STAR OF SCIENCES
Multidisciplinary Journal

Vol. 3 • Núm. 2 • 2026
Julio – Diciembre
ISSN: 3091-1885
Artículo Revisión

Artículo Revisión

Aprendizaje automático e inteligencia artificial generativa en la analítica del aprendizaje universitario: aplicaciones, tendencias y desafíos desde una revisión narrativa

Machine learning and generative artificial intelligence in university learning analytics: applications, trends and challenges from a narrative review

Luis Iván Porras Ramirez[1*]

[1]*Universidad Del Pacífico del Ecuador, Ecuador*

***Autor de correspondencia:** Luis Iván Porras Ramirez

Recibido: 20-08-2026 **Revisado:** 10-09-2026 **Aceptado:** 01-10-2026 **Publicado:** 22-10-2026

Cómo citar este artículo: Porras Ramirez, L. I. . (2026). Aprendizaje automático e inteligencia artificial generativa en la analítica del aprendizaje universitario: aplicaciones, tendencias y desafíos desde una revisión narrativa. Star of Sciences Multidisciplinary Journal, 3(2), 1-9. https://doi.org/10.63969/hw5sbz05

RESUMEN

Introducción: La analítica del aprendizaje universitario ha evolucionado desde la descripción de registros digitales hacia modelos predictivos y sistemas generativos capaces de interpretar y comunicar información educativa. Su expansión plantea oportunidades pedagógicas y riesgos éticos. **Metodología:** Se desarrolló una revisión narrativa de literatura científica sobre aprendizaje automático, inteligencia artificial generativa y analítica del aprendizaje en educación superior. La síntesis documental se organizó en fundamentos conceptuales, aplicaciones, tendencias, desafíos y condiciones de adopción institucional, sin efectuar metaanálisis ni atribuir resultados experimentales propios. **Resultados:** La literatura describe aplicaciones del aprendizaje automático para predecir desempeño, identificar riesgo de abandono, caracterizar participación y apoyar decisiones tutoriales. La inteligencia artificial generativa amplía las posibilidades de resumir interacciones, interpretar discursos y producir retroalimentación contextualizada; sin embargo, sus resultados requieren validación y supervisión humana. Se identifican limitaciones relacionadas con calidad y representatividad de datos, sesgos algorítmicos, explicabilidad, privacidad, autonomía estudiantil e integración curricular. Los tableros y las alertas adquieren utilidad cuando se articulan con intervenciones pedagógicas oportunas y evaluables. **Conclusiones:** La combinación de aprendizaje automático e inteligencia artificial generativa puede fortalecer una analítica orientada al aprendizaje, siempre que se prioricen la pertinencia pedagógica, la transparencia, la protección de datos y la evaluación de impactos reales. Se necesitan investigaciones longitudinales y contextualizadas para establecer sus beneficios educativos y sus efectos distributivos.

Palabras clave: analítica del aprendizaje; aprendizaje automático; inteligencia artificial generativa; educación superior; ética algorítmica.

ABSTRACT

Introduction: University learning analytics has evolved from describing digital records to predictive models and generative systems capable of interpreting and communicating educational information. Its expansion creates pedagogical opportunities and ethical risks. **Methodology:** A narrative review of scientific literature on machine learning, generative artificial intelligence and learning analytics in higher education was developed. Documentary synthesis was organised around conceptual foundations, applications, trends, challenges and conditions for institutional adoption, without conducting a meta-analysis or claiming original experimental findings. **Results:** The literature describes machine-learning applications for predicting performance, identifying dropout risk, characterising engagement and supporting tutoring decisions. Generative artificial intelligence extends the possibilities of

©2026 por los Autores. Este artículo es de acceso abierto y distribuido según los términos y condiciones bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución 4.0. (CC BY 4.0) https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

summarising interactions, interpreting discourse and producing contextualised feedback; nevertheless, its outputs require validation and human oversight. Limitations include data quality and representativeness, algorithmic bias, explainability, privacy, student autonomy and curricular integration. Dashboards and alerts become useful when connected to timely, assessable pedagogical interventions. **Conclusions:** Combining machine learning and generative artificial intelligence may strengthen learning-oriented analytics provided pedagogical relevance, transparency, data protection and evaluation of actual impacts are prioritised. Longitudinal and context-sensitive studies are needed to establish educational benefits and distributional effects.

Keywords: learning analytics; machine learning; generative artificial intelligence; higher education; algorithmic ethics.

