



POSGRADOS

Maestría en
**TECNOLOGÍAS DE
LA INFORMACIÓN Y
COMUNICACIÓN PARA EDUCACIÓN**

RPC-SO-06-NO.185-2021

Opción de Titulación:

ARTÍCULO PROFESIONAL DE ALTO NIVEL

Tema:

USO DE LA ANALÍTICA DEL APRENDIZAJE DE
LOS ESTUDIANTES PARA MINIMIZAR LA
PÉRDIDA ESCOLAR EN LAS DIFERENTES
MODALIDADES DE ESTUDIO

Autor(es)

LEIDI ELIZABETH ATIAJA BALSECA

Director:

JOE FRAND LLERENA IZQUIERDO

Guayaquil - Ecuador

2023

Cohorte
2023-2024

Autor:



Leidi Elizabeth Atiaja Balseca

Ingeniera de Sistemas
Candidata a Magister en Innovación en Educación,
por la Universidad Politécnica Salesiana – Sede Guayaquil
latiaja@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



Joe Frand Llerena Izquierdo

Ingeniero en Computación
Magister en Sistemas de Información Gerencial
Máster en Administración de Empresas
Máster en Ciencias de la Educación
jlllerena@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2023 Universidad Politécnica Salesiana.

GUAYAQUIL – ECUADOR

Leidi Elizabeth Atiaja Balseca

***USO DE LA ANALÍTICA DEL APRENDIZAJE DE LOS ESTUDIANTES PARA
MINIMIZAR LA PÉRDIDA ESCOLAR EN LAS DIFERENTES MODALIDADES
DE ESTUDIO***

1. Título

Uso de la analítica del aprendizaje de los estudiantes para minimizar la pérdida escolar en las diferentes modalidades de estudio

2. Resumen

La minería de datos educativos y las analíticas del aprendizaje permiten comprender características y patrones de comportamientos de los estudiantes de acuerdo con los contextos relacionados a sus ofertas académicas. Diseñar un modelo de gestión que involucre el uso de las tecnologías como la ciencia de los datos, la minería de datos educativos y las analíticas del aprendizaje sigue siendo un desafío para aquellas instituciones que apuestan por cambios innovadores. El objetivo de este estudio es aportar con el diseño de un modelo de gestión de análisis de aprendizaje para reducir la repetición estudiantil mediante la recolección de datos relevantes de las fuentes de información de una institución de educación superior. Se realiza un trabajo de investigación empírico-analítico cuasiexperimental con enfoque cuantitativo y corte longitudinal para el análisis de resultados de cuatro periodos de estudios de la Universidad Politécnica Salesiana en la ciudad de Guayaquil, Ecuador como caso de estudio. Los resultados presentan un modelo con sus componentes descritos y se verifica de acuerdo con variables que el modelo es aplicable. Se discute que las ciertas Instituciones de Educación Superior utilizan sus datos en modelos generalizados, así como el uso de herramientas computacionales que son accesibles para los docentes, analistas y autoridades. Se concluye en este trabajo ayuda a minimizar la pérdida escolar en las diferentes modalidades de estudio sigue siendo un desafío que con el uso de las herramientas como las analíticas del aprendizaje.

Palabras clave: Minería de datos, analíticas del aprendizaje, riesgo académico, educación superior, modalidades de estudio.

3. Introducción

Las instituciones de educación superior ejecutan un modelo educativo que rigen las diferentes acciones de acuerdo con los contextos relacionados a sus ofertas académicas que brindan a la sociedad (Alicia Cedeño-Tello & Llerena-Izquierdo, 2023)(Lee, 2022)(Sáiz-Manzanares et al., 2022). Diseñar un modelo de gestión que involucre el uso de las tecnologías como la ciencia de los datos, la minería de datos educativos y las analíticas del aprendizaje (LA) siguen siendo un desafío para aquellas instituciones que apuestan por cambios innovadores (Goulas & Megalokonomou, 2021)(Ramírez Villegas et al., 2023).

El uso de la información de los entornos de aprendizaje virtual (VLE) así como herramientas de análisis de datos como Tableau, Power BI, TrAC, entre otras, permiten a los gestores académicos tomar decisiones que mejoren los índices de riesgo académico, abandono o deserción y, pérdida académica (Zheng et al., 2022)(Joe Llerena-Izquierdo et al., 2023)(Levine et al., 2023)(Ochoa, 2019).

Debido a los diversos y complejos contextos de aprendizaje, la recolección de datos de distintas fuentes permite incorporar un análisis soportado por las analíticas, a los ya existentes en las instituciones de educación mejorando el análisis final gracias a una acción comparativa de resultados (Sumba Nacipucha et al., 2020)(Ayala Carabajo, 2011).

Así, incorporar plataformas virtuales no garantiza un proceso de aprendizaje eficaz sino que el determinar el adecuado diseño instruccional del entorno (Sumba-Nacipucha et al., 2021)(Castro Arias et al., 2021) e incorporar herramientas internas y externas que colaboren con los profesores (Joe Llerena-Izquierdo, 2022)(Ramaswami et al., 2022)(Flanagan et al., 2022), para detectar situaciones que perjudiquen el rendimiento académico de los estudiantes así como una posible

situación de riesgo, requerirá de integrar sistemas de seguimiento para que los docentes como los mismos estudiantes tengan un empoderamiento del proceso de aprendizaje efectivo (Raffaghelli et al., 2022)(Ayala Carabajo, 2018).

La comprensión de los datos obtenidos del proceso de aprendizaje del estudiante, la mayoría de ellos, estructurados y heterogéneos por la recolección desde las plataformas de gestión de aprendizaje varía de acuerdo con la significatividad y el valor que se les dé por quienes realizan los análisis (Nacchia et al., 2021)(Oluwadele et al., 2023)(Levine et al., 2023), ver figura 1.

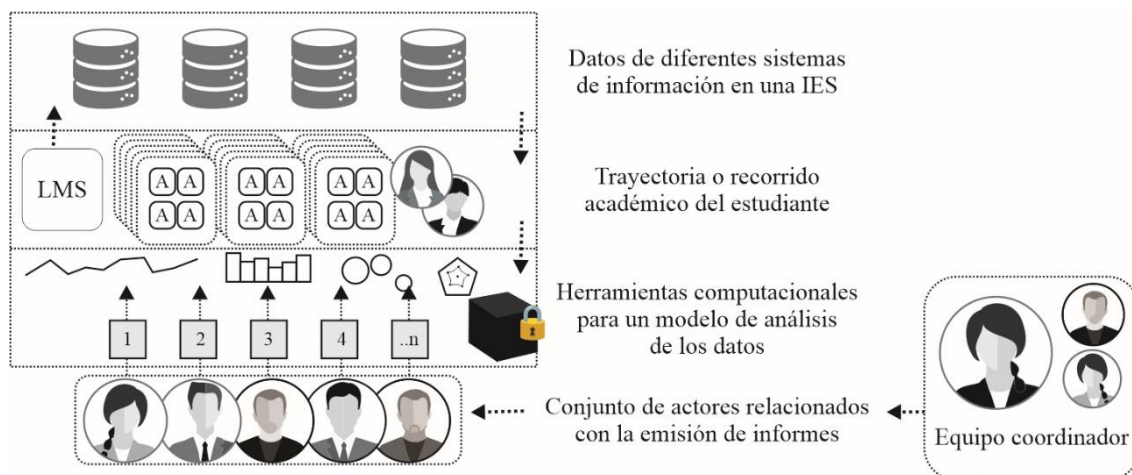


Figura 1. Modelo de gestión de recolección de datos y sus actores para el análisis de la trayectoria académica de los estudiantes

Las analíticas de aprendizaje generan análisis para una tendencia de patrones que permiten comprender un comportamiento de los estudiantes, con el fin de aplicar y optimizar estrategias que mejoren el entorno (Okoye et al., 2020)(da Silva et al., 2022)(Prinsloo et al., 2023). Para esto, el organizar datos existentes de los estudiantes y establecer una relación con el rendimiento académico mediante un análisis comparativo permite presentar un modelo que establece criterios de aplicabilidad en diferentes modalidades de estudio mediante los resultados obtenidos (Álava Morán, 2021)(Llerena et al., 2021).

El objetivo de esta investigación es diseñar un modelo de análisis del aprendizaje para minimizar la pérdida escolar mediante la recolección de datos relevantes del curso. Los objetivos específicos son a) Determinar criterios generales para la aplicación de la analítica del aprendizaje en los estudiantes mediante la revisión de literatura relevante, b) Modelar los datos existentes del estudiante para establecer una relación con el rendimiento académico mediante un análisis comparativo, c) Evaluar el diseño del modelo propuesto para establecer criterios de aplicabilidad en diferentes modalidades de estudio mediante los resultados obtenidos.

