

Factores de abandono en la formación online: una revisión sistemática de literatura

Dropout factors in online education: a systematic literature review

Fatores de evasão escolar no formação online: uma revisão sistemática da literatura

DOI: <https://doi.org/10.18861/cied.2025.16.2.4117>

Rosa Romero Alonso

Instituto Profesional IACC
Chile
rosaeliana.romero.alonso@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0003-2800-5092>

Katherine Araya Carvajal

Instituto Profesional IACC
Chile
k.arayacarvajal@outlook.com
<https://orcid.org/0009-0001-9406-3082>

Francisca Andrade Carvajal

Instituto Profesional IACC
Chile
francisca.andrade@iacc.cl
<https://orcid.org/0009-0006-0800-4948>

Karla Montero Godoy

Instituto Profesional IACC
Chile
karla.montero@iacc.cl
<https://orcid.org/0009-0005-5000-2340>

Recibido: 17/03/25
Aprobado: 11/07/25

Cómo citar:

Romero Alonso, R., Araya Carvajal, K., Andrade Carvajal, F., & Montero Godoy, K. (2025). Factores de abandono en la formación online: una revisión sistemática de literatura. *Cuadernos de Investigación Educativa*, 16(2). <https://doi.org/10.18861/cied.2025.16.2.4117>

Resumen

La investigación analiza los factores que influyen en la deserción en la formación online entre 2020 y 2024, identificando tendencias y oportunidades para mejorar la retención mediante herramientas tecnológicas y modelos predictivos. Se realizó una revisión sistemática de la literatura utilizando el *framework* SALSA, revisando bases de datos como WoS, Scopus, ERIC, Dialnet y SciELO. Tras aplicar criterios de selección, se analizaron un total de 63 estudios mediante codificación cualitativa para identificar patrones temáticos. Los resultados destacan la incidencia de factores individuales como la autoeficacia, autorregulación y gestión del tiempo, así como aspectos sociodemográficos y del entorno, como responsabilidades laborales y familiares. A nivel institucional, elementos como el diseño pedagógico adaptado, soporte técnico e intervenciones personalizadas son clave para la retención. Además, herramientas como la analítica de aprendizaje y la inteligencia artificial emergen como estrategias esenciales para predecir y mitigar el abandono. Estas tecnologías permiten detectar patrones de comportamiento en plataformas virtuales y diseñar apoyos personalizados, en tiempo real, siendo efectivos para identificar estudiantes en riesgo. La investigación concluye que la adopción de estas herramientas y enfoques predictivos, basados en analítica de aprendizaje y estrategias adaptativas, es crucial para personalizar el aprendizaje y reducir la deserción en la educación en línea.

Abstract

The study examines the factors influencing dropout rates in virtual education between 2020 and 2024, identifying trends and opportunities to improve retention through technological tools and predictive models. A systematic literature review was conducted using the SALSA framework, analyzing databases such as WoS, Scopus, ERIC, Dialnet, and SciELO. After applying selection criteria, a total of 63 studies were analyzed using qualitative coding to identify thematic patterns. The results highlight the impact of individual factors such as self-efficacy, self-regulation, and time management, as well as sociodemographic and environmental aspects such as work and family responsibilities. At the institutional level, key elements for retention include tailored pedagogical design, technical support, and personalized interventions. Additionally, tools such as learning analytics and artificial intelligence emerge as essential strategies to predict and mitigate dropout rates. These technologies enable the detection of behavioral patterns on virtual platforms and the design of real-time personalized support, proving effective in identifying at-risk students. The study concludes that the adoption of these tools and predictive approaches—based on learning analytics and adaptive strategies—is crucial to personalizing learning and reducing dropout rates in online education.

Palabras clave:

aprendizaje en línea, educación a distancia, deserción escolar, estudiantes en riesgo, sistemas de alerta temprana, apoyo estudiantil, inteligencia artificial.

Keywords:

electronic learning, distance education, dropouts, at risk students, early warning systems, academic support services, artificial intelligence.

Resumo

A pesquisa analisa os fatores que influenciam as taxas de evasão na educação virtual entre 2020 e 2024, identificando tendências e oportunidades para melhorar a retenção por meio de ferramentas tecnológicas e modelos preditivos. Foi realizada uma revisão sistemática da literatura utilizando a estrutura SALSA em bancos de dados como WoS, Scopus, ERIC, Dialnet e SciELO. Após a aplicação dos critérios de seleção, 63 estudos foram analisados usando codificação qualitativa para identificar padrões temáticos. Os resultados destacam o impacto de fatores individuais, como autoeficácia, autorregulação e gestão do tempo, bem como aspectos sociodemográficos e contextuais, como trabalho e responsabilidades familiares. No âmbito institucional, elementos como design pedagógico adaptado, suporte técnico e intervenções personalizadas são essenciais para a retenção. Além disso, ferramentas como análise de aprendizagem e inteligência artificial estão surgindo como estratégias-chave para prever e mitigar a evasão. Essas tecnologias permitem a detecção de padrões de comportamento em plataformas virtuais e o desenho de suporte personalizado em tempo real, sendo eficazes na identificação de alunos em risco. A pesquisa conclui que a adoção dessas ferramentas e abordagens preditivas, baseadas em análises de aprendizagem e estratégias adaptativas, é crucial para personalizar o processo de aprender e reduzir a evasão na educação online.

Palavras-chave:

aprendizado online, educação a distância, evasão escolar, estudantes em risco, sistemas de alerta precoce, apoio ao estudante, inteligência artificial.

Introducción

Las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) han transformado la educación, redefiniendo las metodologías de enseñanza y aprendizaje (Saltos-Rivas *et al.*, 2022). Durante la pandemia, las plataformas virtuales se convirtieron en herramientas esenciales para la continuidad educativa (Ramírez Montoya *et al.*, 2022).

La transformación digital en los procesos educativos ha impulsado el desarrollo de diversas modalidades de enseñanza mediadas por tecnología, entre las que destacan la educación en línea, el *e-learning* y la formación virtual. Aunque estos términos a menudo se utilizan de forma indistinta, existen distinciones conceptuales relevantes.

La educación en línea se configura como una modalidad planificada de enseñanza-aprendizaje mediada por tecnologías digitales, que se desarrolla de forma integral en entornos virtuales y permite la interacción tanto sincrónica como asincrónica entre docentes y estudiantes. Desde el modelo de Comunidad de Investigación, Garrison, Anderson & Archer (2000) señalan que el diseño de estos entornos debe promover una integración equilibrada de presencia docente, social y cognitiva, para generar experiencias formativas significativas y colaborativas. Mientras, el concepto de *e-learning*, tal como lo define Cabero (2006; 2020), abarca toda experiencia de aprendizaje basada en tecnologías digitales, caracterizada por la flexibilidad, la interacción asincrónica y el protagonismo del estudiante. Esta modalidad incluye desde propuestas autoformativas hasta cursos complejos organizados en plataformas virtuales, siendo especialmente útil para el desarrollo de competencias profesionales y el aprendizaje a lo largo de la vida.

En cambio, la formación virtual suele presentarse como una prolongación de la enseñanza presencial, trasladada a entornos digitales sin una transformación metodológica profunda. Según García Aretio (2014), cuando la virtualización no implica rediseño pedagógico ni adaptación a las características del entorno, se corre el riesgo de reproducir prácticas tradicionales que limitan las potencialidades del medio. En adelante, se empleará el término aprendizaje en línea como un concepto paraguas que engloba modalidades que todas comparten el uso intensivo de tecnologías digitales para mediar el proceso de enseñanza-aprendizaje y se basan en una formación sin presencia física.

A su vez, el crecimiento de estas modalidades ha ampliado el acceso a la educación superior, especialmente para personas que requieren flexibilidad por razones laborales o personales (Bozkurt *et al.*, 2020). No obstante, este avance supone nuevos desafíos, como atender la diversidad del estudiantado y reducir las tasas de abandono. Así, la deserción en educación en línea se muestra entre un 10 % y un 20 % mayor que en la educación presencial (Bawa, 2016; Kauffman, 2015). Mientras, la Open University del Reino Unido reportó un abandono del 78 % (Tan & Shao, 2015), los cursos masivos abiertos en línea (MOOCs), muestran tasas de finalización que son aún menores: menos del 7 % de los estudiantes culminan los cursos (Jordan, 2014). Plataformas como Coursera y EDX presentan tasas del 8 % y 5 %, respectivamente (Feng *et al.*, 2019).

Factores que influyen en la deserción en línea

La deserción en educación online responde a múltiples factores. Orellana *et al.* (2020) los agrupan en tres categorías: (1) factores individuales, como la motivación, autodisciplina y gestión del tiempo; (2) factores académicos e institucionales, que incluyen soporte técnico, interacción docente-estudiante y diseño del curso; y (3) factores tecnológicos, como conectividad deficiente y habilidades digitales limitadas. Kara *et al.* (2019) amplían esta clasificación, incorporando factores personales, sociales e institucionales, y destacando la flexibilidad en políticas académicas. Por su parte, Muljana & Luo (2019) subrayan el papel del soporte institucional y la dificultad del programa como determinantes en la permanencia estudiantil.

Estudios recientes coinciden en que la retención depende de la interacción de estos factores. La autodisciplina y la gestión del tiempo son esenciales para el éxito en línea. A nivel institucional, el apoyo técnico, académico y emocional, junto con políticas flexibles, favorece la continuidad de estudiantes con responsabilidades adicionales. Asimismo, el diseño del curso influye en el compromiso y la sensación de pertenencia: la claridad de los materiales, la organización del contenido y la interacción con docentes son elementos clave (Kara *et al.*, 2019; Muljana & Luo, 2019; Orellana *et al.*, 2020). Además, problemas tecnológicos, como conectividad inestable y falta de competencias digitales, destacan la necesidad de soporte técnico adecuado.