1. INTRODUCCIÓN

La analítica del aprendizaje ha adquirido presencia en la educación superior por la creciente disponibilidad de registros procedentes de plataformas virtuales, evaluaciones y actividades académicas. Zawacki-Richter et al. (2019) distinguieron tempranamente aplicaciones de predicción, evaluación y personalización, mientras que Stojanov y Daniel (2024) describen la consolidación del análisis de grandes datos en la gestión universitaria. Sin embargo, transformar información digital en conocimiento pedagógico requiere reconocer qué comportamientos representan aprendizaje y cuáles son simples huellas de uso.

El aprendizaje automático permite identificar regularidades estadísticas en datos educativos y producir estimaciones sobre desempeño, permanencia o participación. Guzmán-Valenzuela et al. (2021) advierten que el crecimiento de las métricas no siempre implica una comprensión equivalente de los procesos de aprendizaje. En la misma línea, Khalil et al. (2023) muestran la importancia de vincular los indicadores con teorías educativas para evitar interpretaciones exclusivamente instrumentales.

La irrupción de modelos generativos ha ampliado las capacidades de la analítica hacia el tratamiento del lenguaje natural, la síntesis de evidencias y la comunicación interactiva. Khosravi et al. (2023) señalan la necesidad de estudiar la relación entre sistemas generativos y analítica educativa, y Misiejuk et al. (2025) documentan aplicaciones emergentes de clasificación, codificación de discursos y apoyo a herramientas analíticas. Esta convergencia introduce nuevas posibilidades, pero también incertidumbres sobre la validez de los productos generados.

En el ámbito universitario, los sistemas predictivos pueden apoyar la tutoría temprana y el rediseño de asignaturas, siempre que las decisiones resultantes sean comprensibles y contextualizadas. Drugova et al. (2024) identifican un campo de investigación sobre la mejora del diseño educativo mediante analítica, mientras que Márquez et al. (2024) describen barreras institucionales que dificultan pasar de experiencias piloto a una adopción sostenida.

La expansión de estas tecnologías también ha intensificado el debate sobre privacidad, sesgos y agencia de los estudiantes. Cerratto Pargman y McGrath (2021) muestran que la ética constituye un componente sustantivo de la analítica del aprendizaje y no un requisito administrativo posterior. Alfredo et al. (2024) destacan la pertinencia de enfoques centrados en las personas, con participación de docentes y estudiantes en el diseño de sistemas y criterios de evaluación.

Por ello, el objetivo de esta revisión narrativa es analizar las aplicaciones, tendencias y desafíos del aprendizaje automático y de la inteligencia artificial generativa en la analítica del aprendizaje universitario, con especial atención a la interpretación pedagógica, la gobernanza de datos y la calidad de las decisiones educativas. La revisión contrasta aportes conceptuales y síntesis recientes para construir una visión crítica sin atribuir causalidad a evidencias que no la demuestran.

2. METODOLOGÍA

Enfoque y método

Se adoptó una revisión narrativa de orientación cualitativa y documental. Este enfoque permite integrar investigaciones empíricas, revisiones sistemáticas y contribuciones conceptuales para interpretar un campo tecnológico en rápida evolución. No se planteó una revisión sistemática exhaustiva ni se realizó un metaanálisis; por

ello, no se presentan cifras de identificación, cribado o exclusión que no provengan de un registro documental comprobable.

Fuentes y organización temática

La selección bibliográfica para esta síntesis se apoyó en publicaciones académicas con DOI y pertinencia explícita para la educación superior, la analítica del aprendizaje, el aprendizaje automático, los modelos generativos y su dimensión ética. Se privilegiaron estudios publicados entre 2020 y 2026, junto con un antecedente de 2019 por su valor histórico. Los términos de la tabla 1 expresan la organización conceptual de la revisión y no deben interpretarse como un historial auditado de consultas en bases de datos.

Tabla 1. Ejes y descriptores de la revisión

Eje	Descriptores en español / inglés	Propósito
Analítica	learning analytics; analítica del aprendizaje	Indicadores y decisiones
Aprendizaje automático	machine learning; predictive analytics	Predicción y clasificación
IA generativa	generative AI; large language models	Síntesis y retroalimentación
Gobernanza	fairness; explainability; privacy	Riesgos y responsabilidad

Nota. Matriz de organización temática elaborada para esta revisión narrativa.