4. Estado del arte

Por décadas el sector educativo ha evolucionado con la implementación de la tecnología y sus aplicaciones digitales (Muñoz-Merino et al., 2020)(Leitner et al., 2017)(Cechinel et al., 2020); en el que la comunidad educativa debe de gestionar grandes extensiones de información y datos de los estudiantes (Eisman et al., 2022); la comunidad educativa (docentes, estudiantes, familias) debe tener un apoyo y un enfoque basado en las necesidades de los estudiantes como los informes que están en el marco de aprendizaje (Ferguson, 2012); la analítica del aprendizaje es una herramienta que tiene como propósito a mejorar el aprendizaje que proporciona la medición, la presentación a los participantes con comentarios apropiados de manera eficaz y rápida en tiempo real (Cuperman et al., 2022); además la retroalimentación en tiempo real con respecto al progreso de los estudiantes para obtener, rastrear y analizar las actividades por medio del uso de LA

(Dunajeva et al., 2022). Los datos que se analizan en analítica del aprendizaje permiten identificar, aplicar e interpretar los resultados de la evaluación con herramientas específicas de gran importancia que involucran a los educadores, investigadores, estudiantes y familias (Devlin & Samarawickrema, 2022)(Bharara et al., 2017).

4.1. El uso de análisis de aprendizaje en la educación superior

En diferentes modalidades de estudio, colegios y en universidades, las LA han logrado insertarse para ser un soporte o herramienta computacional que sirva como estrategia para asignación de recursos (Bichsel, J., 2012)(Alicia Cedeño-Tello & Llerena-Izquierdo, 2023), categorización de estudiantes (Zilvinskis & Wills, III, 2019)(Salas-Pilco & Yang, 2020) o un mecanismos de acciones para orientar a profesores en situaciones de cursos en riesgo (Chen et al., 2022)(Williamson & Kizilcec, 2022).

Superando discusiones sobre la ética y protección de datos de la información, la experiencia de distintos centros educativos y la participación de expertos de las dependencias del seguimiento a estudiantes (Pistilli et al., 2014), han visto prometedor el apoyo de herramientas computacionales que permitan detectar, analizar, descubrir y predecir posibles situaciones que afecten el rendimiento de los estudiantes y su a vez a su contexto (Sclater, 2017). Extender el uso de herramientas computacionales en la educación superior supone de fomentar el apoyo financiero, infraestructura, personal idóneo, así como una dinámica de gestión inmersa en las actividades de quienes dirigen subunidades de estudio dentro del establecimiento educativo (Gagliardi & Turk, 2017)(Alexander et al., 2019). Con ello garantizar tanto el éxito en la organización como alcanzar el objetivo de mejorar el proceso de los estudiantes cuando cursan una asignatura ofertada con la satisfacción de alcanzar los conocimientos y competencias propuestas (Clark et al., 2020).

La utilización de la analítica del aprendizaje (LA) permite la recopilación de grandes volúmenes de datos, los cuales se emplean para predecir los resultados de los estudiantes con el objetivo de mejorar su rendimiento académico (Guzmán-Valenzuela et al., 2021). Otra fuente de datos son los sistemas de aprendizaje en línea, como los cursos masivos abiertos en línea (MOOC), que se enfocan en apoyar a los docentes en la toma de decisiones relacionadas con la enseñanza y el aprendizaje (Kaliisa et al., 2023). Estos enfoques buscan mejorar el comportamiento de los estudiantes (Baker et al., 2020) y brindar retroalimentación para comprender mejor sus actividades (Bañeres & Serra, 2018). Al utilizar esta herramienta, se logra identificar a los estudiantes en riesgo académico en un tiempo determinado, lo que permite minimizar la pérdida escolar (Baneres et al., 2019)(Ouyang et al., 2023).

Durante la pandemia de COVID-19, se ha prestado una gran atención al objetivo de mejorar el seguimiento y la evaluación del aprendizaje en el ámbito educativo (Dunajeva et al., 2022)(Joe Llerena-Izquierdo & Ayala-Carabajo, 2022). Se ha utilizado el análisis de datos para predecir y monitorear con precisión el rendimiento de los estudiantes en cada período académico (A Cedeño-Tello & Llerena-Izquierdo, 2023). Los modelos de predicación desempeñan un papel fundamental al proporcionar retroalimentación tanto a los docentes como a los estudiantes, lo cual constituye un componente crucial en este contexto (J Llerena-Izquierdo, 2023). El análisis del aprendizaje facilita una interacción bidireccional entre el alumno y el docente. Estas interacciones están vinculadas a diversas actividades de enseñanza-aprendizaje, conectando al estudiante con el contenido y brindando al docente acceso a la información almacenada en el Entorno Virtual de Aprendizaje (VLE), lo que le permite analizar a cada estudiante de manera individual (Baneres et al., 2019)(López-Chila et al., 2023).

4.2. El seguimiento académico por medio de herramientas de análisis

En trabajos de investigación sobre el uso de analíticas del aprendizaje se evidencia que el objetivo principal de LA es obtener registros de patrones del usuario y su comportamiento sobre la forma

de aprender e interpretar ese contexto para generar nuevos conocimientos que permitan un modelo que mejore la enseñanza y aprendizaje, diseño, organización y decisiones a tomar (Leitner et al., 2017)(Francis et al., 2020).

Esta corriente de utilizar, en la educación, el análisis basado en datos ha permitido generar estudios, reflexiones, perspectivas y acciones sobre la masiva información recopilada y tratada que permita generar objetivos trascendentales que posibilitan una mejor atención, a problemas comunes y complejos sobre la deserción, abandono, riesgo y pérdida académica que afectan de una u otra manera a toda la inmensa gestión planificada en cualquier institución educativa y en las diferentes modalidades de estudio (Leitner et al., 2017)(Francis et al., 2020)(Lorenzo de Reizábal & Benito Gómez, 2022)(Ouyang et al., 2023).

Las herramientas de análisis, como el análisis de datos, la minería de datos y los sistemas de inteligencia educativa, tienen la capacidad de mejorar la calidad de la enseñanza-aprendizaje (Salihoun, 2020). Estas herramientas permiten analizar y evaluar diversos aspectos, como los productos educativos, las presentaciones en línea y una amplia variedad de recursos de información utilizados en el proceso educativo (Samedov et al., 2022).

El uso de Internet ofrece la posibilidad de mejorar el contenido educativo y desarrollar materiales digitales propios, tanto colaborativos como individuales, en el contexto de una clase. Esto se traduce en obtener resultados de aprendizaje de manera más rápida, en cuestión de minutos (Lu & Cutumisu, 2022)(Silvola et al., 2021).

El objetivo principal de esta herramienta es proporcionar retroalimentación y ayudar a los estudiantes a completar las actividades dentro de los plazos establecidos. Además, al utilizar los datos previos de los estudiantes, es posible identificar antecedentes que pueden predecir posibles debilidades académicas (Silvola et al., 2021). Por lo tanto, los resultados obtenidos brindan una retroalimentación valiosa a los docentes, permitiéndoles monitorear, planificar y controlar el proceso de aprendizaje durante el período académico (Saadati et al., 2021).

Los datos recopilados son descriptivos y detallados para cada estudiante, incluyendo información sobre el tiempo dedicado a cada actividad. Los Sistemas de Gestión del Aprendizaje (LMS) integrados con herramientas de análisis permiten a los docentes acceder a estos datos y utilizarlos para desarrollar métodos que influyan en la mejora de los estudiantes (Jones, 2019). Esto implica profundizar en la información individual de cada estudiante, generando informes sobre su desempeño a lo largo del tiempo y mejorando las técnicas de enseñanza de cada docente (Olaleye & Vincent, 2020).

5. Metodología

Se desarrolla un metodología empírico-analítica de enfoque cuantitativo cuasiexperimental. Se establecen tres fases para estudio. La primera fase, se orienta a determinar criterios generales para la aplicación de la analítica del aprendizaje en los estudiantes mediante la revisión de literatura relevante. La segunda fase se dirige a un caso de estudio de una universidad politécnica en el Ecuador que trabaja con un enfoque al uso de las analíticas, que permita modelar los datos existentes del estudiante para establecer una relación con el rendimiento académico mediante un análisis comparativo. La tercera fase se enfoca en evaluar el diseño del modelo propuesto para establecer criterios de aplicabilidad en diferentes modalidades de estudio mediante los resultados obtenidos.

5.1. Primera fase del estudio de investigación

La orientación principal de esta fase es investigar los enfoques actuales y emergentes utilizados en “Análisis de Aprendizaje” y afinar alguna vía para la investigación futura. Se utiliza el proceso de revisión sistemático de (Guruge et al., 2021) que se presenta en la figura 1, son cuatro pasos:

1) Formular las preguntas de investigación, 2) Establecer la revisión sistemática, 2) Revisar la literatura, y 4) Análisis de datos e informes, ver figura 2.

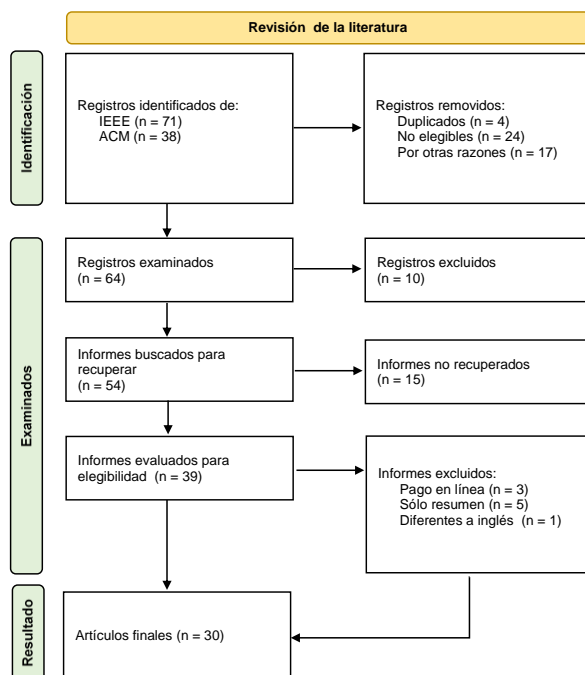


Figura 2. Flujo PRISMA para la inclusión de trabajos relevantes

1) Formular las preguntas de investigación: ¿Cuáles son las temáticas en la literatura?, ¿Cuáles son las formulaciones de problemas?, ¿Cuáles son las restricciones del problema?, ¿Cuáles son las propuestas para resolver el problema?, ¿Cuáles son las soluciones?