Inteligencia artificial y analítica de datos en la retención estudiantil

La inteligencia artificial (IA) y la analítica de datos han cobrado relevancia en la mitigación del abandono en entornos virtuales. Modelos de minería de datos, trazabilidad del conocimiento y analítica del aprendizaje han permitido personalizar los procesos educativos, adaptando contenidos y actividades a las necesidades individuales (Ilić *et al.*, 2023; Piech *et al.*, 2015). El análisis predictivo, mediante herramientas de trazabilidad del conocimiento profundo, ayuda a identificar áreas de dificultad y a proporcionar guías personalizadas (Ilić *et al.*, 2023; Zou *et al.*, 2018). Dogan (2023) destaca el uso de algoritmos supervisados, como redes neuronales y árboles de decisión, en la predicción del rendimiento estudiantil, mientras que Murtaza *et al.* (2022) exploran sistemas adaptativos basados en algoritmos colaborativos y redes neuronales recurrentes.

En los últimos años, diversos estudios han examinado el impacto del apoyo estudiantil en la retención en formación online. Rotar (2022) revisó 28 investigaciones publicadas entre 2010 y 2020, concluyendo que las intervenciones tempranas y personalizadas son fundamentales. Olugbara *et al.* (2023), tras analizar 84 estudios entre 2012 y 2022, resaltaron la importancia del soporte académico, organizacional y emocional.

Desde una perspectiva de calidad, Soukaina *et al.* (2020) revisaron 40 estudios entre 2016 y 2020 sobre la deserción en MOOCs, destacando el diseño del curso, la interacción y el soporte técnico como factores críticos. Estrada-Molina & Fuentes Cancell (2022) identificaron la motivación inicial, la claridad del curso y la gamificación como estrategias clave para reducir el abandono. La personalización y el soporte técnico y emocional emergen como herramientas efectivas en la retención estudiantil.

En el ámbito del aprendizaje automático, López-Zambrano *et al.* (2021) y Mbunge *et al.* (2022) han analizado la predicción del rendimiento académico. Los primeros aplicaron minería de datos para identificar patrones de aprendizaje, mientras que Mbunge *et al.* (2022) se enfocaron en modelos híbridos y tecnologías adaptativas en entornos inteligentes. La evidencia sugiere que estrategias como el soporte personalizado, el diseño de cursos centrado en la interacción y la aplicación de inteligencia artificial pueden mejorar la retención estudiantil.

Esta revisión busca analizar las tendencias en el estudio de la retención de estudiantes en formación online consolidando publicaciones recientes (2020-2024). A partir de las preguntas ¿cuáles son los factores que afectan la deserción de estudiantes en programas de formación online en la actualidad?, ¿cómo se agrupan estos factores?, ¿qué tipo de modelos de datos de están construyendo para prevenir la deserción?, y ¿cuáles son las tendencias en el uso de algoritmos e IA para estudiar el fenómeno de la deserción en los programas online?, se organiza la información recabada en esta reseña, integrando nuevas tendencias en inteligencia artificial y modelos pedagógicos emergentes para optimizar el aprendizaje digital.

Metodología

Esta investigación se basa en una revisión sistemática de la literatura, una metodología ampliamente utilizada para analizar tendencias, identificar brechas y orientar futuras investigaciones (Brunton *et al.*, 2020; Codina, 2018). Según Page *et al.* (2021), este enfoque permite sintetizar y evaluar la evidencia científica, facilitando la toma de decisiones informadas. En este contexto, se aplicó esta metodología para examinar los factores que influyen en la deserción en formación online.

Para estructurar el proceso de revisión, se adoptó el modelo SALSA (Search, Appraisal, Synthesis, Analysis), reconocido por su rigor en revisiones sistemáticas (Grant & Booth, 2009; Siksnyte-Butkiene *et al.*, 2021). En la fase de búsqueda, se consultaron bases de datos como WoS, Scopus, ERIC, Dialnet y SciELO, documentando detalladamente las fuentes y procedimientos para garantizar la replicabilidad del estudio (Codina, 2020; Page *et al.*, 2021).

Se aplicó una estrategia de búsqueda con conectores booleanos utilizando la fórmula: ("Online learning" OR "virtual learning" OR e-learning OR "distance education") AND (Dropout OR "dropping out" OR "at-risk students") AND ("Early warning system" OR Intervention OR challenges OR "Artificial intelligence").

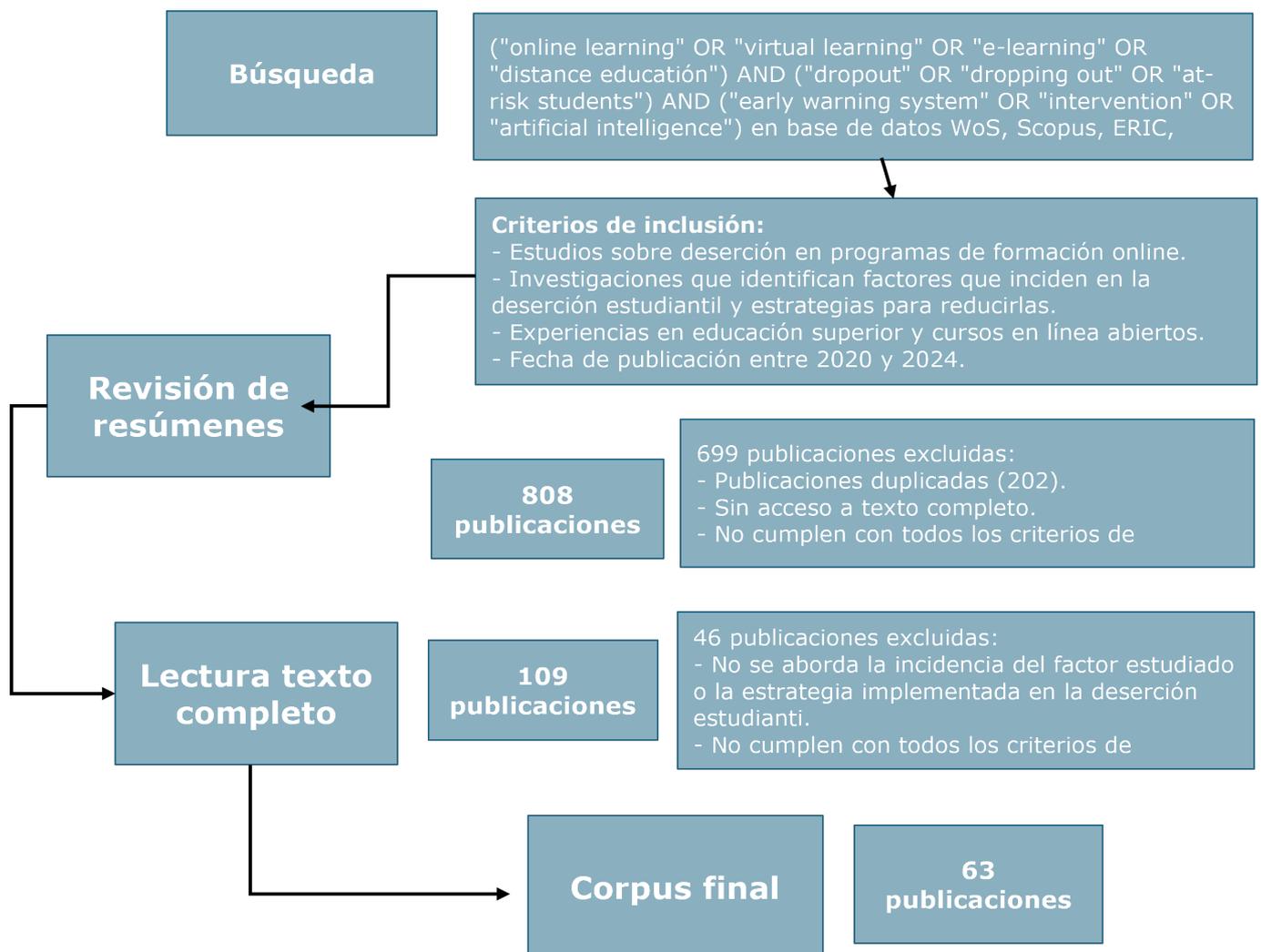
Este proceso identificó 808 publicaciones iniciales, reducidas posteriormente mediante la eliminación de duplicados (202), la lectura de resúmenes y la aplicación inicial de criterios de selección.

En la fase de evaluación, se establecieron criterios de inclusión y exclusión con base en estándares internacionales para revisiones sistemáticas (Page *et al.*, 2021). Se incluyeron artículos publicados a partir del año 2020, indexados en bases de datos reconocidas, que abordaran la deserción en programas en línea, estrategias para su reducción y experiencias en educación superior y cursos abiertos. Se excluyeron investigaciones centradas exclusivamente en modelos matemáticos de predicción, estudios sobre niveles educativos distintos a la educación superior, análisis de deserción en modalidad presencial y experiencias virtuales desarrolladas únicamente

como respuesta a la emergencia por COVID-19. Luego del análisis de contenido y la eliminación artículos no accesibles, el corpus final se redujo a 63 publicaciones, cinco en publicadas en español y 58 publicadas en inglés, cuyo proceso de selección se presenta en la Figura 1.

Los criterios de inclusión y exclusión no consideraron en ningún caso el idioma de los estudios. Si bien las bases de datos desde donde se rescatan más publicaciones son en inglés, la baja selección de documentos en español se circunscribe únicamente a la idoneidad de los estudios respecto al objetivo de esta investigación.

Figura 1
Esquema con detalle de fases de la investigación



Para la síntesis de información, se diseñó una matriz de datos que consolidó factores clave, hallazgos principales y metodologías utilizadas en los estudios seleccionados. Se aplicó un análisis de contenido cualitativo con codificación abierta, lo que permitió identificar patrones temáticos y categorizar la información de manera estructurada (Saldaña, 2013; Stern *et al.*, 2021). Cabe señalar que las cuatro investigadoras participaron como codificadoras, por lo que el trabajo semanal de coordinación y revisión de criterios fue fundamental. Los criterios finales fueron compartidos por el equipo en su totalidad.