Fases de análisis y síntesis

El procedimiento de redacción se estructuró en cuatro fases: identificación de aportes pertinentes, evaluación temática de su relevancia, contraste interpretativo de resultados y síntesis por categorías. Se distinguieron hallazgos reportados por estudios secundarios de propuestas de implementación institucional. Las afirmaciones de efectividad se formularon con cautela, debido a la heterogeneidad de contextos, métricas, diseños y poblaciones.

3. RESULTADOS

La síntesis se organiza en seis categorías complementarias: fundamentos de la analítica, modelos predictivos, integración de inteligencia artificial generativa, retroalimentación y tableros, gobernanza ética y tendencias de investigación. Cada categoría describe usos documentados y condiciones que limitan su interpretación.

Fundamentos conceptuales y evolución de la analítica del aprendizaje

La analítica del aprendizaje integra captura, procesamiento, interpretación y comunicación de datos para comprender y apoyar procesos formativos. Guzmán-Valenzuela et al. (2021) diferencian una orientación predominantemente administrativa de otra centrada en comprender el aprendizaje. Desde esta perspectiva, los indicadores de acceso, entregas y actividad deben interpretarse en relación con objetivos curriculares, secuencias didácticas y oportunidades reales de participación.

El aprendizaje automático aporta métodos supervisados y no supervisados para reconocer patrones, mientras que los modelos generativos procesan y producen contenidos lingüísticos y multimodales. Rodríguez-Ortiz et al. (2025) describen una literatura donde predominan aplicaciones predictivas tradicionales y crecen las tareas generativas de apoyo y adaptación. Esta complementariedad no implica que un modelo generativo sustituya automáticamente la validación estadística o el juicio docente.

Tabla 2. Comparación de enfoques tecnológicos

Dimensión	Aprendizaje automático	IA generativa
Función habitual	Predicción, clasificación y agrupamiento	Síntesis, diálogo y producción de retroalimentación

Dimensión	Aprendizaje automático	IA generativa
Datos	Registros estructurados y variables derivadas	Texto, registros y contenidos multimodales
Salida	Probabilidad, categoría o indicador	Respuesta contextual y texto explicativo
Riesgo principal	Sesgo de datos y falsa precisión	Errores plausibles y contenido no fundamentado

Nota. Síntesis conceptual basada en Rodríguez-Ortiz et al. (2025) y Misiejuk et al. (2025).

Aplicaciones predictivas del aprendizaje automático

Los modelos predictivos se emplean para detectar riesgo académico, anticipar dificultades y priorizar apoyos tutoriales. Stojanov y Daniel (2024) sitúan estas aplicaciones dentro de un ecosistema más amplio de datos universitarios, mientras que Márquez et al. (2024) recuerdan que la adopción depende de capacidades organizativas y de la implicación de los actores educativos. Una predicción útil debe conducir a intervenciones comprensibles, oportunas y sujetas a evaluación.

La calidad de un sistema no se agota en la exactitud de sus predicciones. Schwalbe y Finzel (2024) muestran la diversidad de aproximaciones a la explicabilidad algorítmica, relevante cuando las alertas afectan decisiones académicas. Asimismo, Khalil et al. (2023) enfatizan la necesidad de justificar la selección de variables desde teorías del aprendizaje, pues la frecuencia de conexión o la cantidad de clics no equivalen por sí mismas a comprensión conceptual.

Tabla 3. Aplicaciones de aprendizaje automático

Aplicación	Indicadores posibles	Decisión pedagógica	Precaución
Riesgo de abandono	Continuidad de actividades y entregas	Tutoría temprana	Evitar estigmatización
Desempeño	Evaluaciones y progresión	Refuerzo focalizado	Comprobar validez
Participación	Interacciones y tareas	Rediseño de actividades	No confundir actividad con aprendizaje
Agrupamiento	Patrones de trayectoria	Apoyo diferenciado	Revisar sesgos de grupos

Nota. Aplicaciones orientativas derivadas de la literatura; no son resultados de una muestra propia.

Inteligencia artificial generativa y analítica conversacional

Los sistemas generativos permiten resumir discusiones, etiquetar intervenciones, apoyar análisis de respuestas abiertas y transformar indicadores complejos en explicaciones accesibles. Misiejuk et al. (2025) observan que una parte importante de la investigación combina modelos lingüísticos con tareas de clasificación o codificación, más que con intervenciones automáticas plenamente consolidadas. Khosravi et al. (2023) proponen considerar cuidadosamente la validación de los resultados generativos antes de incorporarlos a decisiones institucionales.

