no recibe información suficiente, razón por la cual el investigador debe proporcionarle únicamente resultados verificados y revisar que la narración no introduzca causalidad, generalizaciones poblacionales o valoraciones que los datos no permiten sostener.

En el análisis cualitativo, estas herramientas pueden facilitar la segmentación de textos, la localización de recurrencias, la comparación de testimonios y la propuesta preliminar de códigos, aunque el proceso no se reduce a contar palabras ni agrupar frases semejantes; la interpretación exige atender al significado, la posición de quienes participan, las contradicciones, los silencios y las condiciones en las que se produjo el discurso, elementos que pueden perderse cuando el material se procesa sin información contextual o mediante categorías generales derivadas de patrones lingüísticos externos al estudio.

Al comparar un análisis temático tradicional con procedimientos apoyados por modelos de lenguaje, Mathis et al. (2024) identificaron posibilidades para generar códigos y temas a partir de entrevistas, junto con restricciones relacionadas con la privacidad y la necesidad de utilizar entornos controlados; esta evidencia respalda una distribución de tareas en la que la IA puede actuar como un segundo procedimiento de codificación o contraste, mientras el investigador conserva la lectura directa del corpus, define las categorías y documenta las decisiones interpretativas.

La codificación asistida debe ejecutarse de forma iterativa, comenzando con una parte del material para comparar los códigos propuestos con aquellos contruidos por el equipo, ajustar definiciones y establecer reglas antes de ampliar el procedimiento; cuando exista más de una persona codificadora, las diferencias deben discutirse en relación con el marco conceptual y no resolverse automáticamente a favor de la clasificación algorítmica, puesto que la discrepancia puede revelar ambigüedades, casos negativos o significados que requieren una nueva lectura.

Los modelos también pueden apoyar la organización de corpus extensos mediante resúmenes temáticos, pero esta reducción debe conservar la relación con los fragmentos originales para que cada interpretación pueda rastrearse hasta el dato que la sustenta; Castellanos et al. (2025) muestran que los modelos de lenguaje pueden colaborar en la síntesis temática de datos textuales especializados, aunque la escala alcanzada no elimina la intervención interpretativa necesaria para evaluar la consistencia y pertinencia de los temas identificados.

Tabla 21.

Controles para el análisis de datos asistido por inteligencia artificial

Momento del análisis	Apoyo posible de la IA	Riesgo principal	Comprobación requerida
Preparación	Detectar duplicados, ausencias y formatos incompatibles	Eliminar o modificar registros válidos	Comparar el conjunto transformado con la copia original
Exploración cuantitativa	Generar descriptivos, cruces y código	Aplicar procedimientos inadecuados	Revisar variables, supuestos y resultados con software confiable
Modelación	Proponer modelos y examinar patrones	Sobreajuste, sesgo o interpretación causal indebida	Validar el modelo, informar incertidumbre y contrastar alternativas
Codificación cualitativa	Sugerir códigos y agrupar fragmentos	Perder contexto, ironías, silencios o significados locales	Leer el corpus y rastrear cada categoría hasta la evidencia
Síntesis temática	Organizar temas y comparar participantes	Homogeneizar experiencias divergentes	Examinar casos negativos y conservar fragmentos representativos
Representación	Recomendar tablas, gráficos o diagramas	Distorsionar proporciones o simplificar hallazgos	Verificar valores, escalas, etiquetas, títulos y notas
Interpretación	Redactar explicaciones preliminares	Introducir afirmaciones no sustentadas	Comparar cada afirmación con la salida analítica verificada

Nota. Elaboración propia a partir de Prandner y Menz (2025), Mathis et al. (2024) y Castellanos et al. (2025).

La representación de resultados debe elegirse según la relación que se desea comunicar, utilizando tablas cuando se requiere consultar valores exactos, gráficos cuando interesa observar diferencias, tendencias o distribuciones, y esquemas cuando el propósito consiste en mostrar categorías, procesos o conexiones conceptuales; pedir a una IA que seleccione automáticamente “la mejor gráfica” puede producir una forma visual atractiva, pero inadecuada para la escala de medición o el mensaje analítico, por lo cual la decisión necesita considerar el número de variables, el tipo de comparación y las características de las personas lectoras.

Una tabla científica debe permitir comprender los datos sin repetir íntegramente la prosa, mediante un título informativo, encabezados claros, unidades identificadas, categorías consistentes y notas que expliquen abreviaturas, cálculos o fuentes; la IA puede ayudar a reorganizar filas y columnas, comprobar sumas o detectar etiquetas ausentes, aunque no debe completar valores faltantes mediante estimaciones no declaradas ni alterar decimales, porcentajes o denominadores con la finalidad de producir una presentación aparentemente uniforme.

En los gráficos, la escala de los ejes, los intervalos, el orden de las categorías y el uso del color influyen sobre la interpretación, razón por la cual cualquier representación generada debe contrastarse con la base de datos y revisarse para evitar ejes truncados, áreas desproporcionadas, perspectivas tridimensionales innecesarias o combinaciones cromáticas inaccesibles; Nguyen et al. (2021) analizan problemas recurrentes de visualización en publicaciones científicas y muestran que las decisiones gráficas pueden ocultar, exagerar o distorsionar relaciones aunque los valores utilizados sean correctos.

La visualización cuantitativa debe conservar las magnitudes y la incertidumbre, mientras la representación cualitativa puede mostrar relaciones entre temas, trayectorias, frecuencias descriptivas o conexiones entre categorías sin convertir el significado de los testimonios en una falsa precisión numérica; los mapas conceptuales y redes producidos con apoyo de IA requieren la misma comprobación que una tabla, debido a que la posición, el tamaño y las

conexiones atribuyen jerarquías que deben derivarse del análisis y no de decisiones estéticas tomadas por el sistema.

La reproducibilidad se fortalece cuando se conservan el conjunto original, la versión depurada, el diccionario de variables o códigos, el programa utilizado, las instrucciones dirigidas a la IA y los archivos de salida, acompañados por un registro de las decisiones que afectaron el análisis; ejecutar nuevamente el procedimiento con los mismos datos, comparar resultados entre herramientas y revisar manualmente una selección de casos permite identificar variaciones, errores de cálculo o cambios producidos por actualizaciones del modelo.

El análisis asistido queda metodológicamente integrado cuando cada resultado puede relacionarse con un dato, una operación y una decisión verificables, sin atribuir al sistema capacidades interpretativas que dependen del conocimiento disciplinar; esta trazabilidad permite presentar tablas y figuras coherentes con los hallazgos, preparar una discusión sustentada y diferenciar con claridad lo calculado o clasificado por herramientas digitales de las interpretaciones asumidas por el equipo investigador.

3.6. Redacción científica, autoría y uso responsable de la IA

La redacción científica transforma las decisiones, evidencias e interpretaciones de una investigación en una argumentación que otras personas puedan examinar, cuestionar y eventualmente reproducir, por lo cual su calidad no depende únicamente de la corrección gramatical, sino de la correspondencia entre lo que se afirma, los datos obtenidos, el método aplicado y las fuentes utilizadas; dentro de este proceso, la inteligencia artificial puede apoyar la organización y revisión del texto, aunque ninguna mejora estilística compensa una inconsistencia metodológica ni convierte una afirmación no demostrada en conocimiento válido.

Los modelos generativos pueden colaborar en la elaboración de esquemas, la reorganización de apartados, la comparación entre versiones, la identificación de repeticiones y la revisión de claridad, cohesión o sintaxis, lo que resulta especialmente útil cuando el investigador necesita comunicar sus hallazgos en

una lengua distinta de la materna o adaptar un manuscrito a determinadas convenciones editoriales; Ramos-Castillo (2024) reconoce estas posibilidades dentro de la comunicación académica, al mismo tiempo que sitúa su empleo frente a exigencias de ética e integridad que impiden aceptar los resultados generados sin revisión.

La intervención de la IA debería comenzar sobre materiales producidos y comprendidos por el investigador, como notas propias, resultados verificados, argumentos definidos o fragmentos que requieren una revisión específica, evitando solicitar la elaboración completa de un artículo a partir de instrucciones generales; cuando el sistema recibe un problema y se le encomienda construir teoría, método, resultados y discusión sin datos suficientes, tiende a completar las ausencias mediante formulaciones plausibles cuya coherencia superficial puede ocultar referencias inexistentes, procedimientos no ejecutados o conclusiones desvinculadas de la evidencia.

La escritura asistida requiere conservar la voz académica del autor, entendida no como una acumulación de marcas personales, sino como la manera razonada de seleccionar, relacionar y valorar información dentro de un campo; aceptar sucesivas reformulaciones automáticas sin examinar sus efectos puede homogeneizar el lenguaje, suavizar desacuerdos, eliminar cautelas y reemplazar conceptos especializados por expresiones generales, de modo que cada modificación debe revisarse según su fidelidad al argumento y no solamente por la fluidez alcanzada.

La originalidad científica tampoco equivale a producir una combinación de palabras diferente de las fuentes consultadas, porque reside en el planteamiento, la perspectiva, el método, el análisis o la integración de conocimientos que aporta el trabajo; un texto generado puede presentar baja coincidencia en un programa de similitud y continuar dependiendo de ideas ajenas sin atribución, mientras una paráfrasis legítima puede conservar términos técnicos compartidos siempre que reconozca la procedencia del contenido y represente con fidelidad el sentido original.

La citación debe realizarse desde las fuentes efectivamente leídas y no desde referencias sugeridas por el modelo, debido a que una IA puede atribuir una

afirmación a un documento real que no la contiene o construir una cita mediante la combinación de datos bibliográficos plausibles; el investigador necesita comprobar autoría, año, título, publicación, DOI y contenido antes de insertar la referencia, además de regresar al texto original para determinar si la idea fue interpretada dentro de su alcance y si corresponde utilizar una cita narrativa, parentética o textual.

Las alucinaciones adquieren formas menos evidentes que una referencia inventada, pues también aparecen cuando el sistema modifica una cifra, confunde poblaciones, fusiona hallazgos de varios estudios, adjudica causalidad a una asociación o presenta como consenso una interpretación discutida; Giray, Islam y Glo (2026) explican que estos resultados se originan en mecanismos de predicción lingüística que no verifican por sí mismos la verdad de lo producido, razón por la cual la coherencia de la respuesta nunca debe utilizarse como criterio de validez.

La responsabilidad sobre estas comprobaciones pertenece a quienes firman el trabajo, puesto que una herramienta no puede responder ante lectores, editores o participantes, aprobar la versión final, declarar conflictos de interés ni asumir consecuencias derivadas de errores o infracciones; el Committee on Publication Ethics (COPE, 2023) establece que los sistemas de IA no reúnen las condiciones necesarias para figurar como autores, aunque hayan intervenido en la preparación o revisión del manuscrito.

El International Committee of Medical Journal Editors (ICMJE, 2026) mantiene esta distinción al indicar que las tecnologías asistidas por IA no deben registrarse como autoras y que quienes las utilizan deben informar cómo intervinieron en el trabajo; aunque estas recomendaciones proceden del ámbito biomédico, los criterios de responsabilidad, aprobación final y transparencia ofrecen una referencia aplicable a otras áreas, sin sustituir las normas particulares de la revista, universidad o institución ante la cual se presenta el documento.

La declaración de uso no debe reducirse a una frase ambigua como “se utilizó inteligencia artificial”, porque la transparencia requiere identificar la herramienta y su versión cuando esté disponible, precisar las tareas realizadas y explicar los controles aplicados; esta información puede incluirse en el apartado

metodológico, en los agradecimientos o en una declaración específica según la política editorial, procurando diferenciar la corrección lingüística de las intervenciones que afectaron la búsqueda, extracción, análisis, generación de código, representación de datos o elaboración de contenidos.

Tabla 22.

Usos de inteligencia artificial en la redacción científica y condiciones de responsabilidad

Uso previsto	Aplicación admisible bajo supervisión	Riesgo que debe controlarse	Registro recomendable
Planificación del manuscrito	Comparar esquemas y ordenar contenidos ya definidos	Introducir apartados ajenos al diseño realizado	Herramienta, versión y propósito
Revisión lingüística	Corregir sintaxis, cohesión y legibilidad	Alterar conceptos, cifras o grado de certeza	Fragmentos revisados y cambios aceptados
Traducción	Producir una versión preliminar en otra lengua	Modificar terminología técnica o sentido contextual	Idioma, herramienta y revisión especializada
Síntesis de materiales propios	Organizar notas, resultados o matrices verificadas	Omitir excepciones y homogeneizar hallazgos	Material proporcionado e instrucciones utilizadas
Generación de código	Proponer rutinas para análisis o visualización	Incluir errores lógicos, paquetes inseguros o cálculos incorrectos	Código, pruebas y correcciones realizadas
Elaboración de tablas o figuras	Reorganizar datos comprobados	Fabricar valores o distorsionar relaciones	Base utilizada y cotejo final
Revisión crítica preliminar	Señalar contradicciones, repeticiones o vacíos	Emitir valoraciones sin fundamento disciplinar	Observaciones aceptadas o descartadas

Nota. Elaboración propia a partir de COPE (2023), ICMJE (2026) y Zielinski et al. (2023).

Una declaración adaptada a la intervención real podría indicar: “Durante la preparación del manuscrito se utilizó [nombre y versión de la herramienta] para [tarea específica]; las personas autoras revisaron y modificaron los resultados generados, comprobaron las fuentes, cifras y afirmaciones, y asumen

responsabilidad por la versión final”, formulación que debe ampliarse cuando la tecnología haya intervenido en procesos metodológicos o analíticos y ajustarse a las exigencias de la institución o medio de publicación.

La transparencia no convierte en aceptable cualquier uso, pues existen tareas cuya delegación puede vulnerar derechos, comprometer la validez del estudio o infringir acuerdos de confidencialidad; cargar entrevistas sin anonimizar, bases con datos personales, manuscritos inéditos ajenos, dictámenes de revisión o documentos institucionales reservados en una plataforma externa puede transferir información a entornos sobre los cuales el investigador carece de control, incluso cuando el propósito declarado sea resumir, traducir o mejorar el contenido.

La protección debe abarcar tanto a las personas participantes como a los equipos de investigación y autores de materiales evaluados, aplicando criterios de minimización de datos, anonimización, acceso restringido y revisión de las condiciones del servicio antes de utilizar la herramienta; el ICMJE (2026) advierte que editores y revisores no deben cargar manuscritos en sistemas donde la confidencialidad no pueda asegurarse sin autorización expresa, principio que también orienta el manejo de tesis, proyectos, informes y datos todavía no publicados.

Los sesgos pueden ingresar a la escritura cuando la IA prioriza perspectivas frecuentes en sus datos de entrenamiento, reproduce asociaciones discriminatorias o presenta como universal una experiencia circunscrita a determinados países, lenguas o grupos sociales; la revisión debe observar quiénes aparecen representados en el argumento, cuáles conocimientos fueron omitidos, qué categorías se utilizan para describir a las poblaciones y si la redacción mantiene expresiones que refuerzan estereotipos, prestando especial atención a estudios realizados con grupos históricamente invisibilizados.

En la producción latinoamericana, esta revisión implica comprobar que la mejora lingüística no elimine expresiones necesarias para comprender instituciones, normas o realidades locales, mientras la selección de citas debe evitar que fuentes externas desplacen investigaciones regionales pertinentes; Angulo (2024) sitúa el avance de la IA generativa dentro de los desafíos editoriales

contemporáneos y destaca la necesidad de reglas que permitan aprovechar sus funciones sin debilitar las responsabilidades éticas presentes en la publicación científica.

La atribución incorrecta también puede afectar los derechos de autor cuando un sistema reproduce expresiones, estructuras o contenidos procedentes de obras protegidas sin identificar su origen, por lo cual los fragmentos generados no deben asumirse automáticamente como libres de conflictos; la World Association of Medical Editors, mediante Zielinski et al. (2023), señala que las personas autoras deben reconocer las fuentes de sus materiales y conservar responsabilidad pública sobre el manuscrito, requisitos que mantienen su vigencia aunque el contenido haya sido reformulado mediante una plataforma.

Los detectores automáticos de texto generado no ofrecen una base suficiente para determinar autoría, fraude o falta académica, debido a que trabajan con estimaciones probabilísticas y pueden clasificar incorrectamente textos humanos, especialmente aquellos escritos por personas no nativas o ajustados a estilos formales; la evaluación de la integridad debe apoyarse en evidencias del proceso, como versiones, notas, matrices, datos, código, historial de decisiones y capacidad del autor para explicar el trabajo, en lugar de depender de un porcentaje aislado producido por otro modelo.

La revisión final exige comprobar el manuscrito en varias capas relacionadas entre sí: coherencia entre problema, objetivos, método y resultados; correspondencia entre cifras y archivos de análisis; fidelidad de tablas y figuras; existencia y pertinencia de las fuentes; claridad sobre limitaciones; ausencia de información confidencial; y declaración de las intervenciones tecnológicas relevantes, procedimiento que permite detectar errores cuyo origen puede encontrarse tanto en la IA como en las decisiones humanas adoptadas durante la investigación.

La asistencia responsable queda delimitada cuando la tecnología fortalece la claridad y organización del manuscrito sin ocultar cómo fue utilizada, sustituir el razonamiento del investigador ni debilitar la relación entre afirmaciones y evidencias; esta delimitación prepara el paso hacia el apartado final del capítulo, donde los usos examinados se convertirán en instrucciones concretas y se

integrarán con experiencias latinoamericanas y un protocolo aplicable a la verificación de resultados.

3.7. Prompts, experiencias latinoamericanas y protocolo de verificación

La integración de inteligencia artificial en una investigación requiere instrucciones que delimiten la tarea, proporcionen el contexto necesario y establezcan controles sobre la respuesta esperada, porque una petición genérica suele producir contenidos amplios, poco pertinentes o imposibles de verificar; un prompt investigativo debe indicar qué función cumplirá el sistema, cuáles datos puede utilizar, qué restricciones debe respetar, cómo organizará la salida y qué elementos deberán comprobarse antes de incorporar el resultado al trabajo.

La calidad de la instrucción no elimina las limitaciones del modelo ni convierte su respuesta en evidencia científica, aunque puede reducir ambigüedades y facilitar una intervención más controlada; Sampaio et al. (2024) examinan diversas aplicaciones de los modelos generativos en la búsqueda, organización, análisis, escritura, traducción y programación, al tiempo que advierten sobre las consecuencias epistemológicas y metodológicas que aparecen cuando la automatización desplaza la lectura, la creatividad o el razonamiento del investigador.

Los siguientes prompts están concebidos como plantillas reutilizables y contienen espacios entre corchetes que deben completarse con información real del proyecto, sin introducir nombres de participantes, datos personales, manuscritos confidenciales ni archivos cuya carga no haya sido autorizada; cada respuesta obtenida deberá tratarse como una propuesta provisional que requiere contraste con fuentes primarias, revisión metodológica y registro de las decisiones adoptadas.

Prompt para delimitar el problema y revisar la coherencia del diseño

Actúa como asistente de revisión metodológica, sin sustituir las decisiones del investigador ni inventar antecedentes, datos o referencias. Analiza la siguiente propuesta de investigación: tema: [tema]; contexto: [institución, territorio o población]; situación

problemática observada: [descripción sustentada]; periodo: [periodo]; recursos y acceso disponibles: [condiciones]; pregunta preliminar: [pregunta]; objetivo general: [objetivo]; enfoque considerado: [cuantitativo, cualitativo o mixto].

Examina la correspondencia entre problema, pregunta, objetivo y enfoque; identifica conceptos ambiguos, alcances excesivos, supuestos no demostrados y datos que todavía se necesitan; presenta tres alternativas de delimitación sin cambiar el propósito central y explica las ventajas y restricciones de cada una. Organiza la respuesta en una tabla con las columnas: componente revisado, observación, consecuencia metodológica y ajuste sugerido. No selecciones una metodología definitiva, no redactes hipótesis sin fundamento teórico y marca expresamente cualquier afirmación que deba verificarse. Finaliza con cinco preguntas que el investigador debe responder antes de aprobar el diseño.

La revisión humana debe determinar si las alternativas respetan el problema real, si la población y el periodo son accesibles, si el alcance puede cumplirse y si la metodología sugerida corresponde al tipo de evidencia necesaria, descartando cualquier formulación que haya sido construida únicamente por su apariencia académica.

Prompt para construir y comprobar una estrategia de búsqueda

Actúa como especialista en recuperación de información científica. Trabaja exclusivamente con los siguientes elementos: pregunta de investigación: [pregunta]; conceptos centrales: [conceptos]; disciplina: [área]; periodo de publicación: [años]; idiomas: [idiomas]; contexto geográfico: [región o países]; tipos de fuente admitidos: [papers, libros, tesis, informes u otros]; bases que se consultarán: [bases seleccionadas].

Construye una matriz de términos que incluya concepto, sinónimos, variantes ortográficas, traducciones al inglés y portugués cuando correspondan, y descriptores controlados que deban comprobarse. Propón ecuaciones booleanas adaptables a cada base, pero no afirmes que han sido ejecutadas ni inventes cantidades de resultados. Señala los términos que podrían ampliar excesivamente la búsqueda y aquellos que podrían excluir literatura latinoamericana. Presenta una lista de comprobación para verificar cada ecuación antes de utilizarla y

recuerda registrar la base, fecha, filtros, sintaxis exacta y número real de resultados.

El investigador debe contrastar los términos propuestos con tesauros, artículos representativos y vocabularios de la disciplina, ejecutar personalmente las ecuaciones en las bases declaradas y conservar la evidencia de cada consulta, debido a que una estrategia redactada por IA no demuestra que la búsqueda haya sido realizada.

Prompt para organizar y verificar fuentes científicas

Actúa como auxiliar de control bibliográfico y utiliza únicamente los registros o documentos que te proporcionaré. Para cada fuente, extrae sin completar datos ausentes: autores, año, título, publicación, volumen, número, páginas o número de artículo, tipo de documento, país del estudio, DOI o URL, objetivo, metodología, resultados, limitaciones y relación con mi investigación.

Organiza la información en una matriz y escribe “no consta en el material proporcionado” cuando un dato no aparezca; no deduzcas DOI, no reconstruyas referencias incompletas y no atribuyas al documento afirmaciones que no puedan localizarse. Añade una columna denominada “verificación pendiente” con las opciones: identidad bibliográfica, acceso al texto, correspondencia de contenido, estado editorial o ninguna. Después de la matriz, enumera las discrepancias encontradas entre los registros, pero no las corrija mediante suposiciones.

La comprobación debe realizarse en el sitio de la revista, el repositorio institucional, el enlace DOI o los metadatos de Crossref, seguida por la lectura del documento para establecer si respalda realmente la afirmación prevista, puesto que la coincidencia de autores y título no garantiza pertinencia temática.

Prompt para comparar estudios y construir el estado del arte

Actúa como asistente de análisis comparativo de literatura y trabaja solamente con la matriz verificada que incluyo a continuación: [pegar matriz sin datos personales ni materiales protegidos que no deban compartirse].

Agrupar los estudios mediante los criterios [temáticos, conceptuales, metodológicos, cronológicos o geográficos] y explica qué elementos justifican cada agrupación. Identifica coincidencias, diferencias, controversias, limitaciones reiteradas y posibles vacíos, vinculando

cada observación con las fuentes específicas de la matriz. Distingue entre ausencia comprobada, evidencia insuficiente y tema no cubierto por el corpus; no declares un consenso por mayoría numérica, no conviertas asociaciones en causalidad y no propongas literatura distinta de la proporcionada. Presenta como salida: una matriz comparativa, un esquema argumentativo y una lista de afirmaciones que necesitan volver a contrastarse con los textos completos.

La interpretación final debe revisar los documentos originales, conservar los desacuerdos y determinar si los vacíos sugeridos son reales, relevantes y coherentes con la cobertura de la búsqueda, evitando transformar una ausencia dentro de la matriz en una ausencia absoluta dentro del campo científico.

Prompt para apoyar el análisis cuantitativo

Actúa como asistente de análisis estadístico y no ejecutes inferencias hasta comprobar las características de los datos. Recibirás una base anonimizada, un diccionario de variables y esta información: pregunta: [pregunta]; objetivo: [objetivo]; diseño: [diseño]; población y muestra: [descripción]; variables: [variables y niveles de medición]; hipótesis: [si corresponde].

Comienza identificando valores ausentes, duplicados, códigos incompatibles, rangos imposibles y supuestos que deben revisarse; después propone análisis descriptivos e inferenciales compatibles con el diseño, explicando qué requisito justifica cada opción. No modifiques la base, no inventes valores, no reemplaces ausencias sin autorización y no interpretes significación estadística como importancia práctica. Entrega el código reproducible en [R, Python u otro lenguaje], acompañado por comentarios, pruebas de validación y una tabla que relacione cada resultado esperado con el objetivo al que responde. Marca cualquier decisión que requiera conocimiento especializado.

El código debe ejecutarse en un entorno controlado, compararse con resultados obtenidos mediante un programa confiable y revisarse línea por línea, mientras la interpretación debe considerar supuestos, incertidumbre, tamaño del efecto, características de la muestra y limitaciones del diseño.

Prompt para apoyar el análisis cualitativo

Actúa como segundo auxiliar de codificación cualitativa y trabaja únicamente con fragmentos anonimizados cuya utilización haya sido

autorizada. Considera: pregunta: [pregunta]; enfoque cualitativo: [enfoque]; contexto: [contexto]; unidad de análisis: [unidad]; marco conceptual: [marco, si corresponde]; tipo de codificación: [inductiva, deductiva o combinada].

Para cada fragmento, propone un código breve, explica qué parte del texto lo sustenta y conserva expresiones relevantes de los participantes sin corregir su sentido. Agrupa los códigos en categorías provisionales, identifica contradicciones y casos que no encajan, y diferencia entre contenido explícito e interpretación. No atribuyas emociones, intenciones o causas que no aparezcan en el material; no elimines testimonios minoritarios y no presentes las categorías como resultados definitivos. Organiza la salida con las columnas: fragmento identificado, código propuesto, evidencia textual, categoría provisional, interpretación alternativa y revisión humana requerida.

El equipo investigador debe cotejar cada código con la transcripción, analizar los fragmentos dentro de su contexto, discutir discrepancias y conservar los casos negativos, utilizando la respuesta algorítmica como contraste y no como sustituto de la inmersión en los datos.

Prompt para revisar la redacción y verificar el manuscrito

Actúa como revisor crítico de un manuscrito científico, sin reescribirlo por completo ni añadir información externa. Analiza el fragmento proporcionado según estos criterios: correspondencia entre afirmaciones y evidencia, continuidad argumentativa, precisión conceptual, consistencia de cifras, uso adecuado de citas, presencia de generalizaciones, confusión entre asociación y causalidad, reiteraciones, lenguaje discriminatorio y posibles datos confidenciales.

Presenta una tabla con el fragmento observado, el tipo de problema, la explicación y una propuesta de corrección que preserve el significado original. No inventes referencias, no completes resultados, no cambies el grado de certeza y escribe "requiere comprobación en la fuente original" cuando no puedas validar una afirmación. Finaliza con una lista separada de citas, cifras, tablas y declaraciones metodológicas que el autor debe revisar antes de aprobar el texto.

La versión corregida necesita compararse con el documento anterior para comprobar que no se hayan alterado resultados, categorías o conclusiones, además de verificarse directamente contra las fuentes y archivos de análisis utilizados en la investigación.

Prompt para auditar citas y referencias

Actúa como auditor bibliográfico, pero no asumas que una referencia es correcta por tener formato académico. Compara las citas contenidas en el texto con la lista de referencias y clasifica cada caso como: correspondencia completa, cita sin referencia, referencia no citada, discrepancia de autor o año, DOI no proporcionado, enlace por verificar o posible atribución incorrecta.

Produce dos tablas: la primera debe relacionar cada cita con su referencia; la segunda debe registrar autor, año, título, revista o institución, DOI o URL y estado de verificación. No inventes datos faltantes ni sustituyas fuentes por iniciativa propia. Si dispones del texto completo, señala la página o sección donde aparece la idea atribuida; si no dispones de él, indica que la correspondencia del contenido continúa pendiente. Finaliza con una secuencia de comprobación manual en Crossref, el sitio editorial y la fuente completa.

La auditoría solo queda concluida cuando cada enlace ha sido abierto, los metadatos coinciden, la fuente fue leída y la afirmación del manuscrito conserva el alcance del documento citado, debido a que una verificación puramente formal no permite detectar atribuciones incorrectas.

3.7.1. Experiencias latinoamericanas

La incorporación de IA en las prácticas investigativas latinoamericanas no sigue una trayectoria uniforme, pues las instituciones combinan niveles distintos de acceso, formación, regulación y experiencia disciplinar; los estudios disponibles muestran que el uso ya se ha extendido hacia actividades como la escritura, la traducción, la generación de ideas, el análisis de datos y los servicios bibliotecarios, mientras las dudas sobre validez, privacidad, dependencia tecnológica y responsabilidad continúan formando parte de las decisiones académicas.

En México, Fontanelli et al. (2025) estudiaron el uso y la valoración de la IA generativa entre docentes y estudiantes de FLACSO México, encontrando diferencias según la posición académica: el profesorado recurría principalmente a funciones vinculadas con escritura, traducción y edición, mientras el estudiantado la empleaba con mayor frecuencia para generar ideas y analizar datos; junto con una valoración favorable de determinadas aplicaciones, permanecía incertidumbre respecto de su adecuación ética y metodológica, y las prioridades institucionales también divergían entre la regulación solicitada por docentes y la capacitación destacada por estudiantes.

La experiencia analizada por García (2024) en la asignatura de Metodología de la Investigación Científica de la Universidad Autónoma de Santo Domingo muestra una utilización moderada de estas herramientas y recoge preocupaciones docentes sobre el razonamiento, la capacitación y la relación entre conocimiento teórico y aplicación procedimental; el caso resulta relevante porque sitúa la IA dentro de la formación metodológica y no únicamente en la producción final de textos, haciendo visible que su integración depende de la capacidad para explicar por qué se adopta una decisión y no solo de ejecutar instrucciones.

En Brasil, Sampaio et al. (2024) examinan el impacto de ChatGPT y otras tecnologías generativas sobre diversas tareas científicas, reconociendo oportunidades para revisar literatura, procesar información, traducir, programar y estructurar contenidos; su análisis introduce además preocupaciones relacionadas con la concentración tecnológica, la reproducción de desigualdades científicas, la menor visibilidad de conocimientos no anglosajones y el posible debilitamiento de habilidades investigativas cuando la asistencia deja de estar acompañada por comprensión.

El campo bibliotecario aporta otra perspectiva mediante el trabajo de Martínez-Camacho et al. (2025), quienes analizan la IA generativa en bibliotecas universitarias latinoamericanas y señalan posibilidades para automatizar operaciones y fortalecer servicios de investigación y referencia; las recomendaciones sobre formación continua y elaboración de políticas muestran que las bibliotecas pueden desempeñar un papel relevante en alfabetización

informacional, selección de herramientas y verificación de fuentes, especialmente cuando los investigadores necesitan diferenciar recuperación documental de generación automática.

Tabla 23.

Experiencias latinoamericanas relacionadas con inteligencia artificial e investigación

Contexto documentado	Ámbito observado	Aporte identificado	Necesidad que permanece
FLACSO México	Usos de IA generativa en ciencias sociales	Escritura, traducción, generación de ideas y análisis de datos	Articular capacitación, regulación y criterios metodológicos
Universidad Autónoma de Santo Domingo	Enseñanza de metodología de la investigación	Apoyo procedimental y exploración de recursos	Fortalecer razonamiento, fundamentos y formación docente
Comunidad científica brasileña	Usos de IA a lo largo del proceso investigativo	Síntesis, programación, organización y comunicación	Evitar dependencia y subordinación de perspectivas locales
Bibliotecas universitarias latinoamericanas	Servicios de información y referencia	Automatización y apoyo a la recuperación de información	Desarrollar políticas, capacidades y verificación documental

Nota. Síntesis elaborada a partir de Fontanelli et al. (2025), García (2024), Sampaio et al. (2024) y Martínez et al. (2025).

La comparación no permite atribuir resultados generales a toda América Latina, porque las experiencias proceden de comunidades y ámbitos específicos, aunque sí revela problemas compartidos en torno a la formación, la transparencia y la necesidad de integrar la tecnología sin desplazar el criterio metodológico; también muestra que las respuestas institucionales no deberían limitarse a prohibiciones o autorizaciones generales, debido a que una misma herramienta puede cumplir funciones aceptables de corrección lingüística y, al

mismo tiempo, resultar improcedente para procesar datos confidenciales o producir interpretaciones sin trazabilidad.

3.7.2. Protocolo de verificación humana

El protocolo de verificación debe acompañar el proceso completo y no funcionar como una revisión superficial realizada después de redactar el informe, pues los errores introducidos durante la delimitación, búsqueda o tratamiento de datos pueden mantenerse ocultos bajo una presentación coherente; la validación se organiza mediante puntos de control que determinan qué se solicitó, cuál fue la respuesta, qué evidencia permite comprobarla, qué modificación se realizó y quién asumió la decisión final.

Tabla 24.

Protocolo de verificación de resultados generados o asistidos por inteligencia artificial

Punto de control	Pregunta obligatoria	Evidencia de verificación	Decisión posible
Finalidad	¿La utilización de IA responde a una necesidad definida?	Justificación de la tarea	Autorizar, limitar o descartar el uso
Datos de entrada	¿La información es suficiente, pertinente y compatible?	Registro de datos y revisión de confidencialidad	Anonimizar, reducir o no cargar
Identidad de la fuente	¿Autores, título, año y publicación coinciden?	Sitio editorial, repositorio o metadatos	Aceptar o rechazar la referencia
DOI o enlace	¿El identificador resuelve hacia el documento correcto?	Enlace abierto y metadatos coincidentes	Corregir o eliminar
Correspondencia del contenido	¿La fuente respalda exactamente la afirmación?	Texto completo y ubicación de la evidencia	Citar, reformular o descartar

Método	¿La propuesta es congruente con la pregunta y los datos?	Justificación metodológica	Adoptar, modificar o rechazar
Cálculo o código	¿La operación puede reproducirse y ofrece el mismo resultado?	Código ejecutado y contraste independiente	Validar o corregir
Interpretación	¿La conclusión mantiene el alcance de la evidencia?	Comparación con datos, resultados y limitaciones	Conservar, acotar o eliminar
Sesgos y contexto	¿Existen exclusiones, estereotipos o generalizaciones?	Revisión contextual y de representación	Ampliar, contextualizar o reformular
Redacción	¿La revisión preservó el significado y el grado de certeza?	Comparación entre versiones	Aprobar o restaurar
Autoría	¿Las personas autoras controlaron y aprobaron el contenido?	Registro de contribuciones y versión final	Reconocer contribuciones y asumir responsabilidad
Transparencia	¿El uso de la IA fue declarado con precisión suficiente?	Declaración de herramienta, versión, tarea y control	Completar antes de presentar o publicar

Nota. El protocolo integra las recomendaciones de COPE (2023), ICMJE (2026), Miao y Holmes (2023).

La aplicación puede documentarse mediante una bitácora que registre fecha, herramienta, versión, tarea, datos proporcionados, instrucción utilizada, respuesta obtenida, errores identificados, correcciones y responsable de la aprobación; este registro no exige conservar información personal ni conversaciones irrelevantes, pero debe ofrecer evidencia suficiente para reconstruir las intervenciones que influyeron en el diseño, el análisis o la comunicación del estudio.

Cuando la respuesta contiene una afirmación factual, la comprobación debe realizarse mediante una fuente externa y no mediante una nueva pregunta

dirigida al mismo sistema, porque repetir la consulta puede generar otra formulación igualmente plausible sin aportar evidencia; cuando contiene código o cálculos, la verificación requiere ejecución y contraste; cuando propone una interpretación, debe regresar a los datos; cuando modifica la escritura, necesita compararse con el argumento original; y cuando presenta una referencia, deben comprobarse tanto sus metadatos como el contenido que se pretende citar.

El protocolo también permite clasificar los errores según su gravedad, distinguiendo aquellos formales que pueden corregirse sin alterar el estudio, como una inconsistencia en el formato de una referencia, de aquellos que afectan la validez, como la fabricación de datos, la aplicación de una prueba inadecuada, la exposición de información confidencial o la atribución de resultados inexistentes; ante una falla sustantiva, la acción adecuada no consiste en editar la respuesta hasta hacerla convincente, sino en regresar a la fase del proceso donde se originó y reconstruirla mediante evidencia verificable.

El capítulo ha mostrado que la IA puede intervenir desde la formulación del problema hasta la comunicación de resultados, aunque su utilidad cambia según el tipo de tarea y el nivel de juicio requerido; las actividades estructuradas y comprobables, como ordenar registros, depurar formatos o generar código sujeto a prueba, ofrecen mayores posibilidades de control, mientras la interpretación teórica, la identificación de vacíos, la valoración metodológica y la formulación de conclusiones demandan una participación humana más intensa.

La incorporación responsable no depende de atribuir confianza general a una herramienta, sino de evaluar cada uso mediante su finalidad, sus datos, sus posibles errores y el procedimiento disponible para comprobarlo; bajo esta lógica, el investigador conserva la dirección intelectual del estudio, documenta la asistencia recibida, protege la información, verifica las fuentes y responde por el conocimiento comunicado, condiciones que permiten aprovechar capacidades tecnológicas sin debilitar la integridad del proceso científico.

3.8. Síntesis del Capítulo

Figura 3. Síntesis del capítulo III (Ciclo de investigación asistido por inteligencia artificial y control humano)





Capítulo IV: Inteligencia artificial aplicada a las organizaciones

Inteligencia artificial aplicada a las organizaciones

4.1. Transformación organizacional y diagnóstico de necesidades institucionales

La incorporación de inteligencia artificial en una organización no comienza con la contratación de una plataforma ni con la selección apresurada de una herramienta, sino con el reconocimiento de una necesidad institucional cuya atención pueda mejorar mediante el análisis, la automatización o la generación asistida de información. Cuando la tecnología antecede al diagnóstico, las decisiones suelen quedar condicionadas por las funciones que ofrece el proveedor y no por los problemas que experimenta la institución, lo cual conduce a proyectos aislados, gastos difíciles de justificar y soluciones que el personal abandona una vez superada la novedad inicial. Por esta razón, la transformación organizacional debe entenderse como un proceso deliberado de revisión de procedimientos, responsabilidades y capacidades, dentro del cual la IA ocupa un lugar instrumental y permanece subordinada a los objetivos institucionales.