Esta estrategia metodológica permitió establecer relaciones significativas entre los estudios y generar interpretaciones que enriquecen la comprensión del fenómeno de la deserción en formación online. La aplicación rigurosa de este enfoque garantiza la solidez del estudio y proporciona una base de conocimiento actualizada, útil tanto para futuras investigaciones como para el diseño de estrategias que favorezcan la retención en entornos de aprendizaje en línea.

Resultados generales

La mayoría de los documentos analizados provienen de Scopus, que representa el 67 % del corpus total. En segundo lugar, ERIC aporta el 21 % de las publicaciones, consolidándose como una fuente clave en el ámbito educativo. WoS contribuye con un 8 %, aunque muchos estudios seleccionados están indexados tanto en WoS como en Scopus. Finalmente, SciELO y Dialnet representan solo un 3 % y 1 %, respectivamente, reflejando una menor producción académica en habla hispana. La Tabla 1 muestra el detalle de las fuentes:

Tabla 1

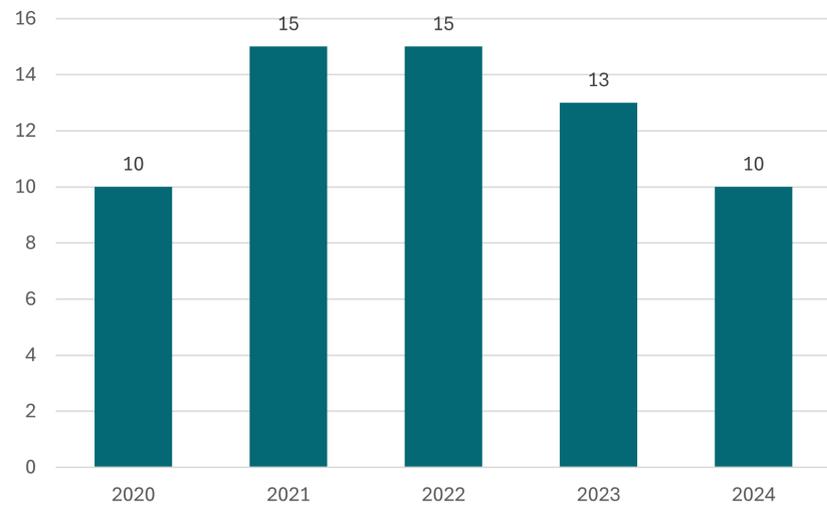
Número de artículos seleccionados (2020-2024) para el análisis según Base de datos de origen

BBDD	Documentos seleccionados
Scopus	42
ERIC	13
WoS	5
SciELO	2
Dialnet	1
Total	63

En cuanto a la distribución temporal, la publicación de estudios sobre deserción en formación online se ha mantenido relativamente estable en los últimos cinco años, alcanzando su punto máximo en 2021 y 2022, con 15 artículos en cada año. La Figura 2 ilustra esta tendencia:

Figura 2

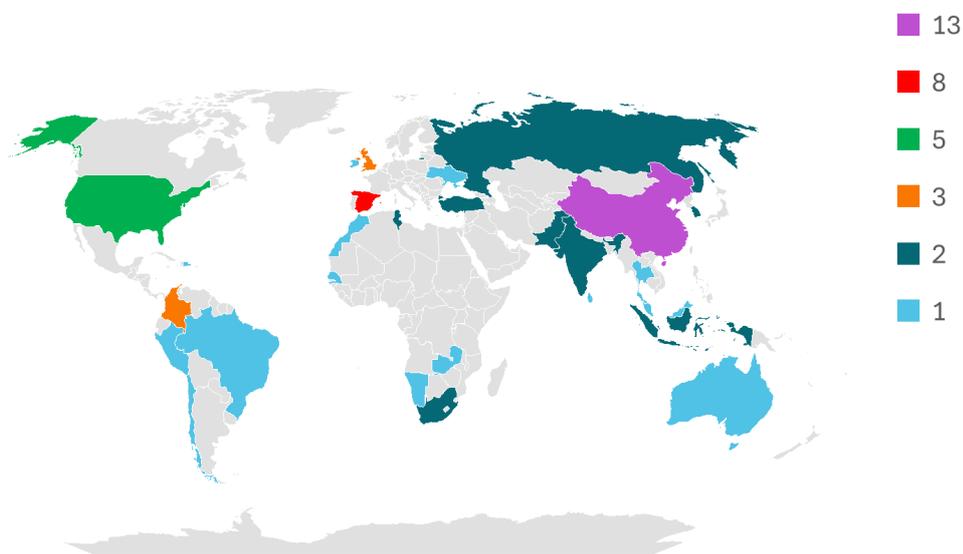
Distribución de artículos por año de publicación (2020-2024)



Respecto a la procedencia geográfica, la producción académica es global, con estudios de los cinco continentes. Asia lidera con un 43 % del total, destacando China (13 artículos), especialmente en investigaciones sobre MOOCs. Europa representa un 24 %, con España a la cabeza (8 estudios). América contribuye con un 19 %, África con un 13 % y Oceanía con apenas un 1 %. La Figura 3 muestra la distribución detallada:

Figura 3

Distribución de artículos (2020-2024) considerados en la investigación por zona geográfica



Con tecnología de Bing

Desarrollo temático

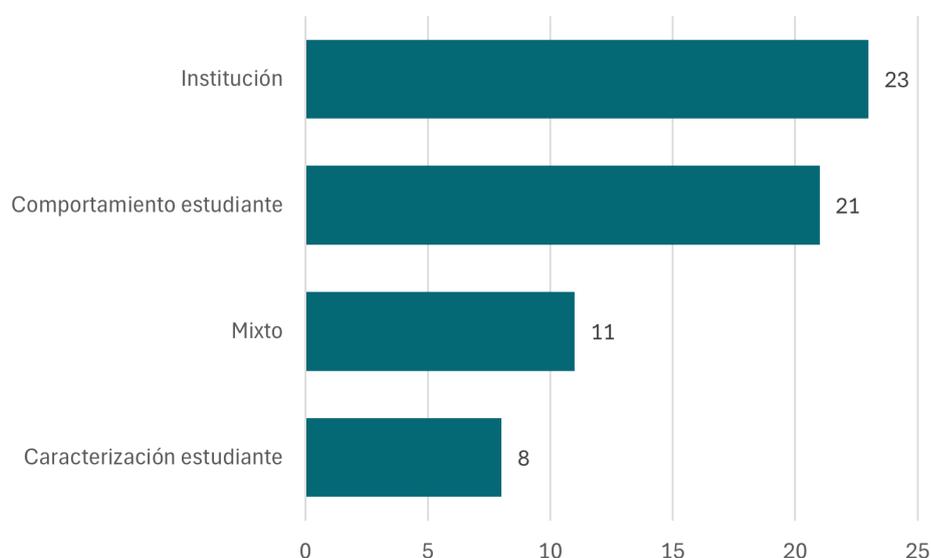
Diversos estudios han propuesto clasificaciones para comprender los factores que influyen en el abandono en la educación en línea. Orellana (2020) distingue entre factores previos y posteriores a la matrícula, considerando variables sociodemográficas, académicas e institucionales que inciden en la trayectoria del estudiante. Muljana & Luo (2019) proponen un enfoque de sistemas abiertos, organizando los factores en niveles institucionales, del docente y del estudiante, lo que permite un análisis integral de la retención. Kara *et al.* (2019) clasifican los desafíos en internos, externos y vinculados al programa, destacando la complejidad del contexto adulto. Ilic *et al.* (2023), desde una perspectiva tecnológica, identifican las técnicas como el modelado del estudiante y la minería de datos para identificar patrones de abandono, todo a partir del comportamiento del estudiante en el proceso de aprendizaje online.

A partir de esta base teórica, y con base en el contenido de las publicaciones analizadas, se propone una clasificación que facilite los procesos de comprensión e intervención de los factores, para minorar el fenómeno del abandono en los programas online. De esta forma, la primera categoría propuesta incluye estudios que abordan factores institucionales como el diseño instruccional, la calidad del acompañamiento y la infraestructura de soporte, todos ellos determinantes en la experiencia del estudiante. La segunda categoría considera el perfil del estudiante, analizando características personales y contextuales que afectan su rendimiento y continuidad. La tercera se enfoca en el comportamiento del alumno dentro de la plataforma virtual, utilizando tecnologías inteligentes para identificar señales tempranas de deserción. Finalmente, la cuarta categoría agrupa estudios de enfoque mixto, que integran dimensiones institucionales, individuales y conductuales para ofrecer una visión más holística del abandono en la educación en línea.

El corpus de análisis quedó compuesto por 23 estudios sobre acciones institucionales, 21 sobre comportamiento en la plataforma, 9 sobre características del estudiante y 11 investigaciones mixtas (ver Figura 4).

Figura 4

Clasificación temática de los estudios analizados (2020-2024)



Factores asociados a la institución

Los factores institucionales juegan un papel clave en la retención estudiantil. La calidad de los servicios y contenidos influye directamente en la satisfacción y permanencia de los estudiantes (Segovia-García *et al.*, 2022; Guzmán Rincón *et al.*, 2024). Aspectos como la percepción del instructor, la calidad del contenido, el entorno virtual y la comunicación explican hasta el 17 % de la intención de abandono (Guzmán Rincón *et al.*, 2024).

Diversas estrategias han sido implementadas con éxito para mitigar la deserción. Luis *et al.* (2022) lograron reducir el abandono con correos motivacionales y alertas docentes, mientras que Rodríguez *et al.* (2022) emplearon inteligencia artificial y asistencia individualizada. Otras investigaciones destacan el fortalecimiento de la infraestructura tecnológica y el acompañamiento académico (Shikulo & Lekhetho, 2020), así como el asesoramiento continuo (Zuhairi *et al.*, 2020). Además, el aprendizaje autorregulado y el apoyo personalizado han demostrado ser factores clave en la retención, especialmente en el primer año (De Silva, 2020; Romero Alonso & Anzola Vera, 2022).