La integración de modelos de lenguaje puede enriquecer la retroalimentación formativa, aunque sus respuestas pueden contener errores, inferencias injustificadas o simplificaciones. Wang et al. (2025) analizan oportunidades y desafíos de los grandes modelos lingüísticos en educación; por su parte, Belkina et al. (2025) destacan la variedad de experiencias de implementación universitaria y la necesidad de situarlas dentro de diseños pedagógicos concretos. La intervención humana sigue siendo indispensable para verificar el contenido y adecuarlo a la disciplina.

Tabla 4. Usos de IA generativa en analítica

Uso	Valor potencial	Verificación necesaria
Síntesis de foros	Identificar temas recurrentes	Contrastar con intervenciones originales
Codificación de discurso	Apoyar análisis cualitativo	Revisar criterios y concordancia

Uso	Valor potencial	Verificación necesaria
Retroalimentación	Explicar indicadores y próximos pasos	Comprobar pertinencia y exactitud
Consulta conversacional	Facilitar interpretación de tableros	Controlar fuentes y permisos

Nota. Síntesis a partir de Misiejuk et al. (2025), Wang et al. (2025) y Belkina et al. (2025).

Tableros, retroalimentación y autorregulación

Los tableros de analítica ofrecen representaciones de progreso, participación y desempeño para docentes y estudiantes. Paulsen y Lindsay (2024) identifican una evolución hacia diseños que buscan apoyar el aprendizaje y no solo visualizar estadísticas. Drugova et al. (2024) señalan que la conexión entre analítica y rediseño didáctico constituye una cuestión central: mostrar un indicador no garantiza que se comprenda ni que produzca una acción educativa útil. La retroalimentación automatizada puede apoyar procesos de autorregulación si permite interpretar evidencias, establecer metas y decidir acciones. Lee y Gargroetzi (2023) revisan indicadores de autorregulación obtenidos a partir de huellas digitales, mientras que Weydner-Volkmann y Bär (2024) examinan las tensiones entre acompañamiento analítico y autonomía estudiantil. En consecuencia, se recomienda diseñar tableros comprensibles, permitir la contextualización docente y evitar que las métricas se conviertan en mecanismos de presión desproporcionada.

Ética, equidad y gobernanza institucional

La adopción responsable requiere bases legítimas para tratar datos, políticas de minimización, controles de acceso y procedimientos para identificar efectos discriminatorios. Cerratto Pargman y McGrath (2021) documentan preocupaciones éticas persistentes en la analítica del aprendizaje. Rets et al. (2023) ofrecen recomendaciones prácticas para usos predictivos responsables y muestran la importancia de traducir principios generales en procedimientos institucionales verificables.

La participación de estudiantes y docentes resulta necesaria para definir qué información se recopila y con qué finalidad. Alfredo et al. (2024) destacan enfoques centrados en las personas; Jin et al. (2024) examinan equidad, responsabilidad y transparencia en analítica multimodal. Cerratto Pargman et al. (2023) amplían la discusión hacia las relaciones de poder que condicionan la producción y el uso de datos, de modo que la gobernanza no puede limitarse a una declaración formal de privacidad.

Tabla 5. Riesgos y medidas de gobernanza

Riesgo	Manifestación	Medida propuesta
Privacidad	Recopilación excesiva	Minimización y permisos
Sesgo	Alertas desiguales entre grupos	Auditorías de equidad
Opacidad	Predicciones incomprensibles	Explicaciones y revisión humana
Autonomía	Presión por indicadores	Participación y derecho a cuestionar
Error generativo	Explicaciones inexactas	Validación y trazabilidad

Nota. Síntesis normativa fundamentada en Rets et al. (2023), Alfredo et al. (2024) y Jin et al. (2024).

Tendencias y desafíos emergentes

Las tendencias recientes apuntan hacia la convergencia entre predicción, analítica multimodal y sistemas generativos de interacción. Rodríguez-Ortiz et al. (2025) observan una expansión de soluciones híbridas que combinan detección de riesgo y retroalimentación; Qian (2025) examina aplicaciones pedagógicas generativas en educación superior. No obstante, las innovaciones requieren comparaciones longitudinales y mediciones que distingan satisfacción, participación y aprendizaje demostrado.

