

REVISIÓN SISTEMÁTICA

Artificial intelligence in Latin American higher education: implementations, ethical challenges, and pedagogical effectiveness

Inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana: implementaciones, desafíos éticos y efectividad pedagógica

Víctor Hugo González Torres¹  , Elisabeth Viviana Lucero Baldevenites²  , Manuel de Jesús Azpilcueta Ruiz Esparza³  , Pedro Luis Bracho-Fuenmayor⁴  , Claudia Patricia Caballero de Lamarque⁵  

¹Universidad de Guanajuato. Celaya, Gto, México.

²Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Las Palmas de Gran Canaria, España.

³Universidad Autónoma Chapingo. Durango, México.

⁴Universidad Tecnológica Metropolitana. Santiago de Chile, Chile.

⁵Universidad Nacional de Itapúa. Encarnación, Paraguay.

Citar como: González Torres VH, Lucero Baldevenites EV, Ruiz Esparza M de JA, Bracho-Fuenmayor PL, de Lamarque CPC. Artificial intelligence in Latin American higher education: implementations, ethical challenges, and pedagogical effectiveness. LatIA. 2025; 3:304. <https://doi.org/10.62486/latia2025304>

Enviado: 31-05-2024

Revisado: 22-12-2024

Aceptado: 19-05-2025

Publicado: 20-05-2025

Editor: Dr. Rubén González Vallejo 

Autor para la correspondencia: Víctor Hugo González Torres 

ABSTRACT

Artificial intelligence is establishing itself as a catalyst for transformation in the regional university sector, generating growing yet uneven academic output. This research conducted a systematic review following the PRISMA methodology on applications of artificial intelligence in Latin American higher education. The results from the 421 studies obtained during the bibliometric stage indicate that research is geographically and institutionally concentrated in a limited set of approaches and practices. In this regard, a notable prevalence of studies on Machine Learning applications, as well as Natural Language Processing, was observed. From a practical standpoint, 30 studies were selected for qualitative analysis. These texts agreed that the implementation process of these technologies continues to face structural challenges. Notably, poor infrastructure conditions, as well as deficiencies in teacher training, were identified as the main obstacles to implementing these technologies. The analyzed studies also concurred on the inadequate treatment of algorithmic biases or data protection in application policies proposed by the literature. Consequently, a key recommendation of this research is the urgent need for studies aimed at evaluating short-term outcomes, as well as analyzing the long-term sustainability of such innovations.

Keywords: Artificial Intelligence; Higher Education; Systematic Review; Technology Adoption; Latin America.

RESUMEN

La inteligencia artificial se consolida como catalizador de transformación en el ámbito universitario regional, generando una producción académica creciente, aunque desigual. En esta investigación se realizó una revisión sistemática de acuerdo a la metodología PRISMA sobre las aplicaciones de la inteligencia artificial en la educación superior latinoamericana. Los resultados de los 421 estudios que se obtuvieron, durante la etapa bibliométrica, indica que las investigaciones se centran tanto geográfica como institucionalmente en un conjunto reducido de enfoques y prácticas. Al respecto de ello, se observó una prevalencia notable de estudios sobre las aplicaciones del *Machine Learning*, así como el Procesamiento de Lenguaje Natural. En este sentido práctico, se seleccionaron 30 estudios para el análisis cualitativo. Dichos textos coincidieron en que el proceso de implementación de estas tecnologías no deja de verse frenado por problemas estructurales.

Tal fue el caso que, las malas condiciones de infraestructura, así como deficiencias en la formación del docente, fueron los principales obstáculos para la implementación de estas tecnologías. Los estudios analizados también coincidieron en el pobre abordaje de los sesgos algorítmicos o de protección de datos en las políticas de aplicación diseñadas desde la literatura. A partir de lo cual, una recomendación esencial de esta investigación la constituye la urgencia de investigaciones destinadas a la evaluación de los resultados a corto plazo, así como el análisis de la sostenibilidad a largo plazo de dichas innovaciones.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; Educación Superior; Revisión Sistemática; Adopción Tecnológica; Latinoamérica.

INTRODUCCIÓN

Las aplicaciones de la inteligencia artificial,^(1,2) especialmente centradas en contextos de educación superior, constituye en sí misma una revolución tecnológica de una magnitud considerable. Esto, como remarcan Crompton et al.⁽¹⁾, se enmarca en especial relevancia dentro América Latina, especialmente por su heterogeneidad en las estructuras universitarias actuales.

Producto a ello, la comunidad científica advierte en estudios cada vez más citados,^(3,4) que la automatización que se está observando en los procesos burocráticos traen consigo invariablemente la necesidad de adaptación a escenarios que impliquen un aprendizaje algorítmico. A pesar de tan notoria afirmación Cope et al.⁽⁵⁾ advierten en su estudio que la realidad objetiva presenta una fragmentación palpable. Ello, a palabras de los autores, indica una falta de sistematización rigurosa sobre las aplicaciones de la inteligencia artificial que, cuanto menos, deja abierta la duda sobre su viabilidad en países en vías de desarrollo.

Para los autores de esta investigación, los cimientos de la transformación tecnológica que traen consigo los avances en la inteligencia artificial tiene como antecedente el aprendizaje automático y procesamiento del lenguaje natural, con aplicaciones pedagógicas ampliamente documentadas.⁽⁶⁾ En este complejo panorama, los tutores inteligentes, así como sistemas automatizados de evaluación de desempeño estudiantil, reflejan lo planteado en palabras anteriores. Sin embargo, sería reduccionista simplificar la adopción de estas bondades tecnológicas a un cambio técnico sin más.⁽⁷⁾

En este orden lógico de ideas, la integración de la inteligencia artificial en la educación trae ineludiblemente la necesidad de reconsiderar cómo se diseña el concepto mismo de educación, todo ello, para equilibrar la escalabilidad de estas tecnologías con la equidad de su adopción.⁽⁸⁾ Especialmente en Latinoamérica, no dejan de aparecer investigaciones relacionadas a esta idea, sin embargo, priman los enfoques anecdóticos sobre la evidencia empírica documentada.^(9,10)

Este gran vacío indica, de acuerdo a la consideración de los autores de este estudio, la demanda imperante de una síntesis teórica que vaya más allá de la descripción de las aplicaciones documentadas.⁽¹¹⁾ Esto concuerda con el creciente cuerpo de investigadores que señalan la urgencia de examinar qué factores institucionales impactan y transversalizan la brecha digital cada vez más observada o si, en tal caso, reproduce exclusiones ya existentes en estos contextos.^(12,13,14)

La viabilidad, por tanto, de este estudio, radica notoriamente en su esfuerzo por ofrecer utilidad práctica a las realidades latinoamericanas y contextos educativos inmersos en estas. A partir de ello, los autores del estudio se proponen señalar las principales contradicciones y oportunidades que se diluyen en las implementaciones de la inteligencia artificial en las realidades educativas latinoamericanas.

MÉTODO

Diseño del estudio

Para dar cumplimiento a los objetivos del estudio, se asumió un paradigma de revisión teórica bajo los supuestos de la normativa PRISMA.⁽¹⁵⁾ Dicho enfoque fue seleccionado por su capacidad evidenciada de integrar evidencias, saberes y prácticas, sin perder la rigurosidad científica.

Proceso de selección de información

La búsqueda de fuentes documentales se realizó en la base de datos de Scopus como fuente bibliográfica principal. Además de este, se consultó SciELO y Redalyc como fuentes predominantemente latinoamericanas.

Las cadenas de búsqueda se construyeron mediante un proceso iterativo que probó múltiples combinaciones de términos (“Inteligencia Artificial”, “Educación Superior”, “Latinoamérica”, “ética”, “pedagogía”, “aprendizaje”, “ML”, “NLP”, “herramientas educativas”). No se limitaron a traducciones literales de conceptos clave, sino que incorporaron variantes lingüísticas y conceptuales propias del contexto iberoamericano junto con nombres de países y términos específicos de aplicación. La estrategia se optimizó mediante pruebas piloto y ajustes iterativos.

Finalmente, se identificaron un total de 929 publicaciones (figura 1), de las cuales se eliminaron 182 antes del screening bibliométrico. A las restantes 747 se aplicaron los criterios de selección y evaluación de calidad preestablecidos, lo que resultó en la eliminación de 326 estudios. El análisis bibliométrico se realizó con los 421 estudios restantes. Para la etapa cualitativa se realizó un análisis de publicaciones más relevantes a las 421 fuentes seleccionadas, lo que resultó en la conservación de 45 estudios. Posterior a un filtrado por relevancia temática, fueron mantenidos 30 estudios para el análisis cualitativo de la literatura.