El uso de tecnología ha sido fundamental en la retención estudiantil. Liu & Hamam (2023) evidenciaron que el big data mejora la conexión emocional con el aprendizaje. En los MOOCs, la personalización de intervenciones ha permitido abordar problemas de socialización (Kurtz *et al.*, 2022), mientras que modelos de análisis de sentimientos han facilitado la identificación de estudiantes en riesgo (Alrajhi *et al.*, 2021).

El diseño de cursos centrado en el estudiante también ha mostrado resultados positivos. Recursos interactivos, evaluaciones adaptativas y personalización han incrementado el compromiso y reducido la deserción (Sylla *et al.*, 2020; Mourali *et al.*, 2021; Shang *et al.*, 2024; McCarthy *et al.*, 2021). Sin embargo, Schnieders *et al.* (2022) señalaron que barreras técnicas pueden limitar el impacto del aprendizaje interactivo en contextos de bajos ingresos.

Las intervenciones tempranas y la retroalimentación son esenciales. Seminarios de primer semestre han fortalecido la autorregulación (Stephen & Rockinson-Szapkiw, 2021), mientras que la detección de estudiantes inactivos y la retroalimentación inmediata han aumentado la entrega de actividades iniciales del 48.13 % al 60.70 %, mejorando la aprobación (Gómez *et al.*, 2023).

La gamificación ha demostrado ser efectiva, incrementando la participación en un 9.7 %, reduciendo la deserción en un 10.5 % y mejorando la aprobación en un 9.8 % (De la Peña *et al.*, 2021). Asimismo, la integración de moneda virtual, cuando alineada con la motivación intrínseca, ha aumentado la retención (Adamovich & Chirkina, 2023).

La capacitación docente es un factor determinante. La falta de competencias digitales aumenta la deserción, resaltando la necesidad de formación en herramientas tecnológicas (Madera Fernández & Uc Ríos, 2024). Además, la interacción en foros y el apoyo oportuno en MOOCs son esenciales para el éxito académico (Ginting *et al.*, 2022).

Desde la perspectiva del estudiante, la retención se fortalece cuando se percibe una experiencia formativa coherente, motivadora y bien acompañada. El reconocimiento de sus necesidades personales, la disponibilidad de apoyo constante y la adaptación de los entornos virtuales a sus estilos de aprendizaje contribuyen significativamente

a mantener el compromiso. En este sentido, la deserción no debe abordarse como una falla individual, sino como una señal del entorno educativo que requiere ajustes estructurales.

Factores asociados a la caracterización de estudiantes

La permanencia en el sistema educativo depende de diversos factores individuales, como el perfil socioeconómico, el entorno familiar, el rendimiento académico previo y las habilidades sociales. Greene (2023) destaca que la información demográfica, la formación previa y el capital cultural son claves para predecir la deserción. Variables como la edad, el género, el nivel socioeconómico y el lugar de residencia tienen un impacto significativo, mientras que Le Roux (2024) resalta la vulnerabilidad social como un desafío difícil de abordar en los programas educativos.

Martínez-Carrascal *et al.* (2023) evidencian que los estudiantes de áreas desfavorecidas presentan tasas de deserción más altas. Además, la relación entre género, edad y abandono varía según el tipo de programa a distancia, subrayando la importancia de las características demográficas en este fenómeno.

Más allá de los factores socioeconómicos, las habilidades personales y cognitivas también influyen en la permanencia académica. Guerrero-Roldán *et al.* (2021) & Cooke (2023) destacan la autoeficacia y la autorregulación como determinantes del éxito. La autoeficacia se asocia con la dedicación y persistencia en las tareas, incluso ante dificultades. Cristea *et al.* (2024) concluyen que una baja autoeficacia puede generar falta de motivación y compromiso, mientras que Xavier *et al.* (2022) identifican la gestión deficiente del tiempo como un factor crítico.

El entorno familiar también es fundamental. Brubacher & Silinda (2021) indican que los estudiantes de primera generación universitaria enfrentan mayores desafíos cuando sus familias no pueden brindar orientación y apoyo, especialmente en programas remotos. Las dificultades para equilibrar responsabilidades familiares, laborales y académicas aumentan el riesgo de abandono.

Aunque los estudios analizados coinciden en que la permanencia estudiantil depende de factores individuales y contextuales, difieren en el énfasis que otorgan a cada uno. Algunos priorizan las condiciones sociodemográficas y familiares, mientras otros destacan habilidades personales como la autorregulación y la autoeficacia. También se reconocen desafíos particulares en grupos específicos de estudiantes, como aquellos con mayores cargas sociales o familiares. Pese a sus diferencias, todos coinciden en la importancia de adoptar estrategias integrales que articulen estas dimensiones para fortalecer la retención en la educación en línea.

Factores asociados al comportamiento de los estudiantes

Los patrones de comportamiento estudiantil influyen significativamente en la deserción en entornos virtuales, donde la interacción es clave. Beasley (2022) destacó que la socialización y el apoyo entre pares favorecen la finalización de cursos en línea. Prohny *et al.* (2024) encontraron que los grupos de estudio en Facebook no solo reducen el abandono, sino que también mejoran el rendimiento académico, consolidando las redes sociales como herramientas educativas.

El compromiso y la actitud de los estudiantes impactan la finalización de cursos. Kokoç *et al.* (2021) utilizaron aprendizaje automático para predecir el rendimiento en función de la puntualidad en la entrega de tareas. Shabbir *et al.* (2021) aplicaron el modelo ARCS de Keller y demostraron que la personalización de recursos incrementa la motivación y retención. Lychuk *et al.* (2021) evidenciaron que el uso de Smart Sender, una plataforma de *chatbots* automatizados, mejora la gestión del tiempo y la motivación. Zhang *et al.* (2023) concluyeron que la preparación y consolidación del aprendizaje predicen mejor el rendimiento en cursos STEM que la participación en foros.

El uso de sistemas predictivos ha permitido la detección temprana de estudiantes en riesgo. Souai *et al.* (2022) implementaron un modelo de aprendizaje profundo con un 97 % de precisión, identificando que las bajas calificaciones y la escasa interacción son factores determinantes del abandono. Wang *et al.* (2022) y Wu & Tang (2022) demostraron que la participación en quizzes y foros incrementa la tasa de éxito, mientras que la dedicación de tiempo y la finalización de tareas son indicadores clave de permanencia.

Utamachant *et al.* (2023) desarrollaron i-Intervene, una herramienta de análisis en tiempo real que detecta estudiantes en riesgo y permite intervenciones oportunas, aumentando la asistencia en un 83 % y la entrega de tareas en un 55 %. Qazdar *et al.* (2023) identificaron que la conectividad, productividad e interactividad ofrecen una visión integral del progreso y facilitan la detección temprana del abandono.

Los estudios sobre MOOCs han identificado estrategias para reducir la deserción. Garg & Goel (2021) diseñaron un sistema de recomendación entre pares que redujo el aislamiento y aumentó la finalización de cursos. Kim & Park (2022) concluyeron que la interacción con ejercicios prácticos y evaluaciones incrementa la tasa de éxito. Del Peral Pérez & Castrillo de Larreta-Azelain (2023) desarrollaron una taxonomía con seis perfiles de comportamiento y demostraron que la adaptación del curso a distintos ritmos de aprendizaje mejora la retención. Semenova (2022) halló que los estudiantes con metas orientadas a la acción tienen más probabilidades de completar MOOCs que aquellos motivados solo por la certificación.

Yang *et al.* (2020) identificaron patrones de comportamiento que permiten intervenciones tempranas, señalando que la falta de rutinas es un factor de riesgo. Dai *et al.* (2020) demostraron que el equilibrio entre expectativas iniciales y experiencias reales influye en la intención de continuar. Sun *et al.* (2021) concluyeron que los patrones de participación en la plataforma permiten predecir el rendimiento y abandono de los estudiantes.

Zhang *et al.* (2021) subrayaron la importancia de ofrecer recursos iniciales de calidad y evaluaciones claras para evitar deserciones tempranas. Xia & Qi (2024a) destacaron que los grafos de conocimiento mejoran la retención al proporcionar rutas visuales de aprendizaje que reducen la frustración y aumentan el rendimiento. En otro estudio, Xia & Qi (2024b) concluyeron que los accesos regulares durante el lanzamiento de nuevo contenido son indicadores clave de persistencia.

Los estudios coinciden en que el comportamiento del estudiante es un factor determinante en la retención, aunque varían en los indicadores priorizados. Algunos destacan la interacción social y el apoyo entre pares, mientras otros se enfocan en variables individuales como la participación, la gestión del tiempo o el uso de recursos digitales. El uso de herramientas de predicción irrumpe como un apoyo

para detectar a tiempo el riesgo de abandono y responder con intervenciones eficaces.

Múltiples factores

La deserción en educación en línea es un fenómeno multifactorial influido por variables como la autoeficacia, las emociones, la participación, el contexto institucional y el entorno social. Gündüz & Karaman (2020) clasificaron estos factores en tres categorías: institucionales y académicos, sociales y personales. Sus hallazgos indican que los factores académicos e institucionales explican el 66,15 % de los casos de abandono, resaltando la necesidad de estrategias integrales para su reducción.

La autoeficacia ha sido identificada como un factor determinante. Greenland & Moore (2022) asociaron el abandono con circunstancias personales y el entorno institucional. Dificultades para equilibrar trabajo y estudio, problemas de salud, compromisos familiares y mala gestión del tiempo son elementos clave. Estudios sugieren que políticas flexibles, tutorías y mejoras en el diseño de cursos pueden reducir la deserción. Seo *et al.* (2023) señalaron que la falta de tiempo, problemas de infraestructura y el aislamiento digital afectan la permanencia, mientras que Pino (2023) identificó la falta de compromiso y la deficiente gestión del tiempo como factores críticos.