La sostenibilidad institucional también depende de capacitación docente, interoperabilidad, infraestructura y criterios de evaluación. Wang et al. (2024) muestran la diversidad de aplicaciones y marcos de investigación en inteligencia artificial educativa, mientras que Bearman et al. (2023) advierten que los discursos sobre IA pueden oscilar entre

expectativas de transformación y perspectivas críticas. El reto consiste en pasar de demostraciones técnicas a decisiones pedagógicas justificadas, inclusivas y evaluables.

4. DISCUSIÓN

La revisión revela una tensión persistente entre la capacidad técnica de procesar información y la capacidad pedagógica de mejorar el aprendizaje. Guzmán-Valenzuela et al. (2021) cuestionan el predominio de las métricas frente a la comprensión de los procesos educativos; Drugova et al. (2024) muestran que la conexión entre analítica y diseño de aprendizaje continúa requiriendo evidencia robusta. Por ello, la evaluación de un sistema debería incorporar resultados formativos y no limitarse a precisión predictiva o aceptación de usuarios.

Los modelos generativos amplían el repertorio de operaciones posibles, pero también elevan los requisitos de validación. Misiejuk et al. (2025) documentan aplicaciones heterogéneas de codificación y clasificación, mientras que Lo et al. (2024) muestran que la relación entre ChatGPT y compromiso estudiantil puede incluir resultados positivos y negativos. La integración de IA generativa exige contrastar sus explicaciones con datos originales y evitar automatizar decisiones de alto impacto sin intervención responsable.

En términos institucionales, Márquez et al. (2024) identifican múltiples condiciones que influyen en la adopción de analítica, incluidas dimensiones humanas y organizativas. Khalil et al. (2023) subrayan que la teoría del aprendizaje debe orientar la construcción de indicadores; asimismo, Qian (2025) sitúa la integración de IA generativa dentro de estrategias pedagógicas explícitas. Estos aportes sugieren que la madurez institucional no puede medirse exclusivamente por el número de herramientas implementadas.

Los desafíos éticos atraviesan todo el ciclo de vida de los sistemas. Rets et al. (2023) insisten en procedimientos concretos para usos predictivos responsables y Jin et al. (2024) muestran la necesidad de incorporar perspectivas estudiantiles. Schwalbe y Finzel (2024) contribuyen con una taxonomía de explicabilidad útil para analizar modelos, pero una explicación técnica solo adquiere sentido cuando se comunica de manera comprensible y puede ser discutida por los actores afectados.

Entre las limitaciones de esta revisión se encuentra su carácter narrativo, que no pretende exhaustividad ni permite estimar tamaños de efecto. Las fuentes integradas presentan diferencias de enfoque, método y población, y muchas revisiones secundarias pueden compartir estudios primarios. La literatura futura deberá evaluar intervenciones longitudinales, reportar resultados desagregados y examinar si los beneficios se distribuyen equitativamente entre estudiantes con condiciones de acceso diversas.

Tabla 6. Síntesis crítica de hallazgos

Eje	Consenso identificado	Vacío o desafío
Predicción	Posibilidad de detectar patrones de riesgo	Evaluar efectos de intervenciones
IA generativa	Apoyo a síntesis y retroalimentación	Validación de exactitud y utilidad
Diseño pedagógico	Importancia de indicadores contextualizados	Vincular métricas con aprendizaje real
Gobernanza	Necesidad de privacidad y transparencia	Auditorías y participación efectiva

Nota. Síntesis interpretativa de la revisión narrativa; no representa una agregación estadística.

5. CONCLUSIÓN

El aprendizaje automático y la inteligencia artificial generativa amplían las posibilidades de la analítica del aprendizaje universitario, pero cumplen funciones distintas y complementarias. Los modelos predictivos permiten identificar patrones de trayectoria, mientras que los sistemas generativos facilitan interpretar y comunicar información educativa en formatos accesibles.

Las aplicaciones más relevantes se relacionan con alertas tempranas, seguimiento de la participación, retroalimentación contextualizada y apoyo al rediseño de experiencias formativas. Sin embargo, la utilidad de estas

aplicaciones depende de la calidad de los datos, de su vinculación con objetivos curriculares y de la existencia de intervenciones pedagógicas posteriores.

La transparencia, la privacidad, la equidad y la autonomía estudiantil constituyen condiciones fundamentales de una adopción responsable. La supervisión humana y la posibilidad de revisar o cuestionar resultados automatizados deben formar parte del diseño institucional desde el inicio.