Aunque la transformación digital y la transformación organizacional se encuentran relacionadas, no designan el mismo proceso, puesto que digitalizar implica trasladar información o actividades a entornos tecnológicos, mientras que transformar exige revisar la manera en que se distribuye el trabajo, circulan los datos, se coordinan las personas y se adoptan decisiones. La Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2024) vincula el aprovechamiento efectivo de las tecnologías digitales con el fortalecimiento de las capacidades institucionales, pero también advierte que América Latina y el Caribe conserva limitaciones estructurales asociadas con la productividad, la desigualdad y la gobernanza. En estas condiciones, incorporar IA sin revisar procesos deficientes puede acelerar tareas puntuales mientras permanecen intactos los problemas de coordinación, acceso y calidad que afectan al funcionamiento general de la organización.

La transformación asociada con la IA alcanza dimensiones técnicas, humanas y organizativas que deben examinarse conjuntamente, debido a que un sistema puede funcionar correctamente desde el punto de vista informático y, aun así,

resultar incompatible con las prácticas, conocimientos o responsabilidades de quienes deberán utilizarlo. Tursunbayeva y Chalutz-Ben Gal (2024) proponen considerar la tecnología, la organización y las personas como componentes interdependientes de la adopción, de modo que la calidad de los datos, la infraestructura o la seguridad no se valoren al margen del liderazgo, la cultura institucional, las competencias del personal y los efectos que la herramienta podría producir sobre el trabajo. Este enfoque evita reducir la transformación a la instalación de software y permite examinar si la organización dispone de condiciones suficientes para sostener el cambio una vez concluida la fase inicial.

La preparación institucional tampoco puede medirse mediante una clasificación general que declare a una entidad “lista” o “no lista” para utilizar IA, porque dentro de una misma organización suelen coexistir áreas con distintos niveles de digitalización, procedimientos y autonomía. Hradecky et al. (2022) muestran que la disposición organizacional comprende percepciones directivas, conocimientos internos, recursos disponibles y condiciones del entorno, cuya combinación varía según el sector y la experiencia tecnológica acumulada. Una institución podría contar con conectividad, equipos y aplicaciones, pero carecer de protocolos para proteger información confidencial; del mismo modo, otra podría poseer normas claras y personal capacitado, aunque mantener archivos dispersos que impidan utilizar datos confiables, por lo que el diagnóstico debe realizarse por procesos y no limitarse a un inventario de recursos tecnológicos.

Antes de plantear una solución resulta necesario identificar cómo se ejecuta realmente el trabajo, ya que los procedimientos establecidos en manuales o reglamentos no siempre coinciden con las prácticas cotidianas. El levantamiento inicial puede apoyarse en entrevistas, observación de tareas, revisión documental, diagramas de flujo y análisis de registros, procurando reconocer duplicaciones, demoras, transcripciones reiteradas, búsquedas frecuentes, errores previsibles y decisiones que dependen de información fragmentada. Esta exploración no presupone que toda dificultad requiera IA: algunos problemas se resuelven mediante la simplificación de un formulario, la eliminación de una aprobación innecesaria, la integración de bases de datos o la asignación clara de responsabilidades, alternativas que suelen ser menos costosas y más fáciles de controlar.

La formulación de necesidades exige convertir expresiones generales, como “modernizar la institución” o “trabajar con inteligencia artificial”, en problemas delimitados que puedan observarse y verificarse. Una necesidad bien definida señala quién experimenta la dificultad, en qué actividad aparece, con qué frecuencia ocurre, cuáles son sus consecuencias y qué evidencia permitiría comprobar una mejora; así, en lugar de proponer vagamente un asistente virtual, podría establecerse que el personal administrativo dedica varias horas semanales a responder preguntas repetitivas sobre trámites cuya información ya existe, aunque se encuentra distribuida entre documentos y canales diferentes. Esta precisión permite separar el problema de la solución, contrastar opciones y evitar que una herramienta llamativa sea presentada como respuesta antes de conocer las causas de la dificultad.

En las organizaciones educativas, el diagnóstico debe distinguir los procesos académicos de aquellos administrativos, directivos o documentales, aun cuando todos se encuentren relacionados. La matrícula, la elaboración de horarios, el seguimiento de solicitudes, la organización de expedientes, la comunicación con las familias y la consolidación de reportes presentan riesgos y necesidades diferentes a los vinculados con la enseñanza o la evaluación estudiantil; además, pueden involucrar datos personales de niños, niñas y adolescentes cuyo tratamiento demanda mayores precauciones. La conveniencia de usar IA depende, por tanto, no solo del tiempo que podría ahorrarse, sino también del tipo de información procesada, la posibilidad de que un error afecte derechos y la capacidad institucional para revisar cada resultado antes de actuar.

Las diferencias de tamaño, sector y localización también inciden en la capacidad de adopción, cuestión especialmente relevante en América Latina, donde la infraestructura, el financiamiento y el acceso a talento especializado se distribuyen de manera desigual. A partir de información correspondiente a 12.765 empresas industriales colombianas, Herrera Giraldo et al. (2024) encontraron que la adopción de IA alcanzaba el 6 % y se concentraba con mayor intensidad en empresas grandes, mientras que las capacidades gerenciales y de innovación actuaban como activos complementarios. Estos resultados impiden trasladar sin ajustes los modelos de organizaciones con abundantes recursos hacia pequeñas empresas, instituciones educativas, municipios u

organizaciones comunitarias, para las cuales pueden resultar más viables proyectos acotados, herramientas disponibles y procesos con una relación favorable entre utilidad, costo y riesgo.

El diagnóstico de capacidades debe incluir la infraestructura tecnológica, pero su alcance no termina en equipos, conectividad o licencias, puesto que la IA depende de datos accesibles, ordenados, pertinentes y obtenidos legítimamente. Si los registros contienen campos incompletos, formatos incompatibles, duplicaciones o criterios de clasificación variables, la herramienta reproducirá esas deficiencias y puede presentarlas con una apariencia de precisión que dificulte advertirlas. A ello se añaden las capacidades humanas para formular instrucciones, interpretar resultados, reconocer errores y comprender los límites del sistema, junto con condiciones organizativas como el respaldo directivo, la coordinación entre áreas, la disponibilidad presupuestaria, los protocolos de seguridad y la existencia de responsables claramente identificados.

La construcción de capacidades no ocurre mediante una adquisición única, sino a través de aprendizaje acumulativo, experimentación controlada y revisión de la experiencia. Ritala et al. (2024) explican que el desarrollo de capacidades organizacionales para la IA se encuentra condicionado por la trayectoria previa de la institución y por su habilidad para combinar exploración, aprendizaje y aplicación contextual. Desde esta perspectiva, una organización que comienza con un proceso delimitado, documenta las decisiones, recoge las observaciones de los usuarios y corrige sus procedimientos puede desarrollar una base más sólida que otra que intenta desplegar simultáneamente múltiples soluciones sin mecanismos para comprender qué funciona, bajo qué condiciones y con qué efectos.

Una vez identificadas las necesidades y capacidades, la priorización debe equilibrar el valor institucional esperado con la factibilidad y el nivel de riesgo, evitando seleccionar iniciativas únicamente porque prometan un ahorro inmediato de tiempo. Pinto et al. (2025), mediante un metaanálisis basado en el marco tecnología-organización-entorno, identificaron la preparación organizacional y el apoyo de la dirección entre los factores que favorecen la adopción, junto con la compatibilidad tecnológica, el respaldo gubernamental, la

presión competitiva y la colaboración con proveedores. En términos prácticos, conviene comenzar con tareas frecuentes, reversibles y verificables, cuyos resultados puedan ser revisados antes de utilizarse, mientras que los procesos que afectan derechos, asignan recursos, califican personas o utilizan datos sensibles requieren evaluaciones más rigurosas y controles proporcionales a sus posibles consecuencias.

Tabla 25.

Matriz para diagnosticar y priorizar necesidades institucionales relacionadas con IA

Dimensión	Preguntas para el diagnóstico	Evidencias que deben revisarse	Señales favorables para iniciar	Condiciones que exigen cautela
Problema institucional	¿Qué dificultad concreta se pretende resolver y a quién afecta?	Registros de incidencias, tiempos de respuesta, reclamos, entrevistas y observación	Problema frecuente, delimitado y documentado	Necesidad formulada de manera general o basada solo en percepciones
Proceso de trabajo	¿Cómo se ejecuta actualmente la tarea y dónde aparecen demoras o errores?	Procedimientos, diagramas de flujo, formularios y distribución de responsabilidades	Flujo conocido, estable y susceptible de medición	Proceso desordenado, contradictorio o sin responsable definido
Datos	¿Qué información necesita la solución y cuál es su calidad y procedencia?	Bases de datos, expedientes, políticas de conservación y permisos de acceso	Datos pertinentes, completos, actualizados y obtenidos legítimamente	Información sensible, fragmentada, sesgada o de procedencia incierta
Tecnología	¿La infraestructura disponible es compatible,	Conectividad, equipos, sistemas existentes, licencias y soporte	Integración posible con recursos existentes y	Dependencia excesiva del proveedor o costos futuros desconocidos

	segura y sostenible?		soporte disponible	
Personas	¿Quiénes usarán, supervisarán y corregirán los resultados?	Perfiles, competencias, necesidades de formación y carga laboral	Personal dispuesto, capacitable y con funciones claras	Rechazo no atendido, sobrecarga o ausencia de conocimientos básicos
Organización	¿Existe respaldo directivo y coordinación entre las áreas involucradas?	Planes institucionales, presupuesto, normas y mecanismos de seguimiento	Liderazgo responsable, recursos asignados y cooperación interna	Proyecto aislado, sin presupuesto estable ni autoridad responsable
Riesgo	¿Qué ocurriría si el sistema produce un resultado incorrecto o discriminatorio?	Evaluación de impacto, datos afectados, población involucrada y mecanismos de reclamación	Consecuencias reversibles y revisión humana efectiva	Afectación de derechos, decisiones automáticas o imposibilidad de corregir
Valor esperado	¿Qué mejora verificable se busca y cómo se medirá?	Línea de base, indicadores, metas, costos y criterios de evaluación	Beneficio específico y medible frente a alternativas disponibles	Promesas imprecisas o beneficios que no pueden comprobarse

Nota. Elaboración propia a partir de las dimensiones de adopción y preparación organizacional desarrolladas por Hradecky et al. (2022), Tursunbayeva y Chalutz (2024), Pinto et al. (2025).

El resultado del diagnóstico debe expresarse en una cartera ordenada de necesidades, no en una lista de herramientas deseadas, acompañando cada prioridad con su evidencia, población involucrada, beneficio esperado, requerimientos, riesgos y criterio de evaluación. Este registro permite decidir si corresponde simplificar el proceso, utilizar una aplicación convencional, desarrollar una automatización o ensayar una solución basada en IA, además de establecer qué iniciativas deben aplazarse hasta corregir problemas de datos, seguridad o capacidad institucional. Con esta base, la transformación deja de depender de expectativas abstractas y se convierte en una secuencia controlable

que enlaza el problema identificado con los procesos administrativos, académicos y documentales que se examinarán en el apartado siguiente.

4.2. Automatización administrativa, gestión académica y manejo documental

La automatización organizacional comprende la transferencia controlada de tareas repetitivas, estructuradas y verificables desde la intervención manual hacia sistemas digitales capaces de ejecutar reglas, procesar información o generar borradores. Su propósito no consiste únicamente en reducir tiempos, pues una aplicación adecuada también puede disminuir errores de transcripción, mejorar la continuidad de los procesos y facilitar el seguimiento de las actividades realizadas. Sin embargo, automatizar un procedimiento mal diseñado suele reproducir sus deficiencias con mayor velocidad, por lo que cada iniciativa debe partir del diagnóstico desarrollado en el apartado anterior y de una revisión que determine cuáles acciones son necesarias, cuáles pueden simplificarse y cuáles deben permanecer bajo responsabilidad humana.

No toda automatización utiliza inteligencia artificial ni toda aplicación de IA ejecuta procesos de forma autónoma, distinción que resulta indispensable para seleccionar una solución proporcional a la necesidad. Las automatizaciones convencionales operan mediante instrucciones predefinidas trasladar datos entre formularios, emitir una notificación cuando se cumple una condición o consolidar registros, mientras que la IA interviene cuando la tarea requiere reconocer patrones, clasificar textos, extraer información de documentos, interpretar consultas o producir contenido a partir de lenguaje natural. En numerosos procesos institucionales conviene combinar ambas posibilidades: una herramienta puede identificar el tipo de solicitud recibida y extraer sus datos principales, pero el envío al área correspondiente, el registro de la fecha y la emisión del comprobante pueden ejecutarse mediante reglas previamente establecidas.

La automatización robótica de procesos, conocida como RPA por sus siglas en inglés, resulta apropiada para actividades digitales estables que exigen repetir una secuencia entre aplicaciones, aunque no siempre constituye la alternativa adecuada cuando los datos cambian constantemente o el procedimiento

depende de valoraciones complejas. Flechsig et al. (2022), a partir de un estudio de casos múltiples, identifican oportunidades relacionadas con la eficiencia y la reducción de tareas manuales, junto con barreras técnicas y organizativas que condicionan su implementación. La selección debe considerar el volumen de transacciones, la frecuencia, la estandarización, la estabilidad de las reglas y la posibilidad de comprobar el resultado; cuando estas condiciones no se cumplen, mantener una supervisión intensiva puede consumir tantos recursos como el procedimiento original.

Dentro de la administración institucional pueden automatizarse registros de ingreso, confirmaciones de recepción, actualización de estados, recordatorios de plazos, generación de reportes periódicos y consolidación de información procedente de formularios compatibles. Estas actividades comparten una estructura previsible y producen resultados que pueden contrastarse con los datos de origen, lo cual facilita detectar errores antes de que afecten al usuario. La automatización no debería abarcar, sin una evaluación adicional, la aprobación definitiva de solicitudes, la imposición de sanciones, la contratación de personal o la asignación de beneficios, porque tales actuaciones involucran criterios normativos, situaciones particulares y consecuencias que demandan interpretación, motivación y responsabilidad institucional.

Las mejoras prometidas tampoco aparecen de manera automática una vez instalado el sistema, debido a que la tecnología modifica la distribución de tareas y puede crear nuevas obligaciones de verificación, mantenimiento y corrección. Andersson et al. (2021) muestran, mediante el estudio de una administración local, que la automatización de un servicio público se configuró a través de la interacción entre herramientas, materiales, funciones, intereses, criterios éticos y estructuras de poder. Este hallazgo permite comprender por qué el análisis no debe limitarse al tiempo ahorrado: también corresponde observar quién prepara los datos, quién atiende las excepciones, quién responde por los errores y cómo cambia el contacto entre la institución y las personas que utilizan sus servicios.

En las instituciones educativas, la gestión académica reúne procesos de matrícula, registro de asistencia, planificación de horarios, asignación de espacios, seguimiento de expedientes, emisión de certificados y consolidación

de información sobre las trayectorias estudiantiles. Sposato (2025) sitúa la eficiencia administrativa y la gestión operativa entre los principales ámbitos de aplicación de la IA en el liderazgo educativo, particularmente en actividades de programación, asignación de recursos y gestión de matrículas. La automatización de estos procedimientos puede aliviar cargas repetitivas, aunque sus reglas deben corresponder con la normativa, el calendario y la estructura académica de cada institución, sin confundir una recomendación generada por el sistema con una decisión institucional ya validada.

Un sistema para elaborar horarios, por ejemplo, puede procesar simultáneamente la disponibilidad docente, la carga horaria, la capacidad de las aulas, el uso de laboratorios y las restricciones curriculares, pero la combinación matemáticamente eficiente no siempre representa la opción más conveniente para la comunidad. Pueden existir necesidades de accesibilidad, condiciones laborales, traslados entre sedes, tiempos pedagógicos o circunstancias familiares que no figuran en la base de datos y que modifican la valoración del resultado. Por ello, la salida automatizada debe funcionar como una propuesta revisable, acompañada de las restricciones utilizadas y de un procedimiento que permita introducir ajustes sin perjudicar injustificadamente a determinados grupos.

La gestión académica asistida también puede advertir registros incompletos, incompatibilidades entre actas y calificaciones, ausencia de informes, duplicación de estudiantes o vencimiento de plazos, siempre que los criterios de revisión hayan sido definidos con precisión. En estos casos, la IA o las reglas automatizadas no determinan que exista una irregularidad, sino que señalan una situación que requiere comprobación por parte del responsable competente. Esta diferencia protege la presunción de corrección, evita que una alerta sea tratada como una conclusión y permite documentar tanto el hallazgo inicial como la respuesta institucional, aspecto especialmente necesario cuando la información afecta expedientes académicos o derechos del estudiantado.

El manejo documental representa otro campo de aplicación debido al volumen de oficios, solicitudes, informes, actas, contratos, reglamentos y expedientes que circulan en organizaciones públicas, privadas y educativas. Las técnicas de

reconocimiento óptico de caracteres pueden convertir documentos escaneados en texto procesable, mientras que los sistemas de clasificación permiten sugerir categorías, extraer fechas o nombres, reconocer asuntos y facilitar búsquedas semánticas que no dependen de recordar el título exacto del archivo. Esta asistencia adquiere valor cuando se integra en una política documental que preserve el original, registre la procedencia, utilice metadatos consistentes y diferencie las versiones, porque un repositorio con documentos duplicados o denominaciones ambiguas seguirá produciendo resultados poco confiables aunque incorpore un buscador avanzado.

La recuperación documental mediante lenguaje natural permite formular preguntas sobre un conjunto autorizado de archivos y recibir una respuesta vinculada con los fragmentos utilizados, aunque esta posibilidad exige distinguir la fuente primaria de la explicación generada. El sistema puede omitir una excepción, relacionar disposiciones que pertenecen a versiones distintas o presentar como vigente un documento derogado, de modo que la consulta debe mostrar el archivo, la ubicación y la fecha de donde procede cada afirmación. Cuando se trate de normas, contratos, expedientes o resoluciones, la revisión del documento original constituye un requisito previo a cualquier actuación, mientras que la respuesta de la IA conserva únicamente el carácter de apoyo para localizar y organizar información.

La trazabilidad debe acompañar todo el ciclo documental y no limitarse al registro final, puesto que una institución necesita conocer quién incorporó el archivo, qué transformación se aplicó, cuáles datos fueron extraídos y qué persona confirmó el resultado. La Guía de transformación digital del gobierno del Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2022) articula la modernización de los servicios con la gobernanza, el marco normativo, el talento digital, la infraestructura y el rediseño de procesos, lo cual impide tratar el archivo electrónico como una acumulación indiferenciada de documentos. Una gestión ordenada requiere definir nomenclaturas, permisos, plazos de conservación, responsables de actualización y procedimientos para corregir o eliminar información conforme a las obligaciones legales aplicables.

El tratamiento de datos personales introduce límites adicionales, especialmente cuando los documentos contienen información académica, médica, laboral, financiera o disciplinaria. Los archivos institucionales no deben cargarse en plataformas externas sin comprobar las condiciones de almacenamiento, reutilización, transferencia y eliminación de los datos, ni pueden emplearse documentos reales durante pruebas si el mismo objetivo se alcanza con información anonimizada o ficticia. An et al. (2025), al estudiar las directrices de cincuenta universidades, encontraron que la seguridad, la privacidad, la integridad académica y la verificación de resultados ocupaban un lugar recurrente en las políticas sobre IA generativa, aunque las orientaciones variaban según el grupo institucional al que se dirigían.

La experiencia de las administraciones tributarias permite observar que la automatización sostenible depende de una arquitectura institucional más amplia y no de aplicaciones desconectadas. Reyes et al. (2024) describen el proceso de madurez digital de la Dirección General Impositiva de Uruguay mediante componentes como la gobernanza de datos, la integración, la seguridad, los servicios digitales y la modernización operativa, al tiempo que reconocen desafíos vinculados con la retención de personal calificado y el financiamiento estable. Aunque se trata de un ámbito especializado, el caso ofrece un aprendizaje transferible: las organizaciones obtienen mayor continuidad cuando conectan la automatización con políticas de datos, responsabilidades permanentes y objetivos de servicio, en vez de acumular soluciones que funcionan de manera independiente.

La evaluación de un proceso automatizado debe comparar sus resultados con una línea de base y atender tanto la eficiencia como la calidad del servicio. El tiempo de procesamiento, el número de errores, la proporción de casos resueltos, las correcciones posteriores y el costo de mantenimiento aportan evidencia cuantificable, pero también deben examinarse la accesibilidad, la satisfacción de los usuarios, la claridad de las respuestas y la facilidad para recibir atención humana. Un procedimiento puede mostrar una reducción estadística en su duración y, a la vez, dificultar la atención de personas con baja conectividad, discapacidad o escasas competencias digitales, por lo que los

canales alternativos y los mecanismos de reclamación forman parte del diseño y no constituyen añadidos posteriores.

Tabla 26.

Procesos institucionales susceptibles de automatización y controles requeridos

Proceso	Posible aplicación	Condición necesaria	Verificación humana	Riesgo que debe prevenirse
Recepción de solicitudes	Registrar, fechar, clasificar y emitir constancia	Formulario estable y categorías definidas	Revisar casos ambiguos o incompletos	Clasificación incorrecta o pérdida del trámite
Seguimiento de plazos	Generar alertas y recordatorios	Fechas y responsables actualizados	Confirmar prórrogas, suspensiones y excepciones	Notificaciones improcedentes o vencimientos omitidos
Elaboración de horarios	Proponer combinaciones según restricciones	Datos completos sobre personal, espacios y carga horaria	Valorar necesidades particulares y aprobar la versión final	Distribución inequitativa o inviabilidad operativa
Control de expedientes académicos	Detectar campos vacíos, duplicados e inconsistencias	Criterios de revisión previamente establecidos	Contrastar la alerta con el expediente original	Tratar una alerta como prueba de irregularidad
Emisión de certificados	Completar plantillas con datos validados	Registro oficial actualizado y plantilla autorizada	Comprobar identidad, contenido y firma	Certificados con información errónea o no autorizada
Clasificación documental	Sugerir asunto, serie, fecha y palabras clave	Cuadro de clasificación y metadatos uniformes	Confirmar la categoría antes del archivo definitivo	Ubicación incorrecta o recuperación incompleta
Extracción de información	Reconocer datos en formularios, facturas o actas	Documento legible y campos delimitados	Comparar la extracción con el archivo fuente	Errores de reconocimiento trasladados al sistema
Consulta del repositorio	Responder preguntas y localizar	Colección autorizada, actualizada y	Abrir y revisar la fuente antes de actuar	Respuestas sin contexto o basadas en

	fragmentos pertinentes	con control de versiones		documentos obsoletos
Elaboración de reportes	Consolidar datos y producir un borrador estructurado	Indicadores, periodos y fuentes claramente definidos	Validar cifras, interpretación y destinatarios	Presentación de datos incompletos como conclusiones
Atención de consultas frecuentes	Ofrecer orientación inicial sobre requisitos y procedimientos	Base de conocimiento oficial y vigente	Derivar situaciones particulares a una persona responsable	Información desactualizada o sustitución del canal humano

Nota. Elaboración propia a partir de los criterios de selección e implementación de procesos automatizables examinados por Flechsig et al. (2022), Andersson et al. (2021) y el BID (2022).

La implementación puede organizarse mediante una prueba delimitada que incluya un proceso estable, un conjunto reducido de documentos, responsables identificados y criterios de suspensión ante resultados inesperados. Durante esta fase conviene conservar el procedimiento anterior, registrar las intervenciones humanas y analizar las excepciones, debido a que los casos que no se ajustan a las reglas muestran dónde se encuentran los límites reales de la automatización. Una vez demostradas la utilidad, la seguridad y la sostenibilidad del sistema, su ampliación podrá realizarse de forma gradual, conectando los registros obtenidos con los mecanismos de comunicación, análisis de datos y apoyo a las decisiones que se desarrollan en el apartado siguiente.

4.3. Comunicación, análisis de datos y toma de decisiones

La comunicación, el análisis de datos y la toma de decisiones forman un circuito organizacional en el que cada componente modifica a los demás: la información se produce y circula mediante procesos comunicativos, los datos permiten reconocer tendencias o problemas y las decisiones generan nuevas acciones que deberán explicarse, ejecutarse y evaluarse. La inteligencia artificial puede intervenir en distintos momentos de este circuito, desde la preparación de un comunicado hasta la identificación de patrones en una base de datos, pero su participación no elimina la necesidad de determinar quién produce la

información, con qué propósito se utiliza y qué autoridad asume las consecuencias de la decisión. Cuando estas preguntas permanecen sin respuesta, la rapidez tecnológica puede debilitar la coordinación en lugar de fortalecerla.

En la comunicación interna, las herramientas generativas permiten preparar borradores de circulares, memorandos, informes ejecutivos, convocatorias, respuestas institucionales y materiales de orientación, adaptando el contenido a diferentes destinatarios sin redactarlo nuevamente desde el inicio. Esta posibilidad resulta útil cuando una misma disposición debe comunicarse al personal directivo, administrativo, docente, estudiantil o a las familias, porque cada grupo necesita un nivel de detalle y un lenguaje particular. La adaptación, sin embargo, debe preservar fechas, responsabilidades, fundamentos y condiciones sin introducir interpretaciones que alteren el mensaje original; una versión más sencilla no puede omitir excepciones relevantes ni presentar como obligación aquello que el documento fuente formula como recomendación.

La asistencia mediante IA tampoco convierte una comunicación formal en un producto automático, ya que el sistema desconoce buena parte de las relaciones, antecedentes y efectos que rodean a cada mensaje. Una respuesta lingüísticamente correcta puede resultar inoportuna, fría, ambigua o incompatible con la posición institucional, especialmente cuando aborda conflictos, reclamos, situaciones disciplinarias, acontecimientos sensibles o información todavía no confirmada. La revisión humana debe comprobar el contenido y considerar el tono, el canal, la oportunidad, la accesibilidad y las posibles interpretaciones del destinatario, reconociendo que la comunicación organizacional no consiste únicamente en transmitir datos, sino también en sostener relaciones de confianza y responsabilidades compartidas.

Dentro de las instituciones educativas, esta precaución adquiere mayor importancia porque un mismo mensaje puede afectar a estudiantes, familias, docentes y autoridades de maneras diferentes. La IA puede ayudar a transformar una disposición extensa en preguntas frecuentes, preparar versiones accesibles o identificar términos excesivamente técnicos, aunque la institución debe conservar una fuente oficial única y evitar que circulen versiones contradictorias.

Cuando se comunican horarios, evaluaciones, medidas disciplinarias, protocolos de seguridad o cambios en la prestación del servicio, cada pieza generada requiere contrastarse con la resolución autorizada y recibir aprobación antes de difundirse.

El análisis de datos amplía estas aplicaciones al convertir registros dispersos en información comprensible, siempre que la institución haya definido previamente qué necesita conocer. No basta con reunir indicadores porque estén disponibles: cada dato debe asociarse con una pregunta, un periodo, una unidad de análisis y una decisión posible, evitando tableros saturados que exhiben cifras sin explicar su utilidad. La IA puede detectar relaciones, resumir grandes volúmenes de información o señalar comportamientos atípicos, pero el significado de esos hallazgos depende del contexto en el que se generaron los datos y de las condiciones que no quedaron registradas.

Tabla 27.

Funciones de la IA en el circuito de información y decisión institucional

Momento del proceso	Contribución posible de la IA	Pregunta de control	Intervención humana indispensable
Preparación del mensaje	Organizar antecedentes, producir un borrador o adaptar el lenguaje	¿La versión conserva el sentido y el alcance de la fuente?	Confirmar contenido, tono, destinatarios y autorización
Difusión	Personalizar formatos, facilitar traducción o generar versiones accesibles	¿Todas las versiones comunican la misma disposición?	Aprobar el canal, proteger los datos y conservar la versión oficial
Recolección de datos	Integrar formularios, registros y sistemas institucionales	¿Los datos fueron obtenidos legítimamente y con criterios uniformes?	Definir finalidad, permisos, variables y periodo de análisis
Descripción	Resumir frecuencias, tendencias, distribuciones y variaciones	¿La cifra representa adecuadamente el fenómeno observado?	Revisar denominadores, valores ausentes y contexto

Diagnóstico	Explorar relaciones y posibles causas de una variación	¿El análisis demuestra causalidad o solo identifica una asociación?	Contrastar hipótesis con conocimiento institucional y otras evidencias
Predicción	Estimar escenarios a partir de información histórica	¿Los datos anteriores siguen siendo pertinentes para el contexto actual?	Examinar incertidumbre, sesgos y consecuencias de los errores
Recomendación	Comparar alternativas según criterios declarados	¿Qué objetivos y prioridades condicionaron la recomendación?	Valorar aspectos normativos, humanos y políticos no incorporados
Decisión	Presentar evidencia, escenarios y efectos posibles	¿Quién posee la competencia y asume la responsabilidad?	Deliberar, decidir, justificar y registrar
Seguimiento	Comparar resultados con metas y detectar desviaciones	¿El indicador mide el efecto buscado o solamente la actividad realizada?	Interpretar resultados, escuchar a los afectados y corregir el curso

Nota. Elaboración propia. La secuencia diferencia la preparación de información, su análisis y la decisión institucional para impedir que una recomendación algorítmica sea tratada como una resolución autónoma.

La descripción constituye el nivel más elemental del análisis y responde a preguntas sobre lo ocurrido: cuántas solicitudes se recibieron, cuánto demoró su atención, qué áreas concentraron retrasos o cómo evolucionó un indicador durante determinado periodo. Incluso en este nivel pueden producirse errores si se mezclan unidades, se omiten registros o se comparan periodos que no tienen la misma duración, de modo que la IA debería trabajar sobre diccionarios de variables y reglas de validación comprensibles. Una cifra aislada carece de significado suficiente; por ejemplo, el aumento de trámites pendientes podría representar una disminución del rendimiento, pero también un incremento extraordinario de solicitudes o una modificación en la forma de registrarlas.

El análisis diagnóstico intenta explicar por qué ocurrió una variación, aunque reconocer una asociación estadística no equivale a demostrar una causa. Si un sistema identifica que las ausencias estudiantiles coinciden con un descenso del rendimiento, la relación merece atención, pero no permite concluir por sí sola

que la inasistencia sea el único factor ni autoriza una respuesta uniforme. Pueden intervenir problemas de transporte, salud, cuidado familiar, conectividad o registro, circunstancias que requieren información cualitativa y contacto con las personas involucradas. En este punto, el conocimiento situado del personal complementa aquello que el sistema puede detectar y evita que la regularidad estadística sustituya la comprensión del caso.

Los modelos predictivos utilizan información anterior para estimar resultados futuros, por lo que su desempeño depende de que las condiciones históricas conserven alguna relación con el escenario actual. Una predicción de matrícula, demanda de servicios, abandono o necesidad de recursos puede apoyar la planificación, pero debe presentarse como un intervalo o escenario sujeto a incertidumbre y no como un dato consumado. La concentración regional de capacidades también obliga a actuar con prudencia: la CEPAL (2025) informa que en América Latina y el Caribe predomina el uso de soluciones generativas de consumo final, mientras que las plataformas de desarrollo, los modelos y las interfaces de programación muestran una adopción menor, circunstancia que puede aumentar la dependencia de sistemas externos poco adaptados a los contextos institucionales locales.

Las recomendaciones generadas por IA añaden una capa de complejidad porque combinan datos con objetivos, criterios de optimización y restricciones que no siempre resultan visibles para quien recibe el resultado. Un sistema puede recomendar distribuir recursos donde espera mayor rendimiento, aunque esa lógica podría entrar en tensión con obligaciones de equidad que justifican apoyar precisamente a quienes enfrentan mayores dificultades. La calidad técnica de la estimación no resuelve este conflicto, puesto que decidir exige valorar qué resultado busca la organización, qué derechos están involucrados y qué efectos produciría cada alternativa sobre grupos diferentes.

La utilidad de la IA en este ámbito depende también de la disposición de los responsables para emplearla sin someterse a sus resultados. Cao et al. (2021), mediante una encuesta aplicada a 269 directivos, encontraron que la aceptación de la IA para la toma de decisiones se relaciona tanto con beneficios percibidos como con preocupaciones personales y organizacionales. Entre la confianza

excesiva y el rechazo automático existe una posición más adecuada: examinar qué evidencia aporta el sistema, comprobar sus limitaciones y decidir si la recomendación mejora realmente el razonamiento disponible.

La explicabilidad contribuye a este examen cuando permite conocer las variables que influyeron en una salida, las relaciones identificadas y las condiciones bajo las cuales el resultado podría variar. Sadeghi et al. (2024) relacionan la interpretabilidad de la IA con la capacidad de los directivos para evaluar la confiabilidad del sistema, identificar vulnerabilidades y sostener decisiones organizacionales más ágiles. No obstante, una explicación simplificada puede ofrecer una apariencia de transparencia sin revelar aspectos decisivos del modelo, de manera que la institución debe ajustar el nivel de explicación al riesgo: una herramienta para ordenar solicitudes no demanda el mismo escrutinio que otra empleada para recomendar contrataciones, sanciones o asignación de recursos.

Los tableros institucionales facilitan la observación continua de indicadores, aunque su diseño puede dirigir la atención hacia aquello que resulta fácil de contar y desplazar dimensiones menos cuantificables del trabajo. Mundlos et al. (2025) analizan cómo la IA puede modificar la atención directiva al revelar relaciones previamente desconocidas dentro de la información disponible, ampliando la estructura de conocimiento con la que se examinan los cambios. Para que esa ampliación sea útil, el tablero debe mostrar procedencia, fecha de actualización, definición del indicador, valores ausentes y posibilidad de desagregar resultados, en vez de reducir la realidad institucional a colores o alertas cuyo significado solo conoce el equipo técnico.

La información cualitativa también puede analizarse con apoyo de IA mediante la agrupación inicial de consultas, respuestas abiertas, observaciones, reclamos o actas, sin que ello autorice a reemplazar la lectura contextual. Los modelos de lenguaje pueden sugerir temas recurrentes y localizar fragmentos relacionados, pero su clasificación cambia según las instrucciones, las categorías y el texto disponible; además, las opiniones minoritarias pueden quedar ocultas frente a expresiones más frecuentes. La institución debe conservar los documentos originales, revisar muestras de cada categoría y permitir la incorporación de

códigos que surjan de la lectura humana, particularmente cuando el análisis pretende comprender conflictos, necesidades o experiencias de grupos con menor representación.

En América Latina, fortalecer la toma de decisiones basada en datos requiere atender las diferencias de infraestructura, interoperabilidad y capacidad técnica antes de ampliar el uso de modelos avanzados. La CEPAL (2025) señala que las entidades públicas necesitan concentrarse en la recopilación, el análisis y la utilización de datos, una orientación que no puede separarse de la calidad institucional ni de las brechas existentes entre territorios y organizaciones. Si la evidencia procede únicamente de personas con mayor acceso digital, la decisión resultante puede invisibilizar a quienes enfrentan dificultades para utilizar los canales institucionales, razón por la cual los datos administrativos deben contrastarse con consultas, observación y mecanismos de participación.

La comunicación de una decisión asistida por IA debe explicar el problema atendido, la evidencia utilizada, las alternativas consideradas, la autoridad responsable y los mecanismos de revisión, sin atribuir la resolución a una supuesta neutralidad del sistema. Esta exigencia resulta todavía más clara en el sector público, donde Estévez et al. (2024) sitúan el apoyo institucional, la coordinación y la orientación de las autoridades entre las condiciones que influyen en el funcionamiento de la automatización. Expresiones como “el algoritmo decidió” diluyen la responsabilidad y dificultan la reclamación, mientras que reconocer el carácter auxiliar de la herramienta permite identificar a quién corresponde justificar, corregir o revocar el resultado.

Puede observarse esta integración en una institución educativa que analiza retrasos en la entrega de calificaciones: primero consolida los registros y verifica que todos los cursos utilicen el mismo criterio temporal; después, la IA organiza los datos por nivel, asignatura y periodo, señala variaciones y ayuda a resumir las explicaciones aportadas por el personal; finalmente, la autoridad contrasta esos hallazgos con cambios de horario, licencias, fallas del sistema y carga docente antes de definir medidas. El comunicado resultante no afirma que la tecnología encontró responsables, sino que presenta la situación comprobada,

las acciones acordadas, los plazos y el mecanismo de seguimiento, manteniendo la evidencia como soporte y la decisión dentro de la competencia institucional

4.4. Aplicaciones y soluciones para la gestión institucional

Una solución institucional basada en inteligencia artificial no se define por la herramienta que utiliza, sino por la forma en que articula una necesidad, un conjunto autorizado de datos, una función específica y un mecanismo de supervisión. Bajo esta perspectiva, un chatbot, un tablero o un sistema de alertas adquiere valor únicamente cuando se integra en un proceso conocido y produce una mejora verificable, mientras que la acumulación de aplicaciones desconectadas tiende a fragmentar la información y aumentar la dependencia técnica. Diseñar una solución implica decidir qué tarea realizará la IA, cuáles acciones quedarán fuera de su alcance y en qué momento deberá intervenir una persona.

La complejidad tecnológica debe guardar proporción con el problema identificado, puesto que algunas necesidades pueden atenderse mediante formularios, reglas automáticas o búsquedas convencionales sin recurrir a modelos generativos. Cuando una institución necesita enviar recordatorios después de recibir una solicitud, una automatización basada en condiciones puede ofrecer mayor estabilidad que un sistema de IA; en cambio, si debe interpretar preguntas expresadas de distintas maneras, localizar información en numerosos documentos o clasificar textos no estructurados, el procesamiento del lenguaje natural puede aportar capacidades que las reglas fijas no ofrecen. Esta diferenciación evita utilizar modelos complejos para tareas simples y permite reservar mayores controles para funciones que realmente requieren interpretación automatizada.

Entre las soluciones más extendidas se encuentran los asistentes institucionales, diseñados para orientar a usuarios internos o externos mediante una interfaz conversacional. Su alcance puede limitarse a preguntas frecuentes, requisitos, calendarios, directorios y estado de trámites, o ampliarse hacia la consulta de reglamentos y repositorios documentales. La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE, 2025) señala que los asistentes

conversacionales pueden adaptar las respuestas a las necesidades de los usuarios y favorecer el acceso a los servicios, incluso mediante lenguaje sencillo, texto, voz o formatos compatibles con lengua de señas; esta posibilidad exige que la accesibilidad sea prevista en el diseño y no añadida después como una función secundaria.