El componente emocional también juega un papel fundamental. Wakjira & Bhattacharya (2021) desarrollaron un modelo predictivo basado en factores conductuales y emocionales con un 83,3 % de precisión. Wu *et al.* (2020) aplicaron redes neuronales y encontraron que la deserción varía según el género y el tipo de curso, además de confirmar que la participación constante reduce el abandono. Zheng (2024) destacó la falta de monitoreo emocional como un riesgo, subrayando la importancia de herramientas que analicen el comportamiento y las emociones estudiantiles.

La participación estudiantil es otro factor clave. Aldowah *et al.* (2020) clasificaron 12 causas de abandono en categorías como habilidades académicas, responsabilidades laborales y familiares, interacción social y diseño del curso. Waheed *et al.* (2023) concluyeron que la actividad en plataformas virtuales, la interacción en foros y las evaluaciones tempranas predicen la retención. Zhou *et al.* (2020) identificaron el historial de abandono, la cantidad de videos vistos y la frecuencia de inicio de sesión como indicadores clave. Racchumi-Vela *et al.* (2024) evidenciaron que la asistencia a sesiones y la progresión en el curso influyen en la permanencia, con mayor deserción entre profesionales asistenciales.

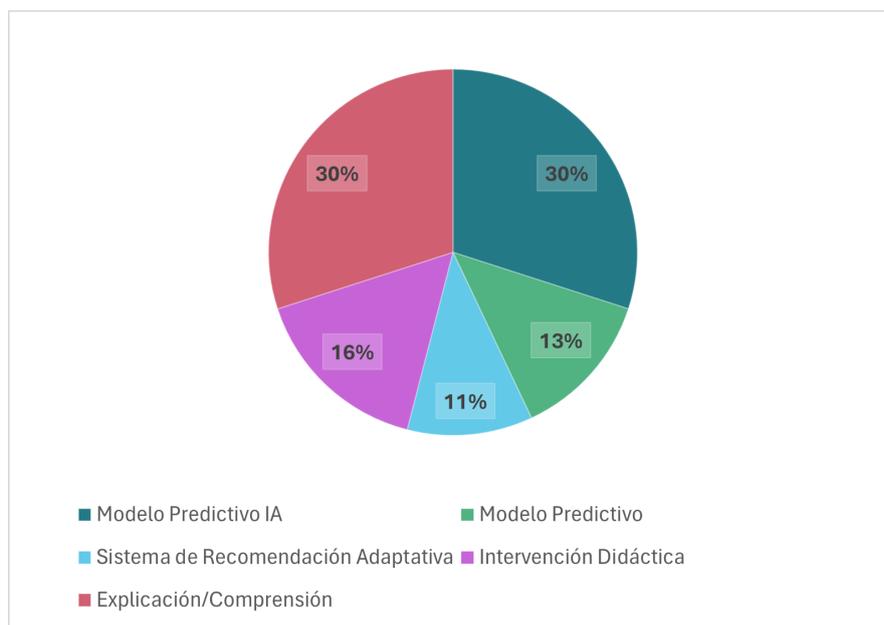
Los estudios revisados coinciden en que la deserción en línea responde a una combinación de factores personales, emocionales, institucionales y de participación. Aunque difieren en el peso asignado a cada dimensión, todos reconocen la necesidad de abordar el abandono desde un enfoque integral. Mientras algunos trabajos destacan la autoeficacia y la gestión del tiempo, otros subrayan la influencia de las emociones o del entorno institucional. Las instituciones pueden mitigar estos riesgos mediante tecnologías predictivas, intervenciones personalizadas y estrategias que fomenten la autoeficacia y el compromiso estudiantil.

Evolución de los estudios sobre factores de abandono online

La investigación sobre deserción en entornos virtuales ha evolucionado con el uso de inteligencia artificial (IA), enfocándose en el perfilamiento de estudiantes en riesgo mediante modelos predictivos y sistemas de recomendación adaptativa. Estos enfoques representan el 54 % de las investigaciones (ver Figura 5). En contraste, el 30 % de los estudios busca describir el fenómeno, mientras que solo el 16 % analiza intervenciones didácticas para mitigar la deserción, sin alcanzar en conjunto la mitad del volumen total de publicaciones.

Figura 5

Distribución de investigaciones analizadas (2020-2024) según enfoque o finalidad



El avance tecnológico ha transformado el análisis del abandono, pasando de enfoques basados en datos estáticos a modelos dinámicos que permiten predicciones en tiempo real. Tecnologías como *machine learning* y *deep learning* han optimizado la analítica del aprendizaje, facilitando el monitoreo del comportamiento estudiantil y la detección temprana de posibles abandonos.

Las tendencias observadas reflejan esta evolución. Entre 2020 y 2022, los estudios se centraron en factores institucionales y estrategias de intervención temprana. Desde 2022, ha aumentado el uso de IA para identificar patrones y perfilar estudiantes, consolidándose en los años siguientes (ver Tabla 2).

Tabla 2

Detalle de los principales factores estudiados y su distribución temporal (2020-2024)

	2020	2021	2022	2023	2024
Apoyo académico	3		2		
Calidad institucional			1		1
Diseño cursos	1	4		1	1

	2020	2021	2022	2023	2024
Formación docente			1		1
Intervención temprana	1	2	3	2	
Autoeficacia		2	2	3	1
Perfil socioeconómico				1	1
Patrones de interacción	3	5	6	2	2
Perfilamiento + interacción	2	2		4	3

El análisis de datos en tiempo real ha mejorado la caracterización del comportamiento estudiantil, permitiendo una detección más precisa de estudiantes en riesgo (Shabbir *et al.*, 2021; Utamachant *et al.*, 2023). Estos avances han impulsado el desarrollo de nuevos modelos teóricos (Souai *et al.*, 2022; Semenova, 2022) y matemáticos (Xia y Qi, 2024a; Liu y Hamam, 2023; Rodríguez *et al.*, 2022), dando fuerza a una perspectiva cada vez más centrada en el análisis del comportamiento de los estudiantes en la plataforma o también conocida como analítica del aprendizaje.

Discusión

Los estudios previos (Orellana, 2020; Kara *et al.*, 2019; Muljana & Luo, 2019) han resaltado el impacto de factores individuales en la deserción, especialmente la autodisciplina, la autorregulación y la gestión del tiempo, lo que coincide con hallazgos recientes (Gündüz & Karaman, 2020; Pino, 2023; Seo *et al.*, 2023). Responsabilidades laborales y familiares, señaladas por Kara *et al.* (2019) y Muljana & Luo (2019), también han sido reafirmadas en investigaciones más recientes (Wu *et al.*, 2020; Brubacher *et al.*, 2021).

Las características sociodemográficas, socioeconómicas y culturales son determinantes en la permanencia estudiantil (Greene, 2023; Martínez-Carrascal *et al.*, 2023). Se ha identificado que la falta de conocimientos previos y habilidades de gestión del tiempo afecta especialmente a quienes provienen de entornos con dificultades. En este sentido, la autoeficacia y la autorregulación resultan esenciales para superar obstáculos académicos y personales (Guerrero-Roldán *et al.*, 2021).

La interacción social y el compromiso activo en plataformas virtuales han sido identificados como factores clave para la retención (Beasley, 2022; Prohny *et al.*, 2024). La participación significativa con docentes y pares ya había sido destacada en estudios previos (Muljana & Luo, 2019; Kara *et al.*, 2019; Soukaina *et al.*, 2020), hallazgo que sigue vigente en investigaciones recientes. Además, los sistemas predictivos basados en IA han demostrado ser eficaces en la detección temprana de estudiantes en riesgo y en el diseño de intervenciones personalizadas (Souai *et al.*, 2022; Xia y Qi, 2024).

El uso de IA y minería de datos ha permitido un avance significativo en la personalización del aprendizaje (Ilić *et al.*, 2023), con un creciente desarrollo de sistemas predictivos más complejos. La analítica del aprendizaje posibilita el monitoreo en tiempo real del comportamiento estudiantil, generando datos detallados para intervenciones oportunas. Además, la motivación y la interacción en las primeras etapas del curso han cobrado relevancia como factores determinantes de la permanencia, aspecto

poco explorado en investigaciones anteriores (Estrada-Molina & Fuentes Cancell, 2022).

Se observa una tendencia hacia estudios que combinan datos sociodemográficos con datos dinámicos obtenidos del comportamiento en plataformas virtuales (Qazdar *et al.*, 2023; Waheed *et al.*, 2023; Xia & Qi, 2024). Estos modelos permiten perfilar a los estudiantes y detectar patrones de abandono mediante el monitoreo de su actividad. A diferencia de revisiones anteriores, los estudios actuales han profundizado en la integración de herramientas tecnológicas avanzadas para la identificación temprana de riesgos.

Respecto a los factores institucionales, se confirma que la calidad de los servicios y contenidos educativos influye directamente en la satisfacción y retención estudiantil (Segovia-García *et al.*, 2022; Rincón *et al.*, 2024). Un diseño pedagógico adaptado a las necesidades del estudiante es clave para mejorar la permanencia (Sylla *et al.*, 2020; Shang *et al.*, 2024). En este sentido, los sistemas de alerta temprana y modelos predictivos han permitido implementar medidas de acompañamiento personalizadas, trasladando la responsabilidad del abandono a la capacidad de las instituciones para analizar datos y ofrecer intervenciones oportunas.

La analítica del aprendizaje se ha consolidado como una herramienta esencial para predecir la deserción en la educación en línea. Las instituciones requieren estudios detallados sobre las características y el comportamiento de sus estudiantes para intervenir de manera efectiva. La tendencia actual prioriza procesos avanzados de análisis de datos, sustentados en teorías del aprendizaje que permitan desarrollar estrategias adaptadas a cada estudiante.