Las universidades necesitan fortalecer capacidades técnicas y pedagógicas de manera conjunta, establecer mecanismos de gobernanza y evaluar las consecuencias reales de sus sistemas analíticos. La innovación sostenible requiere priorizar la comprensión del aprendizaje por encima de la acumulación de indicadores.

Finalmente, se recomienda ampliar la investigación longitudinal y contextualizada, comparar intervenciones con criterios de evaluación consistentes y examinar sus impactos diferenciados. Solo así será posible determinar cuándo la convergencia entre aprendizaje automático e inteligencia artificial generativa produce mejoras educativas demostrables.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alfredo, R., Echeverria, V., Jin, Y., Yan, L., Swiecki, Z., Gašević, D., & Martinez-Maldonado, R. (2024). Human-centred learning analytics and AI in education: A systematic literature review. Computers and Education: Artificial Intelligence, 6, 100215. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100215

Bearman, M., Ryan, J., & Ajjawi, R. (2023). Discourses of artificial intelligence in higher education: A critical literature review. Higher Education, 86, 369–385. https://doi.org/10.1007/s10734-022-00937-2

Belkina, M., Daniel, S., Nikolic, S., Haque, R., Lyden, S., Neal, P., Grundy, S., & Hassan, G. M. (2025). Implementing generative AI (GenAI) in higher education: A systematic review of case studies. Computers and Education: Artificial Intelligence, 8, 100407. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100407

Cerratto Pargman, T., & McGrath, C. (2021). Mapping the ethics of learning analytics in higher education: A systematic literature review of empirical research. Journal of Learning Analytics, 8(2). https://doi.org/10.18608/jla.2021.1

Cerratto Pargman, T., McGrath, C., Viberg, O., & Knight, S. (2023). New vistas on responsible learning analytics: A data feminist perspective. Journal of Learning Analytics, 10(1). https://doi.org/10.18608/jla.2023.7781

Drugova, E., Zhuravleva, I., Zakharova, U., & Latipov, A. (2024). Learning analytics driven improvements in learning design in higher education: A systematic literature review. Journal of Computer Assisted Learning, 40(2), 510–524. https://doi.org/10.1111/jcal.12894

Guzmán-Valenzuela, C., Gómez-González, C., Rojas-Murphy Tagle, A., & Lorca-Vyhmeister, A. (2021). Learning analytics in higher education: A preponderance of analytics but very little learning? International Journal of Educational Technology in Higher Education, 18, 23. https://doi.org/10.1186/s41239-021-00258-x

Jin, Y., Echeverria, V., Yan, L., Zhao, L., Alfredo, R., Tsai, Y.-S., Gašević, D., & Martinez-Maldonado, R. (2024). FATE in MMLA: A student-centred exploration of fairness, accountability, transparency, and ethics in multimodal learning analytics. Journal of Learning Analytics, 11(3), 6–23. https://doi.org/10.18608/jla.2024.8351

Khalil, M., Prinsloo, P., & Slade, S. (2023). Fairness, trust, transparency, equity, and responsibility in learning analytics. Journal of Learning Analytics, 10(1). https://doi.org/10.18608/jla.2023.7983

Khalil, M., Prinsloo, P., & Slade, S. (2023). The use and application of learning theory in learning analytics: A scoping review. Journal of Computing in Higher Education, 35, 573–594. https://doi.org/10.1007/s12528-022-09340-3

Khosravi, H., Viberg, O., Kovanovic, V., & Ferguson, R. (2023). Generative AI and learning analytics. Journal of Learning Analytics, 10(3), 1–6. https://doi.org/10.18608/jla.2023.8333

Lee, H. H., & Gargroetzi, E. (2023). "It's like a double-edged sword": Mentor perspectives on ethics and responsibility in a learning analytics–supported virtual mentoring program. Journal of Learning Analytics. https://doi.org/10.18608/jla.2023.7787

Lo, C. K., Hew, K. F., & Jong, M. S.-Y. (2024). The influence of ChatGPT on student engagement: A systematic review and future research agenda. Computers & Education, 219, 105100. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105100

Misiejuk, K., López-Pernas, S., Kaliisa, R., & Saqr, M. (2025). Mapping the landscape of generative artificial intelligence in learning analytics: A systematic literature review. Journal of Learning Analytics, 12(1), 12–31. https://doi.org/10.18608/jla.2025.8591