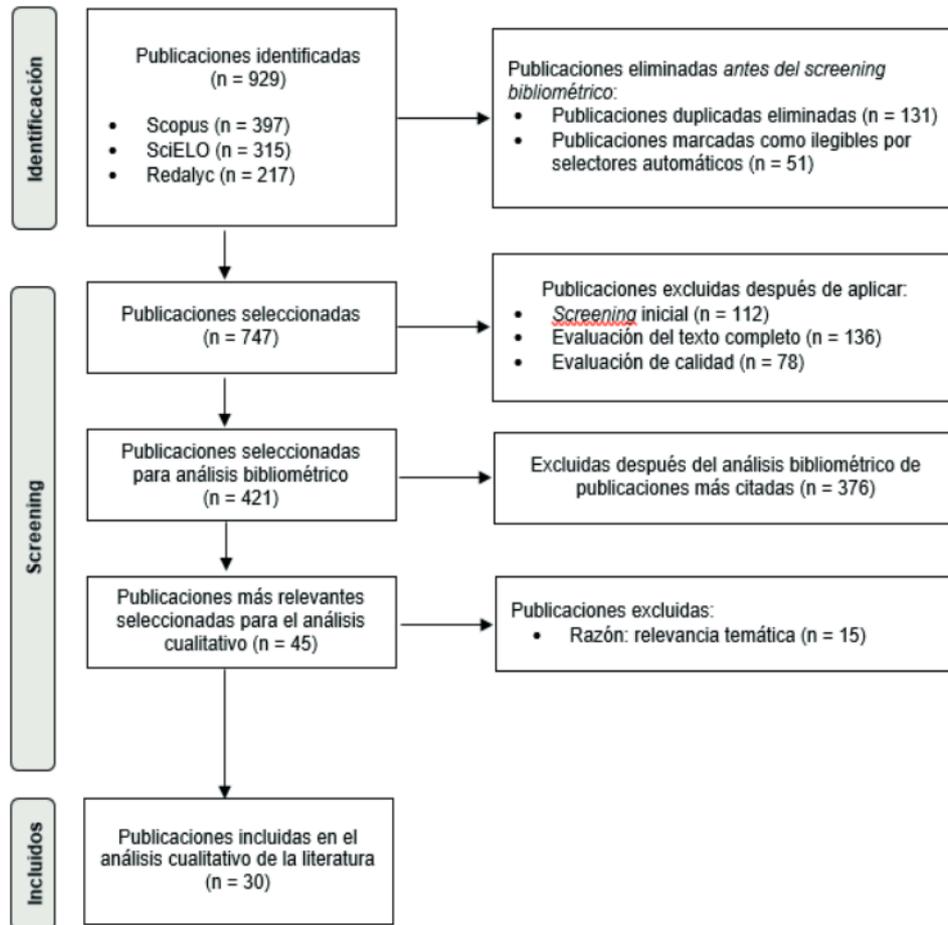


Figura 1. Diagrama de flujo para la selección de investigaciones

Criterios de elegibilidad

Se establecieron criterios de inclusión y exclusión claros y operacionalizables para guiar el proceso de selección (tabla 1).

Criterios	Operacionalización
Tipo de Estudio	Estudios empíricos primarios (cualitativos, cuantitativos, mixtos) que aportaran datos originales; estudios teóricos de alta calidad que propusieran marcos conceptuales o modelos de adopción; y revisiones sistemáticas o de alcance previas.
Contexto	Investigaciones desarrolladas o centradas explícitamente en instituciones de educación superior ubicadas en países de América Latina.
Tópicos Centrales	Trabajos cuyo foco principal fuera la descripción, análisis o evaluación de: Aplicaciones concretas de IA en procesos educativos, administrativos o de investigación. Cuestiones éticas derivadas de su uso (sesgos algorítmicos, privacidad de datos, vigilancia, equidad, transparencia, responsabilidad). Impacto o efectividad pedagógica medida en términos de resultados de aprendizaje, engagement, personalización, o desarrollo docente.
Periodo	Literatura publicada entre el 1 de enero de 2020 y el 31 de diciembre de 2024.
Enfoque	Se excluyeron artículos de opinión sin base empírica o teórica sólida, estudios centrados exclusivamente en niveles educativos no superiores, aplicaciones de IA sin vínculo claro con el contexto educativo, y literatura anterior a 2020.

Procedimiento de selección y evaluación de calidad

La selección de estudios siguió un proceso estandarizado en tres fases (tabla 2). Dicho proceso fue realizado de forma independiente por dos revisores para asegurar confiabilidad.

Fases	Descripción de procedimientos
Screening Inicial	Eliminación de duplicados y evaluación de títulos y resúmenes contra los criterios de inclusión/exclusión
Evaluación de Texto Completo	Lectura crítica integral de los artículos preseleccionados para verificar su adecuación a todos los criterios
Evaluación de Calidad	Caracterización del rigor metodológico de la evidencia y contextualizar su aporte a la síntesis. Las discrepancias se resolvieron mediante consenso o consulta a un tercer revisor

Proceso de extracción y síntesis de datos

Se desarrolló un formulario estructurado para recopilar datos sistemáticos de cada estudio, incluyendo aspectos bibliográficos, contextuales y metodológicos. El instrumento capturó, además, información específica sobre las aplicaciones de IA examinadas (desde su población objetivo hasta las dimensiones éticas abordadas) junto con los hallazgos de efectividad pedagógica y los desafíos reportados.

El análisis combinó dos enfoques complementarios. Primeramente, se realizó una *metasíntesis cualitativa* mediante una metodología de codificación inductiva y deductiva. Dicho proceso fue realizado para conocer cuáles son los patrones temáticos que se han instaurado en la literatura científica alrededor de la adopción de la inteligencia artificial. Seguidamente, se realiza un análisis, desde una perspectiva cuantitativa, de las tendencias observables en los datos seleccionados desde el punto de vista estadístico. Para los análisis bibliométricos empleados, se usó VOSviewer.⁽¹⁶⁾

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Análisis bibliométrico y demográfico del corpus documental

El análisis bibliométrico de crecimiento anual de las publicaciones se presenta en la figura 2. Es notable que tras un periodo de relativa estabilidad (22-24 publicaciones anuales hasta 2022), la producción académica experimentó un punto de inflexión en 2023, con 85 trabajos registrados. Esta tendencia ascendente se acentuó drásticamente en 2024, alcanzando 260 publicaciones, un incremento que refleja tanto el interés científico creciente como la urgencia por sistematizar este conocimiento emergente.

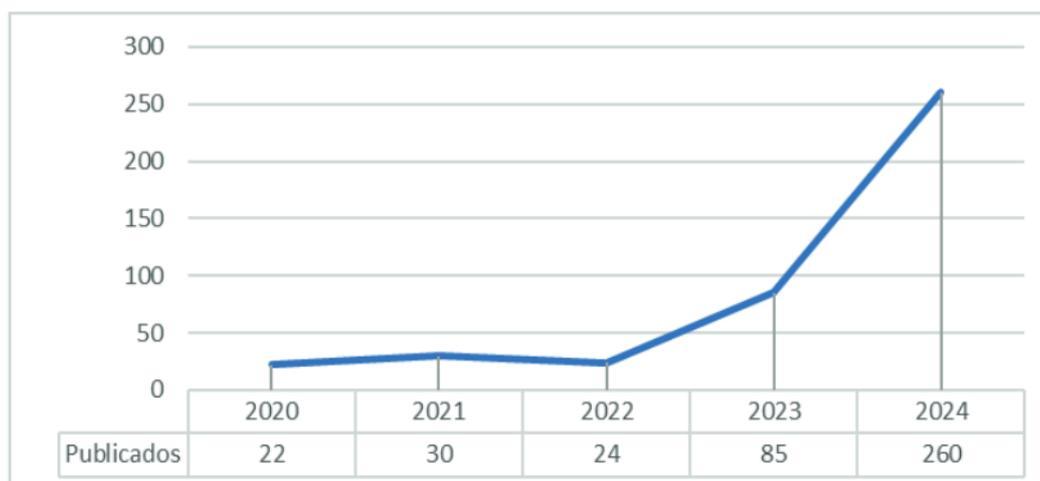


Figura 2. Distribución anual de las publicaciones

Geográficamente, la investigación muestra una distribución desigual concentrada en cinco países (figura 3): México (158 documentos), Brasil (71), Perú (67), Ecuador (64) y Colombia (47). Esta disparidad sugiere que la adopción de IA en educación superior varía en su implementación práctica y, como consecuencia, en su atención como objeto de estudio. Resulta llamativo que, pese a compartir desafíos regionales comunes, la producción académica no se distribuya de manera homogénea.