El uso de IA ha transformado la toma de decisiones en educación, priorizando datos generados a partir de la interacción del estudiante en la plataforma. Aunque aún se investiga qué variables del comportamiento en línea son más predictivas, se han identificado patrones clave, especialmente en las primeras etapas del curso, que permiten anticipar el riesgo de abandono.

El análisis del comportamiento estudiantil y su integración en modelos predictivos sigue en expansión, con un número creciente de estudios dedicados a profundizar en estos aspectos.

Conclusiones

La deserción en educación en línea es un fenómeno complejo que emerge de la interacción entre factores personales, institucionales, académicos y tecnológicos. Los resultados de esta revisión evidencian que variables como la autoeficacia, la autorregulación, la participación y la calidad del acompañamiento influyen decisivamente en la permanencia. En este contexto, el diseño pedagógico y la docencia en línea juegan un rol central, ya que deben adaptarse a las trayectorias diversas del estudiantado, generar compromiso y favorecer una experiencia formativa significativa.

La incorporación de tecnologías como la inteligencia artificial y la analítica del aprendizaje ofrecen oportunidades relevantes para anticipar el abandono y personalizar las intervenciones. Su efectividad, sin embargo, depende de cómo las

instituciones integren estos recursos dentro de enfoques pedagógicos centrados en el estudiante.

Entre las limitaciones del estudio se encuentra el acceso a ciertas bases de datos específicas, y dentro de las mismas a publicaciones de libre acceso y suscripciones institucionales. Esto dificultó la inclusión de un mayor número de investigaciones relevantes, o publicadas en otros contextos menos accesibles.

Como proyección, se advierte la necesidad de profundizar en la introducción de la IA y su impacto en el rol docente, así como en la adaptación de estrategias pedagógicas, lo que está abriendo nuevas oportunidades para estudiar y mejorar la calidad de la experiencia educativa en la formación online.

Notas:

Aprobación final del artículo:

Dra. Verónica Zorrilla de San Martín, editora responsable de la revista.

Contribución de autoría:

Rosa Romero Alonso: conceptualización, curación de datos, análisis formal, investigación, metodología, administración, gestión de recursos, supervisión, validación, escritura del borrador y revisión del manuscrito.

Katherine Araya Carvajal: curación de datos, análisis formal, investigación, metodología, visualización, escritura del borrador y revisión del manuscrito.

Francisca Andrade Carvajal: curación de datos, investigación, escritura del borrador y revisión del manuscrito.

Karla Montero Godoy: conceptualización, investigación, escritura del borrador y revisión del manuscrito.

Disponibilidad de los datos:

El conjunto de datos que apoya los resultados corresponde a documentos de investigación indexados en Scopus, ERIC, WoS, SciELO y Dialnet.

Referencias

- ADAMOVICH, K. A., & CHIRKINA, T. A. (2023). The Bullish Game: The Role of Virtual Currency in Incentivizing Homework on the Skyeng Platform. *Educational Studies Moscow*, (4). <https://doi.org/10.17323/vo-2023-16640>
- ALDOWAH, H., AL-SAMARRAIE, H., ALZHRANI, A. I., & ALALWAN, N. (2020). Factors affecting student dropout in MOOCs: A cause and effect decision-making model. *Journal of Computing in Higher Education*, 32, 429–454. <https://doi.org/10.1007/s12528-019-09241-y>
- ALRAJHI, L., ALAMRI, A., PEREIRA, F. D., & CRISTEA, A. I. (2021). Urgency analysis of learners' comments: An automated intervention priority model for MOOC. In A. I. Cristea & C. Troussas (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems. ITS 2021. Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 12677, pp. 148–160). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80421-3_18
- BAWA, P. (2016). Retention in online courses: Exploring issues and solutions--A literature review. *Sage Open*, 6(1). <https://doi.org/10.1177/2158244015621777>
- BEASLEY, A. (2022). *College students' perceptions of the importance of student engagement in online courses* [Doctoral dissertation, Walden University].

Walden University ScholarWorks. <https://scholarworks.waldenu.edu/dissertations/13200/>

- BOZKURT, A., JUNG, I., XIAO, J., VLADIMIRSCHI, V., SCHUWER, R., EGOROV, G., LAMBERT, S., AL-FREIH, M., PETE, J., OLCOTT, D., RODES, V., ARANCIAGA, I., BALI, M., ALVAREZ, A., ROBERTS, J., PAZUREK, A., RAFFAGHELLI, J. E., PANAGIOTOU, N., COËTLOGON, P., ... PASKEVICIUS, M. (2020). A global outlook to the interruption of education due to COVID-19 pandemic: Navigating in a time of uncertainty and crisis. *Asian Journal of Distance Education*, 15(1), 1–126. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3878572>
- BRUBACHER, M. R., & SILINDA, F. T. (2021). First-generation students in distance education program: Family resources and academic outcomes. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 22(1), 135–147. <https://doi.org/10.19173/irrodl.v22i1.4872>
- BRUNTON, G., OLIVER, S., & THOMAS, J. (2020). Innovations in framework synthesis as a systematic review method. *Research Synthesis Methods*, 11(3), 316–330. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1399>
- CABERO ALMENARA, J. (2006). Bases pedagógicas del e-learning. *Revista de Universidad y Sociedad del Conocimiento (RUSC)*, 3(1), 1–10. <https://doi.org/10.7238/rusc.v3i1.265>
- CABERO ALMENARA, J. (2020). Tecnología educativa en tiempos de pandemia. *Campus Virtuales*, 9(2), 1–10. <https://doi.org/10.54918/campusvirtuales.20200902.1>
- CODINA, L. (2018). *Revisiones bibliográficas sistematizadas: Procedimientos generales y framework para ciencias humanas y sociales* [Tesis de maestría, Universitat Pompeu Fabra]. https://repositori.upf.edu/bitstream/handle/10230/34497/Codina_revisiones.pdf
- CODINA, L. (2020). Cómo hacer revisiones bibliográficas tradicionales o sistemáticas utilizando bases de datos académicas. *Revista ORL*, 11(2), 139–153. <https://doi.org/10.14201/orl.22977>
- COOKE, E. M. (2023). *If you think you can or can't, you're right: A study of college student self-efficacy building through the UCSB Promise Scholars Program* [Doctoral dissertation, Fielding Graduate University].
- CRISTEA, A. I., ALAMRI, A., ALSHEHRI, M., PEREIRA, F. D., TODA, A. M., DE OLIVEIRA, E. H. T., & STEWART, C. (2024). The engage taxonomy: SDT-based measurable engagement indicators for MOOCs and their evaluation. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 34, 323–374. <https://doi.org/10.1007/s11257-023-09374-x>
- DAI, H. M., TEO, T., RAPPA, N. A., & HUANG, F. (2020). Explaining Chinese university students' continuance learning intention in the MOOC setting: A modified expectation confirmation model perspective. *Computers & Education*, 150, 103850. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103850>
- DE LA PEÑA, D., LIZCANO, D., & MARTÍNEZ-ÁLVAREZ, I. (2021). Learning through play: Gamification model in university-level distance learning. *Entertainment Computing*, 39, 100430. <https://doi.org/10.1016/j.entcom.2021.100430>

- DE SILVA, D. V. M. (2020). Developing self-regulated learning skills in university students studying in the open and distance learning environment by using KWL method. *Journal of Learning for Development*, 7(2), 204–217. <https://doi.org/10.56059/jl4d.v7i2.389>
- DELPERAL PÉREZ, J. J., & CASTRILLO DE LARRETA-AZELAIN, M. D. (2023). Empowering teachers in LMOOC design by using a taxonomy of participants' temporal patterns. *Journal of Research in Applied Linguistics*, 14(2), 116–134. <https://doi.org/10.22055/RALS.2023.43579.3048>
- DOGAN, M. E., GORU DOGAN, T., & BOZKURT, A. (2023). The use of artificial intelligence (AI) in online learning and distance education processes: A systematic review of empirical studies. *Applied Sciences*, 13(5), 3056. <https://doi.org/10.3390/app13053056>
- ESTRADA-MOLINA, O., & FUENTES-CANCELL, D.-R. (2022). Engagement and desertion in MOOCs: A systematic review. *Comunicar*, 30(70), 111–124. <https://doi.org/10.3916/C70-2022-09>
- FENG, W., TANG, J., & LIU, T. X. (2019). Understanding dropouts in MOOCs. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33(01), 517–524. <https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.3301517>
- GARRISON, D. R., ANDERSON, T., & ARCHER, W. (2000). Critical inquiry in a text-based environment: Computer conferencing in higher education. *The Internet and Higher Education*, 2(2–3), 87–105. [https://doi.org/10.1016/S1096-7516\(00\)00016-6](https://doi.org/10.1016/S1096-7516(00)00016-6)
- GARCÍA ARETIO, L. (2014). *La educación a distancia: De la teoría a la práctica*. Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED).
- GARG, M., & GOEL, A. (2021). A data-driven approach for peer recommendation to reduce dropouts in MOOC. In S. M. Thampi, E. Gelenbe, M. Atiquzzaman, V. Chaudhary & K. Li (Eds.), *Advances in computing and network communications. Lecture Notes in Electrical Engineering* (Vol. 735, pp. 217–229). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-33-6977-1_18
- GINTING, D., WOODS, R., TANTRI, N. R., RAHAYU, P. S., & ASFIHANA, R. (2022). Portraying the performance of Indonesian's massive open online course facilitators. *Sage Open*, 12(3), 1–10. <https://doi.org/10.1177/21582440221116601>
- GÓMEZ, A., MARCO-GALINDO, M. J., & MINGUILLÓN, J. (2023). Evaluation of an intervention on activity planning in CS1. *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 18(3), 287–294. <https://doi.org/10.1109/RITA.2023.3302174>
- GRANT, M. J., & BOOTH, A. (2009). A typology of reviews: An analysis of 14 review types and associated methodologies. *Health Information & Libraries Journal*, 26(2), 91–108. <https://doi.org/10.1111/j.1471-1842.2009.00848.x>
- GREENE, M. D. (2023). *Self-efficacy, locus of control, and their effect on online returning students' graduation* [Doctoral dissertation, Brigham Young University]. BYU ScholarsArchive. <https://scholarsarchive.byu.edu/etd/10216/>
- GREENLAND, S. J., & MOORE, C. (2022). Large qualitative sample and thematic analysis to redefine student dropout and retention strategy in open online

education. *British Journal of Educational Technology*, 53(3), 647–667. <https://doi.org/10.1111/bjet.13173>

