

Learning Analytics and Student Engagement in Distance Higher Education: A Cluster-Based Systematic Review (2020–2025)

Terán Plasencia, Heleny Soley¹; Rojas Balletta, Alberto Daniel²; Daza Chicana, Hegel³
^{1,2, 3}Universidad Privada del Norte, Perú, heleny.teran@upn.edu.pe, alberto.rojas@upn.edu.pe, hegel.daza@upn.edu.pe

Abstract—The objective of this study was to analyze the patterns identified in the scientific literature on the use of learning analytics and student engagement in distance higher education (2020–2025). A systematic review was conducted following the PRISMA 2020 model, using Scopus as the sole source. The search yielded 74 records; after filtering and refinement, 58 documents were analyzed, and after screening and full-text evaluation, 29 studies were included in the final synthesis. Bibliometric analysis was applied in an exploratory way with VOSviewer (keyword co-occurrence) to organize the evidence into four thematic clusters. The findings show an evolution from descriptive approaches to predictive and prescriptive models, with increasing use of AI, dashboards, and learning management systems to monitor, explain, and promote student engagement.

Keywords— distance education, data analysis, student engagement.

Analítica del aprendizaje y compromiso estudiantil en educación superior a distancia: una revisión sistemática basada en clústeres (2020–2025)

Terán Plasencia, Heleny Soley¹; Rojas Balletta, Alberto Daniel²; Daza Chicana, Hegel³

^{1,2,3}Universidad Privada del Norte, Perú, heleny.teran@upn.edu.pe, alberto.rojas@upn.edu.pe, hegel.daza@upn.edu.pe

Resumen– El objetivo de este estudio fue analizar los patrones identificados en la literatura científica sobre el uso de la analítica del aprendizaje y el compromiso estudiantil en educación superior a distancia (2020–2025). Se realizó una revisión sistemática siguiendo el modelo PRISMA 2020, utilizando Scopus como fuente única. La búsqueda arrojó 74 registros; tras filtros y depuración se analizaron 58 documentos, y luego del cribado y evaluación a texto completo se incluyeron 29 estudios para la síntesis final. De manera exploratoria se aplicó análisis bibliométrico con VOSviewer (co-ocurrencia de palabras clave) para organizar la evidencia en cuatro clústeres temáticos. Los hallazgos muestran una evolución desde enfoques descriptivos hacia modelos predictivos y prescriptivos, con creciente uso de IA, dashboards y sistemas de gestión del aprendizaje para monitorear, explicar y promover el compromiso estudiantil.

Palabras clave– educación a distancia, análisis de datos, compromiso estudiantil.

I. INTRODUCCIÓN

La educación superior a distancia ha experimentado un crecimiento acelerado a nivel global, intensificado de manera abrupta desde 2020 por la pandemia de COVID-19. UNESCO reportó que las interrupciones educativas asociadas al cierre de universidades afectaron a más de 220 millones de estudiantes de educación superior, impulsando una migración masiva hacia entornos virtuales y modalidades remotas [1]. Aunque esta transición sostuvo la continuidad académica, también evidenció debilidades estructurales relacionadas con la calidad del proceso formativo, la equidad de acceso y la capacidad institucional para sostener experiencias de aprendizaje consistentes en escenarios digitales.

En este marco, la OCDE advierte que la expansión de la educación digital en educación superior requiere fortalecer estándares de calidad, asegurar la coherencia pedagógica y mejorar mecanismos de evaluación y acompañamiento, debido a la heterogeneidad de enfoques y capacidades institucionales [2]. De modo complementario, el Banco Mundial sostiene que la adopción acelerada de la educación remota puede profundizar desigualdades existentes cuando persisten brechas de conectividad, limitaciones tecnológicas y diferencias en preparación institucional, con impactos directos en el rendimiento y la permanencia [3].

En América Latina y el Caribe, estas tensiones se agravan por brechas estructurales de conectividad. UNICEF señala que la crisis sanitaria intensificó la exclusión educativa asociada a la brecha digital, con importantes segmentos de población sin acceso estable a internet y dispositivos, lo que condiciona la participación efectiva en modalidades virtuales [4]. A su vez, la CEPAL ha enfatizado que la brecha digital en la región se expresa con claridad en la desigualdad entre ámbitos urbanos y rurales y entre niveles de ingreso, afectando la continuidad educativa y la equidad en oportunidades de aprendizaje [5].

En el caso peruano, la expansión de la educación superior a distancia se consolidó durante la pandemia; sin embargo, también se reflejaron dificultades relevantes de permanencia. De acuerdo con un reporte del Ministerio de Educación, se documentaron variaciones significativas en la interrupción de estudios universitarios en el período asociado al COVID-19, destacando la conectividad como un factor crítico de afectación [6]. En paralelo, informes del INEI sobre TIC en hogares muestran que el acceso a tecnologías y el uso de internet mantienen diferencias por condiciones socioeducativas y territoriales, lo que se traduce en retos de equidad para sostener trayectorias académicas en entornos virtuales [7].

Frente a estos desafíos, la analítica del aprendizaje se consolida como un enfoque estratégico para comprender y mejorar los procesos formativos mediante el análisis de datos educativos, permitiendo identificar patrones de participación y apoyar la toma de decisiones pedagógicas e institucionales. Estudios evidencian su crecimiento en la educación a distancia, destacando el uso de Sistemas de Gestión del Aprendizaje (en adelante LMS) y datos de registro para analizar rendimiento, abandono y compromiso estudiantil [8].

Asimismo, revisiones actuales sobre tableros de analítica del aprendizaje en educación superior subrayan su potencial para retroalimentación, monitoreo y apoyo oportuno, aunque señalan desafíos de diseño, adopción e interpretación responsable de resultados [9]. No obstante, la evidencia sigue presentándose de forma fragmentada (por enfoques, técnicas y

contextos), lo que justifica una revisión sistemática que sintetice hallazgos y tendencias recientes de manera integrada.