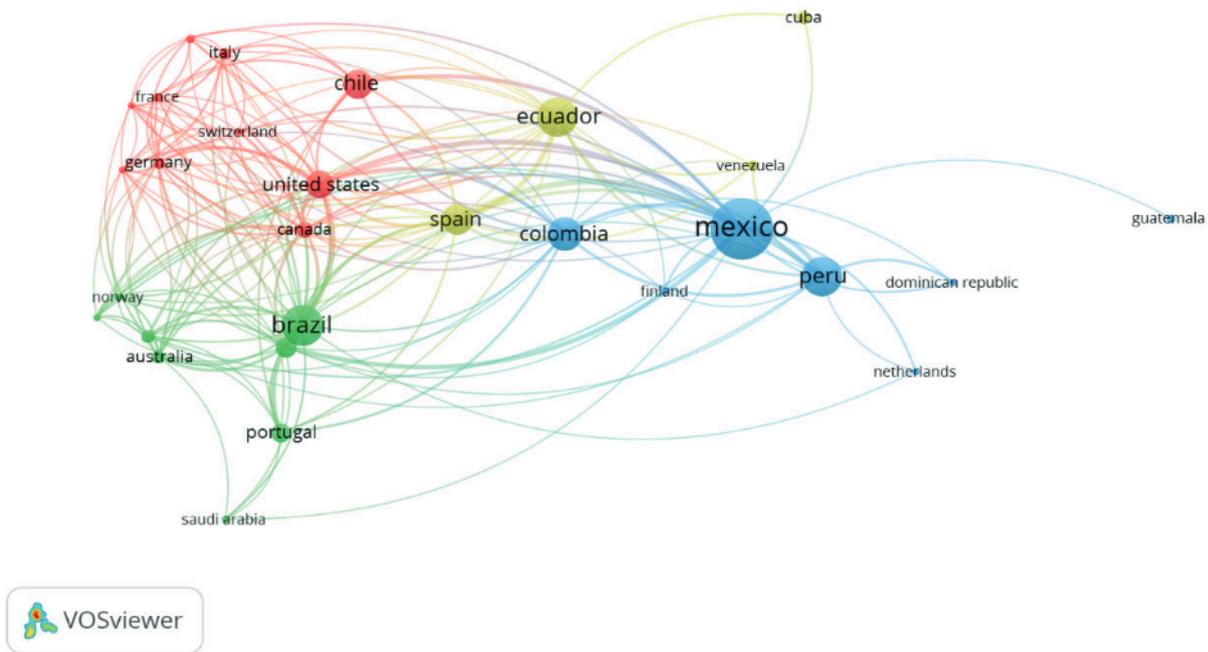


Figura 3. Análisis geográfico de la producción científica

A nivel institucional (tabla 3), el Tecnológico de Monterrey destaca con 114 publicaciones, superando ampliamente a otras universidades como la Universidad César Vallejo (17) o la Universidad de São Paulo (10). Tal concentración plantea interrogantes sobre la diversidad epistemológica del corpus analizado en tanto no queda claro si estos datos representan verdaderamente la pluralidad de realidades educativas latinoamericanas o refleja predominantemente las prioridades de investigación de ciertos centros.

Tabla 3. Distribución de publicaciones por institución	
Afiliación	Documentos
Tecnológico de Monterrey	114
Universidad César Vallejo	17
Universidad Tecnológica del Perú	16
Universidad Privada del Norte	13
Universidade de São Paulo	10
Universidad Técnica Particular de Loja	10
Universidad Andrés Bello	9
Universidad de Salamanca	9
Universidade Federal de Santa Catarina	8
Pontificia Universidad Católica de Chile	8

Temáticamente (figura 4), predomina un enfoque multidisciplinar con énfasis en Ciencias Sociales (244 documentos) e Informática (213), seguidos por Ingeniería (138) y áreas emergentes como Ciencias de la Decisión (42). La presencia minoritaria pero significativa de Psicología (25) indica un interés creciente, aunque aún incipiente, en los impactos cognitivos y pedagógicos de estas tecnologías. Esta coexistencia disciplinar subraya la necesidad de marcos analíticos que integren dimensiones técnicas con reflexiones críticas sobre su implementación educativa.

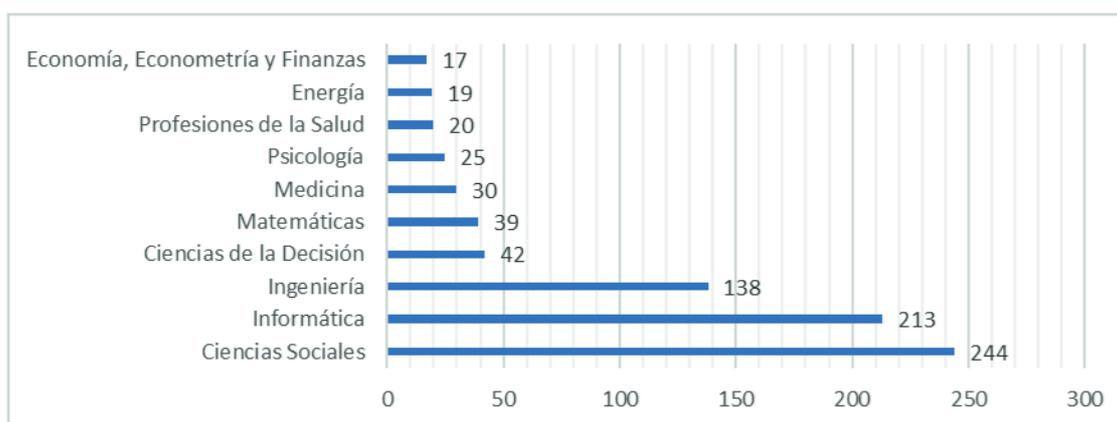


Figura 4. Distribución de datos por área de estudio

Análisis cuantitativo descriptivo del corpus

El corpus analizado, compuesto por 421 estudios, evidencia patrones claros en la aplicación de inteligencia artificial dentro del contexto universitario latinoamericano. Si bien la diversidad tecnológica aparece representada, ciertas áreas emergen como focos predominantes de interés investigativo.

Tipos de aplicación de inteligencia artificial

El análisis de frecuencia reveló una distribución desigual en las aplicaciones de IA investigadas (tabla 4). El aprendizaje automático (ML) dominó claramente el panorama, representando el 58 % (244 estudios) de los trabajos analizados. Estos estudios priorizaron tres usos específicos: analítica de aprendizaje (112 estudios), predicción de rendimiento estudiantil (87) y personalización de itinerarios formativos (45).

Categoría Principal	Subcategoría	f	%
Aprendizaje Automático (ML)	Total ML	244	58
	Analítica de aprendizaje	112	26,6
	Predicción de rendimiento	87	20,7
	Personalización de itinerarios	45	10,7
Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP)	Total NLP	130	31
	Chatbots educativos	98	23,3
	Análisis de discurso	22	5,2
	Retroalimentación automatizada	10	2,4
Otras Herramientas de IA	Total Otras	47	11
	Tutores inteligentes	28	6,7
	Sistemas adaptativos	19	4,5
Enfoques Híbridos	Combinación ML+NLP	15	3,6

El procesamiento de lenguaje natural (NLP) ocupó el segundo lugar, con un 31 % (130 estudios) de presencia en la literatura. Dentro de este grupo, los chatbots educativos acapararon la atención, apareciendo en 98 trabajos (75 % de los estudios sobre NLP). Las investigaciones restantes se distribuyeron entre análisis de discurso académico (22) y sistemas de retroalimentación automatizada (10).

Las demás herramientas educativas basadas en IA mostraron una representación significativamente menor, alcanzando solo el 11 % (47 estudios) del total. Los tutores inteligentes aparecieron en 28 investigaciones, mientras que los sistemas adaptativos completos se analizaron en 19.

Un hallazgo adicional merece atención, solo 15 estudios (3,6 % del total) exploraron aplicaciones híbridas que combinaban ML con otras tecnologías. Esta escasa representación de enfoques integrados podría indicar una tendencia a investigar las tecnologías de forma aislada, potencialmente limitando la comprensión de implementaciones complejas en entornos educativos reales.

Enfoque temático

El análisis temático reveló marcadas disparidades en los enfoques de investigación (tabla 5). Las dimensiones técnicas acapararon el 44,4 % de los estudios (187 trabajos), destacándose la implementación de modelos (92

estudios) y el diseño de arquitecturas de software (67). Este predominio refleja el énfasis inicial en los aspectos instrumentales de la adopción tecnológica.

Tabla 5. Análisis de frecuencia sobre el enfoque temático de las investigaciones

Dimensión Analizada	Subcategorías	f	%
Técnica	Total	187	44,4
	Implementación de modelos	92	21,9
	Arquitecturas de software	67	15,9
	Evaluación de eficacia	28	6,6
Pedagógica	Total	163	38,7
	Resultados de aprendizaje	78	18,5
	Compromiso estudiantil	59	14,0
	Motivación	26	6,2
Ética	Total	71	16,9
	Sesgos algorítmicos	32	7,6
	Privacidad de datos	25	5,9
	Equidad en acceso	14	3,3

Las dimensiones pedagógicas representaron el 38,7 % (163 estudios), con particular atención a los resultados de aprendizaje (78) y el compromiso estudiantil (59). Sin embargo, solo 26 trabajos (6,2 %) profundizaron en los aspectos motivacionales, sugiriendo áreas pendientes para investigación futura.

En marcado contraste, las consideraciones éticas apenas alcanzaron el 16,9 % de la producción académica (71 estudios). Los sesgos algorítmicos (32) y la privacidad (25) recibieron mayor atención que la equidad en el acceso (14), que aparece como la dimensión más desatendida. Esta distribución evidencia una brecha crítica: mientras 3 de cada 4 estudios analizan aspectos técnicos o pedagógicos, solo 1 de cada 6 aborda cuestiones éticas fundamentales.