- GUERRERO-ROLDÁN, A. E., RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ, M. E., BAÑERES, D., ELASRI-EJJABERI, A., & CORTADAS, P. (2021). Experiences in the use of an adaptive intelligent system to enhance online learners' performance: A case study in economics and business courses. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00271-0>
- GÜNDÜZ, M., & KARAMAN, S. (2020). Open Education Faculty and distance education students' dropout reasons: The case of a Turkish state university. *Open Praxis*, 12(1), 7. <https://doi.org/10.5944/openpraxis.12.1.970>
- GUZMÁN RINCÓN, A., SOTOMAYOR SOLOAGA, P. A., CARRILLO BARBOSA, R. L., & BARRAGÁN-MORENO, S. P. (2024). Satisfaction with the institution as a predictor of the intention to drop out in online higher education. *Cogent Education*, 11(1). <https://doi.org/10.1080/2331186X.2024.2351282>
- ILIĆ, M., MIKIĆ, V., KOPANJA, L., & VESIN, B. (2023). Intelligent techniques in e-learning: A literature review. *Artificial Intelligence Review*, 56(12), 14907–14953. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10508-1>
- JORDAN, K. (2014). Initial trends in enrolment and completion of massive open online courses. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 15(1). <https://doi.org/10.19173/irrodl.v15i1.1651>
- KARA, M., ERDOĞDU, F., KOKOÇ, M., & CAGILTAY, K. (2019). Challenges faced by adult learners in online distance education: A literature review. *Open Praxis*, 11(1), 5. <https://doi.org/10.5944/openpraxis.11.1.929>
- KAUFFMAN, H. (2015). A review of predictive factors of student success in and satisfaction with online learning. *Research in Learning Technology*, 23. <https://doi.org/10.3402/rlt.v23.26507>
- KIM, S., & PARK, T. (2022). Analyzing log data of students who have achieved scores adjacent to the minimum passing grade for a K-MOOC completion in the context of learning analytics. *Sustainability*, 14(18), 11136. <https://doi.org/10.3390/su141811136>
- KOKOÇ, M., AKÇAPINAR, G., & NEHAL HASNINE, M. (2021). Unfolding students' online assignment submission behavioral patterns using temporal learning analytics. *Educational Technology & Society*, 24(1), 223–235.
- KURTZ, G., KOPOLOVICH, O., SEGEV, E., SAHAR-INBAR, L., GAL, L., & HAMMER, R. (2022). Impact of an instructor's personalized email intervention on completion rates in a massive open online course (MOOC). *Electronic Journal of E-Learning*, 20(3), 325–335. <https://doi.org/10.34190/ejel.20.3.2376>
- LE ROUX, S. G. (2024). Juggling access vs retention and academic performance: The experience of a lecturer teaching in an open, distance e-learning institution. *South African Journal of Higher Education*, 38(2), 176–195. <https://doi.org/10.20853/38-2-5761>
- LIU, S., & HAMAM, M. (2023). Online crisis learning alert and intervention based on OU Analyse. In J. H. Abawajy, Z. Xu, M. Atiquzzaman & X. Zhang (Eds.), *Tenth*

International Conference on Applications and Techniques in Cyber Intelligence (ICATCI 2022) (pp. 555–563). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-28893-7_66

- LÓPEZ-ZAMBRANO, J., LARA TORRALBO, J., & ROMERO, C. (2021). Early prediction of student learning performance through data mining: A systematic review. *Psicothema*, 33(3), 456–465. <https://doi.org/10.7334/psicothema2021.62>
- LUIS, R. M. M. F., LLAMAS-NISTAL, M., & IGLESIAS, M. J. F. (2022). On the introduction of intelligent alerting systems to reduce e-learning dropout: A case study. *Smart Learning Environments*, 9. <https://doi.org/10.1186/s40561-022-00210-0>
- LYCHUK, M., BILOUS, N., ISAIENKO, S., GRITSYAK, L., & NOZHOVNIK, O. (2021). Smart automated language teaching through the Smart Sender platform. *European Journal of Educational Research*, 10(2), 841–854. <https://doi.org/10.12973/eujer.10.2.841>
- MADERA FERNÁNDEZ, B. E., & UC RIOS, C. A. (2024). Competencias digitales docentes y su relación con la deserción universitaria. *Contribuciones a la Economía*, 22(1), 16–33. <https://doi.org/10.51896/ce.v22i1.373>
- MARTÍNEZ-CARRASCAL, J. A., HLOSTA, M., & SANCHO-VINUESA, T. (2023). Using survival analysis to identify populations of learners at risk of withdrawal: Conceptualization and impact of demographics. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 24(1), 1–21. <https://doi.org/10.19173/irrodl.v24i1.6589>
- MBUNGE, E., FASHOTO, S., MAFUMBATE, R., & NXUMALO, S. (2022). Diverging hybrid and deep learning models into predicting students' performance in smart learning environments – A review. In T. M. N. Ngatched & I. Woungang (Eds.), *Pan-African Artificial Intelligence and Smart Systems. PAAISS 2021. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering* (Vol. 405, pp. 182–202). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-93314-2_12
- MCCARTHY, S., ROWAN, W., KAHMA, N., LYNCH, L., & ERTIÖ, T. P. (2021). Open e-learning platforms and the design–reality gap: An affordance theory perspective. *Information Technology & People*, 35(8), 74–98. <https://doi.org/10.1108/ITP-06-2021-0501>
- MOURALI, Y., AGREBI, M., FARHAT, R., EZZEDINE, H., & JEMNI, M. (2021). Learning analytics metrics into online course's critical success factors. In Á. Rocha, H. Adeli, G. Dzemyda, F. Moreira, & A. M. Ramalho Correia (Eds.), *Trends and applications in information systems and technologies. WorldCIST 2021. Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 1366, pp. 161–170). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72651-5_16
- MULJANA, P. S., & LUO, T. (2019). Factors contributing to student retention in online learning and recommended strategies for improvement: A systematic literature review. *Journal of Information Technology Education: Research*, 18, 19–57. <https://doi.org/10.28945/4182>
- MURTAZA, M., AHMED, Y., SHAMSI, J. A., SHERWANI, F., & USMAN, M. (2022). AI-based personalized e-learning systems: Issues, challenges, and solutions. *IEEE Access*, 10, 81323–81342. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3193938>

- OLUGBARA, C. T., LETSEKA, M., & AKINTOLU, M. (2023). Student support as a panacea for enhancing student success in an open distance learning environment. *Journal of Educators Online*, 20(3). <https://doi.org/10.9743/JEO.2023.20.3.9>
- ORELLANA, D., SEGOVIA, N., & RODRÍGUEZ CÁNOVAS, B. (2020). El abandono estudiantil en programas de educación superior virtual: Revisión de literatura. *Revista de la Educación Superior*, 49(194), 47–64.
- PAGE, M. J., MCKENZIE, J. E., BOSSUYT, P. M., BOUTRON, I., HOFFMANN, T. C., MULROW, C. D., SHAMSEER, L., TETZLAFF, J. M., AKL, E. A., BRENNAN, S. E., CHOU, R., GLANVILLE, J., GRIMSHAW, J. M., HRÓBJARTSSON, A., LALU, M. M., LI, T., LODER, E. W., MAYO-WILSON, E., MCDONALD, S., ... MOHER, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372(71). <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- PIECH, C., BASSEN, J., HUANG, J., GANGULI, S., SAHAMI, M., GUIBAS, L. J., & SOHL-DICKSTEIN, J. (2015). Deep knowledge tracing. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28, 505–513.
- PINO, K. R. (2023). *Improving the quality of academic advisors' practices to aid distance learners' retention* [Doctoral dissertation, Nova Southeastern University]. NSUWorks.
- PROHNY, J. P., ROXO-GONÇALVES, M., WAGNER, V. P., CORRÊA, A. P. B., MARTINS, M. A. T., MARTINS, M. D., CARVALHO, F., GONÇALVES, M. R., & CARRARD, V. C. (2024). Social networking website increases efficacy and engagement in a distance learning course about oral lesions. *Journal of Dental Education*, 88(2), 149–156. <https://doi.org/10.1002/jdd.13402>
- QAZDAR, A., HASIDI, O., QASSIMI, S., & ABDELWAHED, E. H. (2023). Newly proposed student performance indicators based on learning analytics for continuous monitoring in learning management systems. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (IJOE)*, 19(11), 19–30. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v19i11.39471>
- RACCHUMÍ-VELA, A., SANCHEZ, L., & QUISPE-JULI, C. U. (2024). Deserción de un curso en línea de estadística aplicada a la investigación en salud. *Investigación en Educación Médica*, 13(51), 33–41.
- RAMÍREZ MONTOYA, M. S., MCGREAL, R., & OBIAGELI AGBU, J.-F. (2022). Horizontes digitales complejos en el futuro de la educación 4.0: Luces desde las recomendaciones de UNESCO. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 25(2), 9–21. <https://doi.org/10.5944/ried.25.2.33843>
- RODRÍGUEZ, M. E., GUERRERO-ROLDÁN, A. E., BANERES, D., & KARADENIZ, A. (2022). An intelligent nudging system to guide online learners. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 23(1), 41–62. <https://doi.org/10.19173/irrodl.v22i4.5407>
- ROMERO ALONSO, R. E., & ANZOLA VERA, J. J. (2022). Modelo para la progresión académica de estudiantes online en Educación Superior. *Cuadernos de Investigación Educativa*, 13(1). <https://doi.org/10.18861/cied.2022.13.1.3181>
- ROTAR, O. (2022). Online student support: A framework for embedding support interventions into the online learning cycle. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 17. <https://doi.org/10.1186/s41039-021-00178-4>