Por su parte, el compromiso estudiantil se reconoce como un factor decisivo para la permanencia y el logro académico, especialmente en educación superior a distancia, donde la autorregulación y la interacción mediada por tecnología cobran un rol central. Una revisión sistemática reciente en educación superior latinoamericana describe el compromiso desde dimensiones conductual, cognitiva y afectiva, y advierte que las condiciones institucionales y tecnológicas influyen de forma directa en su sostenimiento en ambientes virtuales [10].

En este marco, el objetivo general del presente estudio fue analizar los patrones identificados en la literatura científica sobre el uso de la analítica del aprendizaje y el compromiso estudiantil en la educación superior a distancia, a partir de estudios publicados entre 2020 y 2025, mediante una revisión sistemática basada en clústeres temáticos. En correspondencia con dicho objetivo, la pregunta que orienta la investigación fue: ¿Cómo se ha abordado el uso de la analítica del aprendizaje y el compromiso estudiantil en la educación superior a distancia en la literatura científica publicada entre 2020 y 2025?

II. METODOLOGÍA

El presente estudio se desarrolló mediante una revisión sistemática de la literatura, con un enfoque cualitativo y un alcance descriptivo-analítico, orientado a examinar la producción científica relacionada con la analítica del aprendizaje y el compromiso estudiantil en la educación superior a distancia durante el periodo 2020-2025.

Este enfoque metodológico facilitó la revisión ordenada de la literatura científica, permitiendo integrar y examinar de forma sistemática los estudios seleccionados con el fin de reconocer patrones recurrentes, los enfoques predominantes y líneas de investigación emergentes en el ámbito analizado.

Para el desarrollo del estudio se siguieron las directrices establecidas por el protocolo PRISMA 2020 el cual orienta de manera explícita los procesos de identificación selección y evaluación de la literatura, contribuyendo a la transparencia y coherencia del procedimiento metodológico[11].

Así mismo se recurrió al análisis bibliométrico mediante el uso del software VOSviewer, empleado para explorar relaciones temáticas y estructuras conceptuales a partir del análisis de textos de estudio de revisión científica[12].

A. Estrategia de búsqueda y fuentes de información

La recopilación de los estudios se llevó a cabo a partir de la base de datos multidisciplinaria Scopus, por su reconocimiento en investigaciones relacionadas con educación, tecnología y analítica de datos. Para mantener coherencia en el análisis y favorecer la difusión internacional

de los resultados, se incluyeron únicamente trabajos publicados en idioma inglés.

La estrategia de búsqueda se aplicó a los campos de título, resumen y palabras clave, combinando términos relacionados con la analítica del aprendizaje y el compromiso estudiantil, tales como learning analytics, student engagement, distance education, e-learning, online learning y higher education. Dichos términos fueron articulados mediante operadores booleanos con el fin de ajustar y precisar los resultados obtenidos. Asimismo, se consideraron criterios de delimitación relacionados con el periodo de publicación (2020–2025), el tipo de documento (artículos científicos y artículos de conferencia), la disponibilidad de texto completo y la adscripción a áreas temáticas como Computer Science, Social Sciences, Engineering, Mathematics y Decision Sciences. Como resultado de esta fase inicial, se identificaron 74 registros, los cuales se redujeron a 58 documentos tras la aplicación de los filtros propios de la base de datos.

B. Análisis bibliométrico exploratorio

Con los 58 documentos filtrados, y antes de aplicar el proceso de elegibilidad definido por PRISMA, se realizó un análisis bibliométrico exploratorio con el objetivo de visualizar la estructura conceptual inicial del campo de estudio. Esta fase tuvo un carácter preliminar y no concluyente, orientado exclusivamente a identificar tendencias temáticas generales y apoyar la depuración posterior de la muestra.

El análisis se llevó a cabo mediante el software VOSviewer, aplicando técnicas de co-ocurrencia de palabras clave, lo que permitió generar un mapa temático preliminar. A partir de este procedimiento se identificó, de manera referencial, la presencia de cuatro clústeres temáticos, asociados a: (i) analítica del aprendizaje y modelos predictivos basados en inteligencia artificial, (ii) compromiso estudiantil y comportamiento de aprendizaje, (iii) sistemas de aprendizaje y educación superior a distancia, y (iv) e-learning e infraestructura digital educativa. La identificación de estos clústeres tuvo una finalidad metodológica y organizativa, sin realizar interpretaciones analíticas en esta etapa.

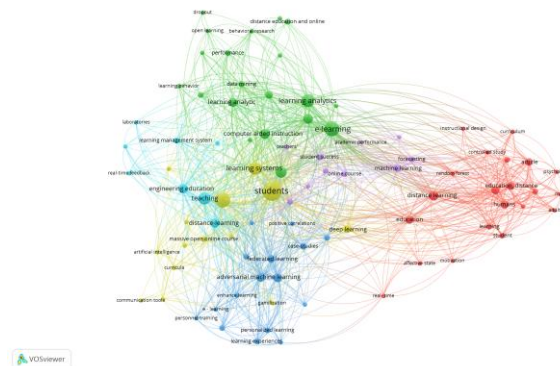


Fig. 1 Mapa exploratorio de co-ocurrencia de palabras clave

C. Proceso de selección y elegibilidad de los estudios

Posteriormente, se aplicó el proceso de selección definitiva conforme a las directrices del protocolo PRISMA 2020. En una primera etapa se realizó el cribado de títulos y resúmenes de los 58 documentos, lo que permitió seleccionar 52 registros y excluir 6 artículos por no estar directamente relacionados con la analítica del aprendizaje o el compromiso estudiantil.

En la fase siguiente, se evaluaron 46 artículos en texto completo, de los cuales 17 fueron excluidos por no cumplir con los criterios de inclusión, presentar deficiencias metodológicas o no alinearse con los objetivos del estudio. Finalmente, 29 artículos conformaron la muestra definitiva, sobre la cual se desarrolló la síntesis cualitativa y el análisis de resultados. El proceso completo de identificación, selección y elegibilidad de los estudios se presenta en el diagrama PRISMA.