Análisis de co-ocurrencia de palabras clave

Dimensiones de la adopción de la inteligencia artificial

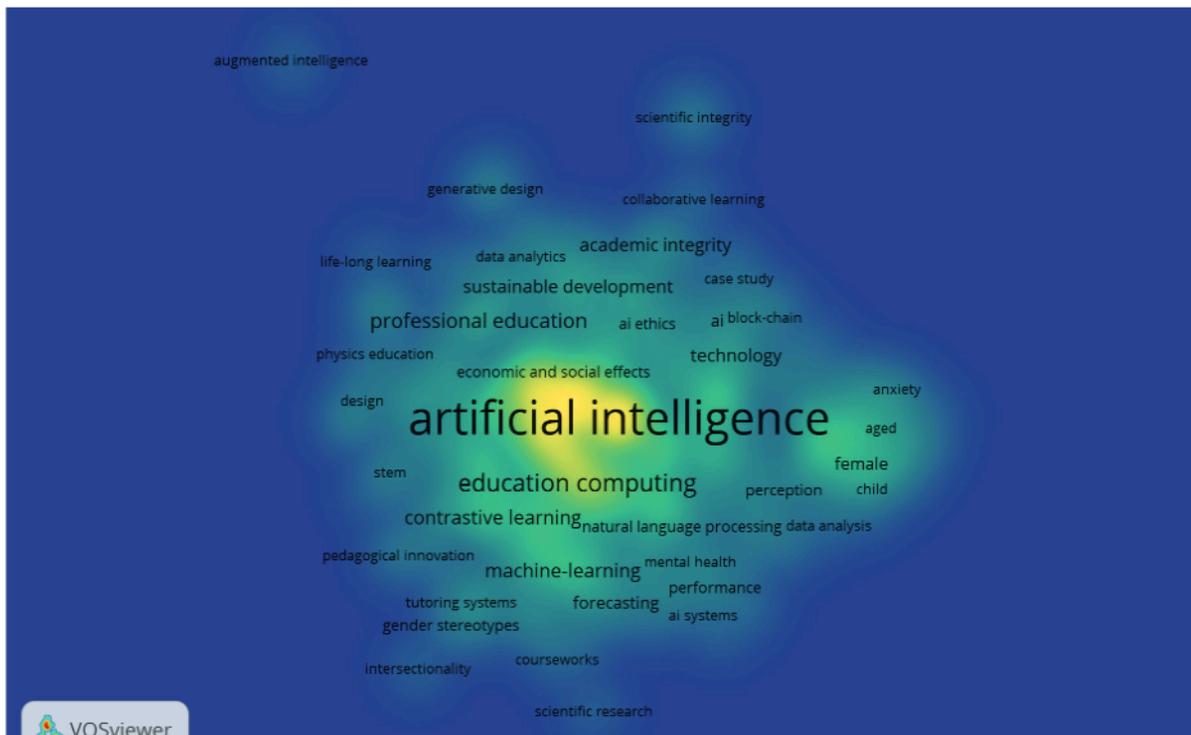


Figura 5. Análisis sobre las dimensiones de adopción de la inteligencia artificial

El análisis de co-ocurrencia terminológica reveló tres ejes conceptuales entrelazados que estructuran el campo de estudio (figura 5). La dimensión tecnológica emergió como la más densamente poblada, con conceptos como “machine learning” y “natural language processing” apareciendo sistemáticamente vinculados a “artificial intelligence” y “e-learning”. Esta red léxica confirma el predominio de enfoques técnicos como una tendencia a conceptualizar las soluciones educativas desde paradigmas computacionales específicos.

En contraste, aunque menos densa, la dimensión pedagógica demostró mayor diversidad conceptual. Términos como “learning”, “student performance” y “teachers” co-ocurrieron frecuentemente con “higher education”, indicando que las investigaciones trascienden lo meramente instrumental para examinar impactos concretos en los procesos educativos. Curiosamente, mientras los estudiantes aparecen como foco recurrente (“students”), los profesores (“teachers”) muestran una presencia significativamente menor en la red terminológica, lo que podría reflejar un desbalance en la atención investigativa.

La última dimensión contuvo términos como “learning management systems” y “digital transformation”. Dichos constructos respaldan que la inteligencia artificial se encuentra conceptualizada como un eslabón de procesos institucionales más profundos. Llama a la atención que los términos que se vinculan a “educational policies” o “technology governance” son relativamente escasos, lo que podría indicar una perspectiva limitada de aquellos factores organizacionales y estructurales que transversalizan estos procesos.

Análisis relacional de los constructos evaluados

Se realizó un análisis de coocurrencia de términos claves empleados en la literatura, representado en la Figura 6 a continuación. Particularmente el concepto de “artificial intelligence” se instauró como nodo central, representando la mayor fuerza de enlace de la red con 1249. Este término mantiene conexiones particularmente robustas con “higher education” (fuerza de enlace 1067) y “education computing” (283), lo que sugiere que la investigación se enfoca predominantemente en aplicaciones concretas dentro del contexto universitario.

Las tecnologías específicas muestran patrones de asociación cuanto menos interesantes.

Particularmente, “machine learning” (182) y “deep learning” (68) mostraron un vínculo significativo con “learning analytics” y “student performance”. Similarmente, conceptos como “natural language processing systems” muestra una menor conexión, con valores que rondan los 37 puntos. Sin embargo, se asocian fuertemente con con “chatbots” (56) y “generative artificial intelligence” (163).

Los términos relacionados con constructos pedagógicos también muestran valiosas interacciones para el estudio. Particularmente “Teaching” (347) y “learning experiences” (73) presentan vínculos sustanciales con “educational innovation” (641). Amén de esto, se observa un descuido de requerimientos éticos al analizar las conexiones débiles que presentan los conceptos de “critical thinking” (55) y “academic integrity” (47) en esta relación.

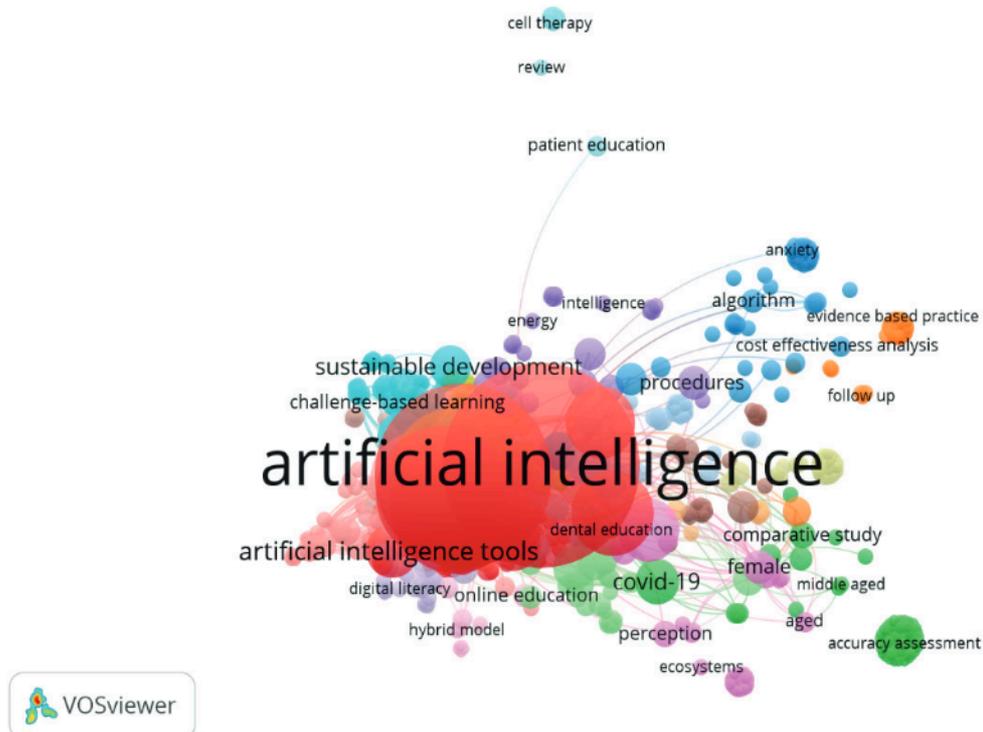


Figura 6. Análisis de coocurrencia de términos

Las metodologías de investigación aparecen menos desarrolladas en la red conceptual. Mientras “systematic review” (37) y “case-studies” (36) tienen presencia limitada, la fuerte conexión entre “higher education” y “students” (837) sugiere un predominio de estudios centrados en la experiencia estudiantil. Esta tendencia se ve matizada por la escasa representación de “teachers” (77) y “teaching practices” (37), revelando un desbalance en la atención a los distintos actores educativos.