Un asistente institucional debe construirse alrededor de una base de conocimiento definida y no depender exclusivamente de la información general aprendida por el modelo. Sus respuestas pueden proceder de normas, manuales, instructivos, calendarios, resoluciones y documentos aprobados, cuya vigencia y procedencia deben permanecer visibles para el usuario. Si la pregunta excede esos materiales, el sistema necesita reconocer su límite, evitar completar la respuesta mediante suposiciones y ofrecer una derivación hacia la persona o dependencia competente, comportamiento que resulta más seguro que producir una contestación convincente sin respaldo documental.

La generación aumentada por recuperación, conocida como RAG por sus siglas en inglés, permite conectar un modelo de lenguaje con documentos seleccionados para recuperar fragmentos pertinentes antes de elaborar la respuesta. Klesel et al. (2025) explican que esta arquitectura incorpora conocimiento adicional, incluidos datos organizacionales, y posibilita relacionar los resultados con las fuentes recuperadas, lo que reduce algunos riesgos de alucinación sin eliminarlos completamente. La calidad de la solución seguirá dependiendo de la organización del repositorio, la actualización de los documentos y la pertinencia de los fragmentos seleccionados; si la base contiene una norma derogada o una versión incompleta, la respuesta puede reproducir el error con respaldo aparente.

Los sistemas de consulta interna presentan una aplicación distinta a la atención abierta al público porque pueden reunir procedimientos, experiencias, directorios y conocimiento distribuido entre varias áreas. Un servidor público podría consultar cómo tramitar un caso infrecuente, un docente localizar el procedimiento vigente para una adaptación educativa y un integrante del equipo administrativo recuperar los requisitos de un informe, siempre que el sistema respete los permisos correspondientes a cada función. Esta diferenciación por

perfiles impide que la facilidad de búsqueda se convierta en acceso indiscriminado y permite mantener separados los documentos públicos, internos, confidenciales o reservados.

Los tableros de gestión integran datos procedentes de distintos sistemas y los representan mediante indicadores, tendencias, alertas o comparaciones, aunque su utilidad depende de que la institución pueda rastrear cada valor hasta la fuente de origen. La IA puede contribuir detectando desviaciones, sintetizando variaciones o permitiendo consultas en lenguaje natural, pero no debería ocultar las definiciones, fechas de actualización ni datos ausentes detrás de una visualización simplificada. Un tablero institucional bien diseñado facilita comprender qué está ocurriendo y dónde conviene revisar, sin pretender sustituir la deliberación ni convertir un cambio de color en una decisión.

Otra solución posible consiste en utilizar clasificadores para organizar solicitudes, correos, reclamos, informes o expedientes de acuerdo con categorías establecidas. Estos sistemas pueden asignar una prioridad preliminar, reconocer el área responsable y extraer datos útiles para el registro, aunque requieren muestras representativas y criterios consistentes para evitar que las categorías históricas reproduzcan errores anteriores. Las comunicaciones relacionadas con emergencias, violencia, salud, discriminación o afectación de derechos necesitan mecanismos específicos de escalamiento, puesto que el costo de una clasificación incorrecta puede ser considerablemente mayor que el ahorro obtenido.

Los sistemas de alertas trabajan sobre condiciones observables o patrones que podrían requerir intervención, como vencimientos próximos, acumulación de trámites, inconsistencias contables, deterioro de equipos o variaciones inusuales en la asistencia. La alerta no constituye una conclusión ni autoriza por sí misma una actuación, porque su función es dirigir la atención hacia una situación que debe comprobarse. El diseño debe permitir conocer qué condición activó el aviso, con qué información se calculó y quién confirmó o descartó el caso, evitando que la organización acumule notificaciones cuya frecuencia termine por volverlas irrelevantes.

Las aplicaciones predictivas pueden estimar demanda, matrícula, consumo de recursos, necesidades de mantenimiento o probabilidad de retraso, ofreciendo escenarios para distribuir capacidades con anticipación. Su introducción resulta más exigente que la de un asistente informativo, debido a que depende de datos históricos, supuestos estadísticos y criterios de actualización que pueden perder validez cuando cambian las condiciones institucionales. La predicción debe acompañarse de márgenes de incertidumbre y compararse periódicamente con los resultados observados, sin trasladar automáticamente una probabilidad grupal hacia decisiones que afecten a una persona.

Las soluciones generativas orientadas a la producción documental pueden preparar resúmenes, borradores de informes, minutas, respuestas o versiones adaptadas de un mismo contenido, siempre que trabajen sobre instrucciones y fuentes aprobadas. El ahorro de tiempo se reduce considerablemente cuando el resultado exige reconstruir referencias, corregir datos inventados o modificar un tono incompatible con la institución, de modo que la evaluación debe considerar el trabajo completo y no solamente la rapidez con que aparece el primer borrador. La autoría y aprobación continúan correspondiendo a la persona que revisa y firma el documento, incluso cuando una parte sustancial de su estructura haya sido sugerida por la IA.

Las automatizaciones integradas conectan varias acciones en una secuencia: reciben una entrada, extraen información, actualizan un registro, generan un documento y notifican al responsable. Aunque esta modalidad puede reducir transcripciones repetidas, también aumenta el alcance de un error, porque una extracción incorrecta podría trasladarse a todos los pasos posteriores sin ser advertida. Los puntos de control deben situarse antes de las acciones difíciles de revertir, como enviar comunicaciones externas, modificar un expediente oficial, realizar una transacción o emitir una resolución; la confirmación humana pierde utilidad si aparece cuando el sistema ya ejecutó la consecuencia principal.

La distinción entre un asistente y un agente autónomo adquiere relevancia a medida que las soluciones pueden utilizar herramientas, consultar sistemas y ejecutar acciones con menor intervención. Un asistente propone, localiza o redacta, mientras que un agente puede decidir qué pasos realizar para alcanzar

un objetivo, lo cual amplía su utilidad y también la posibilidad de comportamientos imprevistos. Las organizaciones con escasa madurez tecnológica deberían comenzar con funciones acotadas y permisos mínimos, manteniendo registros de actividad, entornos de prueba y autorización explícita para cualquier acción que modifique información institucional.

La experiencia acumulada en el sector público muestra que las soluciones de IA abarcan tareas muy diferentes y no responden a un único modelo de implementación. A partir de doscientos casos distribuidos entre once funciones gubernamentales, la OCDE (2025) encontró que cerca de seis de cada diez iniciativas examinadas buscaban automatizar, simplificar o personalizar procesos y servicios, mientras que otras se orientaban al análisis, la predicción y el acceso a información. El mismo estudio advierte que muchos usos permanecen dispersos o experimentales, condición que refuerza la necesidad de conectar cada aplicación con una arquitectura institucional y no evaluarla como un proyecto aislado.

América Latina ofrece experiencias que muestran tanto la diversidad de usos como las condiciones necesarias para sostenerlos. Farca et al. (2026) documentan aplicaciones públicas en salud, educación, gestión ambiental, seguridad, administración y movilidad, incluyendo un modelo para evaluar riesgos en convenios gubernamentales de Brasil y una iniciativa chilena para predecir la calidad del aire. Los casos no deben asumirse como fórmulas transferibles de manera directa, ya que su funcionamiento depende de infraestructura, ecosistemas de datos, capacidades institucionales y arreglos de cooperación que varían entre países y organizaciones.

También existen soluciones orientadas a acercar la administración a la ciudadanía mediante canales de uso cotidiano. La OCDE (2025) recoge el caso de Chatico, asistente virtual de Bogotá que opera mediante sitio web y WhatsApp para facilitar el acceso a servicios, campañas y mecanismos de participación. Su relevancia para otras instituciones latinoamericanas no reside únicamente en el empleo de un chatbot, sino en la articulación entre información pública, canales conocidos por los usuarios y servicios concretos; un asistente sofisticado

colocado en una plataforma de difícil acceso tendría menor utilidad que una solución limitada integrada en los hábitos comunicativos de la comunidad.

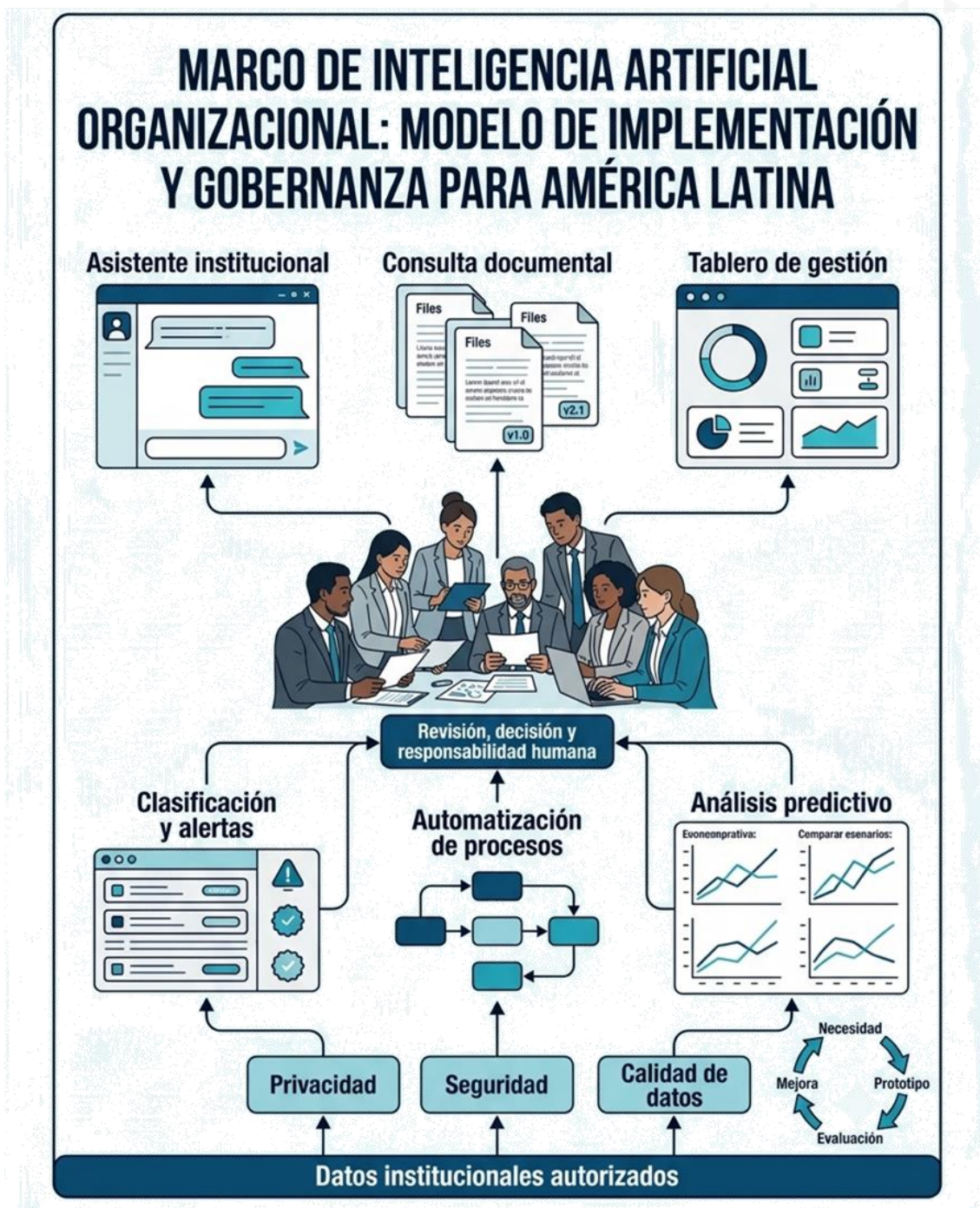
La selección entre desarrollar, adaptar o contratar una solución exige examinar costos que no siempre aparecen en la oferta inicial. Además de licencias o infraestructura, deben considerarse la preparación de datos, integración con sistemas existentes, capacitación, soporte, auditoría, consumo computacional, actualización y eventual migración hacia otro proveedor. Las cláusulas contractuales necesitan precisar propiedad y uso de los datos, ubicación del almacenamiento, condiciones de entrenamiento, niveles de servicio, respuesta ante incidentes y procedimiento para recuperar la información en formatos interoperables, evitando que la institución quede vinculada a una plataforma cuya sustitución resulte técnica o económicamente inviable.

El desarrollo interno ofrece mayor control sobre el diseño y los datos, aunque demanda personal especializado y capacidad permanente de mantenimiento; la adquisición externa reduce parte del esfuerzo inicial, pero puede limitar la transparencia y aumentar la dependencia del proveedor. Entre ambos extremos existen configuraciones híbridas que combinan modelos o servicios externos con repositorios y controles administrados por la organización. Estévez et al. (2024) destacan que la automatización pública requiere respaldo institucional, coordinación, capacidades técnicas y orientación de las autoridades, condiciones que influyen tanto en el diseño propio como en la contratación de terceros.

El prototipo constituye una versión limitada destinada a comprobar si la solución responde al problema y funciona en las condiciones reales de la institución. Puede emplear información anonimizada, un grupo reducido de usuarios y un número controlado de casos, registrando respuestas incorrectas, excepciones, tiempos y dificultades de uso. Si el prototipo no demuestra una mejora frente al procedimiento anterior, debe modificarse o suspenderse sin interpretar la inversión realizada como una razón para continuar; la experimentación responsable incluye la posibilidad de concluir que la IA no representa la opción más adecuada.

Figura 4.

Ecosistema institucional de soluciones de inteligencia artificial con supervisión humana



Una solución que supera la prueba inicial necesita seguimiento posterior porque los documentos, usuarios y condiciones organizacionales cambian con el tiempo. Deben registrarse la frecuencia de uso, los casos no resueltos, las correcciones

humanas, los incidentes y la percepción de quienes interactúan con el sistema, procurando que las métricas no premien únicamente el número de consultas o respuestas. Un asistente utilizado miles de veces puede estar ofreciendo información incompleta, mientras que una herramienta con menor volumen podría resolver adecuadamente una tarea especializada; la evaluación debe concentrarse en el valor y la calidad, no en la actividad por sí sola.

El retiro de una solución también forma parte de su ciclo de vida y necesita planificarse desde el diseño. Si la herramienta deja de ser confiable, el proveedor modifica sus condiciones, los costos se vuelven insostenibles o la necesidad institucional desaparece, la organización debe poder desactivarla sin perder documentos, registros ni continuidad del servicio. Esta capacidad de salida, acompañada por formatos interoperables y procedimientos alternativos, protege la autonomía institucional y evita que la tecnología se mantenga únicamente porque reemplazarla parece demasiado difícil.

En términos operativos, una institución educativa podría iniciar con un asistente restringido a información pública sobre matrículas, horarios, certificados y canales de atención, alimentado exclusivamente por documentos vigentes y configurado para derivar cualquier situación particular. Después de evaluar sus respuestas y corregir vacíos, podría integrar el estado de trámites o un tablero interno, manteniendo separados los datos personales y exigiendo autenticación cuando corresponda. La ampliación no seguiría una promesa general de innovación, sino la evidencia acumulada acerca de qué funciones resuelve el sistema, cuáles requieren intervención humana y qué recursos demanda su mantenimiento.

4.5. Talento humano, liderazgo y gobernanza responsable de la IA

La incorporación de inteligencia artificial modifica tareas, relaciones y criterios de actuación dentro de las organizaciones, incluso cuando la herramienta se introduce para resolver una actividad aparentemente limitada. Un asistente documental cambia la manera de buscar información, una automatización redistribuye responsabilidades y un sistema de recomendaciones influye en los argumentos utilizados para decidir, por lo que la implementación no puede

permanecer confinada al área tecnológica. El talento humano, el liderazgo y la gobernanza conforman una misma estructura de adopción: las personas necesitan comprender y supervisar la herramienta, las autoridades deben orientar su utilización y la institución ha de establecer reglas que permitan controlar sus efectos.

La expresión talento humano no alude únicamente a especialistas capaces de programar modelos o administrar infraestructura, puesto que la capacidad institucional se distribuye entre quienes conocen los procesos, interpretan la normativa, organizan documentos, atienden usuarios y toman decisiones. Una solución técnicamente avanzada puede fracasar si quienes la desarrollan desconocen el trabajo cotidiano, mientras que el conocimiento práctico del personal resulta insuficiente cuando no existen habilidades para evaluar datos o reconocer las limitaciones de la IA. Formar equipos interdisciplinarios permite combinar estos saberes y evita que las decisiones queden concentradas exclusivamente en proveedores, departamentos informáticos o autoridades alejadas de la ejecución diaria.

La alfabetización en IA representa una competencia transversal cuyo alcance debe adaptarse a las funciones de cada integrante de la organización. Todo el personal necesita reconocer qué puede producir un sistema, por qué sus resultados pueden contener errores y qué información no debe compartirse, aunque quienes administran procesos requieren además aprender a formular instrucciones, verificar fuentes y documentar correcciones. Los responsables técnicos necesitan capacidades relacionadas con datos, integración, seguridad y evaluación, mientras que las autoridades deben comprender riesgos, costos, dependencia tecnológica y criterios de responsabilidad suficientes para adoptar decisiones informadas sin delegarlas por completo en los especialistas.

Una formación centrada solamente en el uso de plataformas pierde vigencia con rapidez y deja sin resolver los problemas que aparecen cuando cambia el proveedor o se introduce una nueva función. Resulta más sostenible desarrollar capacidades para delimitar necesidades, valorar la pertinencia de la IA, reconocer información sensible, comprobar resultados y comunicar de manera transparente cómo fue utilizada la herramienta. Este enfoque no excluye la

práctica tecnológica, sino que la integra en situaciones reales de trabajo donde el personal pueda comparar una respuesta automática con los documentos originales, identificar errores y decidir cuándo conviene suspender el procedimiento.

Las oportunidades de formación deben considerar las diferencias existentes dentro de la organización, porque el acceso desigual a equipos, conectividad y experiencias digitales puede transformar la innovación en una nueva fuente de exclusión laboral. Gmyrek et al. (2024) estiman que entre el 26 % y el 38 % de los empleos de América Latina y el Caribe se encuentran expuestos de alguna manera a la IA generativa, aunque cerca de la mitad de los puestos que podrían beneficiarse mediante la complementariedad enfrenta obstáculos relacionados con la brecha digital. La exposición tecnológica, por tanto, no equivale a sustitución laboral ni garantiza aumentos de productividad, puesto que sus efectos dependen del acceso, las competencias y la posibilidad efectiva de incorporar la herramienta en condiciones adecuadas.

La transformación de los puestos de trabajo debería examinarse por tareas y no mediante afirmaciones generales sobre profesiones que desaparecerán o permanecerán intactas. Dentro de una misma ocupación pueden automatizarse la transcripción, clasificación o preparación inicial de documentos, mientras se mantienen o adquieren mayor relevancia la interpretación, el acompañamiento, la negociación y la responsabilidad. El análisis debe identificar qué tareas cambian, cuánto tiempo liberan, qué conocimientos nuevos requieren y qué actividades podrían deteriorarse si se reduce el contacto humano, evitando que la eficiencia operativa se traduzca automáticamente en sobrecarga, reducción de personal o ampliación de funciones sin preparación.

La participación del personal desde las primeras etapas ofrece información que difícilmente aparece en los manuales institucionales y contribuye a reconocer excepciones, prácticas informales y riesgos de implementación. Quienes ejecutan un procedimiento saben qué datos suelen llegar incompletos, cuáles casos requieren mayor cuidado y qué soluciones anteriores no funcionaron, de modo que su intervención mejora el diseño y permite cuestionar supuestos técnicos antes de que se conviertan en reglas automatizadas. Esta participación

no consiste en informar sobre una herramienta ya seleccionada, sino en incorporar a los trabajadores en la definición del problema, la prueba, la evaluación y la revisión de sus efectos.

La resistencia al cambio no debería interpretarse de forma inmediata como desconocimiento o rechazo irracional, ya que puede expresar preocupaciones legítimas sobre vigilancia, pérdida de autonomía, intensificación del trabajo, desplazamiento laboral o uso inadecuado de datos. Golgeci et al. (2025) organizan la resistencia a la IA alrededor del temor, la percepción de ineficacia y la aversión, proponiendo abordarla mediante accesibilidad, complementariedad entre personas y tecnología y legitimación institucional. Escuchar estas objeciones permite distinguir las necesidades de formación de los desacuerdos éticos o laborales, los cuales no se resuelven con una capacitación sobre funciones técnicas.

La confianza institucional se debilita cuando se promete que la IA no producirá cambios relevantes y, poco después, la herramienta se utiliza para evaluar rendimiento o reorganizar funciones sin un proceso participativo. Una comunicación responsable debe explicar la finalidad, los datos empleados, las tareas afectadas, las decisiones excluidas y los mecanismos disponibles para señalar errores, reconociendo también aquello que todavía no puede determinarse. La transparencia no requiere divulgar detalles técnicos incomprensibles para la mayoría, pero sí ofrecer información suficiente para que las personas conozcan cómo la solución incide en su trabajo y ante quién pueden plantear una observación.

El liderazgo necesario para conducir esta transformación no se reduce al respaldo público de una iniciativa, debido a que las autoridades deben traducir el propósito institucional en prioridades, límites y recursos sostenibles. Mainardi (2025) sostiene que la adopción de IA en las administraciones públicas altera métodos de trabajo, perfiles profesionales y relaciones entre empleados y directivos, lo cual demanda cambios en las estructuras, las estrategias tecnológicas y la gobernanza. Liderar implica mantener una dirección comprensible sin ignorar las evidencias adversas, autorizar la experimentación

dentro de condiciones seguras y suspender una solución cuando sus riesgos superan los beneficios observados.

Las autoridades también influyen mediante sus prácticas cotidianas, puesto que una política formal pierde credibilidad si los niveles directivos utilizan cuentas personales, cargan documentos confidenciales en servicios no autorizados o difunden textos generados sin revisión. El comportamiento de quienes ocupan posiciones de liderazgo establece criterios informales que el resto de la organización tiende a reproducir, incluso cuando contradicen las normas escritas. La coherencia requiere que las mismas obligaciones de protección, verificación y trazabilidad alcancen a todos los niveles jerárquicos, sin presentar la urgencia o la autoridad como excepciones suficientes.

La gobernanza responsable de la IA reúne las reglas, funciones y procedimientos mediante los cuales una organización decide qué usos admite, cómo los evalúa, quién los supervisa y de qué manera responde ante resultados perjudiciales. No equivale a redactar una declaración general de principios, ya que debe traducir valores como equidad, privacidad y transparencia en controles aplicables al ciclo completo de cada sistema. Esto supone mantener un inventario de soluciones, clasificar su riesgo, documentar responsables, aprobar fuentes de datos, registrar cambios, atender incidentes y definir condiciones de suspensión o retiro.

Una política institucional puede establecer usos permitidos, restringidos y prohibidos, aunque estas categorías necesitan relacionarse con el contexto y las consecuencias de cada actividad. Preparar un esquema a partir de información pública presenta un nivel de riesgo distinto al de clasificar candidatos, recomendar sanciones o elaborar perfiles de estudiantes, por lo que imponer el mismo procedimiento a todas las aplicaciones generaría controles insuficientes para unas y cargas innecesarias para otras. Soudi et al. (2024) concluyen que las pequeñas y medianas organizaciones necesitan orientaciones ajustadas a sus sectores, capacitación actualizada y evaluaciones basadas en riesgo, en lugar de marcos uniformes que permanecen en el nivel de los principios.

La asignación de responsabilidades debe diferenciar al propietario institucional del proceso, al responsable técnico, al custodio de los datos y a la autoridad que

aprueba el uso, sin perder de vista a quienes revisan las salidas y atienden a las personas afectadas. Cuando estas funciones se concentran en un proveedor, la organización pierde capacidad para cuestionar el sistema y responder por sus actuaciones; cuando se distribuyen sin delimitación, cada participante puede asumir que otro verificó el resultado. La responsabilidad final no pertenece al modelo, ya que la IA carece de competencia jurídica, obligación profesional y capacidad para reparar el daño ocasionado.

Los comités o instancias de revisión pueden apoyar la evaluación de aplicaciones con efectos significativos, siempre que dispongan de autoridad, diversidad profesional y acceso a información suficiente. Hadley et al. (2025), tras entrevistar a diecisiete profesionales técnicos, encontraron que los consejos de revisión algorítmica funcionan junto con políticas, auditorías y responsables de datos, mientras que su integración en los procesos existentes y el respaldo del liderazgo resultan determinantes. Crear un comité sin recursos, atribuciones ni seguimiento puede producir una apariencia de control, por lo que las organizaciones pequeñas podrían recurrir a una instancia ya existente y ampliar sus competencias en lugar de establecer estructuras que no pueden sostener.

La trazabilidad permite reconstruir el recorrido de una aplicación desde su justificación hasta los resultados producidos, incluyendo las versiones del modelo, instrucciones, fuentes, responsables, correcciones y decisiones adoptadas. Este registro debe ser proporcional al riesgo y conservar únicamente la información necesaria, evitando que la documentación del sistema se convierta en vigilancia indiscriminada sobre sus usuarios. Para una herramienta que genera borradores bastaría registrar su finalidad, versión y revisión, mientras que un sistema que influye en la asignación de recursos requiere información más detallada sobre datos, criterios, validaciones, intervenciones humanas e impactos diferenciados.

La gestión del talento humano constituye un ámbito especialmente sensible porque la IA puede intervenir en reclutamiento, selección, evaluación, promoción, capacitación y análisis de rotación. Bujold et al. (2024), mediante una revisión de literatura empírica, advierten que automatizar actividades relacionadas con personas combina oportunidades operativas con riesgos que

requieren una perspectiva centrada en el ser humano. Un modelo entrenado con decisiones históricas puede reproducir desigualdades, una entrevista automatizada puede valorar rasgos sin fundamento suficiente y una puntuación de desempeño puede ignorar condiciones contextuales, de modo que ningún resultado debería utilizarse sin validar su relación con la función y examinar sus efectos sobre distintos grupos.

La privacidad exige limitar la recopilación y el uso de datos a finalidades explícitas, conservándolos durante el tiempo necesario y restringiendo su acceso según las responsabilidades institucionales. La disponibilidad técnica de correos, documentos, interacciones o registros de productividad no autoriza su utilización para inferir estados emocionales, compromiso, lealtad o intención de abandonar la organización, particularmente cuando las personas desconocen ese tratamiento. La anonimización, además, no debe suponerse irreversible, porque la combinación de variables puede permitir identificar nuevamente a alguien; por ello, la minimización de datos constituye una medida más sólida que acumular información con la expectativa de protegerla después.

La seguridad de la IA incorpora riesgos que exceden la protección informática convencional, debido a que una instrucción maliciosa puede inducir al sistema a revelar contenido, utilizar una fuente falsa o ejecutar una acción no prevista. Los controles deben incluir autenticación, permisos mínimos, cifrado, separación de ambientes, copias de respaldo, seguimiento de accesos y pruebas frente a entradas adversas, además de un procedimiento para comunicar incidentes sin ocultarlos por temor a sanciones. La responsabilidad no recae exclusivamente en el usuario que cometió un error, puesto que un diseño que permite una consecuencia grave mediante una acción previsible también revela una deficiencia institucional.

Las diferencias regionales impiden asumir que todas las organizaciones latinoamericanas pueden establecer estructuras de gobernanza con igual complejidad. El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025, elaborado por el Centro Nacional de Inteligencia Artificial de Chile y la CEPAL, analiza diecinueve países mediante dimensiones relacionadas con factores habilitantes, investigación, adopción y gobernanza, encontrando niveles de madurez

diferenciados entre los ecosistemas nacionales. Una institución con recursos limitados puede comenzar mediante un inventario de herramientas, reglas sobre datos, responsables designados y revisión de usos de mayor riesgo, procurando que la sencillez del marco no signifique ausencia de control.

La gobernanza permanece activa después de aprobar una aplicación, ya que los modelos, proveedores, datos y condiciones de trabajo se modifican. Una actualización puede alterar la calidad de las respuestas, una nueva integración puede ampliar el acceso a información y un cambio contractual puede modificar el tratamiento de los datos, razón por la cual las evaluaciones deben repetirse cuando varíe algún componente relevante o aparezca un incidente. El seguimiento incorpora así la experiencia de los trabajadores y usuarios, no solo las métricas técnicas, porque las consecuencias organizacionales suelen hacerse visibles en cargas de trabajo, exclusiones o conflictos que el sistema no registra.

Una adopción responsable se reconoce cuando el personal puede utilizar la IA sin perder criterio profesional, cuestionar sus resultados sin temor y recurrir a procedimientos claros cuando algo falla. Esto requiere tiempo para aprender, participar y verificar, además de decisiones laborales que distribuyan de manera justa los beneficios derivados de la eficiencia. Si la herramienta reduce una tarea repetitiva, el tiempo liberado debería orientarse hacia funciones valiosas y no convertirse automáticamente en una intensificación de la carga; de ese modo, la transformación organizacional incorpora la tecnología dentro de condiciones de trabajo sostenibles y conserva la capacidad humana para orientar, corregir y responder.

4.6. Prompts, experiencias latinoamericanas y ruta de implementación

La aplicación institucional de la inteligencia artificial requiere traducir los principios examinados en los apartados anteriores en instrucciones de trabajo, responsabilidades y etapas que puedan ejecutarse dentro de condiciones reales. Un prompt ayuda a estructurar la interacción con el sistema, pero no corrige por sí mismo la desorganización documental, la ausencia de datos confiables ni la falta de autoridad para realizar una tarea; por ello, su utilidad depende del

contexto suministrado, de las restricciones expresadas y del procedimiento utilizado para revisar la respuesta. En la gestión organizacional, una instrucción adecuada debe orientar a la IA sin permitir que asuma competencias que pertenecen a directivos, profesionales o funcionarios.

Los prompts institucionales difieren de las consultas espontáneas porque necesitan producir resultados consistentes, verificables y compatibles con los procedimientos de la organización. La instrucción debería identificar la función auxiliar del sistema, la tarea delimitada, los documentos que puede utilizar, los datos que no debe procesar y la forma esperada de la respuesta, incorporando además una conducta de seguridad para los casos en que la información resulte insuficiente. Expresiones como “no supongas”, “indica los datos faltantes” o “vincula cada afirmación con su fuente” no garantizan exactitud absoluta, aunque hacen visible el criterio con el cual deberá evaluarse la salida.

La protección de información comienza antes de redactar el prompt, pues ningún nivel de precisión justifica introducir datos personales, expedientes o documentos confidenciales en una plataforma cuya utilización no haya sido autorizada. Cuando el trabajo exige experimentar, conviene emplear ejemplos ficticios, datos anonimizados o fragmentos que no permitan identificar a las personas involucradas; si posteriormente se integra la solución con información institucional real, deberán aplicarse permisos, registros y controles acordes con la finalidad. La revisión también debe comprobar que el sistema no haya reconstruido identidades, añadido antecedentes inexistentes o conservado elementos que debían excluirse del resultado.

Prompt para diagnosticar un proceso institucional

Rol: Actúa como asistente para el análisis de procesos organizacionales; no selecciones herramientas ni propongas automatizar antes de completar el diagnóstico.

Tarea: Examina el proceso descrito e identifica su finalidad, participantes, entradas, actividades, decisiones, resultados, demoras, duplicaciones, errores frecuentes y excepciones.

Contexto: [Indicar tipo de organización, área responsable, usuarios y normativa aplicable].

Datos de entrada: [Describir el proceso actual, tiempos, formularios, responsables, incidencias y evidencias disponibles].

Criterios y restricciones: Diferencia los problemas comprobados de las hipótesis; no inventes información faltante; señala qué dificultades podrían resolverse mediante simplificación, digitalización, automatización convencional o IA; no recomiendes automatizar decisiones que afecten derechos sin evaluación específica.

Salida esperada: Presenta un diagnóstico organizado en: finalidad del proceso, flujo actual, dificultades verificadas, información faltante, alternativas de mejora, riesgos y preguntas que la institución debe responder.

Verificación humana: Indica qué hallazgos deben contrastarse mediante documentos, entrevistas, observación o registros antes de adoptar una solución.

Este prompt no debe ejecutarse con una descripción elaborada únicamente por la dirección, porque el proceso formal puede diferir de la práctica cotidiana. La información debería incorporar las perspectivas de quienes ejecutan las tareas y de quienes reciben el servicio, permitiendo que la IA organice las evidencias sin ocultar desacuerdos ni fusionar experiencias distintas. El resultado adquiere valor cuando funciona como insumo para una revisión colectiva y no como diagnóstico definitivo producido fuera de la organización.

Prompt para elaborar una comunicación institucional

Rol: Actúa como asistente de redacción institucional sometido a revisión y aprobación humana.

Tarea: Prepara un borrador de [circular, comunicado, memorando, oficio, convocatoria o respuesta] dirigido a [destinatarios].

Fuente autorizada: Utiliza exclusivamente la información incluida en [documento, resolución, normativa o instrucciones].

Contenido obligatorio: Conserva sin alteración nombres, fechas, horarios, responsabilidades, fundamentos y excepciones; si existe una contradicción entre los datos, detén la redacción y señalala.

Estilo: Emplea lenguaje claro, respetuoso y adecuado para [público], evitando afirmaciones promocionales, ambigüedades, amenazas o información no confirmada.

Salida esperada: Entrega un borrador completo y, por separado, una lista breve de los datos que deben verificarse antes de difundirlo.

Privacidad: No reproduzcas datos personales que no sean indispensables; reemplázalos con marcadores cuando la identidad deba ser completada únicamente por la persona autorizada.

Control humano: La autoridad competente revisará el contenido, el tono, la base normativa, los destinatarios y el canal antes de aprobar su publicación.

En comunicaciones sensibles, la verificación no puede limitarse a comprobar ortografía, debido a que una formulación incorrecta puede modificar responsabilidades o afectar a personas e instituciones. El responsable deberá contrastar el borrador con el documento original y determinar si corresponde realizar una comunicación general, una notificación individual o una consulta previa con el área jurídica, de protección de datos o de atención al usuario. La herramienta contribuye a organizar el mensaje, pero la legitimidad de su emisión procede de la competencia institucional.

Prompt para revisar expedientes o registros

Rol: Actúa como asistente para detectar posibles inconsistencias; no emitas juicios, sanciones ni conclusiones sobre las personas relacionadas con los registros.

Tarea: Compara [registros, actas, informes, formularios o bases de datos] utilizando los criterios proporcionados.

Criterios de revisión: [Campos obligatorios, correspondencias esperadas, fechas, firmas, estados, plazos y reglas institucionales].

Tratamiento de resultados: Clasifica cada hallazgo como dato faltante, diferencia entre fuentes, posible duplicación, plazo pendiente o caso que requiere interpretación; evita presentar una alerta como irregularidad confirmada.

Salida esperada: Para cada hallazgo, indica el registro afectado, la ubicación exacta, el criterio aplicado, la evidencia disponible y la acción de comprobación sugerida.

Restricciones: No completes campos, no atribuyas responsabilidades y no modifiques el archivo original. Si la información es insuficiente, registra "requiere verificación".

Control humano: La persona responsable contrastará cada alerta con la fuente primaria y documentará si fue confirmada, corregida o descartada.

El uso de esta instrucción requiere trabajar con copias controladas y mantener separados el archivo original, la salida de la IA y el registro corregido. Si la herramienta modifica directamente la base de datos, desaparece la posibilidad de determinar qué información procedía de la fuente y cuál fue inferida durante el análisis; por ello, la detección y la corrección deben constituir momentos diferentes, salvo en procesos de bajo riesgo cuyas reglas hayan sido probadas y permitan revertir cada cambio.

Prompt para analizar indicadores institucionales

Rol: Actúa como analista auxiliar de datos y explica las limitaciones de cada resultado.

Pregunta institucional: [Precisar qué se desea conocer y qué decisión podría apoyarse con el análisis].

Datos disponibles: [Indicar variables, unidades, periodo, población, fuentes y valores faltantes].

Tarea: Describe las tendencias, comparaciones, variaciones y posibles valores atípicos; diferencia con claridad la descripción, la asociación y cualquier hipótesis explicativa.

Restricciones: No atribuyas causalidad a una correlación; no extrapoles resultados fuera de la población o el periodo analizados; no ocultes datos faltantes ni tamaños de grupo pequeños.

Salida esperada: Presenta hallazgos, evidencia que los respalda, explicaciones alternativas, limitaciones y preguntas que requieren información adicional.

Equidad: Señala si la agrupación de los datos podría ocultar diferencias territoriales, sociales, laborales, etarias, de género, discapacidad u otras pertinentes al contexto.

Control humano: El responsable comprobará cálculos, denominadores, fuentes y pertinencia de las interpretaciones antes de utilizar el análisis.

La estructura propuesta no obliga al sistema a encontrar una tendencia cuando los datos no permiten sostenerla, posibilidad que debería conservarse

explícitamente. Si el conjunto disponible resulta incompleto, la respuesta más útil puede consistir en explicar por qué no es posible realizar el análisis y qué información se necesita, evitando que la presión por obtener una conclusión produzca relaciones artificiales. Esta cautela resulta especialmente importante cuando los indicadores se utilizarán para distribuir recursos o evaluar el desempeño de áreas y personas.

Prompt para evaluar una solución de IA antes de adoptarla

Rol: Actúa como asistente para una evaluación institucional preliminar; no apruebes ni rechaces automáticamente la solución.

Solución examinada: [Nombre genérico, finalidad, proveedor o modalidad de desarrollo].

Problema que pretende atender: [Descripción y evidencia].

Analiza: Correspondencia entre problema y solución; datos requeridos; integración con sistemas existentes; competencias del personal; costos iniciales y recurrentes; condiciones contractuales; accesibilidad; riesgos de sesgo, privacidad y seguridad; dependencia del proveedor; procedimiento de revisión; alternativas sin IA; criterios de suspensión y salida.

Salida esperada: Organiza la evaluación en fortalezas comprobables, limitaciones, información pendiente, condiciones mínimas para una prueba y razones para no continuar.

Restricciones: No reproduzcas afirmaciones comerciales como evidencia; diferencia las funciones anunciadas de las funciones comprobadas; no supongas que una certificación general cubre el contexto específico de la institución.

Control humano: Recomienda qué documentación debe revisar el equipo técnico, jurídico, administrativo y usuario antes de autorizar un prototipo.

La evaluación preliminar puede revelar que una necesidad no requiere IA, que los datos todavía no están preparados o que el costo de integración supera el beneficio esperado. Estas conclusiones no representan un fracaso del proceso de innovación, sino una función preventiva del diagnóstico, porque permiten asignar recursos a problemas que cuentan con mejores condiciones de solución.

El valor de una evaluación no reside en justificar una adquisición, sino en ofrecer información suficiente para continuar, modificar o detener la iniciativa.