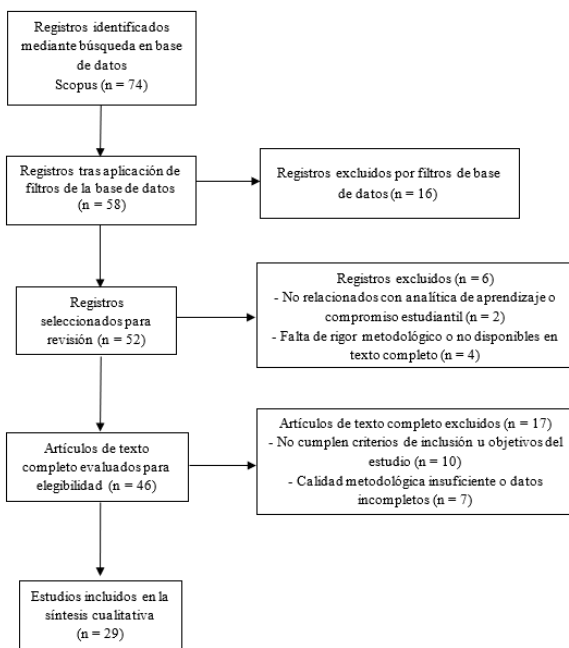


Fig. 2 Diagrama PRISMA del proceso de identificación, selección y elegibilidad de los estudios incluidos.

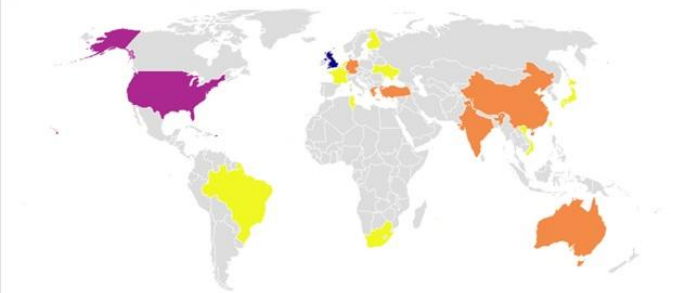
De manera previa al análisis temático, se examinó la distribución geográfica de la muestra definitiva de estudios incluidos, con el propósito de contextualizar el origen territorial de la producción científica analizada. La Figura 3 presenta la distribución de los 29 estudios seleccionados tras la aplicación del protocolo PRISMA, considerando el país donde se desarrolló el estudio empírico o, en su defecto, la institución líder de la investigación. En términos de frecuencia, el Reino Unido concentra el mayor número de estudios ($n = 4$), seguido por Estados Unidos ($n = 3$). Asimismo, Alemania, Australia, China, Grecia, India y Turquía aportan dos estudios cada uno. Por su parte, Brasil, Finlandia, Francia, Japón, Países Bajos, Sudáfrica, Taiwán, Túnez, Ucrania y Vietnam registran un estudio individual, lo

que evidencia una distribución geográfica amplia, aunque con distinta intensidad de producción científica.

Distribución geográfica de los estudios

Systematic review (2020–2025)

1 4



Mapa: Soley Terán • Fuente: Scopus • Descargar los datos • Creado con Datawrapper

Fig. 3 Mapa de estudios incluidos por país de procedencia

D. Análisis temático y síntesis de la información

La muestra definitiva de 29 artículos fue sometida a un análisis temático estructurado. Para ello, se emplearon nuevamente técnicas bibliométricas apoyadas en VOSviewer, con el fin de consolidar los clústeres identificados y analizar las relaciones temáticas de manera más precisa.

Para sistematizar la información extraída de los estudios incluidos, se elaboraron matrices de análisis en las que se registraron aspectos clave como el año de publicación, los objetivos de cada investigación, el enfoque metodológico adoptado, las herramientas analíticas empleadas y los principales hallazgos reportados. Este proceso facilitó la organización y comparación de la literatura revisada, y constituyó el soporte para la presentación posterior de los resultados bibliométricos y del análisis temático.

E. Consideraciones éticas

La presente investigación se basó exclusivamente en el análisis de la literatura científica previamente publicada, por lo que no fue necesaria la recolección de datos primarios. Bajo este enfoque, se procuró un uso responsable de la información académica, cuidando la correcta citación de las fuentes y el debido reconocimiento de la autoría intelectual de los estudios revisados. En consecuencia el desarrollo del estudio se encuentra alineado con las recomendaciones éticas generalmente aceptadas para revisiones sistemáticas en el ámbito de la investigación educativa [11], [13].

III. RESULTADOS

En la tabla I se presentan los 29 estudios que conforman la muestra final de la revisión, organizados en un clúster temático identificado a partir del análisis bibliométrico y de la co-concurrencia de palabras clave. Esta disposición permitió ordenar los resultados de manera clara y facilitó una lectura comparativa de los enfoques metodológicos empleados, los tipos de análisis del aprendizaje utilizados, el nivel de incorporación de la inteligencia artificial y las dimensiones del

compromiso estudiantil más abordadas en la literatura científica reciente.