2) Establecer la revisión sistemática: Se buscan publicaciones de los últimos cuatro años; enero-2019 a Diciembre-2022, que ayuda a descubrir tendencias en “Análisis de Aprendizaje” y brindar información a otros investigadores; se omiten publicaciones anteriores a enero-2019; los objetivos de esta revisión sistemática son: conocer técnicas aplicadas en “Análisis de Aprendizaje” en general para conseguir aplicabilidad-usabilidad en el contexto ecuatoriano; Analizar-clasificar las publicaciones seleccionadas desde enero-2019 hasta diciembre-2022 para presentar una descripción general de las publicaciones. Las fuentes de datos son las bibliotecas IEEEExplore y ACM, los términos de búsqueda son “Learning Analytics”, se recuperan las publicaciones, se analiza el título y el resumen de los documentos.

3) Revisar la literatura: Se revisa la validez de las publicaciones, se verifica el resumen, el tema y se aplica los criterios de inclusión y exclusión. Los criterios de inclusión son: Publicaciones desde enero-2019 hasta diciembre-2022, publicaciones de congresos y revistas, enfocadas en “Learning Analytics”, artículos con métodos o diseños. Los criterios de exclusión son: Artículos de cursos, resumen o libros, artículos diferentes al inglés, informes técnicos.

4) Análisis de datos e informes. Se utiliza el modelo PRISMA y se presentan los artículos obtenidos, este paso se desarrolla en la fase resultados.

5.2. Segunda fase del estudio de investigación

Se elige como caso de estudio a una universidad politécnica en la ciudad de Guayaquil, Ecuador que trabaja con un enfoque al uso de las analíticas (Muñoz-Merino et al., 2020)(Cechinel et al., 2020)(Ochoa, 2019), debido a que la propuesta que presenta (Cárdenas et al., 2023)(Cárdenas Tapia et al., 2023) es un aporte en la tendencia de la educación superior, y destaca la aplicación

de técnicas de analítica de datos como herramientas que contribuyan a mejorar la calidad de los procesos formativos descritos en el Plan Estratégico Institucional (Cárdenas et al., 2023).

Esta propuesta impulsa el uso de los datos de los sistemas de información existentes un conjunto con un “Sistema de Gestión del Aprendizaje” (Learning Management System) que permita gestionar datos generados entre docentes-estudiantes dentro de una plataforma de datos, y mediante procesos de analítica de datos efectuar una abstracción y crear tendencias para conocer el estado de la enseñanza-aprendizaje; los resultados del análisis pueden establecer aspectos que necesiten mejora y establecer riesgos.

Sin embargo, la gran cantidad de datos se relaciona con el desarrollo de las nuevas tecnologías y entornos digitales; en estos últimos años en el sector educativo dispone de diferentes y mejorados métodos para recopilar, analizar datos para encontrar modelos que apliquen para predecir alguna dificultad en los aprendices; las formas para mejorar el proceso aprendizaje que permita tomar una decisión oportuna que beneficie a los aprendices. Así también se vincula las comunidades de minería de datos educativos y analítica del aprendizaje LA se centran en la exploración de datos recopilados; en estos entornos digitales en el sector educacional para mejorar el proceso y resultados de lo aprendido, además, minería de datos educacional y LA comparten características similares; con otros tipos de enfoques de investigación, algunos investigadores han debatido similitudes y diferencias entre estos entornos digitales relacionados en el campo de educación; minería de datos educacional se relaciona por tener desafíos técnicos y LA por tener enfoques y desafíos educativos (Baek & Doleck, 2021).

Se realiza un análisis longitudinal a una información del periodo académico del 56 (mayo 2020 – septiembre 2021) al 59 (octubre 2021 – marzo 2022) de distintas carreras, cuatro periodos de estudios de la Universidad Politécnica Salesiana en la ciudad de Guayaquil, Ecuador para observar el progreso que ha tenido en minimizar la pérdida de estudiantes con el uso de herramientas analíticas durante ese espacio de tiempo (Castro Arias et al., 2021). Es prioritario evidenciar ciertos aspectos claves como: la recopilación de datos, el preprocesamiento, el análisis descriptivo, análisis inferencial, tendencias, interpretación de resultados y propuesta de intervenciones de expertos que se adaptan con el uso de las herramientas y se describen fases necesarias para gestión de datos.

Se propone un modelo basado en el análisis de aprendizaje que permita identificar las áreas de riesgo y mejorar las estrategias de intervención con la recolección de datos relevantes del curso para minimizar la pérdida escolar.

5.3. Tercera fase del estudio de investigación

Se evaluar el diseño del modelo propuesto para establecer criterios de aplicabilidad en diferentes modalidades de estudio mediante los resultados obtenidos. Se presenta una tabla del uso de herramientas que utilizan las diferentes universidades identificadas en el país. Con los resultados obtenidos se presentan puntos fuertes del modelo de análisis propuesto y los criterios de aplicabilidad para una institución de educación superior.

6. Resultados

Se presenta a continuación los resultados a cada una de las fases de estudio.

R1: Determinar criterios generales para la aplicación de la analítica del aprendizaje en los estudiantes mediante la revisión de literatura relevante

Se revisaron de las bibliotecas científicas como IEEEExplore y ACM, se aplica la revisión para determinar Temática, Formulación del problema, Restricciones del problema, Propuestas para resolver el problema, y Solución propuesta, en cada uno de los artículos obtenidos y relacionados

a “Análisis del Aprendizaje”, se utiliza el modelo PRISMA para selección de los artículos científicos. Se obtiene 109 artículos, se removieron 29 artículos (4 duplicados, 18 no concuerdan con el tema, 7 son teóricos), se excluyeron 10 artículos por ser pilotos matemáticos, no se lograron recuperar 15 artículos por solicitar otro usuario, 9 artículos se excluyeron por ser pago por ver o ser artículos resúmenes o no ser artículo inglés, finalmente se obtiene 30 artículos para realizar un análisis, luego esta información se utiliza para entender los modelados en análisis de aprendizaje, ver tabla 1.

Tabla 1. Artículos utilizados en el estudio de investigación

Año	Artículos	Cantidad
2019	(Buenaño-Fernandez et al., 2019)	1
2020	(Chango et al., 2022), (Romero & Ventura, 2020), (Križanić, 2020), (Quadir et al., 2022), (Ozlem Bezek Gure, 2020), (Villegas-Ch et al., 2020), (Han et al., 2020), (Salihoun, 2020), (Charitopoulos et al., 2020), (Prada et al., 2020)	10
2021	(Llerena et al., 2021), (Mai et al., 2022), (Prestes et al., 2021), (Baek & Doleck, 2021), (Feldman-Maggor et al., 2021), (Y. Zhang et al., 2021), (Khan & Ghosh, 2021), (Baek & Doleck, 2021), (Hu et al., 2021), (Cechinel et al., 2021), (Huafeng, 2021), (X. Zhang & Luo, 2021), (Hussain et al., 2021), (Sáiz-Manzanares et al., 2021)	14
2022	(Arqoub et al., 2022), (Yağcı, 2022), (Feng et al., 2022), (Bilici & Özdemir, 2022), (Xia, 2022)	5
Total		30

Los 30 artículos se tabularon en una hoja electrónica Microsoft Excel separadas en 5 grupos para responder las preguntas de investigación: Temáticas (Tic, Flipped Learning, Blended Learning, Mooc, Innovación Educativa), Formulaciones de problemas (Gestión Educativa, Gestión Académica, Formación Continua Docente, Planeación Educativa, Innovación Educativa, Calidad Educativa), Restricciones del problema (Costo, Conocimiento Disciplinar, Conocimiento Tecnológico, Conocimiento Pedagógico), Propuestas para resolver el problema (Flipped Learning, Blended Learning, Mooc, Nooc, Tic), Soluciones propuestas (Asignación de Recursos, Planeación Estratégica, Motivación Docente, Motivación Estudiantil, Capacitación Docente en Tic, Flipped Learning, Blended Learning, Calidad Educativa, Responsabilidad Social).

Si el artículo cumple cada característica se asigna un punto. Los resultados de la tabulación se muestran en las siguientes respuestas a las preguntas de investigación.

P1: ¿Cuáles son las temáticas en la literatura?

De los 30 artículos, la mayor temática es Blended Learning con 32% (27 artículos) es decir las personas combinan la asistencia presencial con la asistencia remota; luego están Flipped Learning con 26% y TIC con 26% cada uno (22 artículos) es decir las instrucciones son fuera del aula utilizando las tecnologías como apoyo; luego está la Innovación Tecnológica con 14% (12 artículos) es decir que son productos o servicios nuevos en el aula; luego está MOOC con 2% (2 artículos) es decir que se proponen cursos gratuitos, ver figura 3.