La red conceptual evidencia tres grandes lagunas de investigación. Primero, la desconexión relativa entre “sustainability” (33) y las tecnologías educativas, pese al creciente interés por el desarrollo sostenible. Segundo, la débil integración de conceptos como “gender stereotypes” (25) en el discurso predominante sobre IA educativa. Tercero, la escasa presencia de estudios contextualizados específicamente en “latin america” (32), pese al volumen general de investigación en educación superior.

Meta-Síntesis cualitativa: análisis temático interpretativo

Modelos que emergen en la literatura y su influencia en los procesos de adopción

Los estudios consultados indican que al adoptar la inteligencia artificial en contextos universitario se observa una complejidad inherente a su propia aplicación,^(17,18) que en este caso se presenta condensada en la figura 7. Desde un estado inicial de pruebas piloto y aproximaciones basadas en mecanismos inductivos se pudo observar un avance reciente a la integración fundamentada a currículos y sistemas administrativos latinoamericanos.⁽¹⁹⁾

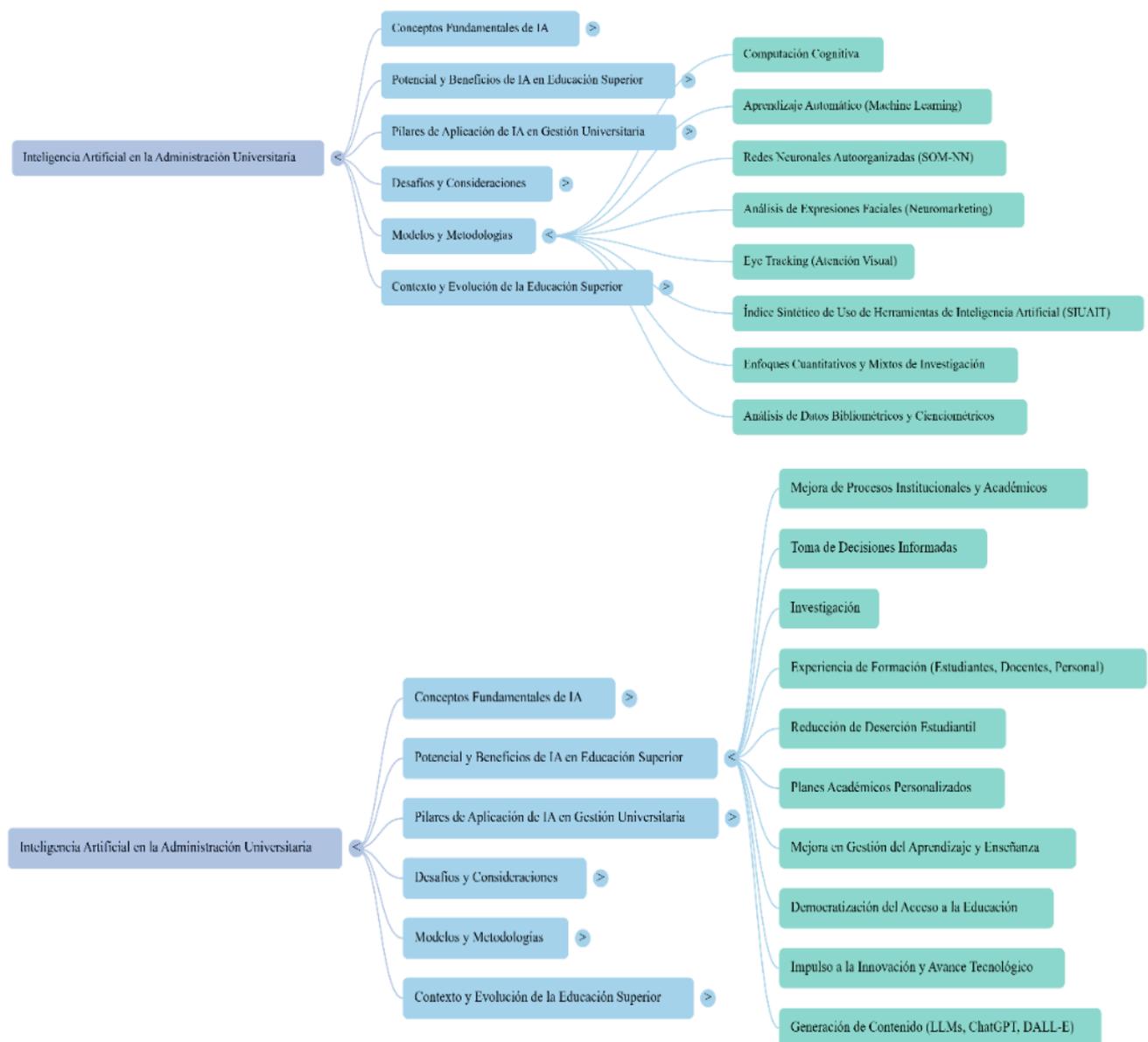


Figura 7. Modelos y procesos de adopción de la inteligencia artificial en la administración universitaria

Los marcos teóricos clásicos sobre la adopción tecnológica, como la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT) y el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM), han sido fundamentales para el análisis

de estos procesos de adopción tecnológica.⁽²⁰⁾ A pesar de esto, Holmes⁽²¹⁾ y Nguyen⁽²²⁾ no restan al señalar que existen limitaciones al aplicarlos a la inteligencia artificial, especialmente en escenarios educativos.

Esto es loable desde una lógica analítica generalizante debido a que estas tecnologías introducen variables que son, cualitativamente, diferentes a los escenarios para los cuales fueron diseñados. Por tanto, su aplicación a entornos docentes podría requerir de adaptaciones conceptuales.⁽²³⁾

Especialmente resulta relevante este análisis al centrar el foco de atención en los actores involucrados en estas dinámicas. Tal es el caso que los administradores, quienes desempeñan el rol de impulsor de políticas institucionales, docentes y estudiantes, se posicionan en este análisis como sujetos de prueba y evaluadores de la efectividad de dichas implementaciones tecnológicas.^(24,25,26) Al respecto, son contrapuestas las opiniones, debido a que las políticas fomentan una aplicación desmesurada sin tomar en cuenta el escepticismo (fundamentado o no) que podrían tener los sujetos de estas aplicaciones.^(27,28,29)

Mecanismos de facilitación y barreras identificadas en la adopción de la inteligencia artificial en la educación

Los hallazgos evidencian un entramado de barreras sistémicas que dificultan la integración de soluciones basadas en IA en el ámbito universitario (figura 8). La infraestructura tecnológica inadecuada -especialmente en lo referente a conectividad y hardware básico- constituye solo la capa más visible de un problema multidimensional.⁽³⁰⁾ Como señalan los datos, esta limitación técnica actúa en sinergia con desafíos de carácter humano que resultan igualmente determinantes.

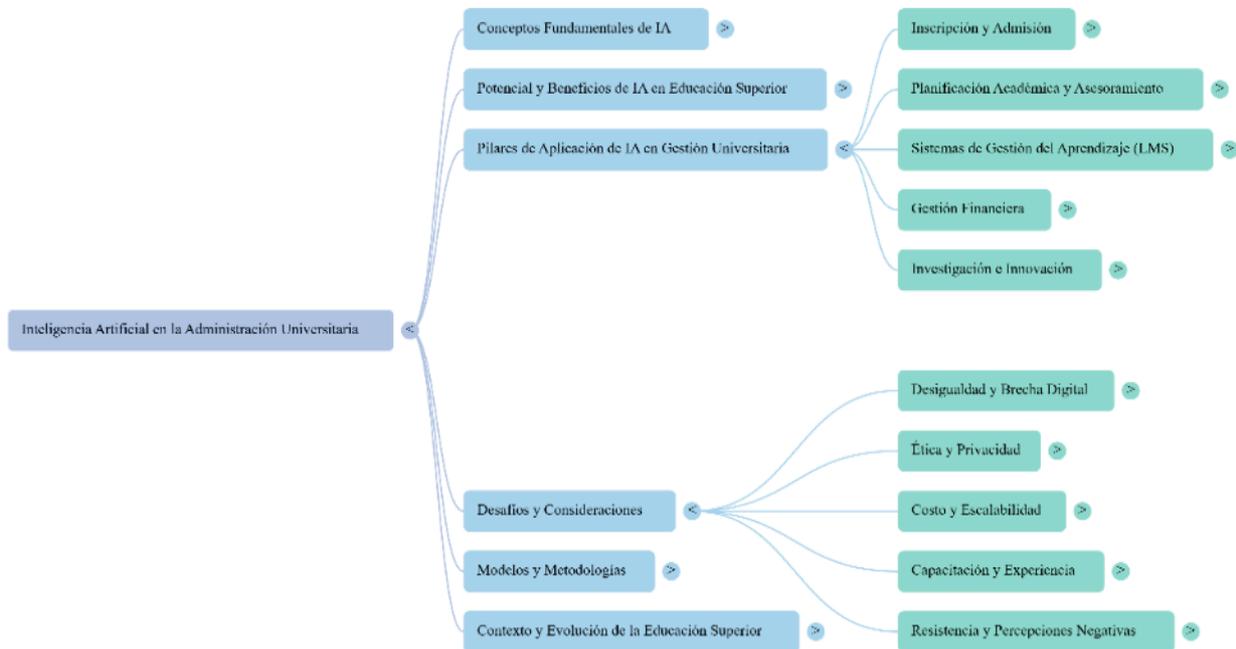


Figura 8. Factores inhibidores y promotores en la implementación de IA en gestión universitaria