TABLA I
ESTUDIOS INCLUIDOS ORGANIZADOS POR CLÚSTER

Authors	Abbreviated title	Year	Nº Cluster
Ayari et al.	Deep Learning for Engagement Detection	2025	Cluster 1
Dobashi et al.	Learning Patterns from Moodle Logs	2022	Cluster 1
Hasnine et al.	Real-Time Affective Analytics Dashboard	2023	Cluster 1
Khelifi et al.	Prediction–Intervention for Student Success	2022	Cluster 1
Merchant et al.	Machine Learning for Academic Performance	2022	Cluster 1
Raj & Renumol	Early Engagement Prediction with ML	2022	Cluster 1
Shabnam Ara & Tanuja	Factors Influencing Online Performance	2023	Cluster 1
Yin et al.	GenAI Feedback and CSCL Engagement	2025	Cluster 1
Chouhan	Interactive Video Assignments and Engagement	2022	Cluster 2
Demir & Akbıyık	Digital Nudging in Distance Learning	2025	Cluster 2
Lu & Yortsos	Cross-Border Peer Learning (iPodia)	2023	Cluster 2
Radović & Seidel	Learning Behaviors and Cognitive Engagement	2025	Cluster 2
Salonen et al.	Online Activity in Blended Learning	2021	Cluster 2
Verzhihovska et al.	Moodle Communication Tools and Engagement	2024	Cluster 2
Zamecnik et al.	Learner Motivations and Profiles Online	2022	Cluster 2
Canty et al.	Reducing Attrition in Online Programs	2020	Cluster 3
Ciordas-Hertel et al.	Mobile Sensing for Engagement Assessment	2022	Cluster 3
Herodotou et al.	Scaling Predictive Learning Analytics	2020	Cluster 3
James et al.	Scaffolded Experiential Distance Learning	2020	Cluster 3
Paxinou et al.	Virtual Reality for Remote Science Labs	2022	Cluster 3
Yousef & Sumner	A Decade of MOOC Research	2021	Cluster 3
Alharbi et al.	Gamified MOOCs Engagement Measurement	2020	Cluster 4
Bowen	Metaverse-Based Sports Teaching	2025	Cluster 4

Copgeven & Firat	Dashboard Usage and Academic Achievement	2024	Cluster 4
Herodotou et al.	Participatory Design of Learning Dashboards	2025	Cluster 4
Hu et al.	Gamified Analytics for Self-Regulation	2024	Cluster 4
Kanetaki et al.	YouTube Data in Engineering Education	2022	Cluster 4
Lugoma et al.	Transdisciplinary Learning Analytics	2025	Cluster 4
Misiejuk & Khalil	Co-Design of Instructor Dashboards	2024	Cluster 4

A. Clúster 1: Learning analytics y modelos predictivos basados en IA

El presente clúster está conformado por ocho investigaciones que exploran el uso de la analítica del aprendizaje junto con técnicas de machine learning y deep learning, con el propósito de anticipar situaciones de éxito o riesgo académico en entornos educativos a distancia.

Esos estudios fueron desarrollados en su mayoría bajo enfoques cuantitativos y requieren un uso intensivo de datos como registros de actividad de plataformas LMS y evidencias de interacción y otros materiales de tipo multimodal. Entre ellos, destacan estudios que tienen como eje la detección automática del compromiso de los estudiantes en los entornos virtuales de aprendizaje, como el análisis de la expresión facial y los estados de ánimo como indicadores del nivel de compromiso de los estudiantes en las clases sincrónicas, utilizando para su clasificación, técnicas de visión por computadora [14].

Además, se emplean sistemas de analítica del aprendizaje en entornos virtuales, basados en el procesamiento automatizado de datos de vídeo capturados mediante cámaras web y su representación mediante paneles de visualización en tiempo real. Este enfoque permite el seguimiento de variaciones en los estados afectivos y en los niveles de atención de los estudiantes durante sesiones sincrónicas [15].

A partir del análisis de logs de Moodle, se revisan patrones de comportamiento académico mediante técnicas de series temporales, facilitando la detección de patrones de aprendizaje atípicos asociados a situaciones de riesgo académico [16] de manera complementaria, se reportan enfoques que integran modelos predictivos y prescriptivos basados en la evaluación de algoritmos [17] y machine learning, orientados a anticipar en nivel de compromiso, dificultades académicas y activar intervenciones de apoyo personalizadas a lo largo del proceso formativo [18].

Por otro lado, se amplía el alcance del análisis hacia la predicción del rendimiento académico, mediante el uso del modelo Voting Ensemble integrado a la nube [19], propuestas

orientadas a la predicción temprana del compromiso a partir de registros de interacción y evaluaciones intermedias [18]. Y el uso de modelos de lenguaje extenso lo que permite integrar información cualitativa proveniente de reflexiones estudiantiles para un monitoreo académico personalizado [20].

Finalmente, trabajos más recientes exploran el uso de la inteligencia artificial generativa en contextos colaborativos, con el fin de analizar dinámicas cognitivas y socioemocionales en entornos Computer-Supported Collaborative Learning (CSCL) [21].

B. Clúster 2: Compromiso estudiantil y comportamiento del aprendizaje

Agrupar siete estudios que abordan el compromiso estudiantil desde los enfoques conductuales y cognitivos. Se centran en describir las interacciones que en los entornos virtuales y blended, considerando el diseño pedagógico, los objetivos académicos y el perfil del estudiante.

Los resultados evidencian que la incorporación de vídeos interactivos en un modelo de aula invertida se asocia con mayores niveles de compromiso estudiantil, reflejados en patrones de visualización repetida (rewatch analytics), en una participación más activa y percepciones favorables sobre el proceso de aprendizaje [22]. En la misma línea, se tiene que la aplicación de nudges digitales, a través de notificaciones móviles personalizadas y el monitoreo de interacciones en la plataforma LMS, contribuye a orientar el comportamiento académico y a fortalecer tanto el compromiso conductual (asistencia, entregas y participación en entornos virtuales) como el afectivo, reflejado en mayores niveles de motivación y sentido de pertenencia [23].

Desde una perspectiva social, las dinámicas del aprendizaje colaborativo global favorecen el compromiso estudiantil a través de interacciones entre pares y por dinámicas de colaboración sostenida entre instituciones de distintos países [24]. Por otro lado, mediante el análisis de trazas digitales en entornos de aprendizaje adaptativo se pudo identificar diferencias significativas en el comportamiento cognitivo y conductual según los objetivos de aprendizaje de los estudiantes, facilitando retroalimentación diferenciada y modelos de estudiante personalizados orientados a metas académicas específicas [25]. De manera complementaria el análisis descriptivo de los patrones temporales de acceso a los recursos y participación de los estudiantes y actividad en línea, aporta información relevante para optimizar la guía docente aun cuando no se incorporen modelos predictivos avanzados.