Las experiencias latinoamericanas muestran que la adopción institucional suele surgir de problemas delimitados y no de una transformación total ejecutada en un solo momento. La Fiscalía de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires desarrolló Prometea para apoyar tareas repetitivas y preparar documentos relacionados con ciertos procesos judiciales; según Estévez et al. (2024), su implementación demandó aproximadamente dos años de diagnóstico, gobernanza de datos, rediseño de procesos, definición de modelos de decisión y construcción de plantillas, mientras que la decisión final permaneció bajo control del fiscal. El aprendizaje principal no se reduce al tiempo ahorrado, pues la preparación institucional y el conocimiento detallado del procedimiento antecedieron al funcionamiento de la herramienta.

En Colombia, Chatico ofrece una experiencia distinta porque su diseño se orienta a la relación entre la administración de Bogotá y la ciudadanía mediante canales accesibles. La OCDE (2025) documenta que el asistente opera mediante web y WhatsApp para facilitar información, servicios y participación en campañas o procesos públicos. El uso de un canal extendido puede reducir barreras de entrada, aunque su transferibilidad depende de que la institución mantenga información actualizada, rutas de derivación humana y alternativas para quienes no poseen conectividad o competencias digitales.

ChileCompra representa una tercera modalidad, centrada en la supervisión de contrataciones públicas y la detección de señales que justifican una revisión. De acuerdo con la OCDE (2025), el Observatorio de Contratación Pública utiliza modelos para analizar licitaciones, buscar irregularidades y fortalecer el seguimiento del cumplimiento normativo. La herramienta no debería interpretarse como un mecanismo que demuestra automáticamente la existencia de corrupción, ya que su función consiste en dirigir la capacidad de control hacia operaciones que presentan determinadas características y que posteriormente deben examinarse mediante los procedimientos correspondientes.

Las aplicaciones regionales abarcan además salud, educación, ambiente, seguridad y movilidad, diversidad que confirma la necesidad de evitar modelos

organizacionales únicos. Farca et al. (2026) recopilan experiencias como el modelo chileno para predecir la calidad del aire y el uso de aprendizaje automático por parte de la Contraloría General de la Unión de Brasil para evaluar riesgos en acuerdos gubernamentales. Los casos dependen de infraestructura, fuentes de información y capacidades específicas, de modo que una institución interesada en adaptarlos debe reconstruir la relación entre problema, datos, responsables y controles en su propio contexto.

La educación superior latinoamericana se encuentra en una fase desigual de apropiación institucional, donde el uso cotidiano de herramientas puede avanzar con mayor rapidez que la construcción de políticas. La encuesta regional analizada por Valentini et al. (2025) muestra que las instituciones enfrentan el desafío de articular adopción y gobernanza, evitando que las prácticas se desarrollen sin orientaciones compartidas. Una universidad puede contar con docentes, estudiantes y administrativos que emplean IA antes de disponer de acuerdos sobre privacidad, autoría, adquisición o revisión, por lo que la implementación necesita reconocer los usos existentes en vez de partir de la suposición de que la tecnología todavía no ha ingresado a la organización.

Tabla 28.

Ruta institucional para implementar soluciones de inteligencia artificial

Etapas	Propósito	Actividades principales	Producto verificable	Condición para avanzar
Reconocimiento del contexto	Comprender el problema y a las personas afectadas	Revisar procesos, consultar usuarios, identificar evidencias y normativa	Descripción delimitada de la necesidad	Existe un problema comprobado y una finalidad legítima
Valoración de alternativas	Determinar si la IA ofrece una ventaja pertinente	Comparar simplificación, digitalización, automatización e IA	Justificación de la alternativa seleccionada	La solución propuesta aporta valor frente a opciones menos complejas

Preparación institucional	Establecer capacidades, datos y responsabilidades	Revisar infraestructura, calidad documental, competencias, presupuesto y riesgos	Plan de preparación con responsables y recursos	Se cumplen condiciones mínimas de datos, seguridad y supervisión
Diseño del prototipo	Construir una versión limitada y reversible	Definir alcance, usuarios, fuentes, permisos, controles y métricas	Prototipo en entorno controlado	La prueba no expone datos o decisiones de alto riesgo
Prueba y evaluación	Comprobar desempeño y efectos reales	Registrar errores, excepciones, experiencia de usuarios, costos y tiempo	Informe comparativo con la línea de base	Los beneficios son verificables y los riesgos permanecen controlados
Decisión de adopción	Resolver si corresponde ampliar, modificar o suspender	Revisar evidencias técnicas, jurídicas, financieras, laborales y éticas	Resolución motivada y alcance autorizado	La autoridad competente aprueba condiciones y responsabilidades
Implementación gradual	Integrar la solución sin interrumpir el servicio	Capacitar, acompañar usuarios, conservar alternativas y ampliar por fases	Sistema operativo con soporte y documentación	El desempeño se mantiene fuera del entorno de prueba
Seguimiento y corrección	Detectar cambios, daños o	Auditar registros, revisar	Reportes periódicos y	La solución conserva utilidad,

	pérdida de calidad	incidentes, actualizar fuentes y recoger observaciones	acciones correctivas	seguridad y legitimidad
		Exportar datos, revocar accesos, archivar registros y activar el procedimiento alternativo	Cierre documentado y recuperación de activos institucionales	Los datos y servicios quedan protegidos después de la desactivación
Retiro o sustitución	Finalizar el uso sin perder información ni continuidad			

Nota. Elaboración propia a partir de las condiciones organizacionales y etapas de automatización examinadas por Estévez et al. (2024), la evidencia regional recopilada por Farca et al. (2026) y las orientaciones de gobernanza de la OCDE (2025).

La ruta no constituye una secuencia rígida, puesto que la evaluación puede obligar a regresar al diagnóstico, modificar las fuentes de datos o reducir el alcance del prototipo. Una solución que funciona en un área tampoco debe ampliarse automáticamente hacia otros procesos, ya que cambian los usuarios, los riesgos y las obligaciones; cada expansión relevante necesita una nueva valoración, aunque pueda aprovechar la infraestructura y el aprendizaje acumulados. La iteración mantiene el proyecto vinculado con la evidencia y permite corregir decisiones sin tratar la planificación inicial como un compromiso irreversible.

Figura 5.

Ruta de implementación responsable de la IA en las organizaciones



La transformación organizacional examinada a lo largo del capítulo comienza con necesidades institucionales y no con herramientas, continúa mediante la revisión de procesos administrativos, académicos y documentales, y adquiere utilidad cuando la información generada mejora la comunicación y sustenta

decisiones humanas. Los asistentes, tableros, clasificadores y automatizaciones representan configuraciones posibles dentro de esa trayectoria, pero ninguna puede evaluarse separada de las personas, datos y normas que condicionan su funcionamiento. La coherencia entre problema y solución constituye así el criterio que enlaza el diagnóstico con la implementación.

Las organizaciones latinoamericanas necesitan adoptar esta ruta desde sus capacidades efectivas, evitando reproducir modelos que presuponen infraestructura, presupuestos o equipos especializados inexistentes en su entorno. Una iniciativa limitada, documentada y útil puede generar más valor que una plataforma amplia que no se integra en el trabajo cotidiano, mientras que la cooperación entre instituciones permite compartir aprendizajes, criterios y componentes sin ignorar las diferencias normativas y territoriales. La UNESCO (2026) sitúa la cooperación regional, la inclusión y el enfoque centrado en las personas dentro de la hoja de ruta latinoamericana y caribeña para la gobernanza ética de la IA, orientación que refuerza la necesidad de combinar capacidades locales con marcos compartidos.

El uso de prompts aporta una interfaz accesible para ejecutar algunas tareas, aunque su aparente sencillez no debe ocultar el sistema organizacional que sostiene el resultado. Detrás de una respuesta confiable se encuentran documentos vigentes, datos protegidos, responsabilidades definidas, personas capacitadas y mecanismos para corregir errores; cuando estos componentes faltan, mejorar la redacción de la instrucción solo modifica la apariencia de la salida. La verificación humana tampoco representa una revisión superficial al final del proceso, sino una intervención distribuida desde la selección del problema hasta la decisión de conservar o retirar la herramienta.

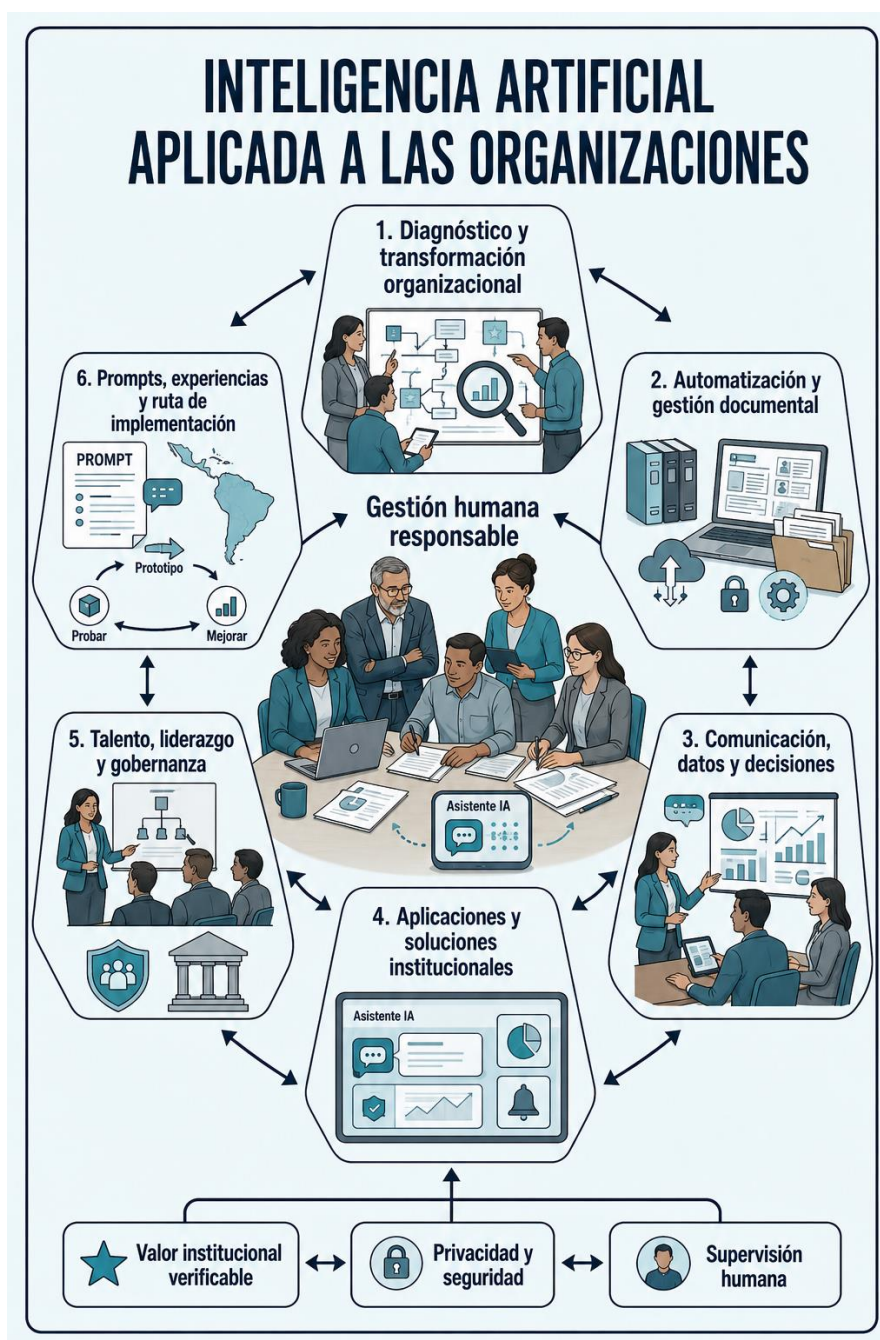
El capítulo deja establecida una concepción de la IA como capacidad institucional supervisada, no como sustitución general de la administración, el liderazgo o el criterio profesional. Su implementación responsable se manifiesta en decisiones concretas: utilizar el sistema únicamente donde aporta valor, mantener alternativas accesibles, limitar los datos, documentar las actuaciones y permitir que trabajadores y usuarios cuestionen los resultados. Esta orientación ofrece una base operativa para que cada organización construya soluciones

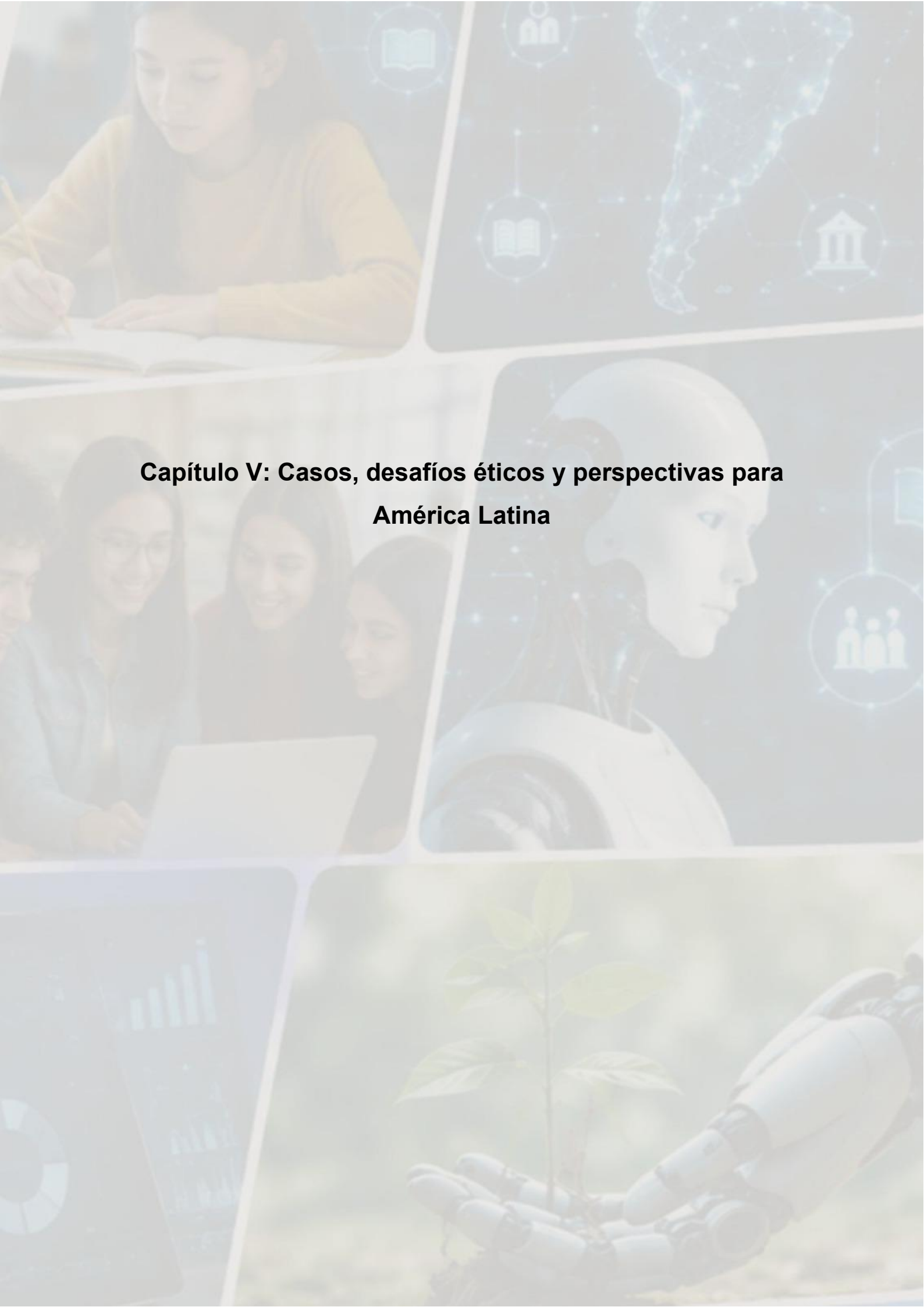
proporcionadas a su realidad, con beneficios comprobables y responsabilidad claramente atribuida.

4.7. Síntesis del Capítulo

Figura 6.

Síntesis del capítulo IV





Capítulo V: Casos, desafíos éticos y perspectivas para América Latina

Casos, desafíos éticos y perspectivas para América Latina

5.1. Criterios para seleccionar y analizar los casos latinoamericanos

La presentación de casos de inteligencia artificial en América Latina exige establecer criterios previos que permitan distinguir entre una experiencia suficientemente documentada y una iniciativa cuya relevancia depende principalmente de su difusión pública, de declaraciones institucionales o de las expectativas asociadas con la tecnología. En este capítulo se entenderá como caso una experiencia desarrollada en un contexto latinoamericano identificable, en la que sea posible reconocer el problema atendido, los actores involucrados, la función asignada a la inteligencia artificial y algún grado comprobable de implementación; bajo esta delimitación quedan fuera las propuestas puramente conceptuales, los prototipos sin aplicación conocida y las experiencias descritas únicamente mediante información promocional que no permita contrastar su funcionamiento. Este criterio resulta especialmente necesario en un campo donde conviven investigaciones consolidadas, proyectos piloto, soluciones comerciales y experiencias institucionales con grados muy diferentes de evaluación, circunstancia que impide tratarlas como evidencias equivalentes.

La trazabilidad de la información constituye, por ello, el primer criterio de selección, de manera que cada experiencia deberá poder reconstruirse mediante publicaciones científicas, documentos institucionales, repositorios oficiales, informes técnicos u otras fuentes cuya autoría y procedencia sean comprobables. El estudio de Salas y Yang (2022) sobre aplicaciones de inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana muestra la utilidad de trabajar con criterios explícitos de inclusión y exclusión, pues su revisión partió de 2.397 documentos potenciales y terminó examinando 31 estudios que reunían las condiciones establecidas, entre ellas la presentación de investigación empírica y la existencia de datos vinculados directamente con aplicaciones desarrolladas en instituciones latinoamericanas. Un procedimiento similar, adaptado al propósito de este libro, evita incorporar como casos afirmaciones

difíciles de comprobar y permite diferenciar entre la existencia de una herramienta, su utilización efectiva y los resultados que se le atribuyen.

La pertinencia territorial no se reducirá a que una herramienta haya sido utilizada físicamente en un país de la región, porque el análisis requiere conocer hasta qué punto la experiencia responde a condiciones educativas, sociales, lingüísticas, institucionales o tecnológicas propias del entorno donde se implementó. Este principio adquiere relevancia frente a las diferencias existentes entre los ecosistemas nacionales de inteligencia artificial: el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial elaborado por CEPAL y CENIA (2024) analiza 19 países mediante dimensiones relacionadas con factores habilitantes, investigación, desarrollo y adopción, y gobernanza, mostrando distancias apreciables en infraestructura, capacidades humanas y marcos institucionales. Por consiguiente, dos iniciativas que utilicen tecnologías semejantes pueden enfrentar condiciones de operación muy distintas, de modo que el país, la institución, los usuarios, la conectividad disponible, las capacidades profesionales y las características de la población atendida formarán parte de la descripción analítica de cada caso y no actuarán como datos secundarios.

También se considerará la diversidad de experiencias, evitando construir una representación de América Latina a partir de los países con mayor producción científica, infraestructura digital o visibilidad internacional. La literatura disponible ya refleja concentraciones importantes: la revisión de Salas y Yang (2022) encontró estudios principalmente en México, Colombia, Ecuador, Brasil, Perú, Chile, Argentina y Bolivia, una distribución que permite observar actividad regional pero que no equivale a una cobertura homogénea de América Latina. Para reducir este sesgo, los casos de los apartados siguientes procurarán combinar países con distintos niveles de desarrollo de sus ecosistemas de IA, instituciones públicas y privadas cuando la evidencia lo permita, aplicaciones educativas, investigativas y organizacionales, así como experiencias dirigidas a poblaciones y necesidades diferentes; la diversidad no funcionará como una cuota geográfica artificial, sino como un mecanismo para impedir que las conclusiones regionales se deriven únicamente de los contextos donde existe mayor documentación publicada.

Otro criterio corresponde al grado de implementación, porque una solución en funcionamiento proporciona información distinta de aquella disponible sobre una propuesta todavía situada en fase experimental. Esta distinción aparece con claridad en la iniciativa regional *IA Presente* del Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2026), cuya convocatoria identificó 193 iniciativas procedentes de 22 países y estableció como condición que las herramientas ya estuvieran implementadas en escuelas, precisamente para concentrar el análisis en experiencias reales y no únicamente en prototipos. En este capítulo se dará prioridad a casos cuya utilización pueda demostrarse, aunque no se excluirán experiencias piloto cuando aporten aprendizajes relevantes y su estado de desarrollo sea declarado expresamente; lo que se evitará será equiparar una prueba inicial con una implementación institucional consolidada o interpretar la adopción de una herramienta como demostración automática de efectividad.

La existencia de una implementación comprobable deberá acompañarse, cuando sea posible, de evidencia sobre resultados, dificultades y condiciones de funcionamiento, considerando que los indicadores utilizados pueden variar según la finalidad de cada experiencia. En educación pueden analizarse aprendizaje, retroalimentación, accesibilidad, permanencia o reducción de determinadas cargas docentes; en investigación interesan la recuperación y organización de información, el procesamiento de datos o la verificación de resultados, mientras que en gestión institucional cobran relevancia variables como tiempos de respuesta, automatización documental, calidad de los servicios o apoyo a decisiones. El mapeo realizado por el BID (2026) aporta una advertencia metodológica significativa: aunque cerca del 70 % de las iniciativas examinadas reportó alguna modalidad de evaluación, solamente una minoría disponía de estudios rigurosos de impacto, por lo que las afirmaciones procedentes de cada caso deberán presentarse de acuerdo con la solidez real de la evidencia disponible y no con el alcance declarado por sus responsables.

La valoración incluirá asimismo las condiciones técnicas, organizacionales y materiales que hicieron posible la experiencia, pues una solución puede mostrar resultados favorables en un entorno con conectividad estable, datos estructurados, personal especializado y financiamiento sostenido sin que esos resultados puedan trasladarse automáticamente a instituciones que carezcan de

tales recursos. Cruz et al. (2024) señalan que la implementación de soluciones basadas en IA en América Latina y el Caribe debe examinarse junto con la infraestructura y las condiciones que sostienen su despliegue, integrando las lecciones obtenidas de experiencias regionales con los desafíos que acompañan la adopción tecnológica. Bajo esta perspectiva, el análisis no preguntará solamente qué herramienta fue utilizada, sino qué datos necesitó, qué capacidades humanas participaron, qué recursos debieron mantenerse y qué dependencias aparecieron durante el proceso, información indispensable para valorar la sostenibilidad y las posibilidades de transferencia hacia otros contextos.

Cada caso será examinado mediante una lectura crítica de sus implicaciones éticas y de su transferibilidad, incorporando desde el comienzo aspectos que posteriormente serán desarrollados con mayor profundidad en los apartados 5.6 y 5.7. La existencia de resultados positivos no anula preguntas relacionadas con privacidad, sesgos, transparencia, autoría, dependencia de proveedores, seguridad de los datos o capacidad de supervisión humana; de hecho, el análisis regional del BID (2026) encontró que aproximadamente el 57 % de las iniciativas educativas identificaba riesgos asociados con sesgos algorítmicos, mientras que solo alrededor del 27 % describía medidas concretas para mitigarlos y el 24 % hacía referencia a principios como transparencia o explicabilidad. El valor comparativo de un caso dependerá entonces de la posibilidad de reconocer simultáneamente aquello que produjo, las condiciones que hicieron posible esos resultados, los límites encontrados y las modificaciones que serían necesarias antes de considerar su utilización en otro país, institución o población.

Tabla 29.

Criterios para la selección y análisis de casos latinoamericanos de inteligencia artificial

Criterio	Pregunta orientadora	Evidencia esperada	Función dentro del análisis
Trazabilidad	¿Puede comprobarse que la experiencia existe y cómo fue desarrollada?	Paper, documento institucional, informe técnico, repositorio oficial o fuente primaria verificable	Evitar experiencias sustentadas únicamente en afirmaciones promocionales
Pertinencia contextual	¿En qué condiciones territoriales, sociales, educativas o institucionales se desarrolló?	País, institución, población, infraestructura y problema atendido	Interpretar los resultados dentro del contexto donde fueron producidos
Diversidad regional	¿El conjunto de casos representa diferentes realidades latinoamericanas?	Variedad de países, instituciones, sectores, poblaciones y niveles de madurez tecnológica	Reducir la sobrerrepresentación de los ecosistemas con mayor visibilidad
Grado de implementación	¿La solución fue utilizada realmente o permanece como propuesta o prototipo?	Evidencia de piloto, implementación parcial, implementación estable o escalamiento Indicadores	Diferenciar expectativas tecnológicas de experiencias efectivamente ejecutadas
Evidencia de resultados	¿Qué cambios, beneficios o dificultades han sido documentados?	cuantitativos, datos cualitativos, evaluaciones, seguimiento o resultados institucionales	Evitar atribuir eficacia sin evidencia proporcional a la afirmación
Condiciones de funcionamiento	¿Qué recursos permitieron desarrollar y mantener la experiencia?	Infraestructura, datos, talento humano, financiamiento,	Analizar sostenibilidad y requisitos de adopción

Riesgos y salvaguardas	¿Qué problemas éticos, jurídicos o sociales fueron identificados y cómo se gestionaron?	conectividad y soporte técnico Medidas de privacidad, mitigación de sesgos, supervisión humana, transparencia y seguridad	Incorporar responsabilidad y gobernanza a la valoración del caso
	¿Qué aspectos podrían trasladarse a otra realidad y cuáles requerirían adaptación?	Comparación de condiciones, recursos, usuarios y restricciones	Evitar la reproducción automática de soluciones entre países o instituciones

Nota. Los criterios articulan la revisión sistemática regional de Salas y Yang (2022), las dimensiones de preparación nacional examinadas por CEPAL y CENIA (2024), las consideraciones de infraestructura e implementación desarrolladas por Cruz et al. (2024) y los aprendizajes derivados del mapeo de 193 iniciativas educativas realizado por el BID (2026). La tabla se plantea como marco analítico del capítulo y no como sistema de puntuación.

5.2. Casos de IA en planificación y producción educativa

La planificación didáctica y la producción de recursos se encuentran entre los usos de inteligencia artificial que han avanzado con mayor rapidez en los sistemas educativos latinoamericanos, aunque su grado de institucionalización continúa siendo desigual y la evidencia disponible no permite atribuir los mismos resultados a todas las experiencias. El mapeo regional desarrollado por Banco Interamericano de Desarrollo (2026) identificó 193 iniciativas implementadas en 22 países de América Latina y el Caribe, de las cuales el 57 % se orientaba principalmente al aprendizaje en el aula e incluía plataformas adaptativas, aplicaciones de alfabetización, recursos gamificados y asistentes docentes destinados, entre otras funciones, a apoyar la planificación de clases y la retroalimentación. La amplitud de ese inventario permite constatar que la producción educativa asistida por IA ya no se limita a experimentaciones aisladas, pero también obliga a diferenciar entre herramientas utilizadas para generar rápidamente materiales y aquellas integradas dentro de una propuesta

curricular, acompañadas por formación docente, información contextual y mecanismos de revisión pedagógica.

Una experiencia particularmente relevante se desarrolla en Chile mediante ChatSP, asistente asociado al Plan Nacional Sumo Primero para la enseñanza de matemática en educación básica. Durante 2025, el Ministerio de Educación incorporó esta herramienta basada en inteligencia artificial como apoyo para la planificación de clases, la gestión curricular, la progresión de los aprendizajes y el aprovechamiento de los recursos vinculados con el programa; el balance oficial correspondiente a ese año registró 6.221 docentes inscritos y 3.050 usuarios activos a diciembre de 2025, dentro de una estrategia que combinó formación, acompañamiento pedagógico y recursos digitales. Ministerio de Educación de Chile (2026) La iniciativa resulta significativa porque la IA no aparece como un generador independiente de planificaciones, sino vinculada con textos curriculares, orientaciones metodológicas y procesos de formación docente previamente establecidos, configuración que reduce el riesgo de producir actividades desvinculadas de los objetivos de aprendizaje o de las secuencias curriculares que deben orientar la enseñanza.

La implementación de ChatSP incluyó además espacios de capacitación donde los docentes trabajaron directamente con el asistente y con los materiales oficiales de Sumo Primero. En agosto de 2025, por ejemplo, profesores de establecimientos públicos y subvencionados de Coyhaique y Aysén participaron en talleres dirigidos por académicos de la Universidad Austral de Chile, acompañados por profesionales del servicio educativo territorial y del Ministerio, en los que se abordaron los nuevos textos de matemática, la planificación de clases y el manejo de la guía digital basada en IA generativa. De acuerdo con Ministerio de Educación de Chile (2025), el propósito del asistente era complementar la enseñanza de matemática de primero a sexto año de educación básica dentro de una estrategia nacional que también incorporaba acompañamiento técnico y fortalecimiento de liderazgos pedagógicos regionales; este componente permite observar una diferencia sustantiva entre proporcionar acceso a un modelo generativo de propósito general y diseñar un entorno de IA conectado con contenidos, metodologías y responsabilidades docentes definidas institucionalmente.

En el mismo país surgió AI-Llu, un asistente desarrollado por Fundación País Digital con apoyo de VucaLab y Spence | BHP, cuya configuración permite trabajar con el currículo nacional e incorporar información del Proyecto Educativo Institucional de cada establecimiento para orientar la generación de propuestas. Según los datos comunicados por Fundación País Digital y publicados por Educarchile (2025), la plataforma registraba 650 usuarios distribuidos en distintas regiones chilenas al momento del reporte, con predominio de docentes, quienes representaban el 71,6 % de las visitas; entre sus posibilidades se encontraban la planificación de clases, la articulación interdisciplinaria de objetivos de aprendizaje y la generación de actividades relacionadas con enfoques como STEAM, aprendizaje basado en proyectos y gamificación. La posibilidad de incorporar referencias curriculares e institucionales diferencia este tipo de asistente de una consulta genérica a un chatbot, porque el contenido solicitado puede estructurarse a partir de objetivos formativos previamente determinados, aunque la calidad final continúa dependiendo de la información proporcionada, de la configuración de la herramienta y de la revisión profesional realizada antes de utilizar los materiales con estudiantes.

El caso de AI-Llu también ilustra por qué las afirmaciones sobre ahorro de tiempo deben interpretarse con cautela. La plataforma fue presentada con la expectativa de reducir hasta un 70 % del tiempo empleado en determinadas labores de planificación, pero ese porcentaje procede de información comunicada por la organización responsable de la herramienta y no debe considerarse equivalente a una evaluación experimental independiente de impacto. Lo verificable en la documentación consultada es que la solución había alcanzado usuarios en varias regiones, estaba orientada principalmente al profesorado y había sido diseñada para combinar generación de propuestas con referencias curriculares; por consiguiente, el aprendizaje que aporta al análisis regional se relaciona menos con una cifra específica de eficiencia que con la posibilidad de restringir y contextualizar los sistemas generativos mediante información pedagógica local, una condición especialmente relevante cuando se producen secuencias, actividades o materiales destinados a contextos escolares concretos.

Uruguay ofrece una trayectoria diferente a través del ecosistema de Ceibal, donde las aplicaciones de IA generativa se han incorporado dentro de una

infraestructura digital educativa desarrollada durante años y acompañada por investigación sobre sus formas de utilización. Levy et al. (2025) organizaron los usos educativos de la IA generativa en cuatro funciones —preparación de contenidos, explicación, práctica y retroalimentación, y motivación y exploración— a partir de evidencia procedente del programa Ceibal, incluidos datos de plataformas y observaciones realizadas durante actividades de pensamiento computacional. Los resultados mostraron que la manera de emplear estas herramientas no es neutral y que existen diferencias en los patrones de utilización, razón por la cual los autores plantean que la incorporación de IA debe diseñarse deliberadamente y desarrollarse por fases, evitando asumir que el acceso tecnológico conduce por sí mismo a formas pedagógicas equivalentes para todos los docentes y estudiantes.

Ceibal ha extendido esta aproximación hacia la formación docente mediante propuestas que abordan explícitamente la producción de contenidos y el diseño de experiencias educativas con inteligencia artificial generativa. El curso *Hacer con inteligencia artificial: usar la IA generativa en contextos educativos*, ofrecido a docentes y estudiantes de formación docente, contempla experimentación con herramientas generativas, selección de aplicaciones y recursos, planificación de actividades y creación de contenidos digitales dentro de situaciones educativas. Ceibal (2026) Este componente formativo resulta relevante para el análisis del caso uruguayo porque sitúa la producción automatizada dentro de un proceso de alfabetización en IA y no solamente como aprendizaje operativo de una aplicación; la planificación conserva su carácter pedagógico en la medida en que el docente debe seleccionar recursos, establecer propósitos y evaluar la pertinencia de aquello que el sistema produce antes de integrarlo en la experiencia de aprendizaje.

En Perú, la evidencia disponible permite observar el fenómeno desde la práctica del profesorado universitario más que desde una plataforma institucional específica. Romani et al. (2025) trabajaron con una muestra por conveniencia de 86 docentes de educación superior mediante un diseño cuantitativo pretest-postest de un solo grupo, examinando el uso de herramientas de IA en la planificación docente y su relación con variables vinculadas con diseño curricular, automatización, evaluación, personalización y producción de

recursos. Los autores encontraron relaciones positivas entre el uso de estas tecnologías y diversos componentes de la planificación, aunque las características metodológicas del estudio —particularmente la ausencia de un grupo de control y el muestreo no probabilístico— aconsejan interpretar los resultados como evidencia favorable dentro del grupo estudiado y no como demostración generalizable de que la IA mejora necesariamente la planificación en cualquier institución universitaria. Esta distinción metodológica resulta esencial en un capítulo de casos, porque permite reconocer aportes sin atribuir a los resultados un alcance superior al que admite el propio diseño de investigación.

Las prácticas observadas en Perú encuentran correspondencia con un panorama más amplio de la educación superior regional. Sartor y Ulloa (2026) estudiaron a 130 profesores universitarios de Colombia, México, Perú y Ecuador mediante un diseño mixto secuencial que combinó cuestionarios y entrevistas, identificando una valoración generalmente favorable de la IA como apoyo pedagógico, especialmente para automatizar tareas rutinarias y generar contenidos educativos; al mismo tiempo, aparecieron inseguridad epistemológica, preocupaciones éticas y necesidades de formación que dificultaban usos pedagógicamente más profundos. La muestra estaba integrada por docentes con experiencia previa en tecnologías de IA y vinculados con programas de posgrado en docencia universitaria, condición que debe considerarse al interpretar sus resultados, pero el estudio aporta una evidencia regional particularmente útil al mostrar que producir contenidos con mayor rapidez no equivale a disponer de criterios suficientes para verificar su exactitud, pertinencia disciplinar o adecuación al contexto de aprendizaje.

Las experiencias revisadas muestran así distintas formas de insertar la IA en la planificación y producción educativa: ChatSP la conecta con un programa curricular específico y con acompañamiento profesional; AI-Llu incorpora currículo y proyecto institucional como referencias para generar propuestas; Ceibal combina infraestructura, investigación y formación para situar la producción de contenidos dentro de prácticas pedagógicas más amplias, mientras que los estudios realizados con profesorado peruano y latinoamericano permiten observar cómo herramientas generativas de propósito general ya se

utilizan para planificar y producir recursos aun cuando no exista un sistema institucional especializado. Esta diversidad coincide con el panorama identificado por el Banco Interamericano de Desarrollo (2026): la región ha pasado de discutir únicamente las posibilidades hipotéticas de la IA a disponer de aplicaciones reales, aunque buena parte de ellas todavía necesita evaluaciones más rigurosas y mecanismos de gobernanza capaces de acompañar su expansión.

Desde la perspectiva pedagógica, el aprendizaje común de estos casos no reside en delegar la planificación a un sistema generativo, sino en reorganizar determinadas tareas preparatorias sin transferirle las decisiones profesionales que definen qué, para qué, cuándo y bajo qué condiciones se enseña. Una planificación producida en segundos puede contener actividades plausibles y, al mismo tiempo, presentar desajustes curriculares, niveles de dificultad inadecuados, información incorrecta o recursos que desconozcan las condiciones materiales y culturales de la población destinataria; por ello, la utilidad aumenta cuando la herramienta trabaja con objetivos previamente establecidos, referentes curriculares identificables y datos contextuales suficientes, mientras el docente conserva la selección, modificación y validación del resultado. Los casos latinoamericanos examinados permiten reconocer una transición desde el uso abierto de chatbots hacia asistentes y entornos más contextualizados, pero también muestran que la reducción del tiempo de producción solo adquiere valor educativo cuando el recurso obtenido conserva coherencia curricular, pertinencia contextual y posibilidad efectiva de revisión humana.

5.3. Casos de IA para la inclusión y las necesidades educativas específicas

La inclusión educativa constituye uno de los ámbitos donde la inteligencia artificial puede ofrecer apoyos particularmente relevantes, aunque también uno de aquellos en los que una implementación inadecuada puede amplificar desigualdades, etiquetar a estudiantes o convertir información sensible en insumo para decisiones automatizadas. El panorama regional identificado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2026) muestra que más del 25 % de las 193 soluciones documentadas mediante la convocatoria *IA Presente* estaban

orientadas a inclusión y continuidad educativa, incluyendo estudiantes con discapacidad, necesidades socioemocionales, dificultades de acceso y poblaciones ubicadas en zonas remotas o desatendidas; esta proporción permite reconocer un campo emergente de innovación, pero el propio mapeo advierte que únicamente una minoría de las iniciativas dispone de evaluaciones rigurosas de impacto, circunstancia que obliga a separar el potencial inclusivo de una tecnología de los efectos que realmente hayan sido demostrados durante su utilización.

La inclusión apoyada por IA tampoco puede limitarse a producir una versión diferente del mismo material para cada estudiante, porque las barreras educativas pueden encontrarse en la presentación del contenido, la comunicación, los mecanismos de evaluación, las condiciones sensoriales o motrices, el ritmo de aprendizaje y la propia organización institucional. Latorre et al. (2025), al examinar tecnología y accesibilidad en América Latina y el Caribe, sitúan las herramientas digitales y emergentes dentro de un problema más amplio de inclusión de las personas con discapacidad, relacionando su utilización con educación, participación e igualdad; trasladado al ámbito escolar, este enfoque supone que una aplicación resulta inclusiva cuando contribuye a disminuir una barrera concreta y puede integrarse con los apoyos humanos y pedagógicos existentes, no simplemente porque utilice reconocimiento de voz, modelos generativos, sistemas adaptativos u otra técnica considerada avanzada.