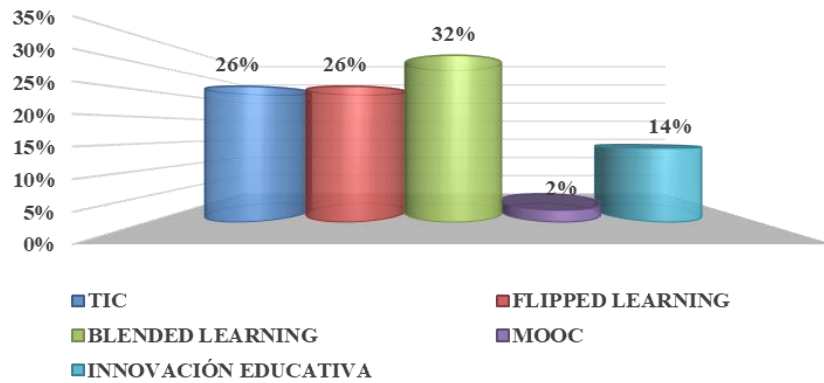


Figura 3. Porcentaje de temáticas abordadas en el proceso de revisión de literatura

P2: ¿Cuáles son las formulaciones de problemas?

De los 30 artículos, la mayor formulación de problemas está en Gestión Educativa con 37% y Gestión Académica con 37% cada uno (25 artículos) es decir que se orientar a facilitar algunos procesos en formación institucional o aumentar el desempeño de la institución; luego está la Planeación Educativa con 12% (8 artículos) es decir definen las estrategias y recursos para cumplir las metas; luego está Innovación Educativa con 7% (5 artículos) es decir utilizan tecnología para hacer cambios significativos en la enseñanza; luego está Formación Continua Docente con 6% (4 artículos) que es utilizada para desarrollar las competencias de los profesores; por último está la Calidad Educativa con 1% (1 artículo) dirigida a subir el nivel de los procesos en una institución, ver figura 4.

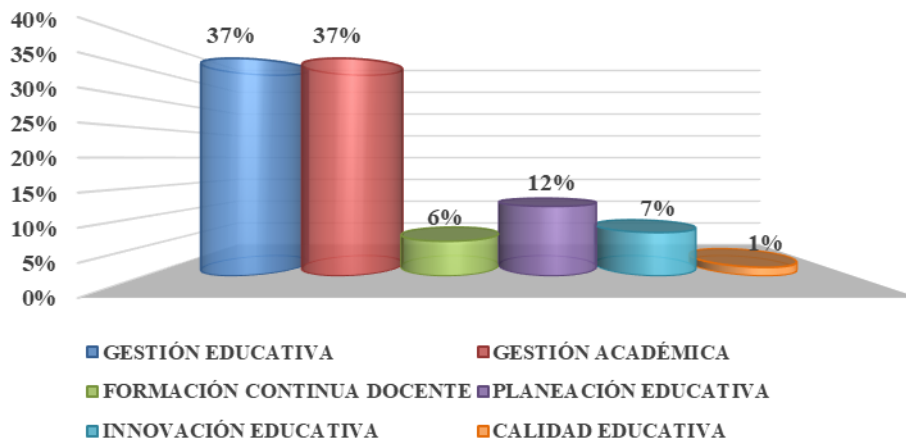


Figura 4. Porcentaje de problemas abordados en el proceso de revisión de literatura

P3: ¿Cuáles son las restricciones del problema?

De los 30 artículos, la mayor restricción de problema está en Conocimiento Tecnológico con 56% (18 artículos) es decir existen limitaciones en la actualización de las personas sobre tecnología; luego está Conocimiento Pedagógico con 28% (9 artículos) es decir existen limitaciones en la actualización sobre métodos-procesos de enseñanza; luego está Conocimiento Disciplinar con 16% (5 artículos) es decir existen limitaciones en la comprensión de las personas sobre las asignaturas que enseñan; por último está el Costo en 0% es decir, en ningún artículo es considerado el factor dinero, ver figura 5.

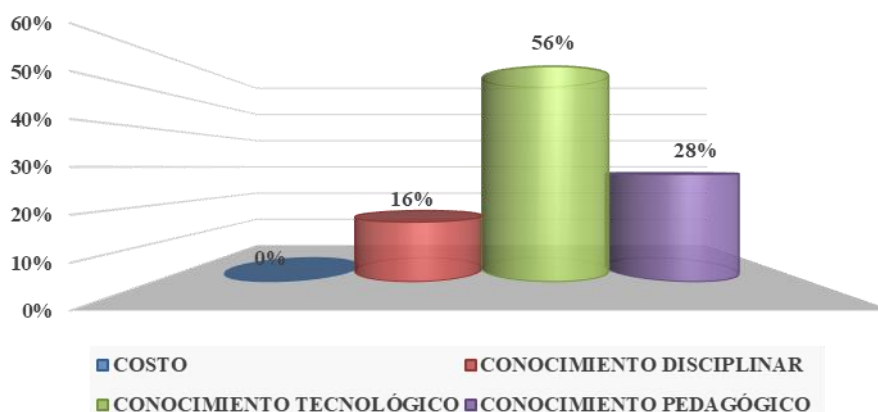


Figura 5. Porcentaje de restricciones abordados en el proceso de revisión de literatura

P4: ¿Cuáles son las propuestas para resolver el problema?

De los 30 artículos, la mayor propuesta para resolver problemas es el uso de TIC con 40% (23 artículos) es decir que consideran muy importante en el proceso de enseñanza-aprendizaje para los docentes y estudiantes; luego está Blended Learning con 34% (20 artículos) es decir resuelven con asistencia virtual y presencial; luego esta Flipped Learning con 26% (15 artículos) es decir resuelven con clases invertidas; por ultimo están Mooc y Nooc con 0% es decir no son considerados para resolver problemas sino como herramientas de gestión de contenido académico, ver figura 6.

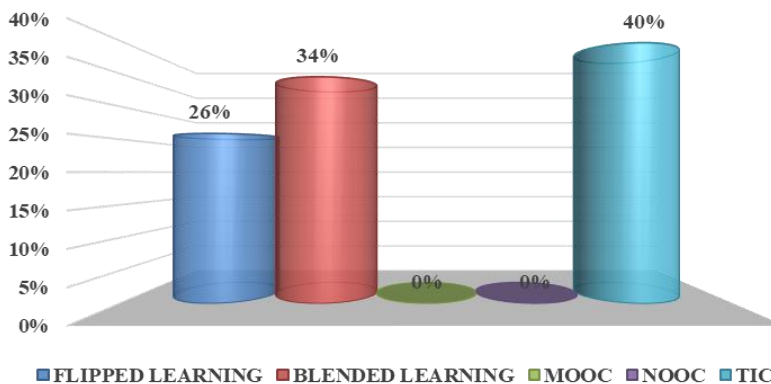


Figura 6. Porcentaje de propuestas abordados en el proceso de revisión de literatura

P5: ¿Cuáles son las soluciones?

De los 30 artículos, la mayor solución propuesta es Planeación Estratégica con 27% (11 artículos) es decir proponen alguna herramienta de gestión en las organizaciones educativas; luego está Flipped Learning con 20% (8 artículos) es decir proponen como solución la clases invertidas en el proceso de enseñanza-aprendizaje; luego está Capacitación Docente en Tic con 17% (7 artículos) es decir que los cursos de capacitación tecnológica son considerados una alternativa en la enseñanza; luego está Motivación Docente con 12% (5 artículos) es decir aumentar incentivo para reactivar la vocación del profesional en su labor; luego está Motivación Estudiantil con 7% (3 artículos) es decir impulsar en los estudiantes las tareas que los docentes envían; luego están Asignación de Recursos 5%, Calidad Educativa 5% y Responsabilidad Social 5% cada uno (2 artículos) es decir tener a disposición la logística, mejorar los procesos de atención al estudiante

y mantener la ética hacia la sociedad; por último está Blended Learning con 2% (1 artículo) que proponen como solución la asistencia virtual-física, ver figura 7.

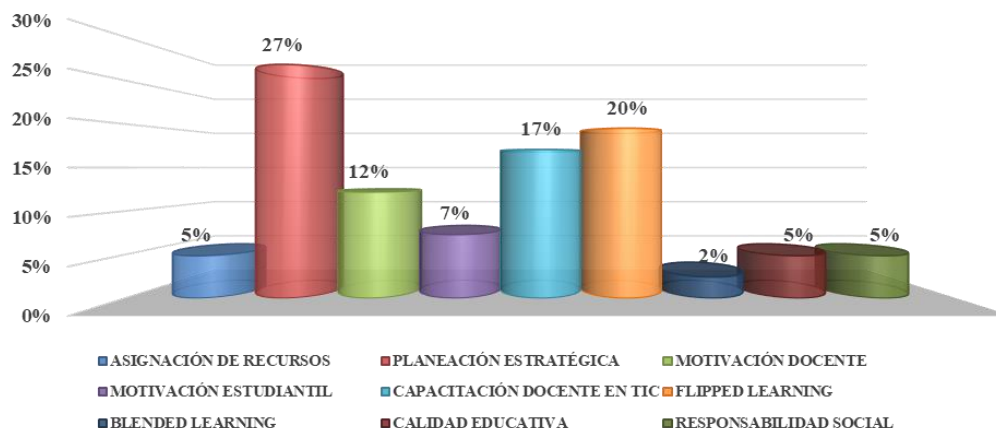


Figura 7. Porcentaje de soluciones abordadas en el proceso de revisión de literatura

R2: Modelar los datos existentes del estudiante para establecer una relación con el rendimiento académico mediante un análisis comparativo

Para minimizar la pérdida escolar, es importante que se diseñe un modelo de análisis de aprendizaje que permita identificar las áreas de riesgo y mejorar las estrategias de intervención. Se propone un modelo basado en la recolección y análisis de datos relevantes del curso que permita establecer una relación de rendimiento académico. El modelo tiene diez componentes que se describen a continuación, ver figura 8.