Un desajuste preocupante se observa entre el desarrollo tecnológico y la capacidad real de aprovechamiento pedagógico. Investigaciones recientes^(4,7,31) coinciden en señalar un déficit formativo entre el profesorado, que aunque manifiesta actitudes positivas hacia la IA, carece de herramientas concretas para su aplicación didáctica. A esto se suma la escasa atención prestada a los dilemas éticos implicados, omisión que podría derivar en aplicaciones contraproducentes si no se corrige a tiempo.⁽³²⁾

La llamada “*resistencia al cambio*”, lejos de responder a posturas irracionales,^(21, 33) encuentra su origen en preocupaciones fundamentadas sobre la reconfiguración de los roles educativos y la posible erosión de aspectos humanísticos en los procesos formativos.⁽³⁴⁾ Esta evidencia apunta a la necesidad de diseñar estrategias de implementación que incluyan espacios de negociación institucional donde estas preocupaciones puedan articularse.⁽³⁵⁾

Paralelamente, estudios como los de Aljabr⁽¹⁹⁾ y Rehak⁽³¹⁾ identifican factores facilitadores clave. La existencia de políticas institucionales definidas y la asignación de recursos *ad hoc* aparecen como condiciones necesarias -aunque no suficientes- para el avance. Donde se observan progresos más sustantivos es en aquellos casos que fomentan la colaboración transdisciplinar, integrando desde la fase de diseño a especialistas en pedagogía, ingeniería y ciencias sociales.^(34,35)

Cuestiones éticas y desafíos en la implementación de IA educativa

El debate ético en torno a la inteligencia artificial aplicada a la educación, aunque menos desarrollado

que otros enfoques técnicos o pedagógicos, identifica problemáticas críticas que requieren atención urgente (figura 9). Entre ellas, los sesgos algorítmicos destacan por su potencial para distorsionar procesos clave como la evaluación o las admisiones.⁽³⁶⁾ Estos sesgos, a menudo reflejo de desigualdades presentes en los datos de entrenamiento, no solo reproducen discriminaciones existentes, sino que en algunos casos las intensifican.⁽³⁷⁾

Otro desafío central es la gestión de datos personales en contextos educativos.⁽³⁸⁾ La recopilación masiva de información estudiantil genera interrogantes, cuanto menos preocupantes, sobre consentimiento real, finalidad de uso y protección frente a posibles filtraciones.^(26,39) Al respecto, se ha notado fervientemente que la capacidad institucional para salvaguardar estos datos no siempre coincide con los riesgos que supone su procesamiento automatizado.

Un contrasentido notable es la paradoja de la equidad tecnológica: mientras la IA se promueve como herramienta inclusiva, su implementación tiende a favorecer a instituciones con mayores recursos, ampliando así las brechas educativas preexistentes.⁽⁴⁰⁾ Este fenómeno cuestiona el supuesto carácter democratizador de la innovación tecnológica⁽⁴¹⁾ y exige mecanismos de redistribución que eviten la concentración de ventajas.

Llama la atención la ausencia de protocolos estandarizados para auditar algoritmos en educación superior.^(42,43) La naturaleza opaca de muchos sistemas de IA dificulta detectar errores o impugnar decisiones automatizadas, lo que plantea serios problemas de rendición de cuentas.⁽⁴⁴⁾ Algunos autores interpretan esta carencia como síntoma de una tendencia a privilegiar criterios técnicos sobre consideraciones pedagógicas en los procesos de adopción.⁽⁴⁵⁾

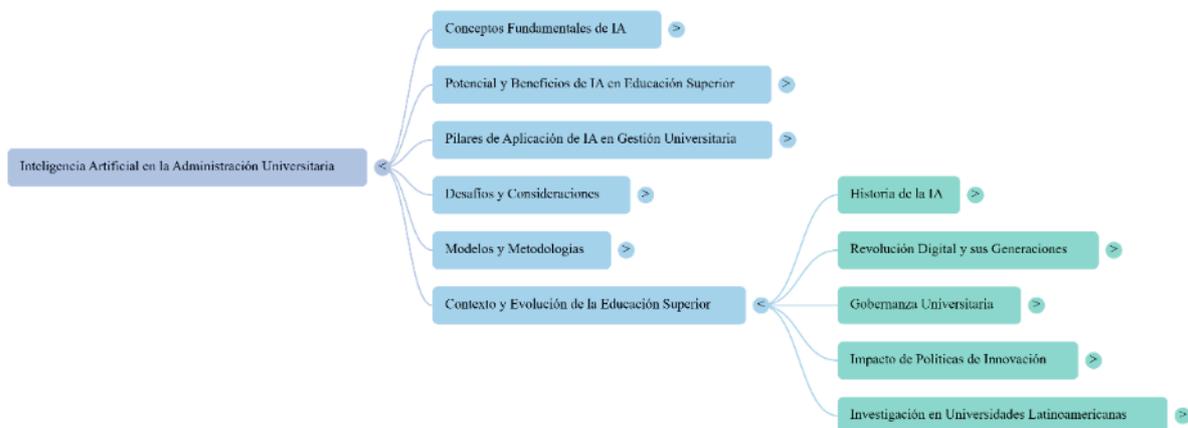


Figura 9. Principales dilemas éticos en la adopción de IA en entornos universitarios

Finalmente, persiste una brecha significativa entre desarrolladores y usuarios finales.^(14, 23, 29) Esta desconexión deriva con frecuencia en herramientas técnicamente avanzadas pero poco sensibles a las necesidades reales de las instituciones educativas.⁽³⁹⁾ Avanzar requiere marcos éticos operativos, capaces de traducirse en pautas concretas para el diseño e implementación de estas tecnologías.

Impacto pedagógico y limitaciones prácticas

La investigación empírica sobre IA en educación muestra beneficios tangibles, aunque con matices importantes a tener en cuenta.⁽⁴⁶⁾ Los sistemas de retroalimentación automatizada, por ejemplo, han demostrado ser particularmente efectivos en áreas que requieren práctica constante como matemáticas o lenguas, al proporcionar correcciones inmediatas.⁽⁴⁷⁾ Esta ventaja resulta crucial en contextos con alta densidad estudiantil, donde la atención individualizada es inviable.⁽⁴⁸⁾

La personalización del aprendizaje representa otra contribución significativa.^(41,43) Plataformas adaptativas que ajustan contenidos y ritmos a perfiles individuales no solo mejoran rendimientos académicos, sino que también incrementan la motivación.^(36,37) Sin embargo, estas capacidades se ven limitadas cuando los algoritmos trabajan con datos insuficientes o cuando las instituciones carecen de infraestructura para desplegar soluciones avanzadas.⁽⁴⁹⁾

Uno de los efectos más transformadores radica en la redefinición del rol docente.^(27,28) Al automatizar tareas administrativas y evaluativas rutinarias, la IA libera tiempo para actividades pedagógicas de mayor valor, como el desarrollo de pensamiento crítico o la resolución creativa de problemas y competencias que aún escapan a la capacidad de las máquinas.^(50,51,52)

Pese a estos avances, persiste un vacío preocupante: la mayoría de estudios miden impactos inmediatos, pero pocos analizan efectos a largo plazo en la retención del conocimiento o en habilidades metacognitivas.⁽⁵³⁾ Esta limitación metodológica impide determinar si los beneficios reportados son sostenibles o meramente circunstanciales.

Síntesis e integración de los hallazgos

El análisis cuantitativo inicial reveló un crecimiento exponencial en la producción académica sobre IA en educación superior, con una marcada concentración geográfica en México, Brasil y Perú.^(54,55) Esta tendencia se vio reflejada en los datos cualitativos, que identificaron a determinadas universidades como nodos centrales de investigación e implementación práctica.⁽⁵⁶⁾ Tal distribución sugiere un modelo de adopción fragmentado, donde la innovación avanza mediante focos aislados más que como un movimiento regional articulado.⁽⁴¹⁾ Las tecnologías predominantes, aprendizaje automático y procesamiento de lenguaje natural, coinciden con las aplicaciones pedagógicas más documentadas, especialmente en personalización de contenidos y sistemas de retroalimentación automatizada.⁽⁵⁷⁾

Una contradicción significativa emergió al analizar el tratamiento de los aspectos éticos.⁽⁵⁸⁾ Mientras los estudios cuantitativos mostraban escasa atención formal a estas cuestiones, el análisis cualitativo desveló preocupaciones recurrentes entre los actores educativos sobre sesgos algorítmicos, protección de datos y equidad.^(12,25,39) Esta divergencia apunta a un desequilibrio en las prioridades de investigación, donde los avances técnicos frecuentemente opacan los debates sobre posibles consecuencias no deseadas.^(40,59)

La revisión identificó vacíos críticos que requieren atención inmediata. La sobrerrepresentación de ciertos países en la literatura contrasta con la casi ausencia de datos sobre Centroamérica y el Caribe, lo que distorsiona la comprensión regional del fenómeno. Igualmente problemática resulta la escasez de estudios longitudinales: la mayoría de investigaciones emplean diseños transversales que ofrecen solo fotografías momentáneas, incapaces de capturar la evolución de los impactos educativos.^(60,61,62)

Estos hallazgos trazan caminos para futuras investigaciones. Se necesitan con urgencia estudios comparativos que examinen cómo factores institucionales y nacionales median en la adopción de IA, junto con marcos conceptuales más sólidos para evaluar sus implicaciones éticas. Resulta igualmente crucial desarrollar metodologías mixtas que combinen análisis cuantitativos a gran escala con aproximaciones cualitativas capaces de captar las experiencias concretas de docentes y estudiantes.