Un caso representativo procede de Brasil con Vínculo®, plataforma especializada en educación inclusiva seleccionada entre las cuatro iniciativas destacadas de *IA Presente* después de una convocatoria regional que recibió propuestas de 22 países. De acuerdo con el BID (2026), su motor de inteligencia artificial ha sido desarrollado para apoyar a estudiantes con discapacidad mediante funciones destinadas a que el profesorado pueda personalizar planes, realizar seguimiento de los avances y organizar experiencias educativas ajustadas a diferentes necesidades; la documentación de la propia plataforma añade recursos asociados con Atención Educativa Especializada, estudios de caso, Planes Educativos Individualizados y asistencia inteligente para estudiantes con condiciones como autismo, TDAH, dislexia, disgrafía, dispraxia

y discalculia, aunque esta información comercial debe entenderse como descripción funcional del producto y no como evidencia independiente de efectividad. El interés analítico del caso brasileño reside precisamente en esa combinación entre IA y documentación pedagógica individualizada, dado que la herramienta intenta organizar información que habitualmente se encuentra fragmentada entre observaciones docentes, planes educativos y registros de seguimiento, mientras la valoración profesional continúa siendo necesaria antes de aceptar cualquier recomendación producida por el sistema.

Una orientación diferente puede observarse en Argentina mediante Empujón Educativo, iniciativa originada en Mendoza y seleccionada igualmente entre las experiencias destacadas por el BID y Ceibal, cuya propuesta utiliza inteligencia artificial junto con elementos procedentes de las ciencias del comportamiento y la neurociencia para construir una historia educativa dinámica de cada estudiante. López (2025) describe el sistema como una propuesta dirigida a identificar necesidades específicas, organizar intervenciones y acompañar longitudinalmente el aprendizaje, mientras que el BID (2026) destaca su orientación hacia trayectorias personalizadas que se modifican conforme evoluciona la información disponible sin reducir las expectativas educativas. El caso amplía la noción de inclusión más allá de una categoría diagnóstica, pues la personalización se plantea frente a la diversidad de formas y ritmos de aprendizaje presentes en una misma aula; al mismo tiempo, el carácter dinámico de una historia educativa basada en datos vuelve especialmente sensibles cuestiones como consentimiento, trazabilidad, actualización de registros y límites de las inferencias que un sistema pueda realizar acerca de las capacidades de una persona.

En Ecuador, una experiencia desarrollada en la Universidad de Guayaquil permite observar la utilización de herramientas de apoyo con estudiantes universitarios que presentan diferentes tipos y grados de discapacidad. Díaz Vera et al. (2025) realizaron un estudio exploratorio y aplicado con una muestra intencional de 15 estudiantes de la carrera de Tecnologías de la Información, utilizando recursos como HETAH.net para la traducción a lengua de señas y lectores inmersivos vinculados con herramientas de Microsoft para atender determinadas necesidades visuales, físicas y comunicativas; las percepciones

recogidas mostraron utilidad en términos de accesibilidad y adaptabilidad, aunque el tamaño de la muestra y el carácter descriptivo de la investigación impiden trasladar estos resultados al conjunto de estudiantes con discapacidad. El aporte del caso se encuentra en mostrar que la accesibilidad no depende de una única plataforma especializada, sino que puede construirse combinando herramientas según la barrera que enfrenta cada persona, siempre que la selección tecnológica se realice a partir de las necesidades identificadas y no desde la expectativa de utilizar IA de manera indiferenciada.

Otra investigación ecuatoriana examinó la incorporación de plataformas adaptativas durante una intervención de doce semanas con estudiantes de nivel primario que presentaban necesidades educativas específicas. Calvopiña et al. (2025) aplicaron un enfoque mixto en un centro psicopedagógico y reportaron mejoras estadísticamente significativas en rendimiento académico después de la intervención, acompañadas por incrementos observados en motivación, participación y autonomía, mientras el componente cualitativo permitió identificar percepciones favorables sobre la personalización y dificultades relacionadas con infraestructura y capacitación docente. A diferencia de los estudios centrados exclusivamente en actitudes frente a la tecnología, esta experiencia incorpora un periodo concreto de intervención educativa y resultados anteriores y posteriores al uso de las herramientas, aunque su alcance debe mantenerse dentro de las características del contexto estudiado y no convertirse en evidencia suficiente para afirmar que cualquier sistema adaptativo producirá efectos equivalentes en otras poblaciones o instituciones.

La inteligencia artificial también puede contribuir a la inclusión mediante la representación y accesibilidad de los materiales, como muestra una experiencia desarrollada en México por investigadores del Centro Universitario UAEM Zumpango. Ramírez et al. (2024) integraron inteligencia artificial generativa y tecnologías web para desarrollar un sistema capaz de producir cuentos infantiles donde aparecen personajes con distintas discapacidades, incorporando además una función de lectura del contenido; en este caso, la tecnología no se orienta a diagnosticar ni a clasificar necesidades individuales, sino a producir materiales que amplíen la representación de la discapacidad y que puedan utilizarse con niños y niñas de habla hispana. La experiencia debe considerarse principalmente

como desarrollo tecnológico y propuesta de recurso educativo, dado que la publicación consultada describe las características del sistema pero no presenta una evaluación longitudinal de sus efectos sobre actitudes, aprendizajes o inclusión escolar, distinción necesaria para no transformar la existencia del recurso en una afirmación de impacto todavía no demostrada.

La experiencia mexicana permite además advertir que la IA generativa puede ampliar determinadas formas de accesibilidad y, simultáneamente, introducir problemas de representación cuando los datos o instrucciones utilizados reproducen imágenes estereotipadas de la discapacidad. Si los cuentos, ilustraciones, ejemplos o actividades son producidos automáticamente, la revisión humana debe comprobar no solo corrección lingüística y adecuación a la edad, sino también la manera en que se representa la autonomía de los personajes, las relaciones con otras personas y la diversidad de situaciones educativas; esta exigencia se relaciona con un problema regional más amplio detectado por el BID (2026), pues cerca del 57 % de las iniciativas de *IA Presente* reconocía riesgos de sesgo algorítmico, mientras aproximadamente el 27 % describía mecanismos concretos de mitigación y solamente el 24 % hacía referencia a principios de transparencia o explicabilidad.

En educación superior aparecen, a su vez, formas de inclusión que surgen directamente de las estrategias adoptadas por los estudiantes y no necesariamente de programas institucionales previamente diseñados. Aguilar y Jácome (2026), al estudiar el uso de inteligencia artificial generativa entre estudiantes con discapacidad de la Universidad Veracruzana en México, encontraron un empleo todavía esporádico de estas herramientas, aunque algunos participantes señalaron formas de utilización que contribúan a disminuir determinadas barreras presentes en sus trayectorias universitarias; este resultado resulta relevante porque muestra que las personas pueden apropiarse de aplicaciones de propósito general para resolver dificultades concretas, pero también evidencia una distancia entre ese uso individual y la existencia de políticas universitarias sistemáticas de accesibilidad. Cuando la institución desconoce estas prácticas, la responsabilidad de identificar herramientas, comprobar su accesibilidad y gestionar riesgos puede desplazarse

injustificadamente hacia el propio estudiante, en lugar de integrarse en una estrategia institucional de apoyo y acompañamiento.

Los casos de Brasil, Argentina, Ecuador y México permiten reconocer al menos tres formas de aplicación de la IA vinculadas con inclusión: sistemas especializados que organizan apoyos y planes individualizados, herramientas adaptativas o de accesibilidad incorporadas en situaciones específicas de aprendizaje y aplicaciones generativas empleadas para transformar materiales o reducir barreras encontradas por los propios usuarios. Ninguna de estas modalidades elimina la necesidad de conocer directamente al estudiante, trabajar con familias y profesionales cuando corresponda, observar su progreso y revisar periódicamente si el apoyo continúa siendo pertinente; una recomendación generada a partir de antecedentes incompletos puede convertirse en una adaptación inadecuada, mientras que un sistema que preserve durante años información sobre diagnósticos, dificultades o comportamiento puede crear nuevos riesgos si no existen reglas claras sobre acceso, actualización, finalidad y eliminación de los datos.

La transferencia de estas experiencias hacia otros contextos latinoamericanos requiere, por consiguiente, abandonar la idea de que personalización e inclusión son resultados automáticos de la capacidad computacional del sistema. Las iniciativas examinadas muestran posibilidades concretas para adaptar actividades, apoyar la comunicación, organizar planes individualizados, producir recursos accesibles y acompañar trayectorias diversas, pero también revelan diferencias sustanciales en madurez, escala y calidad de la evidencia; desde esta perspectiva, una institución que pretenda incorporar IA para atender necesidades educativas específicas debería comenzar identificando la barrera educativa que desea reducir, determinar qué información resulta estrictamente necesaria, asegurar la participación de docentes y profesionales responsables, comprobar la accesibilidad de la propia herramienta y establecer mecanismos periódicos de revisión, evitando que perfiles algorítmicos, diagnósticos presumidos o recomendaciones automatizadas sustituyan la valoración pedagógica y humana que sostiene cualquier proceso educativo verdaderamente inclusivo.

5.4. Casos de IA en investigación, educación superior y gestión institucional

La incorporación de inteligencia artificial en las universidades latinoamericanas está dejando de concentrarse exclusivamente en actividades docentes para extenderse hacia la investigación, la producción científica, los servicios universitarios y determinadas tareas administrativas, aunque este desplazamiento ocurre con diferencias considerables entre instituciones y todavía dispone de evidencia limitada sobre sus efectos de largo plazo. La revisión sistemática de De La Torre y Baldeon (2024) examinó 25 estudios publicados entre 2021 y 2023 correspondientes a México, Colombia, Ecuador, Brasil, Perú, Chile, Argentina y Bolivia, identificando un campo en expansión donde convergen aplicaciones educativas, sistemas de apoyo y modelos generativos; una revisión posterior de Manrique et al. (2025), basada en 44 estudios sobre educación superior latinoamericana, encontró que las aplicaciones generativas representaban la categoría más frecuente, mientras la gestión administrativa aparecía todavía con menor presencia y la mayoría de la evidencia continuaba siendo exploratoria. Estos resultados permiten interpretar los casos institucionales recientes como parte de una transición en curso y no como señal de que la integración universitaria de la IA haya alcanzado un nivel homogéneo en la región.

En México, el Tecnológico de Monterrey ofrece uno de los ejemplos más amplios de integración institucional mediante TECgpt, un ecosistema propio de inteligencia artificial generativa cuyo desarrollo comenzó en 2023 sobre infraestructura de Microsoft Azure y fue concebido para funcionar dentro de un entorno privado, administrado y configurable. La institución no se limitó a proporcionar acceso a un modelo conversacional, sino que progresivamente incorporó componentes capaces de apoyar docencia, investigación y procesos internos, entre ellos TECgpt Portal, Skill Studio, Agent Studio y TECbot; esta arquitectura resulta relevante porque permite conectar aplicaciones de propósito específico con información y servicios institucionales sin que cada unidad dependa directamente de cuentas personales utilizadas en plataformas públicas. El Tecnológico de Monterrey (2025) señaló además que, después de una fase beta con 300 colaboradores, TECgpt Portal fue habilitado para profesores y

colaboradores de la institución, mientras sus responsables destacaban como característica del entorno la protección de la información procesada dentro del ecosistema universitario.

La evolución de TECgpt permite observar con mayor precisión cómo una misma infraestructura puede empezar a atender necesidades diferenciadas dentro de la universidad. El informe institucional correspondiente a 2025 registró más de un millón de interacciones con TECgpt Portal, más de 74.000 con Skill Studio y más de cinco millones con TECbot, asistente utilizado para atender consultas de estudiantes, profesores, colaboradores, egresados, padres y otros integrantes de la comunidad; durante ese mismo periodo, 4.569 docentes participaron en actividades de formación sobre IA y 894 profesores documentaron su incorporación en cursos, mientras la institución avanzaba en automatización de flujos administrativos y ampliación del acceso a sus plataformas. Estas cifras, publicadas por el propio Tecnológico, documentan escala de utilización y despliegue institucional, pero no deben interpretarse como mediciones independientes de calidad o eficiencia, ya que un volumen elevado de interacciones informa sobre adopción y frecuencia de uso sin demostrar por sí mismo que cada proceso haya mejorado respecto de su modalidad anterior.

En investigación, el mismo ecosistema mexicano comenzó a incorporar herramientas específicamente orientadas a tareas científicas. Durante el AI Day de 2026 se presentaron funcionalidades destinadas a profesores e investigadores, entre ellas TECgpt Skills, mediante las cuales pueden configurarse instrucciones reutilizables para organizar información, sintetizar literatura científica y producir determinados materiales académicos, integrando el trabajo investigativo dentro del entorno institucional de IA. El reporte de Ramírez (2026) resulta particularmente útil porque muestra el tránsito desde una primera etapa basada en conversación y generación de contenido hacia componentes que buscan intervenir en flujos de investigación más estructurados; aun así, resumir literatura o automatizar instrucciones no elimina la necesidad de recuperar los documentos originales, verificar autores y DOI, revisar decisiones de inclusión y conservar la trazabilidad del análisis, especialmente cuando una síntesis automatizada pueda influir posteriormente en el diseño metodológico o en la interpretación de resultados.

En Colombia, la Universidad de los Andes ha seguido una trayectoria donde experimentación tecnológica y regulación institucional se desarrollan de manera paralela. En octubre de 2024 la institución aprobó lineamientos dirigidos expresamente a estudiantes, profesores, investigadores y empleados administrativos, construidos mediante un proceso multidisciplinario en el que participaron unidades académicas, innovación educativa, transformación digital, estudiantes, profesores y directivos; el documento establece, entre otras disposiciones, que las herramientas generativas pueden utilizarse en actividades académicas, investigativas y administrativas siempre que exista responsabilidad humana, evaluación crítica de los resultados, transparencia cuando hayan intervenido en trabajos o reportes sustantivos y protección de datos personales o confidenciales. La formulación descrita por la Universidad de los Andes (2024) resulta significativa porque la gobernanza no se planteó exclusivamente mediante prohibiciones, sino vinculando los posibles usos de la tecnología con decisiones sobre autoría, privacidad, juicio profesional y responsabilidad institucional.

Esta estructura normativa comenzó a acompañarse de aplicaciones concretas. Durante 2025 la Vicerrectoría Académica apoyó 68 proyectos de integración de IA generativa en cursos que alcanzaron directamente a más de 1.026 estudiantes, además de mantener iniciativas de aprendizaje adaptativo y producción de contenidos digitales; la Universidad también avanzó en la actualización de sus lineamientos y de otros documentos vinculados con gestión curricular, aseguramiento del aprendizaje e integridad institucional. Universidad de los Andes (2026) La experiencia colombiana muestra una modalidad de adopción en la cual la IA no aparece como una única plataforma central, sino mediante proyectos distribuidos y acompañados por orientaciones comunes, una configuración que puede favorecer experimentación disciplinar sin renunciar a criterios compartidos para toda la institución; su principal desafío consiste en pasar del registro de proyectos y participantes hacia evaluaciones que permitan determinar qué prácticas produjeron mejoras verificables, cuáles resultaron poco sostenibles y bajo qué condiciones sería pertinente ampliarlas.

En Ecuador, la Universidad Central del Ecuador (UCE) inició en 2026 una estrategia de alcance institucional basada en alfabetización antes que en el

despliegue inmediato de múltiples automatizaciones. El proceso fue impulsado por el Vicerrectorado Académico y de Posgrado y contó con una Comisión Estratégica de Inteligencia Artificial integrada por docentes y personal universitario, responsable de definir los ejes interdisciplinarios de una capacitación orientada a docencia, investigación y producción de conocimiento; posteriormente, la Universidad anunció una formación masiva dirigida a 47.443 estudiantes, docentes y trabajadores de sus 21 facultades, organizada mediante módulos que abarcaron fundamentos de IA generativa, ingeniería de instrucciones, escritura asistida, redacción académica, gestión documental, optimización de tareas docentes y administrativas, comunicación visual y aspectos éticos y normativos. La documentación institucional de la UCE (2026) permite comprobar la escala prevista y la estructura de la iniciativa, aunque todavía no proporciona evidencia suficiente para establecer en qué medida la capacitación modificó posteriormente la calidad de los procesos universitarios.

El caso ecuatoriano aporta una diferencia importante respecto de implementaciones que comienzan seleccionando herramientas o automatizando procesos, porque sitúa la formación de la comunidad como condición previa para usos más especializados. La propia UCE incluyó dentro del programa aplicaciones relacionadas con gestión documental, tareas administrativas y redacción académica, mientras la conformación de una comisión institucional permitió llevar la discusión sobre IA fuera del ámbito exclusivo de las unidades informáticas; esta secuencia puede reducir parte de los problemas asociados con adopciones fragmentadas, aunque su eficacia dependerá de los pasos posteriores, entre ellos la definición de políticas de tratamiento de datos, selección de sistemas autorizados, mecanismos de soporte, criterios para la investigación y evaluación de resultados. La experiencia, por tanto, debe leerse como un proceso institucional en desarrollo cuya relevancia está en la amplitud de los actores incorporados y en la construcción inicial de capacidades, no como evidencia de una transformación ya consolidada.

En Chile, la Universidad de Chile permite observar una aproximación particularmente vinculada con investigación, autoría y trazabilidad. Mediante el Instructivo N.º 17 de 2026, la Universidad estableció que los trabajos de titulación y graduación deben incorporar una declaración explícita sobre utilización o no

utilización de IA, especificando las herramientas empleadas, las etapas en las que intervinieron y su propósito; cuando el uso haya alcanzado componentes sustantivos como revisión de literatura, metodología, análisis de datos, generación de código o conclusiones, la declaración debe proporcionar mayor detalle sobre las instrucciones utilizadas, el procedimiento seguido y los mecanismos aplicados para comprobar los resultados. Los lineamientos de la Universidad de Chile (2026) mantienen además la autoría exclusivamente en la persona responsable de la tesis y exigen revisión crítica del material generado, trasladando la transparencia desde una recomendación general hacia un componente formal de la documentación académica.

La regulación chilena se complementa con iniciativas orientadas a desarrollar capacidades de investigación y acompañar proyectos concretos. La Unidad de Inteligencia Artificial de la Facultad de Ciencias Químicas y Farmacéuticas se define como un espacio de formación, asesoramiento y recopilación de buenas prácticas para académicos, estudiantes y funcionarios, con funciones que incluyen acompañamiento de proyectos internos y elaboración de un marco normativo; al momento de la consulta institucional se informaba colaboración con proyectos de investigación de seis académicos. Paralelamente, la Facultad de Medicina publicó en 2025 una guía específica para educación e investigación en salud, editada por Jerez (2025), donde se proponen criterios para declarar el uso de IA y registrar de manera explícita su participación en revisión de literatura, análisis exploratorio, redacción y otras etapas sin delegar decisiones metodológicas o interpretativas. Estas actuaciones muestran cómo la gobernanza puede desarrollarse simultáneamente desde la normativa general y desde particularidades disciplinares donde los riesgos derivados de errores, datos sensibles o decisiones científicas adquieren características propias.

En Argentina, la Universidad de Buenos Aires ofrece otra expresión del proceso mediante actividades desarrolladas por el Laboratorio de Innovación e Inteligencia Artificial de su Facultad de Derecho. Durante 2025 se presentaron experiencias con modelos personalizados, sistemas generativos y herramientas de trabajo documental aplicadas a investigación académica, enseñanza y evaluación, incluyendo usos relacionados con procesamiento de fuentes y organización de información; en paralelo, la Facultad de Ciencias Económicas

publicó un análisis específico sobre utilización de inteligencia artificial generativa dentro de su propia comunidad universitaria, lo que evidencia un interés institucional por documentar las prácticas antes de normalizarlas como parte ordinaria del trabajo académico. La información disponible permite reconocer experimentación y producción de conocimiento sobre el fenómeno, pero no ofrece todavía indicadores equivalentes a los disponibles para el ecosistema mexicano en términos de volumen institucional de interacciones, razón por la cual ambos casos no deben compararse mediante una escala común de madurez o desempeño.

Consideradas conjuntamente, estas experiencias muestran que la incorporación de IA en la educación superior latinoamericana está siguiendo al menos tres rutas: construcción de infraestructuras institucionales propias, como ocurre con TECgpt; desarrollo de lineamientos y proyectos distribuidos, observable en la Universidad de los Andes y la Universidad de Chile; y establecimiento de procesos amplios de alfabetización y preparación de capacidades, como el iniciado por la Universidad Central del Ecuador. Ninguna ruta puede considerarse universalmente superior porque responde a recursos, escalas, sistemas de información y niveles de madurez diferentes, mientras la revisión regional de Blake (2026) advierte que buena parte de la investigación latinoamericana reciente continúa concentrándose en capacitación e integridad académica y dedica menor atención a problemas macroestructurales como políticas institucionales y desigualdades tecnológicas. Este desequilibrio ayuda a explicar por qué muchas universidades ya cuentan con experiencias de uso mientras todavía construyen, de manera simultánea, las reglas mediante las cuales pretenden gobernarlas.

La principal lección que ofrecen los casos revisados no consiste en incorporar inteligencia artificial a todas las funciones universitarias, sino en distinguir qué tareas admiten asistencia automatizada y cuáles requieren conservar decisiones exclusivamente humanas, especialmente cuando intervienen autoría científica, evaluación, datos personales, admisiones, asignación de recursos o interpretación de evidencia. La investigación puede beneficiarse de sistemas capaces de organizar documentos, apoyar código o facilitar exploraciones preliminares; la gestión puede aprovechar asistentes, clasificación documental y

automatización de consultas, mientras la docencia universitaria puede integrar recursos generativos y adaptativos, pero la utilidad de cada aplicación dependerá de disponer de información confiable, responsables identificables, trazabilidad y procedimientos de revisión. La evidencia regional todavía fragmentada aconseja evaluar estas experiencias mediante resultados concretos y no por el número de herramientas desplegadas, manteniendo una separación explícita entre eficiencia operativa, calidad académica y responsabilidad institucional, dimensiones relacionadas entre sí pero que no pueden considerarse equivalentes

5.5. Comparación de experiencias y aprendizajes entre países latinoamericanos

La comparación de las experiencias revisadas en los apartados anteriores permite advertir que la expansión de la inteligencia artificial en América Latina no sigue una trayectoria uniforme ni responde exclusivamente al nivel de desarrollo económico de cada país, puesto que las diferencias aparecen tanto en infraestructura y talento como en el modo mediante el cual gobiernos, universidades, sistemas educativos y organizaciones convierten una tecnología disponible en una solución vinculada con problemas concretos. El Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025, elaborado por CEPAL y CENIA, ofrece un marco pertinente para interpretar estas diferencias al clasificar a Chile, Brasil y Uruguay como ecosistemas pioneros, mientras Colombia, Costa Rica, Argentina, Perú, México y Ecuador se ubican entre los adoptantes con distintos grados de desarrollo; esta distribución no determina por sí misma la calidad de cada experiencia educativa o institucional, pero ayuda a comprender por qué algunas iniciativas cuentan desde el inicio con infraestructura, capacidades profesionales y políticas más consolidadas, mientras otras deben construir esos componentes durante la propia implementación. CEPAL y CENIA (2025) Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025

Chile y Uruguay muestran dos expresiones diferentes de una relativa madurez institucional, ya que el primero combina políticas nacionales, programas educativos y herramientas asociadas con referentes curriculares, como ocurre con ChatSP, mientras Uruguay articula las aplicaciones recientes de IA con una

infraestructura educativa digital de larga trayectoria organizada alrededor de Ceibal. El posicionamiento de ambos países entre los ecosistemas pioneros del ILIA 2025 guarda correspondencia con condiciones habilitantes más favorables, aunque sus experiencias indican que disponer de infraestructura no conduce necesariamente al mismo modelo de adopción: en Chile se observa una incorporación que puede vincularse con programas curriculares y lineamientos específicos, mientras el caso uruguayo ha privilegiado la continuidad entre plataformas educativas, formación docente, experimentación y alfabetización en inteligencia artificial; la transferencia hacia otros países exigiría reproducir las funciones pedagógicas que resulten útiles, no la arquitectura institucional completa que las sostiene. CEPAL y CENIA (2025) Resultados comparativos del ILIA 2025.

Brasil aporta una configuración distinta, determinada por su escala, capacidad tecnológica y diversidad de iniciativas, condiciones que permiten encontrar desde plataformas especializadas en educación inclusiva, como Vínculo®, hasta aplicaciones de IA destinadas a automatizar procesos administrativos de los sistemas educativos. El ILIA 2025 sitúa al país entre los tres pioneros regionales y el Observatorio de Desarrollo Digital de la CEPAL señala que concentra alrededor del 90 % de la capacidad de supercomputación de los países examinados, una ventaja estructural que amplía las posibilidades de investigación, desarrollo y despliegue de soluciones propias; sin embargo, experiencias como Vínculo® resultan transferibles hacia instituciones de menor escala únicamente si se separa la lógica pedagógica —seguimiento individual, organización de apoyos y personalización— de las condiciones tecnológicas necesarias para sostener la plataforma, porque copiar una solución completa sin disponer de datos adecuados, equipos responsables o mecanismos de mantenimiento podría convertir una innovación inclusiva en una infraestructura difícil de sostener. CEPAL (2025) Observatorio de Desarrollo Digital: ILIA 2025

En Argentina, experiencias como Empujón Educativo muestran una aproximación centrada en trayectorias y personalización, mientras otras iniciativas del sistema educativo y universitario han comenzado a explorar sistemas de datos, alertas tempranas, generación de contenidos y apoyo a decisiones; su interés comparativo no reside solamente en el tipo de algoritmo

utilizado, sino en la relación establecida entre información acumulada sobre la trayectoria educativa y decisiones posteriores de acompañamiento. El Banco Interamericano de Desarrollo advierte, a partir de experiencias argentinas y regionales, que los beneficios de estas tecnologías dependen de objetivos pedagógicos explícitos, formación profesional, disponibilidad tecnológica y gobernanza de datos, además de señalar la conveniencia de evaluar desde el inicio antes de ampliar una solución; este aprendizaje resulta transferible a países con distintos niveles de madurez porque desplaza la pregunta desde cuánto puede automatizarse hacia qué información es legítimo utilizar, quién interpreta los resultados y qué evidencia justificará posteriormente la continuidad o expansión del sistema. BID (2026) Artificial Intelligence in Education: Learning by Doing and Evaluating to Scale.

Las experiencias de México y Colombia en educación superior permiten reconocer, a su vez, dos estrategias institucionales que no requieren necesariamente una política nacional idéntica para producir avances dentro de una universidad. El Tecnológico de Monterrey ha desarrollado un ecosistema propio, TECgpt, capaz de integrar modelos generativos, asistentes y automatización bajo una infraestructura institucional que durante 2025 superó el millón de interacciones en TECgpt Portal y los cinco millones en TECbot, mientras la Universidad de los Andes ha combinado lineamientos comunes, formación, experimentación y proyectos distribuidos entre diferentes unidades académicas; en el primer caso predomina la construcción de una capacidad tecnológica centralizada y escalable, mientras en el segundo resulta especialmente visible la construcción colaborativa de criterios de uso para estudiantes, profesores, investigadores y personal administrativo. Tecnológico de Monterrey (2025) Informe anual 2025 del Tecnológico de Monterrey; Universidad de los Andes (2024) Lineamientos para el uso de IA generativa

Esta diferencia entre infraestructura propia y gobernanza distribuida resulta especialmente importante para universidades latinoamericanas con recursos limitados, porque demuestra que la adopción institucional no necesita comenzar necesariamente mediante el desarrollo de un modelo o plataforma propia. La encuesta regional realizada por Valentini (2026) a 200 instituciones de educación superior de 19 países encontró que el 73,5 % había incorporado IA en docencia

y aprendizaje y el 57 % en investigación, mientras su presencia descendía al 34,1 % en administración; frente a esa adopción relativamente extendida, solamente el 26 % disponía de una estrategia formal de IA, el 18,5 % contaba con políticas institucionales amplias, el 8 % tenía un presupuesto específico y apenas el 9 % había establecido mecanismos formales de evaluación, de manera que el principal contraste regional no se encuentra únicamente entre instituciones que usan o no usan estas tecnologías, sino entre aquellas que han construido capacidades para gobernarlas y aquellas donde la utilización avanza con mayor rapidez que las reglas destinadas a supervisarla. Valentini (2026) Adopción y gobernanza de la IA en la educación superior de América Latina y el Caribe

La experiencia de Ecuador adquiere particular interés dentro de esta comparación porque se desarrolla en un ecosistema clasificado por el ILIA 2025 como adoptante y con avances recientes en conectividad, talento y estrategias, sin disponer todavía de las capacidades estructurales de los países pioneros. Las experiencias examinadas anteriormente muestran dos trayectorias complementarias: por una parte, aplicaciones específicas de accesibilidad, plataformas adaptativas e investigaciones con poblaciones concretas; por otra, procesos universitarios de formación masiva como el iniciado por la Universidad Central del Ecuador, donde la alfabetización de estudiantes, docentes y trabajadores precede a una incorporación institucional más amplia. Esta secuencia permite identificar una alternativa pertinente para contextos donde no resulta viable construir inmediatamente una infraestructura propia de IA, pues el desarrollo inicial de competencias, protocolos y criterios de utilización puede crear condiciones para seleccionar posteriormente herramientas de acuerdo con necesidades verificadas y no únicamente por disponibilidad comercial.

Tabla 30.

Comparación de las experiencias de inteligencia artificial analizadas en países latinoamericanos

País	Experiencias consideradas	Rasgo predominante	Condición que favorece la experiencia	Principal aprendizaje transferible	Precaución para su transferencia
Chile	ChatSP, integración curricular y lineamientos universitarios	Articulación entre IA, currículo y gobernanza	Ecosistema de IA consolidado, capacidades institucionales y políticas de apoyo	Vincular la herramienta con referentes curriculares y reglas explícitas de utilización	No asumir que la infraestructura y capacidades chilenas existen en otros sistemas
Uruguay	Ceibal, formación y experimentación con IA generativa	Continuidad de una política digital educativa	Infraestructura educativa acumulada y experiencia institucional	Integrar formación docente, experimentación y tecnología dentro de una estrategia continua	Evitar trasladar herramientas aisladas sin el ecosistema que sostiene su utilización
Brasil	Vínculo® y aplicaciones de automatización educativa	Diversidad y capacidad de desarrollo tecnológico	Infraestructura, mercado y capacidades de investigación de gran escala	Especializar la IA en problemas definidos, incluida la educación inclusiva	Revisar costos, datos, mantenimiento y capacidad institucional antes de replicar soluciones
Argentina	Empujón Educativo y aplicaciones	Personalización y utilización de	Desarrollo de iniciativas orientadas a	Vincular sistemas de datos con intervenciones	Establecer límites sobre perfiles, inferencias y

	basadas en trayectorias	información longitudinal	seguimiento educativo	pedagógicas identificables	conservación de información estudiantil
México	TECgpt y ecosistemas universitarios propios	Integración tecnológica institucional	Capacidad técnica, financiera y organizacional de una universidad de gran escala	Crear entornos controlados para usos educativos, investigativos y administrativos	No convertir una solución intensiva en infraestructura a en modelo obligatorio para instituciones pequeñas
Colombia	Lineamientos y proyectos distribuidos en Universidad de los Andes	Gobernanza y experimentación descentralizada	Coordinación multidisciplinaria y autonomía de unidades académicas	Establecer reglas comunes permitiendo aplicaciones diferenciadas por disciplina	Acompañar los lineamientos con seguimiento y evaluación de los usos reales
Ecuador	Formación institucional, accesibilidad y aplicaciones adaptativas	Construcción progresiva de capacidades	Crecimiento reciente del ecosistema y apropiación institucional	Priorizar alfabetización, formación y selección contextual de herramientas	Evitar ampliar soluciones antes de contar con infraestructura, evidencia y protocolos suficientes

Nota. La comparación sintetiza los casos desarrollados en los apartados 5.2, 5.3 y 5.4 y los interpreta a la luz de las dimensiones de factores habilitantes, investigación, desarrollo y adopción, y gobernanza empleadas por CEPAL y CENIA en el ILIA 2025. No constituye una clasificación de calidad de los países ni supone que las experiencias mencionadas representen la totalidad de las aplicaciones existentes en cada sistema nacional. CEPAL y CENIA (2025) Fuente regional de referencia: ILIA 2025.

La comparación también revela una diferencia importante en la calidad de la evidencia disponible, porque algunos casos cuentan principalmente con información sobre número de usuarios, instituciones participantes o

funcionalidades implementadas, mientras otros comienzan a incorporar diseños de evaluación capaces de estimar efectos sobre aprendizaje, práctica docente o eficiencia. El mapeo de 193 soluciones realizado por el BID (2026) confirma esta debilidad regional al señalar que, pese a que muchas iniciativas declaraban mecanismos de evaluación, las evaluaciones rigurosas de impacto seguían siendo minoritarias; la institución ha comenzado precisamente a financiar proyectos que incorporan pilotos y ensayos controlados, como la cooperación técnica aprobada en 2026 para evaluar modelos de apoyo docente mediante IA en Chile y Costa Rica durante 2026-2028, lo que evidencia un desplazamiento gradual desde la documentación de experiencias hacia la producción de evidencia causal sobre eficacia, costos y escalabilidad. BID (2026) IA Presente: aprendizajes de 193 soluciones; BID (2026) Evaluación de apoyo docente con IA en Chile y Costa Rica.

La escala de una iniciativa tampoco equivale a su capacidad de transferencia, ya que una plataforma con miles de usuarios puede depender de infraestructura, contratos, sistemas de autenticación y equipos técnicos que no serían reproducibles en una institución pequeña, mientras una intervención localizada puede contener procedimientos pedagógicos suficientemente simples para adaptarse con menor costo. Los casos latinoamericanos examinados sugieren distinguir al menos entre el núcleo funcional de una experiencia —el problema que resuelve y el procedimiento utilizado— y la arquitectura concreta mediante la cual fue implementada, de modo que una escuela ecuatoriana, por ejemplo, podría adoptar el principio utilizado en Chile de contextualizar un asistente mediante currículo y objetivos educativos sin necesitar reproducir ChatSP, así como una universidad con recursos limitados podría adoptar el principio colombiano de declarar usos permitidos y responsabilidades sin construir un ecosistema equivalente a TECgpt.

Una situación semejante aparece en las experiencias de inclusión y personalización, donde Brasil, Argentina, Ecuador y México muestran que el valor transferible se encuentra principalmente en reconocer una barrera y seleccionar el apoyo adecuado antes de introducir la tecnología. Los sistemas que organizan planes individualizados, adaptan actividades, facilitan comunicación o acompañan trayectorias pueden resultar útiles en contextos

diferentes, aunque los datos utilizados y las decisiones derivadas de ellos no deberían trasladarse con la misma facilidad, porque diagnósticos, necesidades educativas, prácticas familiares, disponibilidad de especialistas y normativas sobre protección de información varían entre países e incluso entre instituciones de un mismo sistema; la expansión regional necesita por ello conservar el objetivo funcional de las experiencias y reconstruir localmente sus procedimientos de consentimiento, supervisión, accesibilidad y seguimiento.

También resulta visible una brecha entre adopción individual e institucionalización, especialmente en educación superior, donde docentes, investigadores y estudiantes incorporan herramientas generativas con una rapidez superior a la capacidad de sus universidades para definir políticas, presupuestos y mecanismos de evaluación. Los resultados de Valentini Céspedes (2026), unidos a las experiencias revisadas en México, Colombia, Chile y Ecuador, muestran que la presencia cotidiana de IA no constituye por sí sola una estrategia institucional, porque esta requiere determinar qué sistemas pueden utilizarse, qué información puede introducirse en ellos, cómo debe declararse su intervención y quién responde cuando un resultado incorrecto afecta una actividad académica o administrativa; los lineamientos de la Universidad de Chile para trabajos de titulación ofrecen una expresión concreta de esta transición al exigir que se declare qué herramientas se emplearon, en qué etapas intervinieron y cómo fueron verificados sus resultados cuando participaron en componentes sustantivos de una investigación. Universidad de Chile (2026) Lineamientos para el uso transparente de IA en tesis.

De los casos comparados emerge, por tanto, una lógica de transferencia adaptativa y no reproductiva, según la cual las experiencias regionales pueden orientar nuevas implementaciones siempre que antes se contraste el problema original con las condiciones del contexto receptor. Esta lectura implica comprobar infraestructura disponible, competencias de los usuarios, calidad y procedencia de los datos, regulación aplicable, costos de operación, mecanismos de soporte y capacidad de evaluación, al tiempo que se determina qué componentes de la experiencia pueden mantenerse y cuáles necesitan rediseñarse; una adopción que omita este examen puede importar simultáneamente la herramienta y sus dependencias, mientras una transferencia

contextualizada permite recuperar el aprendizaje acumulado sin convertir las diferencias latinoamericanas en obstáculos que deban desaparecer para que todos los países adopten un mismo modelo.

En conjunto, Chile, Uruguay y Brasil ofrecen referencias procedentes de ecosistemas relativamente consolidados; México y Colombia muestran cómo instituciones con capacidad organizacional pueden construir modelos propios de integración y gobernanza; Argentina aporta experiencias donde la personalización y el tratamiento de trayectorias adquieren especial relevancia, mientras Ecuador evidencia la posibilidad de avanzar mediante formación, aplicaciones específicas y construcción progresiva de capacidades. La comparación no conduce a identificar un país que deba actuar como modelo para los demás, sino a reconocer que las experiencias más aprovechables son aquellas cuyos componentes, resultados y condiciones pueden separarse analíticamente, porque solo entonces es posible determinar qué aprendizaje conserva validez fuera del lugar donde surgió y qué parte depende de una infraestructura, una política o una capacidad institucional que deberá reconstruirse antes de intentar su transferencia.

5.6. Sesgos, privacidad, autoría y responsabilidad algorítmica

La incorporación de inteligencia artificial en educación, investigación y gestión institucional introduce riesgos que no pueden analizarse únicamente como fallas técnicas, porque un resultado automatizado puede afectar oportunidades educativas, tratamiento de información personal, reconocimiento de autoría o decisiones que recaen sobre individuos y colectivos. La UNESCO (2021) articula esta problemática alrededor de principios como proporcionalidad, seguridad, privacidad, no discriminación, transparencia, supervisión humana y rendición de cuentas, estableciendo además que la responsabilidad última no debe desplazarse hacia los sistemas de inteligencia artificial; esta perspectiva resulta especialmente pertinente para América Latina, donde las capacidades institucionales, las regulaciones, la infraestructura y los mecanismos de fiscalización presentan diferencias sustanciales entre países, de modo que disponer de una herramienta tecnológicamente avanzada no garantiza que

existan simultáneamente condiciones suficientes para controlar sus posibles consecuencias.