Base de datos: Este componente tiene en la actualidad la función del incremento de las herramientas o sitios web; que almacenan una extensa información en el que se puede decir que es necesario crear y gestionar una base de datos en este modelo; en el que debe de tener en cuenta que el analítica del aprendizaje se dice que es un sistema de información digital que se asemeja al Big Data en el que constituyen diferentes enfoques ambas herramientas digitales; el Big Data se enfoca en los negocios digitales y el analítica del aprendizaje se enfoca a los actores que están involucrados en el ámbito educacional; ya que el docente es el titular y responsable de aplicar el sistema de gestión de aprendizaje (LMS), que facilite las actividades como cuestionarios, videos o foros en tiempo real para los debates en línea; y estas actividades necesitan ser almacenadas y recopilan datos con varios parámetros de dichas actividades. El flujo de estos trabajos de preprocesamiento de datos educativos en el que se menciona que son la recopilación de datos, interpretación de datos, creación de base de datos y organización de datos (Feldman-Maggor et al., 2021).

Soporte: En este componente tiende la responsabilidad de atender las necesidades del estudiante; en el que se le brinda un soporte o ayuda de manera eficaz por la gran cantidad de datos o información que tienen los contenidos educacionales y también en los sitios web; esto proporciona un gran soporte como consultoría del estudiante hacia el docente; este oriente al aprendiz y mejore su calidad de aprendizaje y generar su mayor potencialidad (Bharara et al., 2017).

Consulta: En este componente los datos que se encuentran almacenados en el sistema en el que la analítica del aprendizaje tiene la responsabilidad en comprender la técnica de la observación; que permita consultar la información proporcionada de las actividades realizadas por los estudiantes; en el que el docente puede consultar el resultado de las mismas y determinar que un estudiante

debe de mejorar su aprendizaje para que no haya el abandono de estudio o académico (Bilici & Özdemir, 2022).

Estadísticas: En este componente se denota su función del uso de estudio estadístico para poder observar y que pueda ayudar al docente; que es el personal autorizado en el manejo de la analítica del aprendizaje, le permita comprender los datos analíticos; para crear muchas herramientas que proporcionan los análisis de los resultados de manera óptima y claras; en el que puedan ser entendibles por los usuarios que no están involucrados; su utilización permite formar grupos de datos por cada aprendiz y la cantidad de actividad en el proceso de aprendizaje y el material de instrucción; este análisis proporciona los datos del nivel en tiempo real en el que lleguen alcanzar un alto rendimiento de aprendizaje (Marcu, 2019).

Docentes: En este componente los docentes tienen la responsabilidad de ser los gestores de la analítica del aprendizaje; les permite a los académicos en el que el uso de LA va en aumento ya que con los resultados recopilados que las tecnologías de la data digital en general tienen el enfoque de predecir el éxito; de esta manera clasifica a los estudiantes con objetivos específicos que los docentes tienen la gestión de ser los actores principales para que los estudiantes; y estos no abandonen sus estudios por motivo de desempeño académico, ya que la implementación al proponer este modelo de LA ayuda de manera exitosa y eficaz a los catedráticos tener un seguimiento a los aprendices (Bilici & Özdemir, 2022).



Figura 8. Modelo de Análisis del Aprendizaje

Recopilar: Este componente tiene la función de recopilar datos con respecto a los aprendices y en sus contextos; con el objetivo de entender, optimizar el aprendizaje y los entornos en el que se desarrollan; en el que hay que tener en cuenta unos elementos que son: datos, análisis y acción en lo que se procura la recopilación, análisis y visualización de las actividades del programa académico en el que permite al docente guiarse y tomar decisiones que ayuden a mejorar a los estudiantes y escuelas; como los que son los cursos, programas de grado, investigación, ingresos de las cuotas de los estudiantes, cursos de evaluación, asignación de recursos y gestión; para adquirir conocimientos que se centran en los más grandes desafíos politécnicos y económico (Romero & Ventura, 2020).

Resultados: En este componente se puede decir que con las descripciones de cada elemento del modelo son usados por los docentes y autoridades académicas; se hacen intervenciones y las

tomas de decisiones con el objetivo de mejorar el rendimiento de aprendizaje de los estudiantes; se debe tener en cuenta que los resultados de los datos por el proceso de minería de datos educacional y LA son comprensibles para los procesos en las tomas de decisiones; esto permitirá que estos modelos sean más precisos en las técnicas de visualización y útiles para mostrar los resultados de manera más fácil de interpretar (Romero & Ventura, 2020).

Análisis: La función de este componente es analizar todos los cambios del LA en el que se generan los datos; que componen registros en los resultados que confirman la predicción que se usa en los parámetros en las escuelas; que este se beneficia los análisis de esta investigación en que los estudiantes en su reconocimiento de los aprendices tengan una motivación académica más alta y así tengan ánimos en trabajar colaborativa o trabajar por proyectos (Yağcı, 2022).

Innovación: En la actualidad este componente de máxima capacidad de grandes datos de minería de datos educacional y LA generan grandes oportunidades en recursos y tecnología; este componente es beneficioso para el desarrollo, la innovación en la educación y ante toda la sociedad, que va dando soluciones en el ámbito educativo de carácter interdisciplinar; hacen que sean común el termino fuentes de datos, características de datos, métodos de investigación y fines de aplicación; en el área de la educación que utiliza analítica del aprendizaje (LA); en conjunto con la minería de datos educativos; que ayuda a encontrar nuevos conocimientos en los datos existentes, y así la mejora en la calidad del proceso enseñanza- aprendizaje educacional; este modelo es híbrido que combina las técnicas de LA y minería de datos educacional con las tecnologías existentes para los procesamientos de datos que son el análisis del conjunto de datos de los estudiantes; en cada modalidad de estudio y las escuelas estableciendo una estrecha correlación de docentes con el uso de la analítica del aprendizaje en beneficio del estudiante (Feng et al., 2022).

Análisis del Aprendizaje: En el contexto educativo el marco digital ha evolucionado y ha generado grandes expectativas en este complemento; los estudiantes tienen la responsabilidad de mejorar su rendimiento académico y aprendizaje; la analítica del aprendizaje permite realizar seguimientos de los progresos de los aprendices en el LMS que también asigna y gestiona el almacenamiento de datos y resultados registrados en la analítica del aprendizaje; los usuarios de este sistema acceden de manera sincrónica a los recursos de los contenidos digitales educativos por medio de la conexión a internet; en el que también están involucrados los docentes, y directivos; y de este modo se evitaría el abandono académico por parte de los estudiantes (Feldman-Maggor et al., 2021).

Caso de estudio de la Universidad Politécnica Salesiana

Se toma como caso de estudio a una universidad politécnica de la ciudad de Guayaquil, permitiendo realizar un estudio de investigación académica para este trabajo.

Se realiza un análisis longitudinal a la información del periodo académico del 56 (mayo 2020 – septiembre 2021) al 59 (octubre 2021 – marzo 2022) de distintas carreras, cuatro periodos de estudios de la Universidad Politécnica Salesiana en la ciudad de Guayaquil, Ecuador para observar el progreso que ha tenido en minimizar la pérdida de estudiantes con el uso de herramientas analíticas durante ese espacio de tiempo (Castro Arias et al., 2021). La herramienta utilizada para el análisis es TABLEAU.

La gráfica elaborada en la plataforma digital de Tableau nos indica un rango de estudiantes de la UPS que representan las siguientes variables: carrera, estado y periodo; en el que se representan en dicha grafica que puede decir que, en tres carreras que tenemos como estudio refleja los siguientes datos: en la carrera de administración refleja dos diferentes resultados en el que nos muestra.

Se analiza que, en la misma carrera o asignatura, diferente período que es el 56 de los estudiantes de la UPS; se denota que la variable del estado aprobado es de 1.947; reprobados ninguno, ver figura 9.



Figura 9. Análisis de estudiantes aprobados en el periodo 56

Se tiene en cuenta las variables del estado reprobado; en el que se puede observar que existen estudiantes de la UPS del periodo ya en cuestión que tienen los valores de estado aprobado 88 y Reprobado 58; en el que se estima un porcentaje de 65.7%; refleja una gran diferencia entre los estados; el soporte en el que refleja la problemática del rendimiento académico de los estudiantes de la UPS, ver figura 10.



Figura 10. Análisis de estudiantes reprobados en el periodo 56

En aprobado de la primera muestra nos refleja en aprobado son de 897 estudiantes del período 59 de la escuela mencionada; estos son los resultados de la variable Aprobado, ver figura 11.