Respecto a contextos educativos de alta complejidad, se destacan el uso de estratégico de herramientas de comunicación institucional, como foros, chats y videoconferencia para promover el compromiso conductual y

emocional, reforzando la percepción de apoyo y continuidad académica en entornos virtuales adversos [26].

Además, se tiene que la aplicación de técnicas de ciencia de datos, como Latent Class Analysis (LCA), permite desarrollar perfiles de estudiantes integrando motivaciones, demografía y compromiso para personalizar el soporte, anticipar riesgos de deserción y optimizar las rutas de aprendizaje en programas a distancia [27].

C. Clúster 3: Sistemas de aprendizaje y educación superior

El clúster está conformado por seis estudios que abordan la analítica del aprendizaje desde una perspectiva institucional y sistémica orientada a la gestión del abandono y la escalabilidad de las soluciones tecnológicas, enfocándose en los desafíos estructurales de la educación superior a distancia.

Como alternativa para reducir la deserción estudiantil, se destaca la detección temprana de estudiantes a riesgo y acompañamiento institucional. En este marco se reportan experiencias basadas en comunidades de práctica que combinan el análisis de las actividades personalizadas en plataformas LMS, junto con comunicaciones directas y espacios virtuales de orientación [28].

De forma complementaria, es posible ampliar el alcance de la analítica del aprendizaje con la incorporación de datos contextuales obtenidos a través de técnicas de mobile sensing. Este enfoque permite complementar los registros tradicionales de interacción con información vinculada al entorno físico y a las condiciones en las que se desarrolla el estudio, logrando una interpretación más situada del comportamiento del discente en modalidad a distancia [29].

Asimismo, un estudio longitudinal pone en evidencia como la analítica predictiva a gran escala contribuye en la gestión del abandono estudiantil. En particular, la adopción de modelos de machine learning para la identificación temprana integrados en tableros de control con alertas automatizadas y mecanismos de apoyo docente lo que permite escalar la toma de decisiones basada en datos [30]. Más allá de la retención, la analítica del aprendizaje en tiempo real se direcciona, hacia el diseño y la optimización de la experiencia formativa.

En esta línea, se muestra como la analítica aplicada a proyectos de aprendizaje experiencial facilita el monitoreo del desempeño grupal, el análisis de sentimientos y la automatización en bucles de retroalimentación en entornos digitales [31]. Además, emplear el análisis secuencial de registros de entornos de realidad virtual facilita la identificación de patrones críticos de interacción, aportando evidencia para el mejoramiento del diseño pedagógico en laboratorios virtuales aun cuando el enfoque predictivo se base en modelos probabilísticos sin aprendizaje profundo [32].

Para finalizar, se evidencia que el uso de analítica descriptiva, predictiva y prescriptiva en entornos educativos

masivos favorece el monitoreo del compromiso, la personalización del aprendizaje y la evaluación de intervenciones pedagógica a gran escala [33].

D. Clúster 4: E-learning e infraestructura digital educativa

Agrupar ocho estudios que abordan la analítica del aprendizaje desde una perspectiva aplicada a la infraestructura digital, la visualización de datos y el soporte directo a los procesos de enseñanza.

En este marco, se reportan sistemas de tutoría y retroalimentación basados en inteligencia artificial que median la interacción entre el estudiante y el entorno virtual. Hoy el análisis de trazas de uso de chatbots educativos y generadores automáticos de ejercicios evidencia efectos positivos sobre las dimensiones conductuales cognitivas y emocionales del compromiso estudiantil [34]. De forma complementaria, otras propuestas integran técnicas de minería de datos educativos para procesar interacciones complejas junto con variables contextuales y socioeconómicas, orientando intervenciones académicas personalizadas destinadas a reducir la deserción y mejorar el desempeño académico [35].

Desde una perspectiva centrada en la visualización y el diseño de tableros de analítica, se tiene los dashboards como herramientas de apoyo a la autorregulación y el monitoreo del progreso académico. La visualización estructurada de indicadores de interacción, rendimiento y participación se asocia con mejoras en la toma de decisiones del estudiante y en su implicación con el proceso formativo [36]. Asimismo, enfoques de ecodiseño incorporan las necesidades y percepciones de los usuarios finales en el desarrollo de tableros que combinan analítica, descriptiva, predictiva y prescriptiva facilitando recomendaciones personalizadas y el contacto oportuno con tutores [37].

En relación con el aprendizaje autorregulado, se identifican estudios que integran mecanismos de retroalimentación visual y gamificación en dashboards educativos. El análisis conjunto de registros de interacción y cuestionarios de autorregulación muestra que favorecen procesos de reflexión, planificación y selección de rutas de aprendizaje más efectivas, reforzando dimensiones cognitivas y conductuales del engagement [38]. En una línea afín, el uso de plataformas sociales y repositorios audiovisuales como apoyo asincrónico permite identificar patrones de visualización y hábitos de estudio relevantes para el diseño de actividades formativas [39].

Por otro lado, se reportan propuestas que amplían el alcance de la analítica del aprendizaje hacia entornos inmersivos y colaborativos. En estos casos, la integración de tecnologías XR con analítica multimodal, sensores fisiológicos y modelos adaptativos posibilita la personalización dinámica de la experiencia de aprendizaje, considerando variables como carga cognitiva, coordinación motora y niveles de

atención[40]. De manera complementaria, el desarrollo de tableros orientados a instructores en laboratorios remotos permite visualizar actividades pasadas y en curso, facilitando la orquestación pedagógica y la comprensión de procesos experimentales en entornos STEM [41].