- SALDAÑA, J. (2013). *The coding manual for qualitative researchers* (2nd ed.). SAGE Publications.
- SALTOS-RIVAS, R., NOVOA-HERNÁNDEZ, P., & SERRANO RODRÍGUEZ, R. (2022). How reliable and valid are the evaluations of digital competence in higher education: A systematic mapping study. *Sage Open*, 12(1). <https://doi.org/10.1177/21582440211068492>
- SCHNIEDERS, E., RÖHR, F., MBEWE, M., SHANZI, A., BERNER-RODOREDA, A., BARTEIT, S., LOUIS, V. R., ANDREADIS, P., SYAKANTU, G., & NEUHANN, F. (2022). Real-life evaluation of an interactive versus noninteractive e-learning module on chronic obstructive pulmonary disease for medical licentiate students in Zambia: Web-based, mixed methods randomized controlled trial. *JMIR Medical Education*, 8(1). <https://doi.org/10.2196/34751>
- SEGOVIA-GARCÍA, N., SAID-HUNG, E., & GARCÍA AGUILERA, F. J. (2022). Educación superior virtual en Colombia: Factores asociados al abandono. *Educación XX1*, 25(1), 197–218. <https://doi.org/10.5944/educxx1.30455>
- SEMENOVA, T. (2022). Not only the intention to complete: The role of action-oriented intentions in MOOC completion. *Technology, Knowledge and Learning*, 27, 707–719. <https://doi.org/10.1007/s10758-021-09534-1>
- SEO, J. T., PARK, B. N., KIM, Y. G., & YEON, K. W. (2023). Predictive analysis of sports education students' dropout in the Distance Learning Centre. *Revista de Psicología del Deporte*, 34(4), 403–414.
- SHABBIR, S., AYUB, M. A., KHAN, F. A., & DAVIS, J. (2021). Short-term and long-term learners' motivation modeling in web-based educational systems. *Interactive Technology and Smart Education*, 18(4), 535–552. <https://doi.org/10.1108/ITSE-09-2020-0207>
- SHANG, S., YI, T., & LYV, W. (2024). Effects of learners' course network characteristics on continuous online learning: Moderation roles of social learning and social exposure. *Asia Pacific Education Review*. <https://doi.org/10.1007/s12564-024-09975-0>
- SHIKULO, L., & LEKHETHO, M. (2020). Exploring student support services of a distance learning centre at a Namibian university. *Cogent Social Sciences*, 6(1). <https://doi.org/10.1080/23311886.2020.1737401>
- SIKSNELYTE-BUTKIENE, I., STREIMIKIENE, D., LEKAVICIUS, V., & BALEZENTIS, T. (2021). Energy poverty indicators: A systematic literature review and comprehensive analysis of integrity. *Sustainable Cities and Society*, 67, 102756. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102756>
- SOUAI, W., MIHOUB, A., TARHOUNI, M., ZIDI, S., KRICHEN, M., & MAHFOUDHI, S. (2022). Predicting at-risk students using the deep learning BLSTM approach. *2022 2nd International Conference of Smart Systems and Emerging Technologies (SMARTTECH)*, 32–37. <https://doi.org/10.1109/SMARTTECH54121.2022.00022>
- SOUKAINA, S., ELMILOUD, S., AZZOUZI, S., & MYELHASSAN, C. (2020). Quality approach to analyze the causes of failures in MOOC. *2020 5th International Conference on Cloud Computing and Artificial Intelligence: Technologies and Applications (CloudTech)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/CloudTech49835.2020.9365904>

- STEPHEN, J. S., & ROCKINSON-SZAPKIW, A. J. (2021). A high-impact practice for online students: The use of a first-semester seminar course to promote self-regulation, self-direction, online learning self-efficacy. *Smart Learning Environments*, 8. <https://doi.org/10.1186/s40561-021-00151-0>
- STERN, C., LIZARONDO, L., CARRIER, J., GODFREY, C., RIEGER, K., SALMOND, S., APOSTOLO, J., KIRKPATRICK, P., & LOVEDAY, H. (2021). Methodological guidance for the conduct of mixed methods systematic reviews. *JBI Evidence Implementation*, 19(2), 120–129. <https://doi.org/10.1097/XEB.0000000000000282>
- SUN, D., LI, T., YOU, F., HU, M., & LI, Z. (2021). Prediction of learning behavior characters of MOOC's data based on time series analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1994(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1994/1/012009>
- SYLLA, K., NDIAYE, N. M., OUYA, S., & MENDY, G. (2020). Towards the use of a contact center for the socialization and capacity reinforcement of learners of African digital universities. *2020 22nd International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, 603–607. <https://doi.org/10.23919/ICACT48636.2020.9061548>
- TAN, M., & SHAO, P. (2015). Prediction of student dropout in e-learning program through the use of machine learning method. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, 10, 11–17. <https://doi.org/10.3991/ijet.v10i1.4189>
- UTAMACHANT, P., ANUTARIYA, C., & PONGNUMKUL, S. (2023). i-Intervene: Applying an evidence-based learning analytics intervention to support computer programming instruction. *Smart Learning Environments*, 10. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00257-7>
- WAHEED, H., NISAR, I., KHALID, M.-N., SHAHID, A., ALJOHANI, N. R., HASSAN, S. U., & NAWAZ, R. (2023). Predicting academic performance of students from the assessment submission in virtual learning environment. In A. Visvizi, O. Troisi & M. Grimaldi (Eds.), *Research and Innovation Forum 2022. RIIFORUM 2022. Springer Proceedings in Complexity* (pp. 417–424). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-19560-0_33
- WAKJIRA, A., & BHATTACHARYA, S. (2021). Predicting student engagement in the online learning environment. *International Journal of Web-Based Learning and Teaching Technologies*, 16(6), 1–21. <https://doi.org/10.4018/IJWLTT.287095>
- WANG, C., CHANG, L., & LIU, T. (2022). Predicting student performance in online learning using a highly efficient gradient boosting decision tree. In Z. Shi, J. Zucker & B. An (Eds.), *Intelligent Information Processing XI. IIP2022. IFIP Advances in Information and Communication Technology* (pp. 508–521). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-03948-5_41
- WU, F., ZHANG, J., SHI, Y., YANG, X., SONG, W., & PENG, Z. (2020). Predicting MOOCs dropout with a deep model. In H. Zhisheng, B. Wouter, W. Hua, Z. Rui & Z. Yanchun (Eds.), *Web Information Systems Engineering – WISE 2020* (pp. 488–502). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-62008-0_34
- WU, M., & TANG, T. (2022). Application of random trees model in online learning perspective in evaluating learners' behavioral engagement. *Mobile Information Systems*, 2022, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2022/8155902>

- XAVIER, M., MENESES, J., & FIUZA, P. J. (2022). Dropout, stopout, and time challenges in open online higher education: A qualitative study of the first-year student experience. *Open Learning: The Journal of Open, Distance and e-Learning*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/02680513.2022.2160236>
- XIA, X., & QI, W. (2024a). Driving STEM learning effectiveness: Dropout prediction and intervention in MOOCs based on one novel behavioral data analysis approach. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 430. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02882-0>
- XIA, X., & QI, W. (2024b). The construction of knowledge graphs based on associated STEM concepts in MOOCs and its guidance for sustainable learning behaviors. *Education and Information Technologies*, 29, 20757–20794. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12653-8>
- YANG, Y., WEN, Z., CAO, J., SHEN, J., YIN, H., & ZHOU, X. (2020). EPARS: Early prediction of at-risk students with online and offline learning behaviors. In Y. Nah, B. Cui, S. Lee, J. X. Yu, Y. S. Moon & S. E. Whang (Eds.), *Database Systems for Advanced Applications. DASFAA 2020. Lecture Notes in Computer Science* (pp. 3–19). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59416-9_1
- ZHANG, J., GAO, M., & ZHANG, J. (2021). The learning behaviours of dropouts in MOOCs: A collective attention network perspective. *Computers & Education*, 167, 104189. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104189>
- ZHANG, J., QIU, F., WU, W., WANG, J., LI, R., GUAN, M., & HUANG, J. (2023). E-learning behavior categories and influencing factors of STEM courses: A case study of the Open University Learning Analysis Dataset (OULAD). *Sustainability*, 15(10), 8235. <https://doi.org/10.3390/su15108235>
- ZHENG, L. (2024). Intelligent language acquisition model for online student interaction with educators using 6G-cyber enhanced wireless network. *Wireless Personal Communications*. <https://doi.org/10.1007/s11277-024-11197-x>
- ZHOU, Y., ZHAO, J., & ZHANG, J. (2020). Prediction of learners' dropout in e-learning based on the unusual behaviors. *Interactive Learning Environments*, 31(3), 1796–1820. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1857788>
- ZOU, D., XIE, H., & WANG, F. L. (2018). Future trends and research issues of technology-enhanced language learning: A technological perspective. *Knowledge Management & E-Learning: An International Journal*, 10(4), 426–440. <https://doi.org/10.34105/j.kmel.2018.10.026>
- ZUHAIRI, A., KARTHIKEYAN, N., & PRIYADARSHANA, S. T. (2019). Supporting students to succeed in open and distance learning in the Open University of Sri Lanka and Universitas Terbuka Indonesia. *Asian Association of Open Universities Journal*, 15(1), 13–35. <https://doi.org/10.1108/AAOUJ-09-2019-0038>