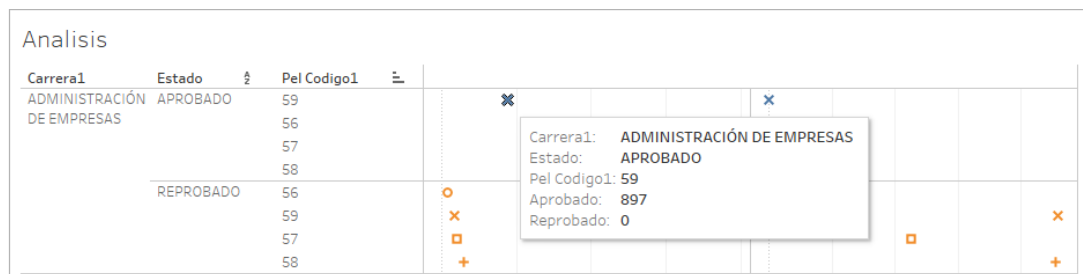


Figura 11. Análisis estudiantes aprobados en el periodo 59

De la variable reprobado nos refleja otros valores fluctuados en los aprobados 172 y reprobado 230 del mismo periodo; esto nos da como resultado para hacer el análisis de que el 25.7% son los estudiantes que reprobaban; en la carrera o asignatura ya mencionada del periodo en cuestión; como lo muestra en el gráfico de la herramienta Tableau, ver figura 12.



Figura 12. Análisis de estudiantes reprobados en el periodo 59.

R3: Evaluar el diseño del modelo propuesto para establecer criterios de aplicabilidad en diferentes modalidades de estudio mediante los resultados obtenidos.

Sobre el uso del proyecto LALA en universidades de Ecuador, en este marco metodológico, tiende en apoyar el desarrollo de la analítica del aprendizaje en las universidades; las universidades diseñan, implementan, y adoptan las herramientas necesarias para el uso de este proyecto LALA (Learning Analytics Latín América); se ilustra y observan los resultados, esta metodología es aplicable para la implementación de este proyecto LALA en conjunto con la analítica del aprendizaje. De los 13 artículos de universidades en Ecuador que utilizan la herramienta, 9 si son APLICABLES y 4 no son aplicables; esto se determina si el Puntaje de cada artículo es mayor e igual que el promedio global entonces si es aplicable, ver tabla 2.

Tabla 2. Comparativas de investigación

Artículo	Universidades del Ecuador	Criterios de Evaluación									Puntaje	Aplicable
		Calidad educativa	Mejora el proceso	Optimiza datos	Toma decisiones	Dimensión Institucional	dimensión Tecnológica	dimensión ética	dimensión Comunal	Uso de Learning Analytics		
1 LALA-Proyecto · GitLab (espol.edu.ec)	ESPOL	X	X		X	X	X			X	6	SI
2 Proyecto LALA: Marco de trabajo para la adopción de analítica de aprendizaje en Latinoamérica	ESPOL	X	X	X		X	X		X	X	7	SI
3 Metodología para la adopción y empleo eficiente del proyecto Lala en los colegios fiscales de las zonas rurales de la provincia del Guayas (ups.edu.ec)	ESPOL	X	X		X	X	X	X	X	X	8	SI
4 An Overview of the LALA project	ESPOL		X	X	X		X		X	X	6	SI
5 An overview of the LALA project (ucuenca.edu.ec)	ESPOL	X		X		X	X	X		X	6	SI
6 An Overview of the LALA project	ESPOL				X		X	X		X	4	NO
7 LALA-Proyecto · GitLab (PUC)	PUC		X		X		X		X	X	5	NO
8 LALA-Proyecto · GitLab (UACH)	UACH	X				X		X	X		4	NO
9 LALA-Proyecto · GitLab (UCUENCA)	UCUENCA	X		X	X		X		X		5	NO
10 Institucional Universidad de Cuenca: An overview of the LALA project (ucuenca.edu.ec)	UCUENCA	X		X	X		X	X	X	X	7	SI
11 An Overview of the LALA project	UCUENCA	X		X		X	X		X	X	6	SI
12 Análisis bibliométrico sobre Learning Analytics en Latinoamérica POR: Diana Gabriela Espinoza-Guanuche - Universidad Católica de Cuenca, Cuenca,	UCUENCA	X	X	X	X	X	X			X	7	SI
13 Proyecto LALA: Marco de trabajo para la adopción de analítica de aprendizaje en Latinoamérica	USFQ	X		X	X		X	X	X	X	7	SI

Se realizó un estudio de artículos aplicables y el uso del proyecto LALA en el que otras universidades, el estudio comparativo de artículos describe estos modelos de análisis que se usó en una tabla comparativa; con los siguientes criterios de aplicabilidad: Calidad educativa, optimiza datos, dimensión institucional, dimensión ética, uso de Learning Analytics, mejora el proceso, toma decisiones, dimensión tecnológica y dimensión comunal); de cada criterio se obtuvo un resultado en porcentaje, ver figura 13.

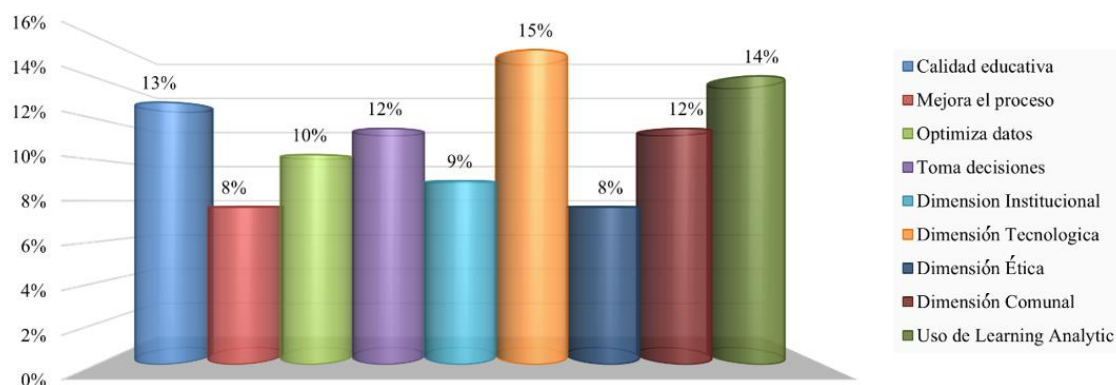


Figura 13. Criterios de aplicabilidad

El 13% es calidad educativa, es decir, que la aplicación, uso del proyecto LALA es alto para que sea aplicable en las universidades del Ecuador. El valor porcentual 10% es optimiza datos, nos indica que es muy importante su aplicación y se menciona que su aplicabilidad es alta.

El índice porcentual 9% es dimensión institucional, en este criterio de aplicabilidad nos indica que a manera institucional su aplicabilidad es alta.

El 8% es el criterio dimensión ética, ayuda a gestionar los documentos académicos y ayuda a identificar que el docente pueda observar los resultados académicos de algún estudiante, que se puede decir, su aplicabilidad es alta.

El 14% uso de Learning Analytics, este análisis refleja que es muy importante la implementación, la aplicabilidad y el uso de estas metodologías en el marco académico; se observa un alto porcentaje que ayuda a todos los actores educativos de aplicar este proyecto LALA.

El 8% en mejora el proceso, en este criterio si ayuda a que el proceso de enseñanza-aprendizaje sea óptimo la resolución de problemas académicos como notas, asistencias, entre otros factores que intervienen en el proceso de enseñanza-aprendizaje, su aplicabilidad es media.

El 12% es toma decisiones, nos indica que permite en realizar o tomar decisiones más asertivas, claras y precisas en el momento de gestionar alguna metodología, técnicas, también ayuda a los factores de la analítica del aprendizaje por medio de lecturas y resultados analíticos dentro del marco de aprendizaje de esta manera la aplicabilidad es alta.

El 15% en la dimensión tecnológica, en este criterio muchos aspectos favorables para el marco académico, la aplicabilidad de la tecnología, herramientas digitales y el uso de las TICs en el ámbito académico es muy alta su viabilidad, aplicabilidad y su validación, ya algunas instituciones superiores a nivel nacional han implementado la dimensión tecnológica; para ayudar y es sostenible para la mejora y rendimiento académico por medio de estudios y observaciones de análisis del aprendizaje.

El 12% en la dimensión comunal, tiende a ser parte de la comunidad académica sobre los docentes, administrativos, estudiantes y coordinadores entre otros actores, que se mide en un valor porcentual alto en su aplicabilidad el uso de este proyecto, con la analítica del aprendizaje, es decir que, su aplicabilidad en estos actores es alta su aplicación.

7. Discusión

En otras universidades del mundo que tienen diferentes modalidades de estudio, las LA se insertan como un soporte o herramienta computacional y es utilizada como parte de la estrategia en asignación de recursos (Bichsel, J., 2012), categorización de estudiantes (Zilvinskis & Wills, III,

2019)(Salas-Pilco & Yang, 2020) o un mecanismos de acciones que muestran los cursos en situaciones de riesgo (Chen et al., 2022) (Williamson & Kizilcec, 2022).

En este artículo, es posible aplicar el análisis de datos, la minería de datos e inteligencia educativa para mejorar la calidad de la enseñanza-aprendizaje (Salihoun, 2020), y analizar otros aspectos como los productos educativos y otros recursos de información educativa (Samedov et al., 2022); aunque entre más datos existan la proyección y análisis mejoran su calidad.

De los 13 artículos de universidades en Ecuador que utilizan la herramienta LALA, 9 si son aplicables y 4 no son aplicables, esto quiere decir que el diseño propuesto en esta investigación es aplicable porque está basado en artículos científicos seleccionados por una metodología.