Los sesgos algorítmicos constituyen una de las expresiones más visibles de este problema y pueden originarse en los datos utilizados para entrenar un modelo, en las categorías seleccionadas durante su diseño, en decisiones tomadas durante el ajuste del sistema o en la manera mediante la cual sus resultados son interpretados posteriormente. En América Latina adquiere especial importancia la representación desigual de lenguas, territorios, grupos sociales y producciones culturales dentro de grandes conjuntos de datos contruidos principalmente a escala global, puesto que una aplicación puede responder correctamente ante situaciones frecuentes en sus fuentes de entrenamiento y ofrecer resultados menos precisos frente a expresiones lingüísticas, referentes curriculares o realidades sociales con menor representación digital; por ello, la iniciativa fAlr LAC del Banco Interamericano de Desarrollo incorpora entre sus objetivos explícitos la equidad y la justicia algorítmica, buscando evitar que los sistemas reproduzcan o amplifiquen desigualdades ya existentes en la región.

En contextos educativos, este riesgo adquiere una dimensión adicional cuando los sistemas participan en personalización, predicción, clasificación o recomendación, ya que datos históricos aparentemente objetivos pueden contener las desigualdades acumuladas por el propio sistema educativo. Un modelo que utilice antecedentes de asistencia, desempeño, conectividad o permanencia puede detectar patrones estadísticos útiles y, simultáneamente, asociar determinadas características territoriales o socioeconómicas con probabilidades menores de éxito, produciendo recomendaciones que terminen condicionando las oportunidades ofrecidas a estudiantes que ya enfrentaban desventajas; la revisión sistemática realizada por Sánchez et al. (2025), basada en 23 estudios sobre inteligencia artificial generativa en educación superior hispanohablante, identifica precisamente los sesgos algorítmicos y la privacidad entre los desafíos persistentes de este proceso de incorporación. La supervisión humana, por tanto, necesita examinar no solamente si una predicción es técnicamente correcta, sino qué variables la originaron, qué grupos pueden resultar afectados y qué consecuencias aparecen cuando una inferencia se transforma en una decisión educativa.

La privacidad presenta dificultades igualmente complejas porque muchas de las aplicaciones examinadas en este libro necesitan información contextual para ofrecer resultados útiles, pero una mayor cantidad de datos no equivale automáticamente a una mejor práctica institucional. La guía de Miao y Holmes (2023) para UNESCO advierte que la velocidad con la que se expandieron las herramientas generativas superó inicialmente la adaptación de numerosos marcos regulatorios y dejó a instituciones educativas insuficientemente preparadas para validar las aplicaciones o proteger adecuadamente los datos de sus usuarios; trasladado a la práctica, este problema aparece cuando docentes, investigadores o funcionarios introducen en servicios externos nombres, diagnósticos educativos, evaluaciones, bases de datos de investigación, informes administrativos o documentos internos sin conocer con precisión cómo serán almacenados, procesados o reutilizados por el proveedor.

La protección de datos exige entonces aplicar un principio de minimización, utilizando exclusivamente la información necesaria para la finalidad establecida y evitando que la comodidad de una herramienta transforme documentos completos en entradas rutinarias para sistemas externos. Esta precaución es particularmente relevante cuando participan niños, adolescentes, personas con discapacidad o individuos cuyos registros contienen información académica, social, familiar o de salud, ya que la pérdida de control sobre esos datos puede persistir incluso después de que haya terminado la actividad educativa que justificó originalmente su utilización; en lugar de depositar toda la responsabilidad en decisiones individuales del profesorado o del estudiante, las instituciones necesitan definir qué herramientas están autorizadas, qué tipos de información pueden procesarse, qué datos deben anonimizarse y qué procedimientos corresponden cuando una actividad requiere información sensible. La UNESCO (2021) sitúa precisamente la protección de la privacidad a lo largo de todo el ciclo de vida del sistema y no únicamente en el momento inicial de recopilación.

Los problemas de privacidad se relacionan también con una asimetría informativa entre proveedores y usuarios, pues una persona puede interactuar diariamente con un sistema sin disponer de conocimientos suficientes sobre sus datos de entrenamiento, procesos internos, políticas de conservación o

modificaciones posteriores. En el ámbito universitario latinoamericano esta situación adquiere relevancia porque la adopción está avanzando con mayor rapidez que los mecanismos formales de supervisión: Valentini (2026), a partir de una encuesta realizada a 200 instituciones de educación superior de 19 países, encontró que el 73,5 % había incorporado IA en docencia y aprendizaje y el 57 % en investigación, mientras solamente el 26 % contaba con una estrategia formal y apenas el 9 % disponía de mecanismos formales de evaluación. La distancia entre utilización y gobernanza implica que muchas decisiones sobre datos, proveedores y condiciones de uso pueden estar ocurriendo antes de que existan procedimientos institucionales suficientemente consolidados para auditarlas.

La autoría constituye otro ámbito donde la inteligencia artificial generativa modifica prácticas previamente establecidas, sobre todo porque puede intervenir en fases que van desde la organización preliminar de ideas hasta la generación de texto, código, imágenes o análisis. Navarrete et al. (2026) sostienen que estas tecnologías tensionan las nociones tradicionales de originalidad, plagio e integridad académica, circunstancia que obliga a superar tanto la prohibición indiscriminada como la aceptación de cualquier resultado mientras el documento final aparezca firmado por una persona; una distinción funcional resulta más adecuada, pues utilizar IA para corregir expresión, comparar estructuras o explorar alternativas no implica el mismo grado de intervención que delegar la interpretación de resultados, redactar argumentos centrales o producir conclusiones que posteriormente sean presentadas como razonamiento propio sin declaración alguna.

La transparencia ofrece una respuesta más útil que intentar ocultar o adivinar la participación de estas herramientas. Desde 2026, los lineamientos de la Universidad de Chile exigen que los trabajos de titulación y graduación indiquen expresamente si utilizaron inteligencia artificial, qué herramientas intervinieron, en qué etapas y con qué propósito; cuando su participación alcanza componentes sustantivos como revisión de literatura, metodología, análisis de datos, generación de código o conclusiones, debe proporcionarse información adicional sobre las instrucciones empleadas, el procedimiento de integración y las formas mediante las cuales fueron verificados los resultados. Este enfoque

conserva la autoría en la persona responsable del trabajo y convierte la declaración de uso en un mecanismo de trazabilidad, permitiendo distinguir una asistencia legítima de una delegación intelectual cuya magnitud podría comprometer la interpretación de las contribuciones realizadas.

La discusión sobre autoría tampoco se resuelve asignando a un sistema generativo la condición de coautor, porque una herramienta no puede asumir las obligaciones que acompañan la firma de una investigación, responder por errores, declarar conflictos de interés, autorizar la publicación o hacerse responsable de las consecuencias derivadas de las conclusiones. Kanobel (2026) propone abordar la colaboración humano-IA mediante criterios de trazabilidad, supervisión significativa y valor intelectual aportado por las personas, integrándolos dentro de una gobernanza universitaria que incluya protección de datos, transparencia algorítmica y participación de la comunidad educativa. Esta aproximación permite reconocer que una herramienta puede intervenir intensamente en determinados procesos sin desplazar la responsabilidad intelectual de quien decide qué preguntas formular, qué fuentes aceptar, cómo interpretar la evidencia y qué afirmaciones finalmente se incorporan al trabajo académico.

La responsabilidad algorítmica amplía este razonamiento hacia las decisiones institucionales, porque identificar a una persona como responsable del resultado final no elimina las obligaciones de quienes seleccionaron, adquirieron, configuraron o autorizaron el sistema. Una herramienta empleada para recomendar intervenciones educativas, priorizar solicitudes, clasificar documentación o asistir decisiones administrativas forma parte de una cadena donde participan desarrolladores, proveedores, responsables institucionales y usuarios finales; por esta razón, la Recomendación de UNESCO sobre la Ética de la Inteligencia Artificial vincula rendición de cuentas con trazabilidad, auditoría, evaluación de impacto, debida diligencia y supervisión humana, evitando que el carácter automatizado de una operación se convierta en argumento para diluir responsabilidades cuando sus efectos afectan derechos o intereses de las personas.

Tabla 31.

Riesgos y salvaguardas para un uso responsable de inteligencia artificial

Dimensión	Riesgo que debe examinarse	Pregunta de control	Salvaguarda prioritaria
Sesgo y discriminación	Resultados desiguales por representación insuficiente o patrones históricos presentes en los datos	¿El sistema produce diferencias sistemáticas entre grupos, territorios, lenguas o perfiles de usuarios?	Evaluación diferenciada de resultados, revisión de datos y supervisión humana
Privacidad	Exposición, reutilización o tratamiento innecesario de información personal	¿La tarea realmente necesita los datos que se pretende proporcionar a la herramienta?	Minimización, anonimización, herramientas autorizadas y reglas de conservación
Autoría	Presentación como producción propia de aportes sustantivos generados por IA	¿Puede identificarse qué produjo la persona y en qué etapas intervino el sistema?	Declaración transparente, trazabilidad y validación crítica
Transparencia	Imposibilidad de comprender el origen o fundamento de un resultado	¿El usuario afectado puede conocer que intervino IA y qué función desempeñó?	Información comprensible sobre funcionamiento, uso y limitaciones
Responsabilidad	Dilución de responsabilidades entre usuario, institución y proveedor	¿Quién debe responder si el resultado provoca un error o perjuicio?	Roles previamente establecidos, registro de decisiones y mecanismos de reclamación
Supervisión humana	Automatización de decisiones que requieren juicio profesional	¿Existe una persona con capacidad real para revisar, modificar o rechazar el resultado?	Intervención humana significativa y prohibición de delegaciones incompatibles con el riesgo
Evaluación	Continuidad de una aplicación sin evidencia sobre sus efectos	¿Se conocen los beneficios, errores y posibles impactos?	Seguimiento, auditoría y evaluación periódica de resultados

Nota. La matriz sintetiza principios de la UNESCO (2021), los criterios de adopción responsable promovidos por fAIr LAC y hallazgos recientes sobre gobernanza universitaria latinoamericana desarrollados por Kanobel (2026) y Valentini (2026). No sustituye la evaluación jurídica específica que corresponda en cada país o institución.

La experiencia latinoamericana muestra además que disponer de principios éticos escritos no equivale a haber construido mecanismos eficaces para aplicarlos. El ILIA 2025 de CEPAL y CENIA identifica avances en las estrategias nacionales de inteligencia artificial, pero señala que muchos países mantienen dificultades relacionadas con financiamiento, implementación y evaluación, además de una incorporación todavía limitada de determinadas perspectivas como género y sostenibilidad dentro de las políticas públicas; la situación universitaria descrita por Valentini presenta una brecha semejante entre adopción y gobernanza, lo que confirma que el desafío regional no consiste solamente en elaborar declaraciones de principios, sino en traducirlas en procedimientos capaces de determinar quién evalúa una herramienta, qué evidencias debe presentar, cómo se gestionan incidentes y bajo qué circunstancias una aplicación debe ser modificada o retirada.

El desarrollo de mecanismos regionales ofrece algunas referencias para transformar esos principios en procedimientos operativos. La iniciativa fAIr LAC ha promovido herramientas de autoevaluación y acompañamiento que examinan sesgo y discriminación, transparencia, impacto social, gobernanza y seguridad, además de establecer espacios de trabajo en países como Colombia, Costa Rica, México y Uruguay; su experiencia resulta relevante porque plantea la evaluación ética como un proceso que acompaña el diseño y la implementación en lugar de añadirse únicamente cuando el sistema ya se encuentra funcionando. En Colombia, por ejemplo, el hub regional ha trabajado en la aplicación de un marco ético para proyectos de inteligencia artificial del sector público, incluyendo asistencia técnica destinada a identificar y mitigar riesgos, una modalidad que muestra cómo los principios generales pueden convertirse en preguntas, controles y responsabilidades verificables durante el ciclo de vida de una aplicación.

Desde esta perspectiva, los sesgos, la privacidad, la autoría y la responsabilidad algorítmica no deben tratarse como obstáculos externos a la innovación, sino como variables que determinan si una solución puede incorporarse legítimamente y mantenerse en el tiempo. Una institución educativa o investigativa necesita conocer qué problema desea resolver, qué población podría resultar afectada, cuáles datos utilizará, qué intervención conservará el profesional responsable y qué mecanismos permitirán detectar resultados inesperados; cuando esas condiciones no pueden establecerse, la decisión responsable puede consistir en restringir determinadas funciones, sustituir la herramienta o no implementarla todavía. La expansión de la IA en América Latina exige, por ello, que la capacidad de experimentar avance junto con la capacidad de auditar, corregir y responder por los efectos producidos, evitando que la desigual madurez institucional de la región convierta a determinados usuarios o comunidades en destinatarios de tecnologías cuyo riesgo fue insuficientemente evaluado

5.7. Dependencia tecnológica, soberanía digital y gobernanza regional

La discusión sobre soberanía digital en América Latina no implica aspirar a una autosuficiencia tecnológica difícilmente compatible con la estructura global de la inteligencia artificial, sino determinar qué capacidades necesita conservar la región para decidir sobre sus datos, infraestructura, conocimiento y aplicaciones estratégicas sin quedar sometida de manera irreversible a proveedores externos. Esta cuestión adquiere relevancia porque el crecimiento del uso regional no se corresponde todavía con una participación equivalente en la producción de tecnología: CEPAL y CENIA (2025) señalan que América Latina y el Caribe concentran aproximadamente el 14 % de las visitas mundiales a soluciones de IA y ocupan el tercer lugar global en descargas de aplicaciones generativas, mientras reciben apenas el 1,12 % de la inversión mundial en inteligencia artificial pese a representar alrededor del 6,6 % del PIB global. La distancia entre consumir herramientas y desarrollar capacidades para producirlas configura una forma de dependencia que no impide beneficiarse de las innovaciones internacionales, pero sí reduce las alternativas disponibles cuando cambian precios, condiciones contractuales, políticas de acceso o decisiones

empresariales sobre tecnologías que comienzan a incorporarse en servicios esenciales.

La dependencia se vuelve más visible al examinar la capacidad de cómputo, componente indispensable para entrenar, adaptar y ejecutar modelos de inteligencia artificial de cierta escala. El Observatorio de Desarrollo Digital de CEPAL (2025) estima que aproximadamente el 90 % de la capacidad regional de supercomputación se concentra en Brasil y advierte que más de la mitad de los países considerados carecen simultáneamente de infraestructura crítica y formación avanzada suficiente, una distribución que condiciona las posibilidades de desarrollar investigación de frontera, experimentar con modelos propios o alojar servicios intensivos en procesamiento dentro del territorio nacional. Esta concentración no significa que todos los países deban construir grandes centros de supercomputación, pero sí obliga a considerar modelos de acceso compartido, infraestructura científica regional y acuerdos que permitan utilizar capacidad computacional bajo condiciones previsibles, especialmente para universidades, organismos públicos y centros de investigación que difícilmente pueden competir de manera individual con las inversiones realizadas por las mayores empresas tecnológicas.

La infraestructura necesaria tampoco termina en los procesadores, pues los sistemas de IA dependen de una cadena formada por generación de datos, almacenamiento, procesamiento, transporte y entornos de desarrollo. Farca et al. (2026) identifican precisamente estos cinco pilares al estudiar las condiciones requeridas para desarrollar y utilizar inteligencia artificial en América Latina y el Caribe, incorporando además factores transversales como financiamiento, ciberseguridad, gobernanza de datos, sostenibilidad ambiental y capital humano; este enfoque ayuda a evitar una concepción reducida de soberanía digital basada únicamente en la localización física de servidores, ya que un país puede disponer de centros de datos y continuar dependiendo de software propietario, servicios externos de nube, especialistas escasos o componentes tecnológicos cuya sustitución inmediata resulte inviable. La autonomía relevante se encuentra, por tanto, en la capacidad de conocer esas dependencias, diversificarlas y conservar alternativas razonables cuando una tecnología interviene en funciones públicas, científicas o educativas sensibles.

Los centros de datos constituyen una pieza creciente de esta discusión porque la expansión de la nube, la inteligencia artificial y los servicios digitales está aumentando la demanda mundial de infraestructura de almacenamiento y procesamiento. García et al. (2025) sostienen que América Latina y el Caribe pueden aprovechar esta transformación para atraer inversión, generar empleos especializados y fortalecer su resiliencia y soberanía digital, aunque el desarrollo del sector requiere energía confiable, conectividad internacional, marcos regulatorios previsibles, talento técnico y criterios ambientales capaces de sostener instalaciones intensivas en recursos. Atraer centros de datos, en consecuencia, no debería convertirse en una competencia basada exclusivamente en incentivos fiscales o disponibilidad de territorio, porque una política pública coherente necesita analizar qué capacidades locales se desarrollarán alrededor de esas instalaciones, cómo participarán universidades y empresas nacionales, cuáles serán las obligaciones ambientales y qué beneficios permanecerán en el ecosistema tecnológico cuando la infraestructura pertenezca a corporaciones cuya sede y principales decisiones se encuentran fuera de la región.

La soberanía sobre los datos incorpora otra dimensión, puesto que los datos educativos, científicos, administrativos, lingüísticos y culturales no representan simplemente materias primas intercambiables para entrenar algoritmos. UNESCO (2026) concibe la gobernanza de datos como el conjunto de personas, procesos, políticas, prácticas y tecnologías mediante las cuales se administra todo su ciclo de vida, relacionando directamente una gobernanza adecuada con confianza, equidad y desarrollo responsable de la IA; este planteamiento implica establecer quién puede recopilar información, con qué finalidad, durante cuánto tiempo, bajo qué condiciones puede compartirla y qué mecanismos permiten corregir o retirar datos cuando su tratamiento deja de estar justificado. Para los Estados y las instituciones latinoamericanas, conservar capacidad de decisión sobre estas cuestiones resulta tan importante como disponer de conectividad, porque una administración que almacena información estratégica en plataformas externas sin conocer plenamente los mecanismos de acceso, transferencia o eliminación puede digitalizar sus procesos y, al mismo tiempo, reducir su control efectivo sobre ellos.

Esta problemática adquiere una profundidad adicional en relación con los datos de pueblos indígenas y comunidades culturalmente diferenciadas, cuyos conocimientos, lenguas, imágenes y expresiones pueden incorporarse a conjuntos de entrenamiento sin que sus mecanismos colectivos de autorización sean reconocidos. UNESCO ha señalado que América Latina y el Caribe alberga más de 800 pueblos indígenas y ha desarrollado orientaciones específicas sobre soberanía de datos indígenas para reducir riesgos de apropiación indebida y promover participación de las comunidades en los procesos donde sus conocimientos pueden utilizarse para desarrollar inteligencia artificial. La soberanía digital regional no puede limitarse entonces a trasladar el control desde grandes empresas extranjeras hacia gobiernos o compañías latinoamericanas, porque dentro de cada país existen grupos con derechos, formas de organización y relaciones particulares con su patrimonio cultural; incorporar estas diferencias evita que el argumento de autonomía tecnológica nacional reproduzca internamente las mismas prácticas extractivas que pretende cuestionar en las relaciones internacionales.

La dependencia de proveedores aparece también cuando instituciones educativas, universidades y administraciones construyen procesos cotidianos alrededor de un único servicio de nube, modelo generativo o plataforma propietaria. Una adopción inicial puede resultar económicamente atractiva y facilitar la innovación, aunque con el tiempo los documentos, integraciones, bases de conocimiento y competencias del personal pueden quedar organizados alrededor de características particulares del proveedor, aumentando el costo de migrar hacia otra solución. La respuesta no consiste necesariamente en rechazar tecnología internacional, sino en aplicar criterios de interoperabilidad, portabilidad de datos, documentación de integraciones, diversificación de servicios y evaluación previa de las consecuencias de una eventual interrupción; desde esta perspectiva, la soberanía se expresa en la posibilidad real de cambiar de proveedor o combinar soluciones sin perder información crítica ni paralizar procesos institucionales, una condición especialmente relevante cuando los sistemas participan en investigación, educación, salud, justicia o servicios públicos.

El desarrollo de talento avanzado constituye una dependencia menos visible pero igualmente decisiva. El ILIA 2025 muestra que los indicadores regionales de alfabetización en inteligencia artificial alcanzan niveles considerablemente superiores a los correspondientes a formación profesional especializada y talento avanzado, al mismo tiempo que la fuga de especialistas continúa ampliando la distancia con los principales ecosistemas internacionales. CEPAL y CENIA (2025) interpretan esta brecha como uno de los factores que incrementan la dependencia externa, porque una sociedad puede aprender rápidamente a utilizar sistemas desarrollados en otros lugares sin adquirir por ello la capacidad necesaria para auditarlos, adaptarlos, investigar sus limitaciones o producir alternativas locales. Fortalecer soberanía digital requiere así una estrategia que conecte alfabetización general con formación de investigadores, ingenieros, especialistas en datos, profesionales de ciberseguridad y expertos capaces de integrar conocimiento tecnológico con educación, derecho, ciencias sociales, salud y administración pública.

La regulación introduce un desafío semejante, ya que una respuesta estrictamente nacional puede proteger determinadas prioridades y, simultáneamente, fragmentar un mercado regional que necesita escala para competir y desarrollar soluciones propias. Levy (2025) plantea que los países latinoamericanos enfrentan un equilibrio entre protección de derechos, promoción de innovación y preservación de soberanía, señalando que aproximaciones exclusivamente nacionales pueden profundizar la fragmentación de un espacio regional de aproximadamente 650 millones de habitantes; por ello propone regulaciones proporcionales y adaptativas que permitan integrar mercados y coordinar criterios sin trasladar mecánicamente modelos regulatorios elaborados para economías con capacidades institucionales diferentes. La cooperación regulatoria puede resultar particularmente útil para establecer conceptos compatibles sobre riesgo, contratación pública, transparencia, protección de datos e interoperabilidad, reduciendo la posibilidad de que cada país negocie individualmente con proveedores que operan a escala mundial y poseen capacidades técnicas y jurídicas muy superiores.

Tabla 32.

Dimensiones para fortalecer la soberanía digital y reducir dependencias críticas en inteligencia artificial

Dimensión	Dependencia o vulnerabilidad	Capacidad que conviene fortalecer	Alternativa regional posible
Cómputo	Concentración de infraestructura avanzada en pocos países y proveedores	Acceso estable a capacidad de procesamiento para investigación y servicios estratégicos	Infraestructura compartida, redes científicas y mecanismos regionales de acceso
Nube y centros de datos	Dependencia de plataformas externas y dificultades para cambiar de proveedor	Portabilidad, interoperabilidad, resiliencia y capacidad de alojamiento	Estándares comunes, infraestructura regional y diversificación de proveedores
Datos	Pérdida de control sobre información pública, científica, educativa o cultural	Gobernanza durante todo el ciclo de vida, trazabilidad y reglas de acceso	Marcos interoperables y acuerdos regionales de gobernanza de datos
Modelos y software	Utilización de sistemas opacos o difícilmente sustituibles	Capacidad para evaluar, adaptar, desarrollar y combinar soluciones	Modelos abiertos, investigación colaborativa y repositorios regionales
Talento	Uso extendido acompañado de escasez de especialistas avanzados	Formación técnica, científica, jurídica y multidisciplinaria	Redes universitarias, movilidad regional y programas conjuntos de formación
Regulación	Fragmentación normativa o dependencia de modelos importados	Capacidad institucional para diseñar reglas proporcionales al contexto	Principios comunes, cooperación regulatoria y evaluación compartida
Conocimiento cultural	Incorporación de lenguas y patrimonio sin participación de sus comunidades	Gobernanza comunitaria y reconocimiento de soberanía sobre los datos	Protocolos regionales con participación de pueblos indígenas y comunidades

Contratación tecnológica	Dependencia		
	prolongada de un	Evaluación de salida,	Criterios comunes de
	proveedor por costos	interoperabilidad y	contratación pública y
	elevados de	control contractual	estándares abiertos
	sustitución		

Nota. La tabla sintetiza dimensiones identificadas por CEPAL y CENIA (2025) sobre infraestructura, talento y gobernanza; Farca et al. (2026) sobre infraestructura para el desarrollo y utilización de IA; García et al. (2025) sobre centros de datos y soberanía digital; UNESCO (2026) sobre gobernanza de datos; y Levy (2025) sobre regulación, soberanía e integración regional.

La cooperación latinoamericana ha comenzado a adquirir formas institucionales más definidas. La Tercera Cumbre Ministerial y de Altas Autoridades sobre la Ética de la Inteligencia Artificial, celebrada en Santo Domingo los días 25 y 26 de junio de 2026 con participación de más de veinte delegaciones nacionales, concluyó con una Declaración Ministerial y una Hoja de Ruta Regional 2026–2027 que busca trasladar los principios éticos hacia mecanismos concretos de implementación; entre las prioridades acordadas aparecen fortalecimiento de infraestructura y capacidad de cómputo, creación de marcos legales compatibles con derechos digitales, gobernanza multisectorial, desarrollo de capacidades y cooperación técnica entre países. UNESCO (2026) informa además que el proceso continuará mediante cinco grupos regionales de trabajo y espacios permanentes de intercambio, una evolución significativa respecto de etapas anteriores donde la coordinación se concentraba principalmente en compartir diagnósticos y principios generales.

La aplicación de metodologías comunes puede contribuir igualmente a reducir la distancia entre países sin exigir que todos adopten una regulación idéntica. Durante 2025 y 2026, la Readiness Assessment Methodology (RAM) de UNESCO avanzó con diferentes niveles de desarrollo en Argentina, Chile, Colombia, Ecuador, Paraguay, Perú, Uruguay y otros países, permitiendo examinar condiciones legales, institucionales, sociales, científicas y técnicas antes de definir políticas o ampliar sistemas de IA. Ecuador ofrece un ejemplo de esta relación entre evaluación y planificación: después de desarrollar su RAM, presentó en marzo de 2026 la Estrategia para el Fomento del Desarrollo y Uso Ético y Responsable de la Inteligencia Artificial, con horizonte 2025–2029 y tres

ejes centrados en gobernanza, capacidad y tecnología, y adopción y desarrollo, incorporando infraestructura digital, gobernanza de datos, conectividad, formación de talento y promoción de soluciones locales. La relevancia de este proceso no reside en considerar la estrategia ecuatoriana como modelo regional, sino en mostrar cómo un país con capacidades intermedias puede vincular diagnóstico, formación e infraestructura dentro de una política progresiva.

La soberanía digital debe incorporar además una dimensión ambiental, debido a que la capacidad computacional que sostiene la inteligencia artificial requiere energía, agua, equipos y cadenas materiales cuya expansión produce efectos territoriales. La Hoja de Ruta Regional aprobada en 2026 incluyó expresamente la sostenibilidad entre los asuntos que deben acompañar la gobernanza, mientras los estudios sobre centros de datos del BID plantean la necesidad de construir infraestructura verde y resiliente en lugar de interpretar toda nueva inversión digital como un beneficio independiente de sus externalidades. Para América Latina, que posee ventajas potenciales asociadas con determinadas fuentes renovables y disponibilidad territorial pero enfrenta simultáneamente vulnerabilidades hídricas, energéticas y ambientales, la cuestión no consiste únicamente en atraer la infraestructura que actualmente se concentra en otras regiones, sino en establecer bajo qué condiciones esa infraestructura puede integrarse con objetivos nacionales de desarrollo sin trasladar costos desproporcionados hacia comunidades locales.

La dependencia tecnológica tampoco debería interpretarse mediante una oposición rígida entre soluciones extranjeras y nacionales. Un modelo desarrollado fuera de América Latina puede resultar más seguro, eficiente o accesible que una alternativa local, mientras una aplicación creada dentro de la región puede depender igualmente de servicios internacionales de nube, modelos fundacionales externos y componentes importados; la decisión estratégica necesita evaluar qué funciones son críticas, qué dependencia resulta aceptable, qué información requiere mayor protección y cuáles capacidades sería conveniente desarrollar regionalmente. La Relatoría del Diálogo Regional sobre Gobernanza Digital de CAF y PNUD (2026) advierte que la velocidad de adopción tecnológica está superando en varios ámbitos la capacidad institucional de respuesta y relaciona la búsqueda de soberanía digital con el

fortalecimiento de bienes públicos digitales, talento estatal y gobernanza capaz de enfrentar prácticas de extracción de datos. De este modo, la soberanía se aproxima más a una capacidad para negociar, elegir y sustituir que a la pretensión de producir internamente cada componente tecnológico.

América Latina dispone, por tanto, de una oportunidad para transformar su elevado nivel de adopción en una capacidad tecnológica y política más equilibrada, siempre que la cooperación regional avance más allá de declaraciones generales y se traduzca en proyectos compartidos de infraestructura, investigación, formación, gobernanza de datos y evaluación. La concentración del cómputo, la baja participación en inversión mundial, la dependencia de proveedores y la escasez de talento avanzado muestran que una expansión basada exclusivamente en el consumo de servicios externos puede profundizar vulnerabilidades existentes; al mismo tiempo, los avances de ILIA, la RAM de UNESCO, las nuevas estrategias nacionales y la Hoja de Ruta Regional 2026–2027 ofrecen mecanismos sobre los cuales construir respuestas coordinadas. La soberanía digital latinoamericana no requiere aislarse de los ecosistemas globales de inteligencia artificial, sino participar en ellos con mayor capacidad de decisión, producción y negociación, preservando suficientes alternativas para que los países y sus instituciones puedan determinar qué tecnologías incorporar, bajo qué condiciones utilizarlas y qué capacidades estratégicas no desean delegar.

5.8. Competencias ciudadanas y escenarios futuros

La expansión de la inteligencia artificial modifica las competencias necesarias para desenvolverse en la educación, el trabajo, la investigación y la vida pública, pero este cambio no puede reducirse al aprendizaje de herramientas o a la capacidad de formular instrucciones eficaces a un sistema generativo. Una persona alfabetizada en IA necesita comprender qué clase de resultados produce el sistema, reconocer sus limitaciones, evaluar la información obtenida, decidir cuándo resulta apropiado utilizarla y conservar capacidad para rechazar una recomendación cuando entra en conflicto con evidencia, derechos o criterios profesionales. Miao y Shiohira (2024) organizan esta formación alrededor de una perspectiva centrada en el ser humano, ética de la IA, comprensión de técnicas

y aplicaciones, y diseño de sistemas, mediante niveles que avanzan desde entender hacia aplicar y crear; el planteamiento resulta especialmente útil para América Latina porque permite diferenciar alfabetización básica de especialización tecnológica y evita asumir que todos los ciudadanos necesitan convertirse en desarrolladores para participar de manera competente en sociedades mediadas por algoritmos.

Esta distinción adquiere relevancia frente a la situación regional registrada por el Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial 2025, donde los niveles de alfabetización general en IA prácticamente duplican los correspondientes a formación profesional y cuadruplican los asociados con talento especializado. CEPAL y CENIA (2025) advierten que 13 de los 19 países evaluados todavía no incorporan habilidades tempranas relacionadas con inteligencia artificial en sus currículos escolares y que solamente ocho cuentan con programas doctorales especializados, pese al crecimiento observado en maestrías y otras ofertas de formación avanzada. La combinación de una adopción acelerada de aplicaciones generativas con capacidades técnicas distribuidas de manera mucho más desigual puede producir sociedades donde numerosas personas sepan utilizar servicios de IA sin comprender suficientemente cómo evaluar sus resultados, mientras un grupo considerablemente menor concentra las capacidades para desarrollarlos, auditarlos o modificarlos; reducir esta distancia requiere pensar las competencias ciudadanas como una progresión continua y no como una capacitación puntual asociada con una plataforma determinada.

Una primera dimensión corresponde a la comprensión conceptual de la inteligencia artificial, necesaria para distinguir entre el comportamiento observable de una aplicación y las capacidades que realmente posee. Conocer de manera general cómo se construyen los modelos, qué función cumplen los datos, por qué una salida probabilística puede contener errores y qué diferencia existe entre generar una respuesta plausible y comprobar un hecho permite utilizar estas tecnologías sin atribuirles intenciones, comprensión humana o autoridad epistémica que no poseen. La revisión sistemática de Casal et al. (2023) sobre alfabetización en IA en educación escolar mostró que las experiencias formativas combinan componentes técnicos, conceptuales y aplicados, lo cual confirma que aprender a interactuar con una herramienta

constituye solamente una parte de la competencia requerida; en la práctica ciudadana, esta base conceptual permite interpretar con mayor cautela un diagnóstico automatizado, una recomendación educativa, un resumen científico o una respuesta administrativa antes de convertirlos en fundamento de una decisión.

Una segunda dimensión involucra la competencia informacional y epistémica, cuyo propósito no consiste en detectar automáticamente si un texto fue escrito mediante IA, sino en reconstruir el origen de las afirmaciones, identificar evidencias y verificar aquello que resulta relevante antes de utilizarlo. En investigación significa localizar documentos originales, comprobar autores, fechas y DOI, contrastar interpretaciones y conservar trazabilidad sobre los datos; en educación implica diferenciar una explicación plausible de un contenido curricular correcto, mientras en la vida cotidiana exige reconocer que una respuesta coherente, una fotografía convincente o un audio aparentemente auténtico pueden haber sido producidos o modificados artificialmente. La OCDE (2024) sostiene que la alfabetización mediática, informacional y digital debe ampliarse para comprender los sistemas de recomendación y la inteligencia artificial generativa, porque la producción automatizada de contenido reduce las barreras para fabricar información persuasiva y dificulta la diferenciación entre materiales auténticos y manipulados; verificar procedencia, contexto y evidencia se convierte así en una competencia ciudadana transversal, no exclusiva del ámbito académico.

La capacidad de formular instrucciones y utilizar aplicaciones constituye una tercera dimensión, aunque debería entenderse como competencia instrumental orientada a problemas y no simplemente como dominio de prompts. El usuario competente necesita decidir primero qué tarea pretende resolver, identificar qué información puede proporcionar legítimamente, seleccionar una herramienta adecuada, establecer restricciones, interpretar la salida y realizar las correcciones necesarias antes de incorporarla a una actividad real. Miao y Cukurova (2024) aplican una lógica semejante al marco dirigido al profesorado, donde las competencias abarcan fundamentos y aplicaciones de IA, pedagogía, ética, desarrollo profesional y pensamiento centrado en las personas mediante niveles progresivos de adquisición, profundización y creación. Este enfoque

resulta trasladable fuera de la docencia porque sustituye el aprendizaje centrado en botones o interfaces por una capacidad más estable para evaluar herramientas que probablemente cambiarán numerosas veces durante la trayectoria educativa y laboral de una misma persona.

La competencia ética y jurídica complementa estas capacidades al incorporar preguntas que no pueden resolverse mediante rendimiento técnico. Utilizar una herramienta implica decidir qué datos pueden introducirse, cuándo corresponde informar que intervino IA, qué contenido necesita atribución, quién podría resultar perjudicado por un sesgo y qué decisiones no deberían delegarse debido a sus consecuencias sobre derechos u oportunidades; las situaciones examinadas en los apartados anteriores muestran que estas preguntas aparecen tanto al personalizar la enseñanza como al procesar información científica o automatizar servicios institucionales. La formación ciudadana necesita, por ello, incluir protección de datos, autoría, propiedad intelectual, discriminación algorítmica, transparencia y responsabilidad, integrando estos temas con situaciones reales y no solamente mediante declaraciones generales sobre “uso responsable”; de acuerdo con el marco estudiantil de Miao y Shiohira (2024), la progresión ética debe avanzar desde comprender las implicaciones hacia un uso seguro y responsable, hasta incorporar consideraciones éticas dentro del propio diseño de soluciones.

La ciudadanía en la era de la IA comprende además una competencia de participación informada en entornos digitales, pues los algoritmos intervienen progresivamente en la selección de contenidos, publicidad, servicios públicos, oportunidades laborales y circulación de información social. La facilidad para producir imágenes, voces y textos sintéticos amplía las posibilidades creativas, pero también reduce el costo de fabricar contenido engañoso a gran escala, circunstancia que vuelve insuficiente una alfabetización digital limitada a saber navegar o utilizar redes sociales. La OCDE (2024) vincula la resiliencia frente a la desinformación con la capacidad de acceder, analizar, evaluar y producir información de manera crítica, mientras advierte que la inteligencia artificial generativa debe incorporarse explícitamente a estos procesos formativos; desde esta perspectiva, una ciudadanía competente debería saber comprobar fuentes, reconocer incertidumbre, evitar compartir contenidos cuya autenticidad

desconoce y comprender que las decisiones algorítmicas que afectan derechos o servicios públicos pueden y deben ser objeto de explicación, cuestionamiento y mecanismos de reclamación.

Estas competencias tendrán consecuencias directas sobre el mundo del trabajo, aunque la evidencia disponible aconseja hablar de transformación de tareas antes que asumir una sustitución masiva y homogénea de ocupaciones. Gmyrek et al. (2024) estimaron que entre el 26 % y el 38 % de los empleos de América Latina y el Caribe presentan algún grado de exposición a inteligencia artificial generativa, mientras entre el 8 % y el 14 % podrían experimentar transformaciones asociadas con incrementos de productividad y aproximadamente entre el 2 % y el 5 % se encontrarían expuestos a posibilidades de automatización completa con las capacidades estudiadas. El problema regional aparece también en el acceso: cerca de la mitad de los puestos que podrían beneficiarse mediante aumento de productividad encuentran obstáculos relacionados con la brecha digital, equivalentes a alrededor de 17 millones de empleos, de modo que las competencias futuras deberán combinar alfabetización en IA con capacidades digitales básicas, formación continua y políticas que permitan que esa transición no quede reservada a trabajadores urbanos, formales y con mayor educación.

En investigación y educación superior, el escenario probable tampoco apunta a una desaparición de las capacidades tradicionales, sino a una revalorización de aquellas que permiten revisar y justificar el trabajo realizado con sistemas automatizados. Cuanto mayor sea la capacidad de una herramienta para resumir documentos, generar código, proponer hipótesis o producir borradores, mayor importancia adquieren la delimitación del problema, la elección del método, la comprensión disciplinar, la evaluación de evidencia y la explicación de las decisiones tomadas; un investigador que dispone de mejores asistentes pero carece de estas competencias puede aumentar la velocidad con la que produce errores, mientras quien conserva trazabilidad y juicio metodológico puede utilizar la automatización para ampliar determinadas capacidades sin delegar la responsabilidad científica. Esta transformación también modifica la formación universitaria, pues las instituciones necesitarán evaluar no solamente productos finales que pueden ser generados con relativa facilidad, sino procesos,

argumentos, decisiones, evidencias y capacidades de transferencia que permitan comprobar qué comprende realmente el estudiante.