E. Aportes y proyecciones

Desde una perspectiva integradora, los resultados evidencian una novedad científica asociada a la sistematización de la analítica del aprendizaje mediante clústeres temáticos que articulan enfoques tecnológicos, pedagógicos e institucionales, superando análisis fragmentados centrados exclusivamente en herramientas. Asimismo, emergen debates críticos vinculados al uso creciente de inteligencia artificial generativa y de analítica multimodal, especialmente en relación con la automatización de procesos educativos, la interpretación de los datos y los desafíos éticos que ello implica.

No obstante, el avance de la analítica del aprendizaje también plantea tensiones relevantes. Por un lado, la creciente dependencia de modelos predictivos puede generar riesgos asociados a la sobreinterpretación de datos y a la automatización de decisiones educativas. Por otro lado, la integración de inteligencia artificial en entornos educativos requiere marcos éticos sólidos que garanticen la transparencia, la privacidad de los datos y la equidad en el acceso a las tecnologías.

Los hallazgos sugieren una transición progresiva desde modelos descriptivos hacia enfoques predictivos, prescriptivos e interpretativos, lo que abre líneas futuras de investigación orientadas a una integración más contextual, ética y sostenible de la analítica del aprendizaje. Desde el plano aplicado, se identifican implicancias prácticas relevantes para el diseño de sistemas de apoyo académico, dashboards educativos y estrategias institucionales de acompañamiento estudiantil en modalidad a distancia. Finalmente, los resultados confirman la pertinencia del estudio con la línea de investigación en tecnología educativa y educación superior a distancia, al aportar evidencia sistematizada sobre el rol de la analítica del aprendizaje en el fortalecimiento del compromiso estudiantil.

Los clústeres identificados no operan de manera aislada, sino que muestran una interrelación progresiva entre dimensiones tecnológicas, pedagógicas e institucionales. En conjunto, evidencian que la analítica del aprendizaje evoluciona desde un enfoque centrado en herramientas hacia una integración más compleja orientada a la toma de decisiones educativas y a la mejora del compromiso estudiantil en entornos digitales.

El presente estudio presenta limitaciones propias de su diseño que delimitan su alcance sin afectar la validez de los hallazgos. En particular, el análisis se centró en la base de datos Scopus y en publicaciones en idioma inglés, priorizando calidad y comparabilidad internacional. No obstante, estas

decisiones pudieron restringir la inclusión de otros contextos, especialmente de regiones como América Latina, lo que plantea la necesidad de futuras investigaciones con mayor diversidad de fuentes e idiomas.

IV. CONCLUSIONES

En relación con el objetivo general, la presente revisión sistemática evidencia que la analítica del aprendizaje se ha consolidado como un eje estratégico para el estudio y fortalecimiento del compromiso estudiantil en la educación superior a distancia. Durante el periodo 2020–2025, la literatura científica muestra una evolución sostenida desde enfoques descriptivos centrados en el registro de interacciones hacia modelos más complejos que integran análisis predictivos, prescriptivos e interpretativos. Esta transformación ha permitido abordar el compromiso estudiantil como un constructo multidimensional, considerando no solo la participación observable, sino también aspectos cognitivos, emocionales y contextuales, lo que amplía la comprensión de los procesos de aprendizaje en entornos virtuales.

En relación con el Clúster 1, los resultados permiten concluir que la incorporación de técnicas de machine learning, deep learning e inteligencia artificial generativa ha fortalecido la capacidad de detección temprana del riesgo académico y del nivel de compromiso estudiantil. Los estudios analizados coinciden en que el uso intensivo de datos provenientes de plataformas LMS, registros multimodales y análisis automatizado, favorece la anticipación de dificultades de aprendizaje en los estudiantes y la activación de intervenciones personalizadas. No obstante, esta línea de investigación plantea desafíos asociados a la interpretabilidad de los modelos y al uso ético de los datos, aspectos que requieren ser abordados de manera más sistemática en investigaciones futuras.

Respecto al Clúster 2, se concluye que el compromiso estudiantil no responde a patrones homogéneos, sino que se configura de forma dinámica según el diseño pedagógico, los objetivos de aprendizaje y el perfil del estudiante. La evidencia analizada destaca el valor de estrategias como los vídeos interactivos, el nudging digital, el aprendizaje colaborativo y el análisis de trazas digitales para comprender comportamientos y trayectorias de participación. En este sentido, la analítica del aprendizaje cumple principalmente una función interpretativa, al facilitar la comprensión de las formas en que los estudiantes interactúan con los entornos virtuales, incluso en ausencia de modelos predictivos avanzados.

En cuanto al Clúster 3, los hallazgos permiten afirmar que la efectividad de la analítica del aprendizaje en la educación superior a distancia depende del alineamiento entre tecnología,

docencia e institucionalidad. Los estudios revisados muestran que las iniciativas orientadas a la reducción del abandono estudiantil y a la mejora de la experiencia formativa requieren no solo herramientas analíticas, sino también estrategias organizacionales, sistemas de apoyo y mecanismos de escalabilidad. Desde esta perspectiva, la analítica del aprendizaje se posiciona como un componente estructural de la gestión académica, más allá de su uso instrumental o tecnológico.

Finalmente, en el Clúster 4, se concluye que la infraestructura digital educativa actúa como un mediador activo del compromiso estudiantil, condicionando la forma en que los datos son recolectados, visualizados e interpretados. El uso de dashboards educativos, sistemas de retroalimentación automatizada, gamificación y entornos inmersivos evidencia un impacto positivo en los procesos de autorregulación, toma de decisiones y participación estudiantil. Estos resultados subrayan la importancia del diseño de los sistemas de visualización y análisis como parte integral de las estrategias pedagógicas, reafirmando la pertinencia de la analítica del aprendizaje dentro de la línea de investigación en tecnología educativa y educación superior a distancia.

RECONOCIMIENTO

Se reconoce a la comunidad científica dedicada al estudio de la analítica del aprendizaje y el compromiso estudiantil en la educación superior a distancia, cuyos aportes han contribuido al avance del campo de estudio. Así mismo se reconoce a la Universidad Privada del Norte por promover una educación a distancia de calidad y fomentar la investigación académica en este ámbito.