Previo al estudio realizado en este documento investigativo en los artículos revisados que sustenta este trabajo investigativo la Escuela del Litoral (ESPOL, 2021) este artículo hace mención a la utilización de un proyecto LALA; que gestiona ofreciendo una mejora calidad de enseñanza, que optimiza los resultados de los estudiantes que de este modelo se puede apreciar la administración de los insumos digitales y herramientas.

Esta investigación realizó un estudio exhaustivo y minucioso en la revisión de la literatura sobre los modelos predictivos en la educación superior basado en LA y el proyecto LALA; presenta los resultados obtenidos de las investigaciones así para responder al objetivo y propósito de este estudio, que también es usado e implementado por la Universidad de Cuenca (UCuenca, 2021), que presentan cambios tecnológicos que ayuden al docente mejorar su metodología y técnica en el proceso de enseñanza-aprendizaje.

Nuestra investigación concuerda con la implementación y la validación del proyecto LALA, en los instituciones superiores (Muñoz-Merino et al., 2020) que le permite realizar el seguimiento del rendimiento académico por medio del uso de la analítica del aprendizaje, y puede facilitar al docente una mejor evaluación con respecto a los resultados de los estudiantes.

8. Conclusiones

De la revisión de la literatura finalmente se obtuvo 30 artículos, la mayor temática es Blended Learning con 32% del total, la mayor formulación de problemas está en Gestión Educativa con 37% del total, la mayor restricción de problema está en Conocimiento Tecnológico con 56% del total, la mayor propuesta para resolver problemas es el uso de TIC con 40% del total, la mayor solución propuesta es Planeación Estratégica con 27% del total.

Este artículo propone un modelo basado en las analíticas de aprendizaje para evaluar los instrumentos de evaluación con la implementación del proyecto que propone LA en conjunto del proyecto LALA en universidades de Ecuador; este es fundamental para tener una excelente calidad enseñanza para obtener un buen rendimiento académico en el contexto de las actividades curriculares o de la malla académica.

Para la obtención de los resultados de esta investigación se aplicó el uso de LA en el que se pudo establecer los criterios que incluyen en el modelo predictivo del rendimiento académico en la educación superior se requiere incluir las analíticas del aprendizaje y el proyecto LALA, así mismo, incluir otras variables que sea de uso fácil y comprensible en el momento de la implementación.

De acuerdo a lo investigado, por medio de los resultados obtenidos se puede dar por conclusión que la implementación de las diferentes herramientas digitales de la web, que permiten realizar análisis por predicción analítica por aprendizaje; también se refleja que al implementar un proyecto LALA que se puede observar que las instituciones superiores a escala nacional se usa

estos entornos sistematizados para mejorar el rendimiento académico y de esta manera evitar el abandono repentino de los estudios por parte de los estudiantes.

9. Referencias

- Álava Morán, N. S. (2021). *Metodologías y técnicas analíticas de aprendizaje en la educación superior: un mapeo sistemático*. <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/20737>
- Alexander, B., Ashford-Rowe, K., Barajas-Murph, N., Dobbin, G., Knott, J., McCormack, M., Pomerantz, J., Seilhamer, R., & Weber, N. (2019). *Horizon report 2019 higher education edition*.
- Arqoub, M. A., El-Khalili, N., Hasan, M. A.-S., & Banna, A. A. (2022). Extending Learning Management System for Learning Analytics. *2022 International Conference on Business Analytics for Technology and Security (ICBATS)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICBATS54253.2022.9759070>
- Ayala Carabajo, R. (2011). Pedagogical hope: A fresh and deep glance to educational experience from van Manen's approach. *Revista Espanola de Pedagogia*, 69(248), 119–143.
- Ayala Carabajo, R. (2018). Pedagogical relationship: Max van manen's pedagogy in the sources of educational experience. *Revista Complutense de Educacion*, 29(1), 27–41. <https://doi.org/10.5209/RCED.51925>
- Baek, C., & Doleck, T. (2021). Educational Data Mining versus Learning Analytics: A Review of Publications From 2015 to 2019. *Interactive Learning Environments*, 1–23. <https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1943689>
- Baker, R., Xu, D., Park, J., Yu, R., Li, Q., Cung, B., Fischer, C., Rodriguez, F., Warschauer, M., & Smyth, P. (2020). The benefits and caveats of using clickstream data to understand student self-regulatory behaviors: opening the black box of learning processes. In *International Journal of Educational Technology in Higher Education* (Vol. 17, Issue 1). Springer. <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00187-1>
- Baneres, D., Rodríguez-Gonzalez, M. E., & Serra, M. (2019). An Early Feedback Prediction System for Learners At-Risk within a First-Year Higher Education Course. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 12(2), 249–263. <https://doi.org/10.1109/TLT.2019.2912167>
- Bañeres, D., & Serra, M. (2018). Predictive analytics: Another vision of the learning process. In *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (Vol. 11, pp. 1–25). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/978-3-319-68318-8_1
- Bharara, S., Sabitha, S., & Bansal, A. (2017). *Application of learning analytics using clustering data Mining for Students ' disposition analysis*. <https://doi.org/10.1007/s10639-017-9645-7>
- Bichsel, J. (2012). *Analytics in Higher Education: Benefits, Barriers, Progress, and Recommendations* (Issue August 2012). EDUCAUSE Center for Applied Research. <http://net.educause.edu/ir/library/pdf/ERS1207/ers1207.pdf>
- Bilici, Z., & Özdemir, D. (2022). Data Mining Studies in Education: Literature Review For The Years 2014-2020. *Bayburt Eğitim Fakültesi Dergisi*, 17(33), 342–376. <https://doi.org/10.35675/befdergi.849973>
- Buenaño-Fernandez, D., Villegas-CH, W., & Luján-Mora, S. (2019). The use of tools of data mining to decision making in engineering education—A systematic mapping study. *Computer Applications in Engineering Education*, 27(3), 744–758. <https://doi.org/10.1002/cae.22100>
- Cárdenas, J. sdb, Pesántez, F., & Parra, G. (2023). *Plan estratégico institucional. Carta de navegación 2023-2027*.
- Cárdenas Tapia, J., Pesántez Avilés, F., & Zúñiga García, J. (2023). *Plan de acción para la transformación digital en la Universidad Politécnica Salesiana 2023-2025*. <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/24319>
- Castro Arias, S. T., Quiroz Martinez, M. A., Leyva Vazquez, M. Y., & Flores Ortiz, A. C. (2021). Architectural Design for the Implementation of Learning Analytics: Case Study at Salesian Polytechnic University. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 269, 260–268.

- https://doi.org/10.1007/978-3-030-80000-0_31/COVER
- Cechinel, C., De Freitas Dos Santos, M., Barrozo, C., Schardosim, J. E., Vila, E. de, Ramos, V., Primo, T., Munoz, R., & Queiroga, E. M. (2021). A Learning Analytics Dashboard for Moodle: Implementing Machine Learning Techniques to Early Detect Students at Risk of Failure. *2021 XVI Latin American Conference on Learning Technologies (LACLO)*, 130–136. <https://doi.org/10.1109/LACLO54177.2021.00019>
- Cechinel, C., Ochoa, X., dos Santos, H., Carvalho Nunes, J. B., Rodés, V., & Marques Queiroga, E. (2020). Mapping Learning Analytics initiatives in Latin America. *British Journal of Educational Technology*, *51*(4), 892–914. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/bjet.12941>
- Cedeño-Tello, A., & Llerena-Izquierdo, J. (2023). Impact of homogeneous use of virtual classrooms based on a management model for teaching-learning processes. *2023 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE57531.2023.10102905>
- Cedeño-Tello, Alicia, & Llerena-Izquierdo, J. (2023). *Homogeneity of Engineering Courses from an Assignment Management Model in Virtual Learning Environments BT - Intelligent Technologies: Design and Applications for Society* (V. Robles-Bykbaev, J. Mula, & G. Reynoso-Meza (eds.)); pp. 439–447). Springer Nature Switzerland.
- Chango, W., Lara, J. A., Cerezo, R., & Romero, C. (2022). A review on data fusion in multimodal learning analytics and educational data mining. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, *12*(4). <https://doi.org/10.1002/widm.1458>
- Charitopoulos, A., Rangoussi, M., & Koulouriotis, D. (2020). On the Use of Soft Computing Methods in Educational Data Mining and Learning Analytics Research: a Review of Years 2010–2018. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, *30*(3), 371–430. <https://doi.org/10.1007/s40593-020-00200-8>
- Chen, X., Zou, D., & Xie, H. (2022). A decade of learning analytics: Structural topic modeling based bibliometric analysis. *Education and Information Technologies*, *27*(8), 10517–10561. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11046-z>
- Clark, J. A., Liu, Y., & Isaias, P. (2020). Critical success factors for implementing learning analytics in higher education: A mixed-method inquiry. *Australasian Journal of Educational Technology*, *36*(6), 89–106. <https://doi.org/10.14742/AJET.6164>
- Cuperman, D., Verner, I. M., Levin, L., Greenholts, M., & Rosen, U. (2022). Focusing a Technology Teacher Education Course on Collaborative Cloud-Based Design with Onshape. In M. E. Auer, H. Hortsch, O. Michler, & T. Köhler (Eds.), *Mobility for Smart Cities and Regional Development - Challenges for Higher Education* (pp. 465–477). Springer International Publishing.
- da Silva, L. M., Dias, L. P. S., Barbosa, J. L. V., Rigo, S. J., dos Anjos, J., Geyer, C. F. R., & Leithardt, V. R. Q. (2022). Learning analytics and collaborative groups of learners in distance education: a systematic mapping study. *Informatics in Education*, *21*(1), 113–146.
- Devlin, M., & Samarawickrema, G. (2022). A commentary on the criteria of effective teaching in post-COVID higher education. *Higher Education Research & Development*, *41*(1), 21–32. <https://doi.org/10.1080/07294360.2021.2002828>
- Dunajeva, O., Pentel, A., & Maksimova, N. (2022). COVID-19's Impact on the Quality of Educational Process and the Academic Performance as Viewed by IT Students: A Case Study in Text Mining. In M. E. Auer, H. Hortsch, O. Michler, & T. Köhler (Eds.), *Mobility for Smart Cities and Regional Development - Challenges for Higher Education* (pp. 417–425). Springer International Publishing.
- Eisman, A. B., Palinkas, L. A., Koffkey, C., Herrenkohl, T. I., Abbasi, U., Fridline, J., Lundahl, L., & Kilbourne, A. M. (2022). Michigan Model for HealthTM Learning to Enhance and Adapt for Prevention (Mi-LEAP): protocol of a pilot randomized trial comparing Enhanced Replicating Effective Programs versus standard implementation to deliver an evidence-based drug use prevention curriculum. *Pilot and Feasibility Studies*, *8*(1), 204. <https://doi.org/10.1186/s40814-022-01145-6>
- ESPOL. (2021). *LALA-Proyecto GitLab (espol.edu.ec)*.
- Feldman-Maggor, Y., Barhoom, S., Blonder, R., & Tuvi-Arad, I. (2021). Behind the scenes of educational data mining. *Education and Information Technologies*, *26*(2), 1455–1470.