CONCLUSIONES

Esta revisión sistemática ofrece una evaluación crítica del estado actual de la IA en la educación superior latinoamericana. El campo muestra un crecimiento acelerado, dominado por investigaciones sobre aplicaciones de aprendizaje automático y procesamiento de lenguaje natural. Sin embargo, estos hallazgos deben interpretarse considerando importantes limitaciones metodológicas, que a su vez señalan direcciones clave para futuros estudios. El proceso de adopción regional sigue un desarrollo desigual, desde experimentos puntuales hasta implementaciones institucionalizadas. Pese al entusiasmo inicial, persisten barreras estructurales significativas: infraestructura tecnológica insuficiente, formación docente inadecuada y resistencias culturales aparecen como obstáculos recurrentes. Estos resultados sugieren que el éxito depende menos de las capacidades técnicas que de la construcción de ecosistemas institucionales que integren liderazgo estratégico, políticas coherentes y colaboración transdisciplinar. Un contraste crítico emerge al examinar el tratamiento de las dimensiones éticas. Aunque existen reconocimientos aislados de riesgos como los sesgos algorítmicos o las vulneraciones de privacidad, su análisis resulta marginal comparado con el énfasis en los aspectos tecnológicos. Esta asimetría representa una vulnerabilidad considerable, ya que implementaciones apresuradas sin salvaguardas éticas podrían exacerbar desigualdades en lugar de mitigarlas. En el ámbito pedagógico, la evidencia apunta a beneficios concretos, particularmente en personalización del aprendizaje y automatización de tareas administrativas. Sin embargo, estas conclusiones exigen cautela. La predominancia de estudios con muestras pequeñas y diseños transversales limita tanto la validez externa como la comprensión de los efectos a largo plazo. Esta limitación subraya la necesidad imperiosa de investigaciones longitudinales que evalúen la sostenibilidad real de estas innovaciones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Crompton H, Burke D. Artificial intelligence in higher education: the state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2023;20:1-22. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8>
2. Ivanov S. The dark side of artificial intelligence in higher education. *The Service Industries Journal*. 2023;43:1055-1082. <https://doi.org/10.1080/02642069.2023.2258799>
3. Bates T, Cobo C, Mariño O, Wheeler S. Can artificial intelligence transform higher education? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2020;17. <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00218-x>
4. Keleş P, Aydın S. University Students' Perceptions About Artificial Intelligence. *Education 3-13*. 2021;9:212-220. <https://doi.org/10.34293/EDUCATION.V9IS1-MAY.4014>

5. Cope B, Kalantzis M, Sears D. Artificial intelligence for education: Knowledge and its assessment in AI-enabled learning ecologies. *Educational Philosophy and Theory*. 2020;53:1229-1245. <https://doi.org/10.1080/00131857.2020.1728732>
6. Crawford J, Allen K, Pani B, Cowling M. When artificial intelligence substitutes humans in higher education: the cost of loneliness, student success, and retention. *Studies in Higher Education*. 2024;49:883-897. <https://doi.org/10.1080/03075079.2024.2326956>
7. AlAjmi A. Artificial Intelligence and Smart Universities. *Studies in Computational Intelligence*. 2021;935:295-310. https://doi.org/10.1007/978-3-030-62796-6_17
8. Álvarez-álvarez C, Falcón S. Students' preferences with university teaching practices: analysis of testimonials with artificial intelligence. *Educational Technology Research and Development*. 2023;71:1709-1724. <https://doi.org/10.1007/s11423-023-10239-8>
9. Bracho-Fuenmayor PL. Diálogo de saberes como método disruptivo en enseñanza-aprendizaje y evaluación del derecho a través de la investigación. *Revista Pedagogía Universitaria Y Didáctica Del Derecho*. 2025;12(1):139-154. <https://doi.org/10.5354/0719-5885.2025.75475>
10. Wang C, Wang H, Li Y, Dai J, Gu X, Yu T. Factors Influencing University Students' Behavioral Intention to Use Generative Artificial Intelligence: Integrating the Theory of Planned Behavior and AI Literacy. *International Journal of Human-Computer Interaction*. 2024;41:6649-6671. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2383033>
11. Sarwari A, Javed M, Adnan H, Wahab M. Assessment of the impacts of artificial intelligence (AI) on intercultural communication among postgraduate students in a multicultural university environment. *Scientific Reports*. 2024;14 (13849). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63276-5>
12. Tabuenca B, Uche-Soria M, Greller W, Leo D, Balcells-Falgueras P, Gloor P, et al. Greening smart learning environments with Artificial Intelligence of Things. *Internet of Things*. 2023;25:101051. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2023.101051>
13. Triberti S, Fuccio R, Scuotto C, Marsico E, Limone P. "Better than my professor?" How to develop artificial intelligence tools for higher education. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024;7, 1329605. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1329605>
14. Lainjo B, Tsmouche H. Impact of Artificial Intelligence On Higher Learning Institutions. *International Journal of Education, Teaching, and Social Sciences*. 2023;3(2). <https://doi.org/10.47747/ijets.v3i2.1028>
15. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *Journal of Clinical Epidemiology*. 2021;134:178-189. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2021.03.001>
16. Orduña-Malea E, Costas R. Link-based approach to study scientific software usage: the case of VOSviewer. *Scientometrics*. 2021;126:8153-8186. <https://doi.org/10.1007/s11192-021-04082-y>
17. Sanusi I, Martin F, Gonzales J, Mahipal V, Oyelere S, Suhonen J, et al. AI MyData: Fostering Middle School Students' Engagement with Machine Learning through an Ethics-Infused AI Curriculum. *ACM Transactions on Computing Education*. 2024;24:1-37. <https://doi.org/10.1145/3702242>
18. Klimova B, Pikhart M, Kacetl J. Ethical issues of the use of AI-driven mobile apps for education. *Frontiers in Public Health*. 2023;10, 1118116. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1118116>
19. Aljabr F, Al-Ahdal A. Ethical and pedagogical implications of AI in language education: An empirical study at Ha'il University. *Acta Psychologica*. 2024;251:104605. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104605>
20. Ranade N, Saravia M. Teaching AI Ethics in Technical and Professional Communication: A Systematic Review. *IEEE Transactions on Professional Communication*. 2024;67:422-436. <https://doi.org/10.1109/TPC.2024.3458708>