REFERENCIAS

- [1] Unesco, “New UNESCO global survey reveals impact of COVID-19 on higher,” Unesco. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: <https://www.unesco.org/en/articles/new-unesco-global-survey-reveals-impact-covid-19-higher-education>
- [2] F. Staring, M. Brown, and P. Bacsich, “Digital higher education: Emerging quality standards, practices and supports Dirk Ifenthaler,” *OECD Educ. Work. Pap.*, Nov. 2022, doi: 10.1787/f622f257-en.
- [3] A. Muñoz-Najar, A. Gilberto, A. Hasan, C. Cobo, J. P. Azevedo, and M. Akmal, “Remote Learning During COVID-19: Lessons from Today, Principles for Tomorrow,” Washington, DC, 2021. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: www.worldbank.org
- [4] UNICEF, “Reimagine Education in Latin America and the Caribbean.” Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: <https://www.unicef.org/lac/en/reimagine-education-latin-america-and-caribbean>
- [5] CEPAL, “CEPAL lanzó Observatorio de Desarrollo Digital para contribuir a la transformación digital de América Latina y el Caribe,” CEPAL. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: <https://www.cepal.org/es/comunicados/cepal-lanzo-observatorio-desarrollo-digital-contribuir-la-transformacion-digital-america>
- [6] C. M. Marena Carrasco, L. F. Miñan Sánchez, C. I. Vera Torres, D. Garreaud Calderón, A. N. Navarro Veliz, and J. D. Burgos Burgos, “Reporte sobre la interrupción de estudios universitarios en el Perú, en el contexto del COVID-19,” PE, 2021. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available:

- [7] <https://repositorio.minedu.gob.pe/handle/20.500.12799/7742>
INEI, "Estadísticas de las Tecnologías de Información y Comunicación en los Hogares," Sep. 2024. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/boletin_tic_uit24.pdf
- [8] A. Palanci, R. M. Yılmaz, and Z. Turan, "Learning analytics in distance education: A systematic review study," *Educ. Inf. Technol.* 2024 2917, vol. 29, no. 17, pp. 22629–22650, May 2024, doi: 10.1007/S10639-024-12737-5.
- [9] J. Eickholt, J. L. Weible, and S. D. Teasley, "Student-facing Learning Analytics Dashboard: Profiles of Student Use," *Proc. - Front. Educ. Conf. FIE*, vol. 2022-October, 2022, doi: 10.1109/FIE56618.2022.9962531.
- [10] S. Z. Salas-Pilco, Y. Yang, and Z. Zhang, "Student engagement in online learning in Latin American higher education during the COVID-19 pandemic: A systematic review," *Br. J. Educ. Technol.*, vol. 53, no. 3, p. 593, May 2022, doi: 10.1111/BJET.13190.
- [11] J. J. Yepes-Núñez, G. Urrútia, M. Romero-García, and S. Alonso-Fernández, "Declaración PRISMA 2020: una guía actualizada para la publicación de revisiones sistemáticas," *Rev. Española Cardiol.*, vol. 74, no. 9, pp. 790–799, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.RECESP.2021.06.016.
- [12] U. A. Bukar, M. S. Sayeed, S. F. A. Razak, S. Yogarayan, O. A. Amodu, and R. A. R. Mahmood, "A method for analyzing text using VOSviewer," *MethodsX*, vol. 11, p. 102339, Dec. 2023, doi: 10.1016/J.MEX.2023.102339.
- [13] H. Suri, "Ethical Considerations of Conducting Systematic Reviews in Educational Research," *Syst. Rev. Educ. Res. Methodol. Perspect. Appl.*, pp. 41–54, Jan. 2020, doi: 10.1007/978-3-658-27602-7_3.
- [14] A. Ayari, M. Chaabouni, and H. H. Ben Ghezala, "A Deep Learning Approach for Automatic Detection of Learner Engagement in Educational Context," in *International Conference on Computer Supported Education, CSEDU - Proceedings*, 2025, pp. 372–379. doi: 10.5220/0013283200003932.
- [15] M. N. Hasnine, H. T. Nguyen, T. T. T. Tran, H. T. T. Bui, G. Akcapinar, and H. Ueda, "A Real-Time Learning Analytics Dashboard for Automatic Detection of Online Learners' Affective States," *Sensors*, vol. 23, no. 9, 2023, doi: 10.3390/s23094243.
- [16] K. Dobashi, C. P. Ho, C. P. Fulford, M. F. Grace Lin, and C. Higa, "Learning pattern classification using moodle logs and the visualization of browsing processes by time-series cross-section," *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 3, 2022, doi: 10.1016/j.caeai.2022.100105.
- [17] T. Khelifi, N. Ben Rabah, I. Daoudi, B. Le-Grand, and F. Barika Ktata, "Intelligent Prediction-Intervention approach to Support Students' Success in Web-based Learning Environments: A Case Study in Higher Education," 2022, pp. 256–262. doi: 10.1109/WI-IAT55865.2022.00044.
- [18] N. S. Raj and V. G. Renumol, "Early prediction of student engagement in virtual learning environments using machine learning techniques," *E-Learning Digit. Media*, vol. 19, no. 6, pp. 537–554, 2022, doi: 10.1117/20427530221108027.
- [19] A. M. Merchant, N. Shenoy, A. Bharali, and M. Anand Kumar, "Predicting Students' Academic Performance in Virtual Learning Environment Using Machine Learning," 2022. doi: 10.1109/ICPC2T53885.2022.9777008.
- [20] S. J. Shabnam Ara and R. Tanuja, "Investigating the Influential Factors of Learner Performance in Online Education using Learning Analytics Approach," 2023. doi: 10.1109/CONIT59222.2023.10205849.
- [21] X. Yin, J. Ye, S. Yu, H. Li, Q. Liu, and G. Zhao, "The association between groups' interactions with the Visual-GenAI learning analytics feedback and student engagement in CSCL," *Comput. Educ.*, vol. 239, 2025, doi: 10.1016/j.compedu.2025.105434.
- [22] R. Chouhan, "Enhanced engagement through instructor-created interactive video assignments in a flipped electrical engineering classroom," in *IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON*, 2022, pp. 1095–1103. doi: 10.1109/EDUCON52537.2022.9766787.
- [23] E. Demir and A. Akbiyık, "Examining the impact of digital nudging on user interaction with E-platforms: a study of working professionals in distance learning," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 30, no. 14, pp. 20879–20910, 2025, doi: 10.1007/s10639-025-13600-x.
- [24] S. C. Y. Lu and Y. C. Yortsos, "iPodia: Collaborative Peer Learning Across Borders," 2023. doi: 10.1109/WEEF-GEDC59520.2023.10343956.
- [25] S. Radović and N. Seidel, "Uncovering variations in learning behaviors and cognitive engagement among students with diverse learning goals and outcomes," *Educ. Technol. Res. Dev.*, vol. 73, no. 5, pp. 2877–2895, 2025, doi: 10.1007/s11423-025-10528-4.
- [26] O. M. Verzhikovska, M. Lysyniuk, O. Voznyuk, T. Korzhova, and M. Barbash, "Efficiency of using communication tools on the Moodle platform to increase student engagement in a war environment," *Acad.*, no. 35–36, pp. 112–131, 2024, doi: 10.26220/aca.5005.
- [27] A. Zamecnik, V. Kovanović, S. Joksimović, and L. Liu, "Exploring non-traditional learner motivations and characteristics in online learning: A learner profile study," *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 3, 2022, doi: 10.1016/j.caeai.2022.100051.
- [28] A. J. Canty, J. K. Chase, M. Hingston, M. D. Greenwood, C. P. Mainsbridge, and J. Skalicky, "Addressing student attrition within higher education online programs through a collaborative community of practice," *J. Appl. Learn. Teach.*, vol. 3, no. Special Issue 1, pp. 140–152, 2020, doi: 10.37074/jalt.2020.3.s1.3.
- [29] G. P. Ciordas-Hertel, D. Biedermann, M. Winter, J. Mordel, and H. Drachler, "How can Interaction Data be Contextualized with Mobile Sensing to Enhance Learning Engagement Assessment in Distance Learning?," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Nov. 2022, pp. 105–112. doi: 10.1145/3536220.3558037.
- [30] C. Herodotou, B. Rienties, M. Hlosta, A. Boroowa, C. Mangafa, and Z. Zdráhal, "The scalable implementation of predictive learning analytics at a distance learning university: Insights from a longitudinal case study," *Internet High. Educ.*, vol. 45, 2020, doi: 10.1016/j.iheduc.2020.100725.
- [31] N. James, A. Humez, and P. Laufenberg, "Using Technology to Structure and Scaffold Real World Experiential Learning in Distance Education," *TechTrends*, vol. 64, no. 4, pp. 636–645, 2020, doi: 10.1007/s11528-020-00515-2.
- [32] E. Paxinou, K. Mitropoulos, H. Tsalapatas, and D. Kalles, "A Distance Learning VR Technology Tool for Science Labs," 2022. doi: 10.1109/IISA56318.2022.9904341.
- [33] A. M. F. Yousef and T. R. Sumner, "Reflections on the last decade of MOOC research," *Comput. Appl. Eng. Educ.*, vol. 29, no. 4, pp. 648–665, 2021, doi: 10.1002/cae.22334.
- [34] K. Alharbi, L. Alrajhi, A. I. Cristea, I. I. Bittencourt Santa Pinto, S. Isotani, and A. James, *Data-Driven analysis of engagement in gamified learning environments: A methodology for real-time measurement of MOOCs*, vol. 12149 LNCS. 2020. doi: 10.1007/978-3-030-49663-0_18.
- [35] M. F. T. Lugoma et al., "A Transdisciplinary Approach to Enhancing Online Engineering Education through Learning Analytics," in *Proceedings of the International Multi-Conference on Society, Cybernetics and Informatics, IMSCI*, 2025, pp. 142–147. doi: 10.54808/IMSCI2025.01.142.
- [36] N. S. Copgeven and M. Firat, "EFFECTS OF DASHBOARD USAGE ON ELEARNING INTERACTIONS AND ACADEMIC ACHIEVEMENT OF DISTANCE EDUCATION STUDENTS," *J. Educ. Online*, vol. 21, no. 1, 2024, doi: 10.9743/JEO.2024.21.1.18.
- [37] C. Herodotou et al., "A Participatory Approach to Designing a Student-Facing Dashboard for Online and Distance Education," *J. Learn. Anal.*, vol. 12, no. 2, pp. 158–174, 2025, doi: 10.18608/jla.2025.8481.
- [38] Y. Hu, B. Liao, and C. L. Hsieh, "Effectiveness of a gamified learning analytics dashboard with coregulation mechanism for self-regulated learning in college ethics courses," *Interact. Learn. Environ.*, vol. 32, no. 10, pp. 6628–6644, 2024, doi: 10.1080/10494820.2023.2277741.
- [39] Z. Kanetaki et al., "Acquiring, Analyzing and Interpreting

- Knowledge Data for Sustainable Engineering Education: An Experimental Study Using YouTube,” *Electron.*, vol. 11, no. 14, 2022, doi: 10.3390/electronics11142210.
- [40] Z. Bowen, “Immersive Sports Teaching System Construction and Cognitive Effect Assessment via Metaverse Interaction Modeling,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 178060–178076, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3618249.
- [41] K. Misiejuk and M. Khalil, *The Co-design Process of an Instructor Dashboard for Remote Labs in Higher Education*, vol. 14722 LNCS. 2024. doi: 10.1007/978-3-031-61672-3_5.