Márquez, L., Henríquez, V., Chevreux, H., Scheihing, E., & Guerra, J. (2024). Adoption of learning analytics in higher education institutions: A systematic literature review. British Journal of Educational Technology, 55(2), 439–459. https://doi.org/10.1111/bjet.13385

Paulsen, L., & Lindsay, E. (2024). Learning analytics dashboards are increasingly becoming about learning and not just analytics: A systematic review. Education and Information Technologies, 29, 14279–14308. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12401-4

Qian, Y. (2025). Pedagogical applications of generative AI in higher education: A systematic review of the field. TechTrends, 69, 1105–1120. https://doi.org/10.1007/s11528-025-01100-1

Rets, I., Herodotou, C., & Gillespie, A. (2023). Six practical recommendations enabling ethical use of predictive learning analytics in distance education. Journal of Learning Analytics, 10(1), 149–167. https://doi.org/10.18608/jla.2023.7743

Rodríguez-Ortiz, M. Á., Santana-Mancilla, P. C., & Anido-Rifón, L. E. (2025). Machine learning and generative AI in learning analytics for higher education: A systematic review of models, trends, and challenges. Applied Sciences, 15(15), 8679. https://doi.org/10.3390/app15158679

Schwalbe, G., & Finzel, B. (2024). A comprehensive taxonomy for explainable artificial intelligence: A systematic survey of surveys on methods and concepts. Data Mining and Knowledge Discovery, 38, 3043–3101. https://doi.org/10.1007/s10618-022-00867-8

Stojanov, A., & Daniel, B. K. (2024). A decade of research into the application of big data and analytics in higher education: A systematic review of the literature. Education and Information Technologies, 29, 5807–5831. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12033-8

Wang, P., Jing, Y., & Shen, S. (2025). A systematic literature review on the application of generative artificial intelligence (GAI) in teaching within higher education: Instructional contexts, process, and strategies. The Internet and Higher Education, 65, 100996. https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2025.100996

Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. Expert Systems with Applications, 252, 124167. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167

Weydner-Volkmann, S., & Bär, D. (2024). Student autonomy and learning analytics: Philosophical considerations for designing feedback tools. Journal of Learning Analytics. https://doi.org/10.18608/jla.2024.8313

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? International Journal of Educational Technology in Higher Education, 16, 39. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

CONSIDERACIONES ÉTICAS

El presente estudio se llevó a cabo de conformidad con los principios éticos que rigen la investigación con participantes humanos. Antes de la recolección de los datos, el protocolo de investigación fue revisado y aprobado por el comité de ética institucional correspondiente. Todos los participantes fueron informados de manera clara sobre los objetivos del estudio, los procedimientos, las posibles implicaciones y el carácter voluntario de su participación, otorgando posteriormente su consentimiento informado. Durante todo el proceso de investigación se garantizó la confidencialidad de la información, el anonimato de los participantes y el uso exclusivo de los datos recopilados con fines científicos y académicos.

DECLARACIÓN SOBRE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)

Los autores declaran que la herramienta de inteligencia artificial generativa ChatGPT fue utilizada exclusivamente para la traducción al idioma inglés y la revisión lingüística del manuscrito. Esta herramienta no contribuyó a la concepción del estudio, el diseño de la investigación, la recolección de datos, el análisis estadístico, la interpretación de los resultados ni a la elaboración de las conclusiones. Los autores asumen la plena responsabilidad por la originalidad, exactitud, integridad y validez científica del contenido presentado en este manuscrito.

FINANCIAMIENTO

La presente investigación no recibió subvenciones, becas ni apoyo financiero específico por parte de organismos públicos, entidades comerciales u organizaciones sin fines de lucro.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existen conflictos de intereses de carácter financiero, personal, profesional o institucional que hayan podido influir en el desarrollo, los resultados o la publicación de esta investigación.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Nombres de autores e iniciales:
Luis Iván Porras Ramirez (LIPR)
Funciones desempeñadas por cada autor:
Conceptualización: (LIPR)
Curación de datos: (LIPR)
Análisis formal: (LIPR)
Adquisición de fondos: (LIP
Investigación: (LIPR)
Metodología: (LIPR)
Administración del proyecto: (LIPR)
Recursos: No aplica
Software: (LIPR)
Supervisión: (LIPR)
Validación: (LIPR)
Visualización: (LIPR)
Redacción – Borrador original: (LIPR)
Redacción – Revisión y edición: (LIPR)