21. Holmes W, Porayska-Pomsta K, Holstein K, Sutherland E, Baker T, Shum S, et al. Ethics of AI in Education: Towards a Community-Wide Framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2021;32:504-526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
22. Nguyen A, Ngo H, Hong Y, Dang B, Nguyen B. Ethical principles for artificial intelligence in education. *Education and Information Technologies*. 2022;28:4221-4241. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11316-w>
23. Weidener L, Fischer M. Teaching AI Ethics in Medical Education: A Scoping Review of Current Literature and Practices. *Perspectives on Medical Education*. 2023;12:399-410. <https://doi.org/10.5334/pme.954>
24. Knowles M. Five Motivating Concerns for AI Ethics Instruction. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*. 2021;58(1), 472-476. <https://doi.org/10.1002/pra2.481>
25. Huang C, Zhang Z, Mao B, Yao X. An Overview of Artificial Intelligence Ethics. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*. 2023;4:799-819. <https://doi.org/10.1109/TAI.2022.3194503>
26. Weidener L, Fischer M. Proposing a Principle-Based Approach for Teaching AI Ethics in Medical Education. *JMIR Medical Education*. 2023;10. <https://doi.org/10.2196/55368>
27. Baker B, Mills K, McDonald P, Wang L. AI, Concepts of Intelligence, and Chatbots: The “Figure of Man,” the Rise of Emotion, and Future Visions of Education. *Teachers College Record*. 2023;125:60-84. <https://doi.org/10.1177/01614681231191291>
28. Zohny H, McMillan J, King M. Ethics of generative AI. *Journal of Medical Ethics*. 2023;49:79-80. <https://doi.org/10.1136/jme-2023-108909>
29. Al-Kfairy M, Mustafa D, Kshetri N, Insiew M, Alfandi O. Ethical Challenges and Solutions of Generative AI: An Interdisciplinary Perspective. *Informatics*. 2024;11:58. <https://doi.org/10.3390/informatics11030058>
30. Cantelmi R, Di Gravio G, Patriarca R. Reviewing qualitative research approaches in the context of critical infrastructure resilience. *Environment Systems & Decisions*. 2021;41:341-376. <https://doi.org/10.1007/s10669-020-09795-8>
31. Rehak D. Assessing and strengthening organisational resilience in a critical infrastructure system: Case study of the Slovak Republic. *Safety Science*. 2020;123:104573. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.104573>
32. Chester M, Underwood S, Samaras C. Keeping infrastructure reliable under climate uncertainty. *Nature Climate Change*. 2020;10:488-490. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-0741-0>
33. Nirandjan S, Koks E, Ward P, Aerts J. A spatially-explicit harmonized global dataset of critical infrastructure. *Scientific Data*. 2022;9(150). <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01218-4>
34. Sonesson T, Johansson J, Cedergren A. Governance and interdependencies of critical infrastructures: Exploring mechanisms for cross-sector resilience. *Safety Science*. 2021;142:105383. <https://doi.org/10.1016/J.SSCI.2021.105383>
35. Schweikert A, L’Her G, Deinert M. Simple method for identifying interdependencies in service delivery in critical infrastructure networks. *Applied Network Science*. 2021;6(44). <https://doi.org/10.1007/s41109-021-00385-4>
36. Love P, Ika L, Matthews J, Fang W. Curbing Poor-Quality in Large-Scale Transport Infrastructure Projects. *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2020;66(9):1-13. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.3031890>
37. Hoff R, Helmrich A, Dirks A, Kim Y, Li R, Chester M. Dynamic criticality for infrastructure prioritization in complex environments. *Environmental Research: Infrastructure and Sustainability*. 2023;3:015011. <https://doi.org/10.1088/2634-4505/acbe15>
38. Sathurshan M, Saja A, Thamboo J, Haraguchi M, Navaratnam S. Resilience of Critical Infrastructure Systems: A Systematic Literature Review of Measurement Frameworks. *Infrastructures*. 2022;7(5):67. <https://doi.org/10.3390/infrastructures7050067>

39. Purwar D, Flacke J, Guzman E, Sliuzas R. A qualitative analysis of cascading effects of critical infrastructure service failure post torrential floods in formal & informal settlement: the study-case of Medellin city, Colombia. *Sustainable and Resilient Infrastructure*. 2024;9:496-512. <https://doi.org/10.1080/23789689.2024.2340924>
40. Cárdenas-Mamani Ú, Kahhat R, Magallanes J. Interdependent response of three critical infrastructures in a South American megacity. *Environmental Research: Infrastructure and Sustainability*. 2022;2:025003. <https://doi.org/10.1088/2634-4505/ac6a0a>
41. Abouhamad M, Zayed T. Fuzzy Preference Programming Framework for Functional assessment of Subway Networks. *Algorithms*. 2020;13:220. <https://doi.org/10.3390/a13090220>
42. Alizadeh H, Sharifi A. Assessing Resilience of Urban Critical Infrastructure Networks: A Case Study of Ahvaz, Iran. *Sustainability*. 2020;12:3691. <https://doi.org/10.3390/su12093691>
43. Agrawal K, Durbha S, Talreja P, Nukavarapu N. Deep Reinforcement Learning Driven Critical Infrastructure Protection During Extreme Events. *IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2023:2540-2543. <https://doi.org/10.1109/IGARSS52108.2023.10282089>
44. Robson C, Barr S, Ford A, James P. The structure and behaviour of hierarchical infrastructure networks. *Applied Network Science*. 2021;6:1-25. <https://doi.org/10.1007/s41109-021-00404-4>
45. Gao X, Ye Y, Gong S, Chen L, Wang T. Empirical patterns of interdependencies among critical infrastructures in cascading disasters: Evidence from a comprehensive multi-case analysis. *International Journal of Disaster Risk Reduction*. 2023;103862. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2023.103862>
46. Karakoc D, Barker K, Zobel C, Almoghathawi Y. Social vulnerability and equity perspectives on interdependent infrastructure network component importance. *Sustainable Cities and Society*. 2020;57:102072. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102072>
47. Blokus A, Dziula P. Relations of Imperfect Repairs to Critical Infrastructure Maintenance Costs. *Sustainability*. 2021;13:4917. <https://doi.org/10.3390/SU13094917>
48. Wee X, Herrera M, Hadjidemetriou G, Parlikad K. Simulation and Criticality Assessment of Urban Rail and Interdependent Infrastructure Networks. *Transportation Research Record*. 2022;2677:1181-1196. <https://doi.org/10.1177/03611981221103594>
49. Rangrazjeddi A, González A, Barker K. Adaptive algorithm for dependent infrastructure network restoration in an imperfect information sharing environment. *PLoS ONE*. 2022;17(8): e0270407. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0270407>
50. Bracho Fuenmayor PL. Teoría de la justicia de John Rawls, desde una perspectiva de la filosofía política. *Revista Chilena de Derecho y Ciencia Política*. 2021;12(2):109-132. <https://doi.org/10.7770/rchdcp-V12N2-art2650>
51. You D, Xiao J, Wang Y, Yan H, Wu D, Chen Z, et al. Online Learning From Incomplete and Imbalanced Data Streams. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2023;35:10650-10665. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2023.3250472>
52. Wang M, Yang C, Zhao F, Min F, Wang X. Cost-Sensitive Active Learning for Incomplete Data. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2023;53:405-416. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2022.3182122>
53. Pleszczyński M. Implementation of the computer tomography parallel algorithms with the incomplete set of data. *PeerJ Computer Science*. 2021;7:e339. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.339>
54. Zhu C, Chen C, Zhou R, Wei L, Zhang X. A new multi-view learning machine with incomplete data. *Pattern Analysis and Applications*. 2020;23:1085-1116. <https://doi.org/10.1007/s10044-020-00863-y>
55. He J, Han X. Efficient Skyline Computation on Massive Incomplete Data. *Data Science and Engineering*. 2022;7:102-119. <https://doi.org/10.1007/s41019-022-00183-7>

56. Gong Y, Li Z, Liu W, Lu X, Liu X, Tsang I, et al. Missingness-Pattern-Adaptive Learning With Incomplete Data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2023;45:11053-11066. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2023.3262784>
57. Wen J, Zhang Z, Zhang Z, Fei L, Wang M. Generalized Incomplete Multiview Clustering With Flexible Locality Structure Diffusion. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2020;51:101-114. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2020.2987164>
58. Bhagat H, Singh M. A novel algorithm for imputing the missing values in incomplete datasets. *Iran Journal of Computer Science*. 2023; 7:13-23. <https://doi.org/10.1007/s42044-023-00154-9>
59. Miao X, Wu Y, Chen L, Gao Y, Yin J. An Experimental Survey of Missing Data Imputation Algorithms. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2023;35:6630-6650. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2022.3186498>
60. Slota S, Fleischmann K, Greenberg S, Verma N, Cummings B, Li L, et al. Good systems, bad data?: Interpretations of AI hype and failures. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*. 2020;57(1):e275. <https://doi.org/10.1002/pr2.275>
61. Al-Taezi M, Wang Y, Zhu P, Hu Q, Al-Badwi A. Improved generative adversarial network with deep metric learning for missing data imputation. *Neurocomputing*. 2023;570:127062. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.127062>
62. Jäger S, Allhorn A, Biessmann F. A Benchmark for Data Imputation Methods. *Frontiers in Big Data*. 2021;4:693674. <https://doi.org/10.3389/fdata.2021.693674>

FINANCIACIÓN

Ninguna.

CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Víctor Hugo González Torres, Elisabeth Viviana Lucero Baldevenites, Manuel de Jesús Azpilcueta Ruiz Esparza, Pedro Luis Bracho-Fuenmayor, Claudia Patricia Caballero de Lamarque.

Curación de datos: Víctor Hugo González Torres, Elisabeth Viviana Lucero Baldevenites, Manuel de Jesús Azpilcueta Ruiz Esparza, Pedro Luis Bracho-Fuenmayor, Claudia Patricia Caballero de Lamarque.

Análisis formal: Víctor Hugo González Torres, Elisabeth Viviana Lucero Baldevenites, Manuel de Jesús Azpilcueta Ruiz Esparza, Pedro Luis Bracho-Fuenmayor, Claudia Patricia Caballero de Lamarque.

Redacción - borrador original: Víctor Hugo González Torres, Elisabeth Viviana Lucero Baldevenites, Manuel de Jesús Azpilcueta Ruiz Esparza, Pedro Luis Bracho-Fuenmayor, Claudia Patricia Caballero de Lamarque.

Redacción - revisión y edición: Víctor Hugo González Torres, Elisabeth Viviana Lucero Baldevenites, Manuel de Jesús Azpilcueta Ruiz Esparza, Pedro Luis Bracho-Fuenmayor, Claudia Patricia Caballero de Lamarque.