En el ámbito de las organizaciones, las competencias futuras deberán distribuirse entre usuarios generales, responsables de procesos y especialistas, evitando que cada trabajador necesite dominar técnicamente todos los componentes del sistema. Un funcionario que utiliza un asistente documental necesita comprender privacidad, verificación y límites de su tarea; quien dirige una unidad debe ser capaz de evaluar riesgos, costos y consecuencias organizacionales, mientras los equipos técnicos requieren capacidades avanzadas para integración, auditoría, seguridad y gobernanza. Esta diferenciación coincide con la brecha identificada por CEPAL y CENIA (2025) entre alfabetización, formación profesional y talento especializado, y permite construir políticas de capacitación más realistas que los programas uniformes para toda una institución. La formación continua debería orientarse hacia funciones y responsabilidades concretas, combinando comprensión común de los principios de IA con niveles progresivos de especialización según el impacto de las decisiones que cada persona pueda adoptar.

Tabla 33.

Competencias ciudadanas para desenvolverse en entornos mediados por inteligencia artificial

Competencia	Capacidad esperada	Aplicación cotidiana	Riesgo cuando está ausente
Comprensión conceptual	Reconocer	Interpretar	Sobreestimar
	posibilidades, límites y funcionamiento	adecuadamente una respuesta,	capacidades y aceptar resultados por
	general de los sistemas de IA	predicción o recomendación	aparición de autoridad
Informacional y epistémica	Verificar fuentes, procedencia, evidencia y contexto	Contrastar información antes de utilizarla o compartirla	Difusión de errores, información sintética engañosa o evidencia inexistente
Instrumental y de resolución de problemas	Seleccionar herramientas,	Utilizar IA para tareas concretas sin	Dependencia de la herramienta y producción de

	proporcionar contexto y evaluar resultados	delegar la definición del problema	resultados poco pertinentes
Datos y privacidad	Reconocer qué información puede proporcionarse y cómo debe protegerse	Anonimizar, minimizar datos y utilizar entornos autorizados	Exposición de información personal, institucional o sensible
Ética y responsabilidad	Identificar sesgos, consecuencias y responsabilidades	Revisar impactos antes de adoptar una recomendación automatizada	Discriminación, opacidad y dilución de responsabilidades
Autoría y transparencia	Diferenciar contribución humana y asistencia automatizada	Declarar usos relevantes y atribuir fuentes	Confusión sobre autoría, integridad y procedencia del contenido
Ciudadanía informacional	Analizar críticamente contenido digital y sintético	Verificar imágenes, audios, noticias y afirmaciones antes de difundirlos	Manipulación, desinformación y deterioro de la confianza
Aprendizaje continuo	Actualizar conocimientos y transferir principios entre herramientas	Adaptarse a cambios de tecnologías, funciones y ocupaciones	Obsolescencia de habilidades y dependencia de una aplicación específica

Nota. La propuesta integra las dimensiones de competencia formuladas por Miao y Shiohira (2024) y Miao y Cukurova (2024), los hallazgos regionales sobre talento del ILIA 2025 y las orientaciones sobre alfabetización mediática e integridad informacional desarrolladas por la OCDE. La tabla propone competencias transversales y no un currículo único, de modo que su profundidad debe adaptarse a la edad, función profesional y nivel de responsabilidad de cada población.

A partir de estas condiciones pueden plantearse escenarios futuros plausibles, no como predicciones cerradas, sino como combinaciones posibles de tendencias ya observables. Un primer escenario corresponde a una integración asistida, donde la IA se incorpora progresivamente a actividades educativas, científicas y laborales sin sustituir de manera general las funciones humanas, modificando sobre todo la distribución de tareas; un segundo escenario sería de aumento desigual, en el cual los grupos con conectividad, educación y competencias suficientes capturan buena parte de los beneficios mientras la

brecha digital impide que otros accedan incluso a las oportunidades de complementariedad identificadas por la OIT y el Banco Mundial. Un tercer escenario supondría una mayor especialización y contextualización regional, con modelos, datos y aplicaciones adaptados a lenguas y necesidades latinoamericanas, mientras un cuarto escenario podría caracterizarse por dependencia intensiva de plataformas externas, alta utilización y escaso desarrollo de capacidades propias; ninguno resulta inevitable y varios podrían coexistir dentro de un mismo país dependiendo del territorio, sector económico o institución.

La educación tendrá una función decisiva para determinar cuál de estas trayectorias adquiere mayor peso, porque formar consumidores rápidos de aplicaciones y formar ciudadanos capaces de comprender, verificar y crear tecnología conduce a ecosistemas diferentes. El ILIA 2025 registra que solo seis de los 19 países considerados incorporan actualmente contenidos de inteligencia artificial en la educación escolar, aunque la cifra triplicó la observada en la edición anterior, mientras los marcos de UNESCO proponen que la formación avance progresivamente desde comprensión y aplicación hasta creación responsable. Para América Latina, ampliar estas capacidades no debería implicar convertir la IA en una asignatura aislada que compita indefinidamente con otras áreas, sino integrarla de forma progresiva con alfabetización digital, ciencias, humanidades, ciudadanía, investigación y formación profesional, preservando al mismo tiempo competencias que no dependen de una tecnología específica, entre ellas argumentación, lectura comprensiva, razonamiento cuantitativo, creatividad, cooperación y juicio ético.

El futuro de la relación entre ciudadanía e inteligencia artificial dependerá, en consecuencia, menos de anticipar qué aplicación dominará dentro de cinco o diez años que de construir capacidades suficientemente estables para responder ante herramientas que continuarán cambiando. Comprender sistemas, verificar información, proteger datos, reconocer responsabilidades, utilizar tecnología para resolver problemas y mantener aprendizaje continuo ofrece una base más durable que dominar una interfaz concreta; para América Latina, donde la adopción crece con rapidez mientras persisten diferencias de conectividad, especialización e infraestructura, esta formación necesita extenderse desde la

escuela hacia universidades, centros de formación profesional, organizaciones y programas de aprendizaje a lo largo de la vida. La competencia ciudadana frente a la IA no consiste en competir con las máquinas ni en delegarles las decisiones complejas, sino en conservar capacidad efectiva para determinar cuándo utilizarlas, cómo comprobar sus aportes y bajo qué condiciones sus resultados pueden incorporarse legítimamente a las actividades humanas

5.9. Agenda latinoamericana, recomendaciones y conclusiones generales

El recorrido realizado a lo largo de este libro muestra que América Latina ya no se encuentra ante una discusión hipotética sobre la llegada de la inteligencia artificial, sino frente a tecnologías incorporadas con diferentes grados de profundidad en educación, investigación, administración pública, organizaciones y actividades cotidianas. Esta expansión convive, sin embargo, con capacidades muy desiguales para desarrollarlas, evaluarlas y gobernarlas: CEPAL y CENIA (2025) registran una participación regional elevada en el consumo de soluciones de IA, equivalente al 14 % de las visitas globales, mientras América Latina y el Caribe captan solamente el 1,12 % de la inversión mundial destinada a este campo y mantienen brechas apreciables en talento avanzado, infraestructura y ejecución de políticas. La agenda regional necesita partir de esa asimetría, evitando medir el progreso únicamente por el número de usuarios o herramientas disponibles y prestando atención a la capacidad efectiva para seleccionar tecnologías, producir conocimiento, conservar control sobre datos estratégicos y evaluar los efectos de aquello que se implementa.

Una primera prioridad corresponde a convertir las estrategias de inteligencia artificial en capacidades institucionales verificables, porque la aprobación de documentos nacionales representa un avance insuficiente cuando no dispone de financiamiento, responsables, infraestructura, indicadores y mecanismos de evaluación. El diagnóstico del ILIA 2025 muestra que cada vez más países cuentan con estrategias nacionales, aunque muchas presentan dificultades precisamente en esas dimensiones de implementación, mientras Martorell y Porrúa (2026) identifican como desafío central del sector público latinoamericano la distancia entre formulación estratégica y ejecución, proponiendo articular

gobernanza e institucionalidad, infraestructura y datos, y talento. La recomendación para los gobiernos consiste entonces en establecer prioridades limitadas y evaluables, asignar responsabilidades presupuestarias y técnicas, comenzar con problemas públicos claramente definidos y someter los proyectos a ciclos de prueba, evaluación, corrección y eventual escalamiento antes de convertir una innovación inicial en infraestructura permanente.

Esta construcción institucional debería avanzar mediante cooperación regional, particularmente en aquellos componentes donde la fragmentación nacional reduce capacidad de negociación o hace ineficiente que cada país reproduzca soluciones semejantes. La Hoja de Ruta Regional 2026–2027 aprobada durante la Tercera Cumbre Ministerial sobre Ética de la Inteligencia Artificial representa un punto de apoyo concreto, pues los Estados acordaron fortalecer cooperación técnica, intercambio de experiencias, desarrollo de capacidades y mecanismos permanentes de coordinación, incorporando áreas como educación, salud, economía, cultura, ambiente, justicia, planificación y gobiernos subnacionales. UNESCO (2026) Esta agenda puede profundizarse mediante redes compartidas de investigación, infraestructura científica accesible, repositorios regionales, criterios interoperables para contratación tecnológica y espacios donde autoridades, universidades y organizaciones puedan aprender de implementaciones reales sin depender exclusivamente del conocimiento proporcionado por los propios proveedores.

En educación, la prioridad debería trasladarse desde la disponibilidad de herramientas hacia la calidad de las experiencias pedagógicas que se construyen con ellas. El análisis de 193 iniciativas implementadas en 22 países realizado por el Banco Interamericano de Desarrollo (2026) confirma que ya existen aplicaciones regionales en aprendizaje adaptativo, alfabetización, planificación docente, inclusión y gestión escolar, aunque también muestra que las evaluaciones rigurosas y las salvaguardas continúan siendo insuficientes en una parte considerable de los casos. Una política educativa consistente necesita vincular la IA con currículo, necesidades de aprendizaje y responsabilidades docentes, evaluando qué problema pretende resolver antes de seleccionar la tecnología; cuando se utilicen sistemas generativos, los productos obtenidos deberían conservar revisión profesional, mientras los datos estudiantiles

requieren protección reforzada y ninguna predicción automatizada debería convertirse por sí sola en una decisión sobre capacidades, oportunidades o trayectorias educativas.

Esta transformación educativa necesita acompañarse mediante una alfabetización en inteligencia artificial progresiva y transversal que no reduzca la competencia digital a saber utilizar chatbots. El marco de Miao, Shiohira y Lao (2024) para UNESCO organiza doce competencias estudiantiles alrededor de una perspectiva centrada en las personas, ética, técnicas y aplicaciones, y diseño de sistemas, distribuidas a su vez en los niveles comprender, aplicar y crear; dicha progresión ofrece una referencia adecuada para que los sistemas latinoamericanos integren la IA según edad y contexto, manteniendo simultáneamente lectura crítica, razonamiento, escritura, matemática, alfabetización informacional y ciudadanía. La formación docente debe seguir una lógica semejante, pues utilizar una herramienta no equivale a disponer de criterio pedagógico para incorporarla y una capacitación basada exclusivamente en funciones de una plataforma puede quedar obsoleta con rapidez frente al ritmo actual de cambio tecnológico.

Para las universidades, el desafío consiste en pasar de una adopción frecuentemente descentralizada hacia una gobernanza capaz de acompañar docencia, investigación, administración y vinculación social sin bloquear la experimentación legítima. La encuesta de Valentini (2026), realizada con 200 instituciones de educación superior de 19 países, confirma que la incorporación de IA ya se extiende a diferentes misiones universitarias, pero que preparación y gobernanza institucional avanzan con ritmos distintos. Las instituciones deberían disponer de reglas sobre tratamiento de datos, herramientas autorizadas, declaración de usos académicos, responsabilidad por resultados, contratación tecnológica y revisión periódica, complementándolas con espacios donde las diferentes disciplinas puedan adaptar estos criterios a sus propios riesgos; una facultad de medicina, una escuela de educación, un laboratorio de ciencias y una unidad administrativa comparten principios generales de responsabilidad, aunque no necesariamente enfrentan las mismas consecuencias ante un error algorítmico.

La investigación científica requiere una agenda complementaria que proteja la trazabilidad del conocimiento sin renunciar a las posibilidades de automatización. La IA puede apoyar búsquedas preliminares, clasificación documental, traducción, programación, exploración de datos, visualización y revisión lingüística, pero ninguna de esas funciones convierte al sistema en fuente científica ni elimina la obligación de regresar a documentos, bases de datos y procedimientos originales; por ello, universidades, revistas y centros de investigación deberían establecer criterios explícitos para declarar intervenciones sustantivas, conservar registros cuando resulten metodológicamente relevantes y prohibir que información confidencial o datos protegidos sean enviados a entornos cuya gobernanza no haya sido evaluada. La capacidad futura de investigar con IA dependerá menos de producir textos rápidamente que de preservar autoría, reproducibilidad y posibilidad de comprobar cómo se obtuvo una afirmación, especialmente cuando herramientas generativas participen en etapas sucesivas de un mismo estudio.

En las organizaciones públicas y privadas, la recomendación principal consiste en abandonar la lógica de incorporar IA porque una determinada función puede automatizarse y sustituirla por un análisis que determine si esa automatización resulta necesaria, proporcionada y sostenible. Martorell y Porrúa (2026) proponen avanzar desde el diagnóstico hacia pilotos, fortalecimiento de capacidades y adopción responsable, una secuencia coherente con los casos examinados a lo largo de este libro: comenzar por procesos delimitados facilita medir tiempos, calidad, errores, satisfacción de usuarios y riesgos antes de modificar estructuras más amplias. Las organizaciones deberían conservar responsables humanos identificables, mecanismos de reversión, documentación de decisiones y planes de salida que permitan sustituir proveedores o herramientas sin perder información crítica, evitando que una mejora inicial de eficiencia termine produciendo dependencias difíciles de revertir.

El mundo del trabajo requiere igualmente políticas que distingan entre automatización y aumento de capacidades, porque los efectos esperados no se distribuyen uniformemente entre ocupaciones ni entre grupos sociales. El estudio conjunto de Gmyrek et al. (2024) estima que entre el 26 % y el 38 % de los empleos latinoamericanos y caribeños presentan algún grado de exposición a la

IA generativa, mientras entre el 8 % y el 14 % podrían experimentar incrementos de productividad y aproximadamente entre el 2 % y el 5 % se encuentran expuestos a automatización completa con las capacidades analizadas; al mismo tiempo, la brecha digital podría impedir que alrededor de 17 millones de puestos potencialmente beneficiados aprovechen esas posibilidades. La respuesta regional necesita combinar formación continua, conectividad, protección durante transiciones laborales y fortalecimiento de competencias profesionales, evitando tanto anunciar una sustitución generalizada que la evidencia disponible no demuestra como ignorar los sectores y trabajadores que sí pueden enfrentar cambios significativos.

La agenda latinoamericana debe incorporar además la inclusión como criterio de diseño y evaluación, no como corrección posterior destinada únicamente a poblaciones consideradas vulnerables. Las experiencias revisadas muestran oportunidades para personalizar materiales, apoyar comunicación, adaptar interfaces y acompañar diferentes trayectorias, pero esos beneficios pueden quedar restringidos cuando las aplicaciones requieren dispositivos, conectividad, suscripciones o competencias que determinados usuarios no poseen; una herramienta técnicamente accesible tampoco garantiza inclusión si utiliza lenguaje, ejemplos o datos que representan de manera deficiente la diversidad regional. Las inversiones deberían contemplar desde el inicio accesibilidad, lenguas, diferencias territoriales, discapacidad, género y condiciones socioeconómicas, mientras los procesos de evaluación necesitan comprobar quiénes utilizan efectivamente la solución, quiénes abandonan su uso y qué grupos reciben resultados menos precisos.

La gobernanza de datos y la soberanía tecnológica forman otra prioridad inseparable de las anteriores, porque una región altamente usuaria de inteligencia artificial puede ampliar simultáneamente su dependencia si las capacidades de almacenamiento, procesamiento, desarrollo y conocimiento especializado permanecen concentradas fuera de sus instituciones. El ILIA documenta brechas persistentes de inversión y talento, mientras la agenda regional aprobada por UNESCO en 2026 plantea expresamente el fortalecimiento de capacidades humanas, cooperación y construcción de una voz común en los debates internacionales sobre gobernanza digital. CEPAL y CENIA

(2025) UNESCO (2026) Para responder a esta situación no es necesario producir nacionalmente cada componente de IA, pero sí conservar capacidad para auditar sistemas, negociar contratos, controlar información estratégica, cambiar de proveedor, apoyar investigación regional y participar en la definición de reglas que condicionarán el funcionamiento de tecnologías utilizadas posteriormente por millones de personas.

Tabla 34.

Agenda latinoamericana para una incorporación responsable de la inteligencia artificial

Actor	Prioridad inmediata	Acción recomendada	Indicador de avance
Gobiernos	Convertir estrategias en políticas ejecutables	Asignar responsables, presupuesto, datos, infraestructura y mecanismos de evaluación Fortalecer	Proyectos con objetivos, responsables, financiamiento y evaluación pública definidos
Organismos regionales	Reducir fragmentación y compartir capacidades	cooperación técnica, investigación, infraestructura y criterios interoperables	Programas multinacionales activos y mecanismos permanentes de intercambio
Sistemas educativos	Vincular IA con necesidades pedagógicas	Evaluar aplicaciones mediante currículo, aprendizaje, inclusión y protección de datos Definir políticas de	Implementaciones con resultados educativos medidos y supervisión docente
Instituciones de educación superior	Pasar del uso disperso a la gobernanza	datos, autoría, contratación, investigación y evaluación	Existencia de normativa institucional acompañada por seguimiento real
Docentes	Utilizar IA conservando autonomía pedagógica	Diseñar, revisar, contextualizar y verificar los materiales generados	Uso documentado acompañado de revisión y adecuación curricular
Investigadores	Preservar integridad y	Declarar usos relevantes, verificar	Estudios capaces de reconstruir la intervención

	trazabilidad científica	fuentes y proteger información de investigación	de IA cuando sea metodológicamente significativa
Organizaciones	Automatizar problemas, no funciones por moda tecnológica	Ejecutar pilotos, medir resultados y establecer responsables y planes de salida	Reducción comprobable de cargas o mejora de servicios sin incremento desproporcionado de riesgos
Sector productivo	Convertir adopción en productividad inclusiva	Formar trabajadores y apoyar transformación de procesos	Productividad acompañada por capacitación y seguimiento de efectos laborales
Ciudadanía	Desarrollar criterio frente a contenidos y decisiones algorítmicas	Fortalecer alfabetización informacional, privacidad y capacidad de reclamación	Mayor capacidad para verificar información y comprender cuándo interviene IA
Universidades y centros tecnológicos	Incrementar capacidades regionales propias	Impulsar investigación, talento avanzado y soluciones contextualizadas	Mayor producción científica, formación especializada y desarrollo tecnológico regional

La implementación de esta agenda requiere adoptar una cultura de evaluación que permita distinguir rápidamente entre soluciones útiles, aplicaciones cuyo beneficio depende de determinadas condiciones y tecnologías que no justifican los costos o riesgos asociados. El panorama de las 193 experiencias educativas documentadas por el BID resulta ilustrativo porque confirma una actividad considerable en la región y, simultáneamente, una disponibilidad todavía limitada de evaluaciones rigurosas; una dificultad semejante aparece cuando las instituciones informan número de usuarios, consultas o herramientas desplegadas sin vincular esas cifras con resultados educativos, científicos u organizacionales. Banco Interamericano de Desarrollo (2026) La agenda futura debería incorporar evaluación desde el diseño, con líneas de base, indicadores proporcionales al problema, revisión de efectos no previstos y criterios que

permitan retirar una herramienta cuando sus resultados no compensen sus costos económicos, humanos o institucionales.

La participación social debe acompañar este proceso porque las decisiones sobre inteligencia artificial no corresponden exclusivamente a especialistas técnicos y autoridades. La Hoja de Ruta Regional 2026–2027 de UNESCO plantea una gobernanza abierta, participativa y multisectorial donde intervienen gobiernos, universidades, centros de investigación, sociedad civil, empresas y comunidad técnica, además de destacar la necesidad de formar a docentes, funcionarios, investigadores, periodistas, empresas y ciudadanía. UNESCO (2026) Esta perspectiva debería trasladarse hacia procedimientos concretos mediante consultas, comités interdisciplinarios, mecanismos de reclamación y espacios donde las poblaciones afectadas puedan conocer qué sistemas se utilizan y bajo qué criterios, especialmente cuando las aplicaciones participan en servicios públicos, educación, selección, evaluación o distribución de oportunidades.

5.10. Síntesis del Capítulo

Imagen 6.

Síntesis del Capítulo V



Conclusiones generales

El análisis desarrollado a lo largo de los cinco capítulos permite sostener que la inteligencia artificial debe entenderse menos como una tecnología independiente y más como una capacidad sociotécnica cuyo resultado depende de la relación entre herramientas, personas, instituciones, datos, normas y condiciones materiales. El primer capítulo mostró que la posición latinoamericana frente a la IA está condicionada por brechas históricas de conectividad, infraestructura, competencias y dependencia tecnológica; los capítulos posteriores permitieron observar cómo esas condiciones se expresan concretamente cuando una aplicación ingresa en el aula, interviene en una investigación o se incorpora a un proceso organizacional. El resultado no está determinado por el modelo utilizado de manera aislada, porque una misma tecnología puede ampliar capacidades en una institución preparada y producir nuevos problemas cuando se introduce sin objetivos definidos, información confiable, supervisión suficiente o posibilidad de evaluar sus efectos.

En educación, la contribución más consistente de la IA aparece cuando complementa el trabajo docente mediante planificación, adaptación de recursos, retroalimentación, accesibilidad y organización de información, sin desplazar las decisiones pedagógicas hacia mecanismos que desconocen la historia, necesidades y contexto de los estudiantes. Los casos latinoamericanos examinados confirman que ya existen aplicaciones reales y una diversidad creciente de soluciones, aunque el BID (2026) advierte que el desafío regional continúa concentrándose en lograr una implementación responsable y escalable acompañada de mejores evaluaciones, formación docente, gobernanza y sistemas de datos. La innovación educativa adquiere mayor consistencia cuando la pregunta inicial no es qué puede hacer la herramienta, sino qué dificultad de aprendizaje pretende atender y qué evidencia permitirá establecer posteriormente si esa intervención produjo una mejora.

En investigación, la inteligencia artificial amplía la capacidad para explorar literatura, organizar información, analizar datos y preparar diferentes productos científicos, pero la velocidad obtenida introduce una obligación proporcional de verificación. Las fuentes continúan necesitando existencia comprobable, los

métodos deben conservar coherencia con las preguntas formuladas, las interpretaciones requieren fundamento en los datos y la autoría permanece vinculada con quienes pueden responder intelectualmente por las decisiones tomadas; cuando un sistema interviene de manera sustantiva, la transparencia sobre su participación fortalece la trazabilidad en lugar de disminuir el valor de la investigación. Esta lógica permite utilizar herramientas avanzadas sin convertir la producción científica en una cadena de resultados plausibles cuya procedencia ya no pueda reconstruirse.

En las organizaciones, la principal oportunidad reside en reducir cargas repetitivas, mejorar recuperación de información, fortalecer análisis y reorganizar determinados servicios, siempre que la automatización permanezca subordinada a una necesidad institucional demostrable. Los casos examinados muestran que una implementación sostenible combina diagnóstico, capacidades, datos, prototipos, evaluación, despliegue gradual y supervisión, una secuencia que coincide con la necesidad señalada por Martorell y Porrúa (2026) de cerrar la distancia entre visión estratégica e implementación. La madurez organizacional frente a la IA no debería medirse por disponer de más asistentes o automatizaciones, sino por saber cuáles deben utilizarse, qué responsabilidades implican, qué resultados producen y cuándo corresponde modificarlas o retirarlas.

Los casos latinoamericanos reunidos en este último capítulo confirman, finalmente, que no existe una única ruta regional de adopción. Chile, Brasil y Uruguay cuentan con ecosistemas relativamente consolidados; México y Colombia ofrecen experiencias institucionales con configuraciones propias; Argentina, Ecuador y otros países muestran procesos de apropiación que combinan proyectos específicos, formación y construcción progresiva de capacidades, mientras otros contextos disponen todavía de condiciones mucho más limitadas. El ILIA 2025 convierte estas diferencias en un elemento central de su análisis al distinguir factores habilitantes, investigación, desarrollo y adopción, y gobernanza, dimensiones que permiten comprender por qué una solución que funciona en un país o institución no puede trasladarse mecánicamente hacia otro. CEPAL y CENIA (2025) La transferencia regional

más productiva consiste en compartir principios, procedimientos y aprendizajes, reconstruyendo localmente aquello que depende del contexto.

La posición que se desprende de la obra no plantea elegir entre aceptar o rechazar la inteligencia artificial, porque esa oposición resulta insuficiente frente a tecnologías que ya participan en múltiples actividades profesionales y sociales. La cuestión relevante es construir condiciones que permitan utilizarlas con criterio, comprobando sus resultados, preservando responsabilidades humanas y reconociendo cuándo una función no debe automatizarse; para América Latina esta tarea incluye además reducir dependencias estructurales, ampliar capacidades científicas y técnicas, proteger su diversidad cultural y lingüística, fortalecer infraestructura y asegurar que los beneficios potenciales no queden concentrados únicamente en las instituciones, territorios y personas que ya poseen mayores recursos.

La agenda regional acordada en 2026 ofrece una oportunidad para que estas decisiones trasciendan iniciativas nacionales aisladas, puesto que UNESCO (2026) documenta el paso desde declaraciones generales de principios hacia una Hoja de Ruta 2026–2027 orientada a cooperación, fortalecimiento de capacidades y mecanismos permanentes de trabajo entre países. El desafío será convertir esa arquitectura en resultados observables: docentes y ciudadanos con mejores competencias, investigadores con acceso a infraestructura, instituciones capaces de proteger y gobernar sus datos, organismos públicos que evalúen antes de escalar y sistemas regulatorios suficientemente coordinados para defender derechos sin impedir usos socialmente valiosos. La posibilidad de construir una voz regional dependerá de mantener esta cooperación más allá de coyunturas políticas y del ciclo acelerado mediante el cual aparecen y desaparecen herramientas específicas.

El futuro latinoamericano de la inteligencia artificial dependerá, en consecuencia, de la capacidad para evitar dos extremos igualmente insuficientes: adoptar tecnologías como respuesta automática a los problemas existentes o rechazarlas por los riesgos que todavía presentan. Entre ambos se encuentra un espacio de decisión que exige conocimiento, evidencia, regulación proporcional, experimentación responsable y supervisión humana, condiciones que han

orientado los capítulos de esta obra desde la aproximación conceptual hasta los casos regionales. Allí se sitúa también su propósito práctico: proporcionar criterios para que docentes, estudiantes, investigadores, directivos, profesionales, instituciones y responsables públicos puedan utilizar la inteligencia artificial cuando aporte valor comprobable, cuestionarla cuando sus resultados sean insuficientes y conservar siempre la capacidad humana e institucional de decidir sobre los procesos que estas tecnologías ayudan a transformar.

Referencias Bibliográficas

- Administración Nacional de Educación Pública. (2025). *Ceibal suma IA en su plataforma CREA como apoyo al trabajo docente*.
<https://www.anep.edu.uy/ceibal-suma-ia-en-su-plataforma-crea-como-apoyo-al-trabajo-docente>
- Aguilar Trejo, J. L., & Jácome Ávila, N. (2026). Inteligencia artificial y trayectorias escolares de estudiantes con discapacidad en educación superior. *Emerging Trends in Education*, 9(17), 1–20.
<https://doi.org/10.19136/etie.v9n17.6387>
- Almatrafi, O., Johri, A., & Lee, H. (2024). A systematic review of AI literacy conceptualization, constructs, and implementation and assessment efforts (2019–2023). *Computers and Education Open*, 6, 100173.
<https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100173>
- Amado, N. (2025). *AI sovereignty in Latin America: Regional digital dependence and the potential to overcome it* (RegulAlte Working Paper 02/2025). RegulAlte. <https://www.regulaite.eu/images/pdf/Amado2025.pdf>
- An, Y., Yu, J. H., & James, S. (2025). Investigating the higher education institutions' guidelines and policies regarding the use of generative AI in teaching, learning, research, and administration. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22, Article 10.
<https://doi.org/10.1186/s41239-025-00507-3>
- Ancheta-Arrabal, A., Pulido-Montes, C., & Carvajal-Mardones, V. (2021). Gender digital divide and education in Latin America: A literature review. *Education Sciences*, 11(12), Article 804. <https://doi.org/10.3390/educsci11120804>

- Andersson, C., Hallin, A., & Ivory, C. (2022). Unpacking the digitalisation of public services: Configuring work during automation in local government. *Government Information Quarterly*, 39(1), 101662. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101662>
- Angulo-Bazán, Y. (2024). El desafío de la inteligencia artificial generativa en la publicación científica: Consideraciones para un proceso editorial ético. *Acta Médica Peruana*, 41(3), 153–157. <https://doi.org/10.35663/amp.2024.413.3328>
- Arias Ortiz, E., & Giambruno, C. (2025). *Nota CIMA #37: Inteligencia artificial en las escuelas: Evidencia desde TALIS 2024*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0013743>
- Arias Ortiz, E., & Giambruno, C. (2026). *How AI is transforming education in Latin America and the Caribbean: Lessons from 193 solutions*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://www.iadb.org/en/blog/education/how-ai-transforming-education-latin-america-and-caribbean-lessons-193-solutions>
- Arias Ortiz, E., Castro Vergara, N., Forero Pabón, T., Della Nina Gambi, G., Giambruno, C., Pérez Alfaro, M., & Rodríguez Segura, D. (2025). *Inteligencia artificial y educación: Construyendo el futuro mediante la transformación digital*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0013500>
- Aviles-Valenzuela, A., Acosta-Barreno, K., Espinel-Obregoso, F. P., & Espinoza Carrasco, A. S. (2025). Trends and analysis of artificial intelligence research in Latin America (2013–2023). *Open Information Science*, 9(1), Article 20250023. <https://doi.org/10.1515/opis-2025-0023>

- Azuara, O., Ripani, L., & Torres, E. (2024). *AI and the increase of productivity and labor inequality in Latin America: Potential impact of large language models on the Latin American workforce*. Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0013152>
- Bahrainian, S. A., Dou, J., & Eickhoff, C. (2024). Text simplification via adaptive teaching. *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2024*, 6574–6584. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-acl.392>
- Bakker, B., Chen, S., Vasilyev, D., Bespalova, O., Chin, M., Kolpakova, D., Singhal, A., & Yang, Y. (2025). What can artificial intelligence do for stagnant productivity in Latin America and the Caribbean? *Latin American Journal of Central Banking*, Article 100192. <https://doi.org/10.1016/j.latcb.2025.100192>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2026a, 29 de abril). *Artificial intelligence in education: Learning by doing and evaluating to scale*. <https://www.iadb.org/en/blog/education/artificial-intelligence-education-learning-doing-and-evaluating-scale>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2026b). *IA y educación: Escalando el apoyo docente con IA: Evidencia de Chile y Costa Rica (Proyecto RG-T4991)*. <https://www.iadb.org/es/proyecto/RG-T4991>
- Batool, A., Zowghi, D., & Bano, M. (2025). AI governance: A systematic literature review. *AI and Ethics*, 5, 3265–3279. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00653-w>
- Bellomo, S., & Vinacur, T. (2025). *Alfabetización inteligencia artificial (IA). Desafíos y oportunidades en Argentina*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0013754>

- Bernard, N., Sagawa, Y., Jr., Bier, N., McMurtry, C. M., Lee, T. W., Beesley, T., Belanger, L., & Mortenson, W. B. (2025). Using artificial intelligence for systematic review: The example of Elicit. *BMC Medical Research Methodology*, 25, Article 75. <https://doi.org/10.1186/s12874-025-02528-y>
- Betti Galasso, B. J. (2026). *Inteligencia artificial generativa y formación docente: Competencias emergentes en América Latina—Una revisión de alcance*. *Actualidades Investigativas en Educación*, 26(1), 1–43. <https://doi.org/10.15517/z4mcs052>
- Blake Angulo, J. (2026). Docencia e inteligencia artificial generativa en educación superior en América Latina: Focos y vacíos de la investigación emergente (revisión sistemática 2023–2025). *Revista Realidad Educativa*, 6(1), 153–189. <https://doi.org/10.38123/rre.v6i1.600>
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., Buch, S., Card, D., Castellon, R., Chatterji, N., Chen, A., Creel, K., Davis, J. Q., Demszky, D., ... Liang, P. (2021). *On the opportunities and risks of foundation models*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.07258>
- 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>
- Bujold, A., Roberge-Maltais, I., Parent-Rochelleau, X., Boasen, J., Sénécal, S., & Léger, P.-M. (2024). Responsible artificial intelligence in human resources

management: A review of the empirical literature. *AI and Ethics*, 4(4), 1185–1200. <https://doi.org/10.1007/s43681-023-00325-1>

CAF - Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe, & Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. (2026). *Relatoría del Diálogo Regional: Los retos de la gobernanza digital en América Latina y el Caribe*. <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/2634>

Calvopiña Freire, D. J., Quiroz Castro, A. J., Salazar Ortiz, I. M., & Pilamunga Asacata, D. E. (2025). Inteligencia artificial como herramienta inclusiva en educación especial y su impacto en el rendimiento académico. *Mérito - Revista de Educación*, 7(21), 89–102. <https://doi.org/10.37260/merito.i7n21.9>

Cano-Zambrano, M. E., Cedeño-Montesdeoca, S. M., Cool-Vergara, E. N., Ganchozo-Loor, M. V., Holguín-Intriago, A. I., Mendoza-Briones, U. O., Mendoza-Pérez, A. V., Párraga-Gallardo, J. L., Sornoza-Bravo, J. C., & Zambrano-Domínguez, V. I. (2026). *Reimaginar la educación pedagogía, innovación y sentido humano en la escuela contemporánea*. Oriente-Manabí Editorial. <https://doi.org/10.63618/omeditorial/I19>

Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation*, 106, 102312. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102312>

Carolus, A., Koch, M. J., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). MAILS—Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change- and meta-competencies. *Computers in Human*

<https://doi.org/10.1016/j.chbah.2023.100014>

Casal-Otero, L., Catala, A., Fernández-Morante, C., Taboada, M., Cebreiro, B., & Barro, S. (2023). AI literacy in K-12: A systematic literature review. *International Journal of STEM Education, 10*, Article 29. <https://doi.org/10.1186/s40594-023-00418-7>

Castellanos, A., Duque, A. F., Attar, P. J., Cruz, J. C., & Camargo, J. E. (2025). Large language models for thematic summarization in qualitative health care research: Comparative analysis of model performance. *JMIR AI, 4*, Article e64447. <https://doi.org/10.2196/64447>

Ceibal. (2024). *Pensamiento computacional e inteligencia artificial en cifras*. <https://ceibal.edu.uy/institucional/articulos/pensamiento-computacional-e-inteligencia-artificial-en-cifras/>

Ceibal. (2026). *Hacer con inteligencia artificial: usar la IA generativa en contextos educativos*. EDUx Ceibal. https://edux.ceibal.edu.uy/courses/course-v1%3Aceibal%2BCEIBAL26_C1%2B1/about

Cendrés Guasch, J. (2025). Inteligencia artificial en la investigación: Replanteamiento crítico de la enseñanza de la metodología investigativa. *Telos: Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales, 27(3)*, 1003–1009. <https://doi.org/10.36390/telos273.20>

Centro Nacional de Inteligencia Artificial, & Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2024). *Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2024*. https://indicelatam.cl/wp-content/uploads/2025/01/ILIA_2024_020125_compressed.pdf

- Chavarry Galvez, D. P., & Revinova, S. (2025). Assessing digital technology development in Latin American countries: Challenges, drivers, and future directions. *Digital*, 5(2), Article 20. <https://doi.org/10.3390/digital5020020>
- Chemnad, K., Al-Thani, D., Othman, A., & Al-Thani, M. (2024). Digital accessibility in the era of artificial intelligence—Bibliometric analysis and systematic review. *Universal Access in the Information Society*, 23, 1649–1669. <https://doi.org/10.1007/s10209-023-01024-7>
- Chang-Gómez, M. A., Vásquez-Gil, O. A., Ramírez-Álvarez, K. E., Casas-Tello, D. E., Vasquez-Pinedo, J. A., Wong-Ramirez, J. del P., Araujo-Dávila, C. E., Souza-Najar, R. I., Malca-Salas, G. A., & Carrasco-Montañez, D. D. (2026). *Transformación digital y analítica de datos para la prevención de riesgos: inteligencia artificial, Big Data e innovación en la gestión de la seguridad y salud*. Oriente-Manabí Editorial. <https://doi.org/10.63618/omeditorial/I30>
- Chiu, T. K. F. (2024). What are artificial intelligence literacy and competency? A comprehensive framework to support them. *Computers and Education Open*, 6, 100171. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100171>
- Chiu, T. K. F., Xia, Q., Zhou, X., Chai, C. S., & Cheng, M. (2023). Systematic literature review on opportunities, challenges, and future research recommendations of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100118. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100118>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2024). *Superar las trampas del desarrollo de América Latina y el Caribe en la era digital: El potencial transformador de las tecnologías digitales y la inteligencia*

artificial. <https://conferenciaelac.cepal.org/9/es/documentos/superar-trampas-desarrollo-america-latina-caribe-la-era-digital-potencial-transformador>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2025b). Uso de soluciones de IA en América Latina y el Caribe 2025. Observatorio de Desarrollo Digital. <https://desarrollodigital.cepal.org/es/datos-y-hechos/uso-de-soluciones-de-ia-en-america-latina-y-el-caribe-2025>

Committee on Publication Ethics. (2023). *Authorship and AI tools*. <https://publicationethics.org/guidance/cope-position/authorship-and-ai-tools>

Corvalán, J., & Vergara, L. (2025, 10 de julio). El uso de la IA generativa en la didáctica, la investigación y la evaluación universitaria. *Derecho al Día*. Facultad de Derecho, Universidad de Buenos Aires. <https://www.derecho.uba.ar/derechoaldia/tapa/el-uso-de-la-ia-generativa-en-la-didctica-la-investigacin-y-la-evaluacin-universitaria/%2B9764>

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>

Crossref. (s. f.). *Crossmark*. <https://www.crossref.org/services/crossmark/>

Crossref. (s. f.). *Metadata search*. <https://search.crossref.org/>

Cruz, G., Riobó, A., Pfeifer, M., & Duarte, D. (2024). *IA desde los cimientos: desafíos y oportunidades en el contexto de América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0013275>

Cubo, A., Hernández Carrión, J. L., Porrúa, M., & Roseth, B. (2022). *Guía de transformación digital del gobierno*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0004402>

De La Torre, A., & Baldeon-Calisto, M. (2024). Generative artificial intelligence in Latin American higher education: A systematic literature review. In A. Varol, M. Karabatak, C. Varol, & E. Tuba (Eds.), *12th International Symposium on Digital Forensics and Security, ISDFS 2024* (pp. 1–7). Institute of Electrical and Electronics Engineers. <https://doi.org/10.1109/ISDFS60797.2024.10527283>

Del-Valle-Soto, C., Briseño, R. A., López-Pimentel, J.-C., Velázquez, R., Valdivia, L. J., & Varela-Aldás, J. (2024). Bridging the digital divide in Mexico: A critical analysis of telecommunications challenges and opportunities. *Telecom*, 5(4), 1083–1102. <https://doi.org/10.3390/telecom5040055>

Delgado de Frutos, N., Campo Carrasco, L., Sainz de la Maza, M., & Etxabe-Urbieto, J. M. (2024). Aplicación de la inteligencia artificial (IA) en educación: Los beneficios y limitaciones de la IA percibidos por el profesorado de educación primaria, educación secundaria y educación superior. *Revista Electrónica Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, 27(1), 207–224. <https://doi.org/10.6018/reifop.577211>

Díaz Vera, J. P., Pulley Cajamarca, J. J., & Navarrete Llaguno, P. S. (2025). Herramientas de inteligencia artificial en el apoyo educativo para estudiantes con necesidades educativas especiales (NEE) en diferentes discapacidades. *Revista Universidad de Guayaquil*, 139(1), 10–30. <https://doi.org/10.53591/rug.v139i1.1605>

Díaz, L. B. (2024). El uso de la inteligencia artificial en la investigación científica.

Revista Historia de la Educación Latinoamericana, 26(43), 253–272.

<https://doi.org/10.19053/uptc.01227238.18014>

Du, H., Sun, Y., Jiang, H., Islam, A. Y. M. A., & Gu, X. (2024). Exploring the effects of AI literacy in teacher learning: An empirical study. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 559.

<https://doi.org/10.1057/s41599-024-03101-6>

educarchile. (2025, 23 de junio). *Nueva plataforma AI-Llu de País Digital: asistente digital ayudaría a las y los docentes a reducir sus labores hasta en un 70%*. <https://www.educarchile.cl/articulos/nueva-plataforma-ai-llu-de-pais-digital-asistente-digital-ayudaria-las-y-los-docentes>

Estévez, E., Janowski, T., & Roseth, B. (2024). *When does automation in government thrive or flounder?* Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0005530>

Farca, A., Jalife Villalón, S., Martínezgarza, R., Puig Gabarró, P., & Iglesias Rodríguez, E. (2026). *Development and use of artificial intelligence in Latin America and the Caribbean*. Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0014054>

Flechsig, C., Anslinger, F., & Lasch, R. (2022). Robotic process automation in purchasing and supply management: A multiple case study on potentials, barriers, and implementation. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 28(1), 100718. <https://doi.org/10.1016/j.pursup.2021.100718>

Flórez Rojas, M. L. (2025). The shaping of AI policies in Latin America: A study of international organizations' influence in Argentina, Brazil, Chile,

Colombia, and Costa Rica. In *Artificial intelligence and international relations* (pp. 261–282). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-84748-6_12

Fontanelli, O., Schulz, M. S., Alba Udave, J., Quintana Nedelcu, D., Tavera Fenollosa, L., & Dussauge Laguna, M. I. (2025). Uso y valoración de herramientas de inteligencia artificial en el estudiantado de FLACSO México. *Perfiles Latinoamericanos*, 33(66), 267–279. <https://doi.org/10.18504/pl3366-013-2025>

García Zaballos, A., Puig Gabarró, P., Iglesias Rodriguez, E., & Pérez Colón, R. (2025). *Capturing the data center opportunity in Latin America and the Caribbean*. Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0013774>

García-Rosado, L. F. (2024). Inteligencia artificial, una mirada desde la asignatura metodología de la investigación científica: Un relato de experiencia docente. *Educación Superior*, 23(37). <https://scielo.do/ij/es/a/Swr5qKq7YG4BSPBWp3LsKNF/?lang=es>

Gartlehner, G., Kahwati, L., Hilscher, R., Thomas, I., Kugley, S., Crotty, K., Viswanathan, M., Nussbaumer-Streit, B., Booth, G., Erskine, N., Konet, A., & Chew, R. (2024). Data extraction for evidence synthesis using a large language model: A proof-of-concept study. *Research Synthesis Methods*, 15(4), 576–589. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1710>

Giray, L., Islam, M. E., & Glo, J. A. (2026). AI hallucinations in academic writing: Implications for research integrity. *Naunyn-Schmiedeberg's Archives of Pharmacology*, 399, 16827–16839. <https://doi.org/10.1007/s00210-026-05494-4>

- Gmyrek, P., Winkler, H., & Garganta, S. (2024). *Buffer or bottleneck? Employment exposure to generative AI and the digital divide in Latin America* (ILO Working Paper No. 121). International Labour Organization & World Bank. <https://doi.org/10.54394/TFZY7681>
- Golgeci, I., Ritala, P., Arslan, A., McKenna, B., & Ali, I. (2025). Confronting and alleviating AI resistance in the workplace: An integrative review and a process framework. *Human Resource Management Review*, 35(2), 101075. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2024.101075>
- Gonsalves, C. (2025). Addressing student non-compliance in AI use declarations: Implications for academic integrity. *Assessment & Evaluation in Higher Education*. <https://doi.org/10.1080/02602938.2024.2415654>
- Grohmann, R. (2025). Latin American critical data studies. *Big Data & Society*, 12(2), 1–9. <https://doi.org/10.1177/20539517251330160>
- Gunasekara, L., El-Haber, N., Nagpal, S., Moraliyage, H., Issadeen, Z., Manic, M., & De Silva, D. (2025). A systematic review of responsible artificial intelligence principles and practice. *Applied System Innovation*, 8(4), Article 97. <https://doi.org/10.3390/asi8040097>
- Gusenbauer, M., & Haddaway, N. R. (2020). Which academic search systems are suitable for systematic reviews or meta-analyses? Evaluating retrieval qualities of Google Scholar, PubMed, and 26 other resources. *Research Synthesis Methods*, 11(2), 181–217. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1378>
- Gutiérrez, L. H., Gallego, J. M., & Herrera Giraldo, M. F. (2025). *Exploring the drivers and performance impacts of advanced digital technologies in Latin American economies* (IDB Technical Note No. 3197). Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0013728>

- Hadley, E., Blatecky, A., & Comfort, M. (2025). Investigating algorithm review boards for organizational responsible artificial intelligence governance. *AI and Ethics*, 5(3), 2485–2495. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00574-8>
- Haider, J., & Sundin, O. (2024). GPT-fabricated scientific papers on Google Scholar: Key features, spread, and implications for preempting evidence manipulation. *HKS Misinformation Review*. <https://doi.org/10.37016/mr-2020-156>
- Herrera Giraldo, M. F., Gallego, J. M., Gutiérrez, H., Vargas, F., & Pereira, M. (2024). *The diffusion of artificial intelligence in an emerging economy: Evidence at the firm level in Colombia*. Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0013325>
- Horna-Saldaña, C. J., Perez Perez, J. E., & Toro Galeano, M. L. (2025). Artificial intelligence in the preservation of native languages and bridging the information access gap for Indigenous peoples. *Journal of Enabling Technologies*, 19(1), 63–75. <https://doi.org/10.1108/JET-09-2024-0063>
- Hradecky, D., Kennell, J., Cai, W., & Davidson, R. (2022). Organizational readiness to adopt artificial intelligence in the exhibition sector in Western Europe. *International Journal of Information Management*, 65, 102497. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102497>
- International Committee of Medical Journal Editors. (2026). *Recommendations for the conduct, reporting, editing, and publication of scholarly work in medical journals*. <https://www.icmje.org/recommendations/>
- International Telecommunication Union. (2024, November 27). *Global Internet use continues to rise but disparities remain, especially in low-income*

regions. <https://www.itu.int/en/mediacentre/Pages/PR-2024-11-27-facts-and-figures.aspx>

Jerez Yañez, O. (Ed.). (2025). *Humanizar la inteligencia: Orientaciones para un uso ético y transformador de la IA en la educación y la investigación en salud*. Departamento de Educación en Ciencias de la Salud, Facultad de Medicina, Universidad de Chile. <https://doi.org/10.34720/17ej-i164>

Jimbo-Santana, P., Lanzañini, L. C., Jimbo-Santana, M., & Morales-Morales, M. (2023). Artificial intelligence for analyzing academic performance in higher education institutions: A systematic literature review. *Revista Cátedra*, 6(2), 30–50. <https://doi.org/10.29166/catedra.v6i2.4408>

Juárez-Merino, M. A. (2025). Digital governance in Latin America: A comprehensive analysis and future perspectives. *Journal of Smart Cities and Society*, 4(4), 232–242. <https://doi.org/10.1177/27723577251388360>

Kalenda, P. J., Rath, L., Abugasea Heidt, M., & Wright, A. (2025). Pre-service teacher perceptions of ChatGPT for lesson plan generation. *Journal of Educational Technology Systems*, 53(3), 219–241. <https://doi.org/10.1177/00472395241301388>

Kanobel, M. C. (2026). Hacia una gobernanza responsable de la inteligencia artificial generativa en la educación superior. *Revista Educación Superior y Sociedad (ESS)*, 37(2), 267–287. <https://doi.org/10.54674/ess.v37i2.1204>

Klesel, M., & Wittmann, H. F. (2025). Retrieval-augmented generation (RAG). *Business & Information Systems Engineering*, 67(4), 551–561. <https://doi.org/10.1007/s12599-025-00945-3>

Lascano-Rivera, S. B., Vila-Hinojo, B. T., Quimbita-Chiluisa, O. R., Carrera-Sánchez, F. A., Puente-Ponce, P. F., Guerrero-Bermúdez, Á. E., Guerrero-Calero, V. S., & Hidalgo-Zambrano, K. C. (2026). *Administración inteligente: estrategias empresariales basadas en inteligencia artificial, analítica de datos y sostenibilidad*. Oriente-Manabí Editorial.
<https://doi.org/10.63618/omeditorial/l15>

Latorre, L., Rego, E., & Muro, V. (2025). *Reporte de tecnología y accesibilidad*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0013824>

Lee, S. S., & Moore, R. L. (2024). Harnessing generative AI (GenAI) for automated feedback in higher education: A systematic review. *Online Learning*, 28(3).
<https://olj.onlinelearningconsortium.org/index.php/olj/article/view/4593>

Lehuedé, S. (2024). An alternative planetary future? Digital sovereignty frameworks and the decolonial option. *Big Data & Society*, 11(1).
<https://doi.org/10.1177/20539517231221778>

Levy Yeyati, E. (2025). *An enabling regulatory framework for artificial intelligence in Latin America and the Caribbean*. Inter-American Development Bank.
<https://doi.org/10.18235/0013801>

Levy Yeyati, E., Robano, V., Pereiro, E., Porto, C., & Koleszar, V. (2025). *Generative AI in education: A framework for leveraging digital tools in Latin American classrooms*. Inter-American Development Bank.
<https://doi.org/10.18235/0013853>

Liang, W., Yuksekgonul, M., Mao, Y., Wu, E., & Zou, J. (2023). GPT detectors are biased against non-native English writers. *Patterns*, 4(7), 100779.
<https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100779>

- Linsenmayer, E. (2025). *Leveraging artificial intelligence to support students with special education needs*. OECD Artificial Intelligence Papers (No. 46). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/1e3dffa9-en>
- Llorens, M. P. (2023). Crossing routes: Artificial intelligence governance and human rights in Latin America. *CEBRI-Journal*, 2(7), 81–98. <https://doi.org/10.54827/issn2764-7897.cebri2023.07.03.0X.81-98.en>
- López-Vasco, F. E., Angulo-Álvarez, M. R., & Sosa-Zúñiga, D. I. (2025). Formación docente en IA generativa: Impacto ético y retos en educación superior. *Alteridad*, 20(2), 166–177. <https://doi.org/10.17163/alt.v20n2.2025.01>
- Lucas, M., Burgueño, A., Carazas, M., Buenadicha Sánchez, C., Ramirez Rufino, S., & Rosales Torres, C. S. (2025). *The performance of artificial intelligence in the use of Indigenous American languages*. Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0013542>
- Mahmoudi, H., Chang, D., Lee, H., Ghaffarzadegan, N., & Jalali, M. S. (2025). Critical assessment of large language models' (ChatGPT) performance in data extraction for systematic reviews: Exploratory study. *JMIR AI*, 4, Article e68097. <https://doi.org/10.2196/68097>
- Mainardi, I. (2025). Change management: Artificial intelligence (AI) at the service of public administrations. *AI & Society*, 40(5), 3953–3981. <https://doi.org/10.1007/s00146-024-02136-2>
- Manrique Gallegos, M. A., Flores Vera, L. R. B., & Medrano Zarate, J. S. (2025). Inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana: revisión sistemática y análisis bibliométrico, 2015–2024. *Revista Agustina de Educación*, 4(2). <https://doi.org/10.71727/rae.v4i2.402>

- Martínez-Camacho, H., Saavedra-Alamillas, C., Pacheco-Mendoza, J., & Machin-Mastromatteo, J. D. (2025). Generative artificial intelligence and university libraries in Latin America. *IFLA Journal*, 51(3), 647–659. <https://doi.org/10.1177/03400352251348246>
- Martorell, P., & Porrúa, M. (2026). *Modelo de referencia para políticas de IA en el sector público de América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0014418>
- Mathis, W. S., Zhao, S., Pratt, N., Weleff, J., & De Paoli, S. (2024). Inductive thematic analysis of healthcare qualitative interviews using open-source large language models: How does it compare to traditional methods? *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 255, Article 108356. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2024.108356>
- Matjie, M. A., Nethavhani, A., & Matlakala, M. (2026). AI and the digital divide in education. *Frontiers in Computer Science*, 8, Article 1759027. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2026.1759027>
- Messeri, L., & Crockett, M. J. (2024). Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research. *Nature*, 627, 49–58. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07146-0>
- Miao, F., & Cukurova, M. (2024). *AI competency framework for teachers*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/ZJTE2084>
- Miao, F., & Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/EWZM9535>
- Miao, F., Shiohira, K., & Lao, N. (2024). *AI competency framework for students*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/JKJB9835>

Ministerio de Educación de Chile. (2025b). *Mineduc lanza guía para potenciar el aprendizaje integrando el uso de la inteligencia artificial en contextos educativos*. <https://www.mineduc.cl/mineduc-lanza-guia-para-potenciar-el-aprendizaje-integrando-el-uso-de-la-inteligencia-artificial-en-contextos-educativos/>

Ministerio de Educación de Chile. (2025a, 13 de agosto). *Docentes de la región de Aysén se capacitan en talleres del Plan Nacional Sumo Primero a cargo de la UACH*. Reactivación Educativa. <https://reactivacioneducativa.mineduc.cl/2025/08/13/docentes-de-la-region-de-aysen-se-capacitan-en-talleres-del-plan-nacional-sumo-primero-a-cargo-de-la-uach/>

Ministerio de Educación de Chile. (2026). *Plan de Reactivación Educativa 2025: Informe anual 2025*. <https://reactivacioneducativa.mineduc.cl/wp-content/uploads/sites/127/2026/02/Plan-de-Reactivacio%CC%81n-Educativa-2026.pdf>

Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2025). *Colombia vive el primer “Día de la Inteligencia Artificial en tu Colegio”*. <https://www.mintic.gov.co/portal/715/w3-article-407006.html>

Miranda, P. (2026, 9 de abril). *Cooperación internacional para la implementación de IA en la UCE*. Universidad Central del Ecuador. https://www.uce.edu.ec/archive_noticias?artID=4595434

Mundlos, P. (2025). The impact of artificial intelligence on managerial attention allocation for discontinuous change: A conceptual framework. *Management Review Quarterly*, 75(2), 1–45. <https://doi.org/10.1007/s11301-024-00409-0>

- Navarrete-Cazales, Z., Cruz-Victoria, J. C., & Manzanilla-Granados, H. M. (2026). Autoría e integridad académica ante la inteligencia artificial generativa en educación superior. *Revista Educación Superior y Sociedad (ESS)*, 37(2), 205–222. <https://doi.org/10.54674/ess.v37i2.1174>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). AI literacy: Definition, teaching, evaluation and ethical issues. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 58(1), 504–509. <https://doi.org/10.1002/prai2.487>
- Nguyen, V. T., Jung, K., & Gupta, V. (2021). Examining data visualization pitfalls in scientific publications. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 4, Article 27. <https://doi.org/10.1186/s42492-021-00092-y>
- OECD. (2024). *Facts not fakes: Tackling disinformation, strengthening information integrity*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/d909ff7a-en>
- Oh, J., Whang, S. E., Evans, J., & Wang, J. (2026). Classroom AI: Large language models as grade-specific teachers. *npj Artificial Intelligence*, 2, Article 28. <https://doi.org/10.1038/s44387-026-00081-7>
- Organisation for Economic Co-operation and Development, & CAF Development Bank of Latin America. (2022). *Uso estratégico y responsable de la inteligencia artificial en el sector público de América Latina y el Caribe*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/5b189cb4-es>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2022). *OECD framework for the classification of AI systems* (OECD Digital Economy Papers No. 323). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/cb6d9eca-en>

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2024). *Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 8). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/623da898-en>

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2025). *Gobernar con la inteligencia artificial: Situación actual y perspectivas futuras de las funciones básicas de la administración pública*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/dc00e56a-es>

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., . . . Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, Article n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>

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), Article 485. <https://doi.org/10.3390/e23040485>

Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Conboy, K. (2025). Responsible artificial intelligence governance: A review and research framework. *The Journal of Strategic Information Systems*, 34(2), Article 101885. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2024.101885>

Patiño, A., Cabello, S. M., Ros Rooney, D., & Urtasun, M. (2025). *Transformación digital productiva: Análisis de políticas, estrategias e instrumentos para impulsarla en América Latina* (LC/TS.2025/97). Comisión Económica para

<https://www.cepal.org/es/publicaciones/84408-transformacion-digital-productiva-analisis-politicas-estrategias-instrumentos>

Peters, U., & Chin-Yee, B. (2025). Generalization bias in large language model summarization of scientific research. *Royal Society Open Science*, 12(4), Article 241776. <https://doi.org/10.1098/rsos.241776>

Pinto, A. S., Abreu, A., Pérez Cota, M., & Paiva, J. (2025). A meta analysis of TOE factors driving organizational adoption of artificial intelligence across industries. *Discover Artificial Intelligence*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00747-2>

Plaza de la Hoz, J., Espinosa Zárate, Z., & Camilli Trujillo, C. (2024). Digitalisation and poverty in Latin America: A theoretical review with a focus on education. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 1194. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03692-0>

Pombo, C., Cabrol, M., González Alarcón, N., & Sánchez Ávalos, R. (2020). *fAIr LAC: Adopción ética y responsable de la inteligencia artificial en América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0002169>

Prandner, D., & Menz, W. (2025). ChatGPT as a data analyst: An exploratory study on AI-supported data analysis in educational research. *Frontiers in Education*, 9, Article 1417900. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1417900>

Qian, Y. (2025). Pedagogical applications of generative AI in higher education: A systematic review of the field. *TechTrends*, 69(5), 1105–1120. <https://doi.org/10.1007/s11528-025-01100-1>

Ramírez Vergara, K. M., López-Chau, A., Rojas Piloni, F. E., Rojas Hernández, R., & Trujillo Mora, V. (2024). Cuentos inclusivos con inteligencia artificial generativa. *Universitaria*, 7(49), 64–67.

<https://revistauniversitaria.uaemex.mx/article/view/23074>

Ramírez, M. (2026, 24 de abril). Nuevas herramientas de IA generativa que pueden acelerar tu investigación. *TecScience*.

<https://tecscience.tec.mx/es/tecnologia/herramientas-de-ia-generativa-para-investigacion/>

Ramos-Castillo, J. (2024). Inteligencia artificial en publicaciones científicas: Ética e integridad ante un desafío emergente. *Anales de la Facultad de Medicina*, 85(4), 393–397. <https://doi.org/10.15381/anales.v85i4.16129>

Reeves-Huapaya, E. S., Quispe-Berríos, H., Saravia-Parra, L., Chambilla-Baylón, J. R., Rucoba-del Castillo, L. R., Vásquez-Dorado, J. E., Oscco-Solorzano, R., & Jaime-Andia, M. (2025). Exploring inclusion and digital literacy in Latin America as a means for social change: A systematic literature review. *Social Sciences & Humanities Open*, 12, Article 102219. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2025.102219>

Reyes-Tagle, G., Gómez Reino, J. L., Santín, O., & Cadena, L. F. (2024). *Transformación digital en las administraciones tributarias de América Latina: Modelo de madurez digital*. Dirección General Impositiva de la República Oriental del Uruguay. Banco Interamericano de Desarrollo. <https://doi.org/10.18235/0013341>

Ritala, P., Aaltonen, P., Ruokonen, M., & Nemeh, A. (2024). Developing industrial AI capabilities: An organisational learning perspective. *Technovation*, 138, 103120. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.103120>

Romani Pillpe, G., Valencia Guillen, C. A., Macedo Inca, K. S., Vivar Robles, J.

R., & Soto Loza, G. E. (2025). Impacto del uso de herramientas de inteligencia artificial en la eficiencia y gestión del tiempo en la planificación docente. *Universidad, Ciencia y Tecnología*, 29(127), 41–51. <https://doi.org/10.47460/uct.v29i127.960>

Rondon-Morel, R. O., Pacotaípe-Delacruz, R., Alarcón-Núñez, E. A., & Yopez-Salvatierra, P. N. (2024). El impacto de la inteligencia artificial en la formación docente. *Revista Tecnológica-Educativa Docentes 2.0*, 17(2), 368–375. <https://doi.org/10.37843/rted.v17i2.566>

Rueda-Carvajal, G. D., Tobar-Rosero, O. A., Sánchez-Zuluaga, G. J., Candelo-Becerra, J. E., & Flórez-Celis, H. A. (2025). Opportunities and challenges of industries 4.0 and 5.0 in Latin America. *Sci*, 7(2), Article 68. <https://doi.org/10.3390/sci7020068>

Ruiz, G. F. (2024). Implicaciones de la inteligencia artificial en la metodología de investigación. *Revista de Investigación en Tecnologías de la Información*, 12(26), 28–38. <https://doi.org/10.36825/RITI.12.26.003>

Ruta, M. R., Dominici, M., Bellini, V., & Bignami, E. G. (2025). ChatGPT for univariate statistics: Validation of AI-assisted data analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 27, Article e63550. <https://doi.org/10.2196/63550>

Sadeghi R., K., Ojha, D., Kaur, P., Mahto, R. V., & Dhir, A. (2024). Explainable artificial intelligence and agile decision-making in supply chain cyber resilience. *Decision Support Systems*, 180, 114194. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114194>

- 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>
- Sampaio, R. C., Nicolás, M. A., Junquillo, T. A., Silva, L. R. L., Freitas, C. S., Telles, M., Ribeiro, E., & Santos, L. C. (2024). ChatGPT e outras IAs transformarão a pesquisa científica: Reflexões sobre seus usos. *Revista de Sociologia e Política*, 32, Article e008. <https://doi.org/10.1590/1678-98732432e008>
- Sánchez, N. E., Michay, G. C., & Calderón, J. V. (2025). Inteligencia artificial generativa en educación superior: una revisión sistemática de literatura hispanohablante. *Espacios*, 46(6), 14–25. <https://doi.org/10.48082/espacios-a25v46n06p02>
- Sartor-Harada, A., & Ulloa-Guerra, O. (2026). Professores e inteligência artificial: usos e necessidades de formação no ensino superior latino-americano. *Texto Livre*, 19, e61543. <https://doi.org/10.1590/1983-3652.2026.61543>
- Schmallenbach, L., Jäkel, S., Oberski, D. L., & Pouw, W. (2024). The geography of artificial intelligence in the life sciences. *Nature Communications*, 15. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-49150-6>
- Schryen, G., Marrone, M., & Yang, J. (2025). Exploring the scope of generative AI in literature review development. *Electronic Markets*, 35, Article 13. <https://doi.org/10.1007/s12525-025-00754-2>
- Soto, Á., Durán, R., Moreno, A., Adasme, S., Rovira, S., Jordán, V., & Poveda, L. (Coords.). (2025). *Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2025* (Documentos de Proyectos, LC/TS.2025/68/Rev.1). Comisión

Económica para América Latina y el Caribe & Centro Nacional de Inteligencia Artificial. <https://www.cepal.org/es/publicaciones/82514-indice-latinoamericano-inteligencia-artificial-ilia-2025>

Soudi, M. S., & Bauters, M. (2024). AI guidelines and ethical readiness inside SMEs: A review and recommendations. *Digital Society*, 3, Article 3. <https://doi.org/10.1007/s44206-024-00087-1>

Sperling, K., Stenberg, C.-J., McGrath, C., Åkerfeldt, A., Heintz, F., & Stenliden, L. (2024). In search of artificial intelligence (AI) literacy in teacher education: A scoping review. *Computers and Education Open*, 6, 100169. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100169>

Sposato, M. (2025). Artificial intelligence in educational leadership: A comprehensive taxonomy and future directions. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 22, Article 20. <https://doi.org/10.1186/s41239-025-00517-1>

Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. (2025). *Artificial Intelligence Index Report 2025*. Stanford University. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>

Tan, X., Cheng, G., & Ling, M. H. (2025). Artificial intelligence in teaching and teacher professional development: A systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100355. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100355>

Tapara Yupanqui, N. L., Bautista Apaza, E. V., Oblitas Bardales, S. E., Mamani Cachicatari, G., & Torres Acurio, J. (2025). Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje: Desigualdades y limitaciones en la

educación universitaria del altiplano peruano. *Revista Espacios*, 46(4).

<https://www.revistaespacios.com/a25v46n04/25460427.html>

Tecnológico de Monterrey. (2025). *Informe anual 2025*.

<https://tec.mx/sites/default/files/repositorio/Marketing/informe-anual/pdf/tecnologico-de-monterrey-informe-anual-2025.pdf>

Torres, M. (2025, 31 de marzo). Así avanza el ecosistema de IA del Tec de

Monterrey. *CONECTA*. Tecnológico de Monterrey.

<https://conecta.tec.mx/es/noticias/nacional/institucion/asi-avanza-el-ecosistema-de-ia-del-tec-de-monterrey>

Torres-Vela, S. A., Barbachan-Ruales, E. A., Aponte-Limaco, J. J., Mendoza-

Avendaño, E. A., & Yana-Quispilaya, D. D. (2025). *Formación investigativa, tecnodigitalización docente e innovación metodológica*.

Oriente-Manabí Editorial. <https://doi.org/10.63618/omeditorial/l4>

Tursunbayeva, A., & Chalutz-Ben Gal, H. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders.

Business Horizons, 67(4), 357–368.

<https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.006>

UNESCO. (2021, 23 de noviembre). *Recomendación sobre la ética de la*

inteligencia artificial. <https://www.unesco.org/es/legal-affairs/recommendation-ethics-artificial-intelligence>

UNESCO. (2022). *Minding the data: Protecting learners' privacy and security*.

UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381494>

UNESCO. (2023, 11 de diciembre). *Nuevo informe y guías para la soberanía de*

datos indígenas en la inteligencia artificial.

<https://www.unesco.org/es/articles/nuevo-informe-y-guias-para-la-soberania-de-datos-indigenas-en-la-inteligencia-artificial>

UNESCO. (2026c, July 2). Latin America and the Caribbean consolidate a regional roadmap for ethical, inclusive, and human-centered artificial intelligence. <https://www.unesco.org/en/articles/latin-america-and-caribbean-consolidate-regional-roadmap-ethical-inclusive-and-human-centered>

UNESCO. (2026a, 10 de marzo). *Ecuador presenta su Estrategia Nacional para el Desarrollo y Uso Ético de IA. UNESCO presenta la RAM.* <https://www.unesco.org/es/articles/ecuador-presenta-su-estrategia-nacional-para-el-desarrollo-y-uso-etico-de-ia-unesco-presenta-la-ram>

UNESCO. (2026b, 1 de abril). *Fortaleciendo las capacidades públicas en inteligencia artificial en América Latina: una alianza estratégica entre UNESCO y la Unión Europea.* <https://www.unesco.org/es/articles/fortaleciendo-las-capacidades-publicas-en-inteligencia-artificial-en-america-latina-una-alianza>

UNESCO. (2026d, 3 de febrero). *What is data governance.* <https://www.unesco.org/en/en/data-governance-digital-age/about>

UNICEF. (2025). *Guidance on AI and children: Version 3.0.* UNICEF Innocenti—Global Office of Research and Foresight. <https://www.unicef.org/innocenti/reports/policy-guidance-ai-children>

Unidad de Inteligencia Artificial, Facultad de Ciencias Químicas y Farmacéuticas, Universidad de Chile. (s. f.). *Unidad de Inteligencia Artificial.* <https://ia.ciq.uchile.cl/>

Universidad de Chile. (2026). *Lineamientos para el uso transparente de inteligencia artificial en las tesis de la Universidad de Chile.*

<https://uchile.cl/informacion-y-bibliotecas/lineamientos-uso-ia-en-tesis>

Universidad de los Andes. (2024, 29 de noviembre). *Un documento pionero en Colombia para usar la IA generativa.*

<https://www.uniandes.edu.co/es/noticias/inteligencia-artificial/un-documento-pionero-en-colombia-para-usar-la-ia-generativa>

Universidad de los Andes. (2026). *Renuevan nombramiento de Silvia Caro, vicerrectora Académica.*

<https://www.uniandes.edu.co/es/noticias/educacion/renuevan-nombramiento-silvia-caro-vice-rectora-academica>

Valencia-Galarza, B. N., Bravo-Zambrano, Y. D., Segovia-García, C. C., Bucheli-Valdivieso, C. S., Mieses-Valdivieso, C. A., Manzaba-Gilces, I. del J., Valdivieso-Mora, M. C., Cedeño-Zambrano, L. P., Alarcón-Anco, R. J., & Cevallos-Vera, N. G. (2026). *Educación superior inteligente transformación digital, inteligencia artificial y aprendizaje adaptativo en la formación universitaria.* Oriente-Manabí Editorial.

<https://doi.org/10.63618/omeditorial/l24>

Valentini, A. (2026). Adopción y gobernanza de la IA en la educación superior de América Latina y el Caribe: resultados de una encuesta regional. *Revista Educación Superior y Sociedad (ESS)*, 37(2), 372–397.

<https://doi.org/10.54674/ess.v37i2.1278>

Van Dis, E. A. M., Bollen, J., Zuidema, W., Van Rooij, R., & Bockting, C. L. (2023). ChatGPT: Five priorities for research. *Nature*, 614(7947), 224–226.

<https://doi.org/10.1038/d41586-023-00288-7>

- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In I. Guyon et al. (Eds.), *Advances in neural information processing systems 30*. Curran Associates. <https://proceedings.neurips.cc/paper/7181-attention-is-all-you-need>
- Velasco-Holguin, N. P., Reategui-Noriega, E. E., Chang-Gómez, M. A., Dávila-Alva, E., Araujo-Criollo, M. D., Ramos-Zapata, A. L., García-Lino, M. E., Alcívar-Cuenca, P. E., Alarcon-Anco, R. J., & Guerrero-Zambrano, M. F. (2026). *Educación basada en datos. Learning Analytics para mejorar el rendimiento académico y la gestión universitaria*. Oriente-Manabí Editorial. <https://doi.org/10.63618/omeditorial/l25>
- Walters, W. H., & Wilder, E. I. (2023). Fabrication and errors in the bibliographic citations generated by ChatGPT. *Scientific Reports*, 13, Article 14045. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-41032-5>
- Wang, H., Fu, T., Du, Y., Gao, W., Huang, K., Liu, Z., Chandak, P., Liu, S., Van Katwyk, P., Deac, A., Anandkumar, A., Bergen, K., Gomes, C. P., Ho, S., Kohli, P., Lasenby, J., Leskovec, J., Liu, T.-Y., Manrai, A., . . . Zitnik, M. (2023). Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, 620, 47–60. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06221-2>
- World Bank. (2025). *Digital progress and trends report 2025: Strengthening AI foundations*. <https://www.worldbank.org/en/publication/dptr2025-ai-foundations>
- Xu, M., Yin, W., Cai, D., Yi, R., Xu, D., Wang, Q., Wu, B., Zhao, Y., Yang, C., Wang, S., Zhang, Q., Lu, Z., Zhang, L., Wang, S., Li, Y., Liu, Y., Jin, X., &

- Liu, X. (2024). A survey of resource-efficient LLM and multimodal foundation models. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.08092>
- Yaroshenko, T., & Serbin, O. (2023). Artificial intelligence (AI) for research lifecycle: Challenges and opportunities. *University Library at a New Stage of Social Communications Development. Conference Proceedings*, (8), 201–212. https://doi.org/10.15802/unilib/2023_294639
- Zhai, C., Wibowo, S., & Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: A systematic review. *Smart Learning Environments*, 11, Article 28. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7>
- Zhang, L., Carter, R. A., Liu, Y., & Peng, P. (2026). Let's CHAT about artificial intelligence for students with disabilities: A systematic literature review and meta-analysis. *Review of Educational Research*. <https://doi.org/10.3102/00346543241293424>
- Zhang, Y., Khan, S. A., Mahmud, A., Yang, H., Lavin, A., Levin, M., Frey, J., Dunnmon, J., Evans, J., Bundy, A., Džeroski, S., Tegnér, J., & Zenil, H. (2025). Exploring the role of large language models in the scientific method: From hypothesis to discovery. *npj Artificial Intelligence*, 1, Article 14. <https://doi.org/10.1038/s44387-025-00019-5>
- Zhao, X., Cox, A., & Chen, X. (2025). The use of generative AI by students with disabilities in higher education. *The Internet and Higher Education*, 66, 101014. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2025.101014>
- Zhou, C., Li, Q., Li, C., Yu, J., Liu, Y., Wang, G., Zhang, K., Ji, C., Yan, Q., He, L., Peng, H., Li, J., Wu, J., Liu, Z., Xie, P., Xiong, C., Pei, J., Yu, P. S., & Sun, L. (2024). A comprehensive survey on pretrained foundation models:

A history from BERT to ChatGPT. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 16, 9851–9915.
<https://doi.org/10.1007/s13042-024-02443-6>

Zielinski, C., Winker, M., Aggarwal, R., Ferris, L., Heinemann, M., Lapeña, J. F., Pai, S., Ing, E., Citrome, L., Alam, M., Voight, M., & Habibzadeh, F. (2023). Chatbots, generative AI, and scholarly manuscripts: WAME recommendations on chatbots and generative artificial intelligence in relation to scholarly publications. *Current Medical Research and Opinion*, 39(12), 1653–1656. <https://doi.org/10.1080/03007995.2023.2286102>

Resumen

La expansión reciente de la inteligencia artificial está modificando las formas de enseñar, investigar, gestionar información y organizar procesos institucionales, aunque sus posibilidades conviven con brechas tecnológicas, desigualdades de acceso, riesgos éticos y capacidades institucionales muy diferentes en América Latina. Este libro analiza la incorporación de la IA desde una perspectiva crítica, aplicada y contextualizada, situando el criterio humano como elemento central de cualquier proceso de adopción tecnológica. A partir de una aproximación inicial a los conceptos, capacidades, infraestructura, brechas y condiciones que caracterizan el desarrollo de la inteligencia artificial en la región, la obra examina sus aplicaciones en la educación, desde la planificación curricular y la generación de contenidos hasta la personalización, inclusión, evaluación y formación docente; posteriormente aborda su participación en los procesos de investigación científica, con especial atención a la búsqueda y verificación de información, la revisión de literatura, el análisis de datos, la redacción académica y la integridad científica. El análisis se extiende a las organizaciones mediante el diagnóstico de necesidades, la automatización, la gestión documental, el apoyo a la toma de decisiones, el liderazgo y la gobernanza responsable. Por último, se contrastan experiencias latinoamericanas y se examinan cuestiones relacionadas con sesgos, privacidad, autoría, responsabilidad algorítmica, soberanía digital y dependencia tecnológica, proponiendo orientaciones y recursos prácticos que permitan aprovechar la IA de manera gradual, verificable y pertinente, sin desplazar la responsabilidad profesional, académica o institucional de las personas.

Palabras Clave: inteligencia artificial; educación; investigación científica; transformación organizacional; América Latina; gobernanza digital.

Abstract

The recent expansion of artificial intelligence is transforming the ways in which teaching, research, information management, and institutional processes are carried out, although its potential coexists with technological gaps, unequal access, ethical risks, and widely differing institutional capacities across Latin America. This book examines AI adoption from a critical, applied, and context-sensitive perspective, placing human judgment at the center of technological implementation. Beginning with an overview of the concepts, capabilities, infrastructure, inequalities, and conditions shaping artificial intelligence development in the region, the book explores its applications in education, ranging from curriculum planning and content generation to personalization, inclusion, assessment, and teacher development. It then addresses the role of AI in scientific research, with particular attention to information search and verification, literature review, data analysis, academic writing, and research integrity. The discussion also extends to organizations through needs assessment, automation, document management, decision support, leadership, and responsible governance. Finally, Latin American experiences are compared while examining bias, privacy, authorship, algorithmic accountability, digital sovereignty, and technological dependence. Throughout the book, practical guidelines and resources are provided to support the gradual, verifiable, and contextually appropriate use of AI while preserving the professional, academic, and institutional responsibility of the people who use and supervise these technologies.

Keywords: artificial intelligence; education; scientific research; organizational transformation; Latin America; digital governance.

ISBN: 978-9907-9567-6-4



La inteligencia artificial está transformando la manera en que aprendemos, investigamos y gestionamos organizaciones.

Una obra colectiva que reúne experiencias, marcos teóricos y aplicaciones prácticas de la inteligencia artificial para mejorar los procesos educativos, fortalecer la investigación y potenciar la gestión organizacional en un mundo en constante evolución.



EDUCACIÓN

Innovación y aprendizaje significativo.



INVESTIGACIÓN

Nuevas metodologías y análisis de datos con IA.



ORGANIZACIONES

Eficiencia, toma de decisiones y transformación digital inteligente.



OM
EDITORIAL