- <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10309-x>
- Feng, G., Fan, M., & Chen, Y. (2022). Analysis and Prediction of Students' Academic Performance Based on Educational Data Mining. *IEEE Access*, *10*, 19558–19571. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151652>
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, *4*(5–6), 304–317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- Flanagan, B., Majumdar, R., & Ogata, H. (2022). Early-warning prediction of student performance and engagement in open book assessment by reading behavior analysis. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *19*(1), 41. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00348-4>
- Francis, P., Broughan, C., Foster, C., & Wilson, C. (2020). Thinking critically about learning analytics, student outcomes, and equity of attainment. In *Assessment & Evaluation in Higher Education* (Vol. 45, Issue 6, pp. 811–821). Taylor & Francis.
- Gagliardi, J. S., & Turk, J. M. (2017). *The data-enabled executive: Using analytics for student success and sustainability*. 1–24.
- Goulas, S., & Megalokonomou, R. (2021). Knowing who you actually are: The effect of feedback on short- and longer-term outcomes. *Journal of Economic Behavior & Organization*, *183*, 589–615. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.01.013>
- Guruge, D. B., Kadel, R., & Halder, S. J. (2021). The state of the art in methodologies of course recommender systems—a review of recent research. *Data*, *6*(2), 1–30. <https://doi.org/10.3390/data6020018>
- Guzmán-Valenzuela, C., Gómez-González, C., Tagle, A. R.-M., & Lorca-Vyhmeister, A. (2021). Learning analytics in higher education: a preponderance of analytics but very little learning? In *International Journal of Educational Technology in Higher Education* (Vol. 18, Issue 1). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00258-x>
- Han, Z., Wu, J., Huang, C., Huang, Q., & Zhao, M. (2020). A review on sentiment discovery and analysis of educational big-data. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, *10*(1). <https://doi.org/10.1002/widm.1328>
- Hu, X., Ng, J. T.-D., & Lei, C.-U. (2021). Evaluation of a Lightweight Learning Analytics Tool in Moodle and edX: Preliminary Results. *2021 International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, 157–159. <https://doi.org/10.1109/ICALT52272.2021.00054>
- Huafeng, L. (2021). Analysis of computer teaching pattern based on outlier data mining and machine learning. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, *40*(4), 6779–6789. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189511>
- Hussain, S., Gaftandzhieva, S., Maniruzzaman, M., Doneva, R., & Muhsin, Z. F. (2021). Regression analysis of student academic performance using deep learning. *Education and Information Technologies*, *26*(1), 783–798. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10241-0>
- Jones, K. M. L. (2019). Learning analytics and higher education: a proposed model for establishing informed consent mechanisms to promote student privacy and autonomy. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *16*(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0155-0>
- Kaliisa, R., Jivet, I., & Prinsloo, P. (2023). A checklist to guide the planning, designing, implementation, and evaluation of learning analytics dashboards. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *20*(1), 28. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00394-6>
- Khan, A., & Ghosh, S. K. (2021). Student performance analysis and prediction in classroom learning: A review of educational data mining studies. *Education and Information Technologies*, *26*(1), 205–240. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10230-3>
- Križanić, S. (2020). Educational data mining using cluster analysis and decision tree technique: A case study. *International Journal of Engineering Business Management*, *12*, 184797902090867. <https://doi.org/10.1177/1847979020908675>
- Lee, H. (2022). What drives the performance of Chinese urban and rural secondary schools: A

- machine learning approach using PISA 2018. *Cities*, 123, 103609. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cities.2022.103609>
- Leitner, P., Khalil, M., & Ebner, M. (2017). Learning analytics in higher education—a literature review. In A. Peña-Ayala (Ed.), *Studies in Systems, Decision and Control* (Vol. 94, pp. 1–23). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52977-6_1
- Levine, R. A., Rivera, P. E., He, L., Fan, J., & Bresciani Ludvick, M. J. (2023). A learning analytics case study: On class sizes in undergraduate writing courses. *Stat*, 12(1), e527. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/sta4.527>
- Llerena-Izquierdo, J. (2023). Adaptation of the curriculum in relation to student learning outcomes in initial programming courses. *2023 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE57531.2023.10102894>
- Llerena-Izquierdo, Joe. (2022). Virtual Classroom Design Model and Its Relation to Student Motivation and Performance in a Moodle Learning Environment During the Emergency of COVID-19. In Springer (Ed.), *Berrezueta, S., Abad, K. (eds) Doctoral Symposium on Information and Communication Technologies - DSICT. Lecture Notes in Electrical Engineering* (Vol. 846, pp. 21–32). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-93718-8_3
- Llerena-Izquierdo, Joe, & Ayala-Carabajo, R. (2022). Crowdlearning as a performance support strategy for first-year college students in eLearning environments during the COVID-19 pandemic. *2022 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE53672.2022.9782381>
- Llerena-Izquierdo, Joe, Rodriguez, M. E., & Guerrero-Roldán, A.-E. (2023). Monitoring and Adaptation of Assessment Activities in a VLE Supported by Learning Analytic. In V. Robles-Bykbaev, J. Mula, & G. Reynoso-Meza (Eds.), *Intelligent Technologies: Design and Applications for Society* (pp. 409–419). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-24327-1_35
- Llerena, J., Alava-Moran, N., & Zamora-Galindo, J. (2021). Learning analytics for student academic tracking, a comparison between Analytics Graphs and Edwiser Reports. *2021 Second International Conference on Information Systems and Software Technologies (ICI2ST)*, 101–107. <https://doi.org/10.1109/ICI2ST51859.2021.00022>
- López-Chila, R., Sumba-Nacipucha, N., & Llerena-Izquierdo, J. (2023). Effectiveness of digital resources for cloned Linear Algebra courses at the undergraduate level. *2023 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE57531.2023.10102901>
- Lorenzo de Reizábal, M., & Benito Gómez, M. (2022). Learning Analytics and Higher Music Education: Perspectives and Challenges. *ARTSEDUCA, 34 SE-Musicología-TICs*, 219–228. <https://doi.org/10.6035/artseduca.6831>
- Lu, C., & Cutumisu, M. (2022). Online engagement and performance on formative assessments mediate the relationship between attendance and course performance. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1), 2. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00307-5>
- Mai, T. T., Bezbradica, M., & Crane, M. (2022). Learning behaviours data in programming education: Community analysis and outcome prediction with cleaned data. *Future Generation Computer Systems*, 127, 42–55. <https://doi.org/10.1016/j.future.2021.08.026>
- Marcu, D. (2019). *Learning Analytics or Educational Data Mining? This is the Question ...* 1–14.
- Muñoz-Merino, P. J., Kloos, C. D., Tsai, Y. S., Gasevic, D., Verbert, K., Pérez-Sanagustín, M., Hilliger, I., Zúñiga-Prieto, M. Á., Ortiz-Rojas, M., & Scheihing, E. (2020). An Overview of the LALA project. *Workshop on Adoption, Adaptation and Pilots of Learning Analytics in Under-Represented Regions 2020*, 1–5.
- Nacchia, M., Fruggiero, F., Lambiase, A., & Bruton, K. (2021). A Systematic Mapping of the Advancing Use of Machine Learning Techniques for Predictive Maintenance in the Manufacturing Sector. In *Applied Sciences* (Vol. 11, Issue 6). <https://doi.org/10.3390/app11062546>
- Ochoa, X. (2019). Learning analytics in Latin America present an opportunity not to be missed.

- Nature Human Behaviour*, 3(1), 6–7. <https://doi.org/10.1038/s41562-018-0481-6>
- Okoye, K., Nganji, J. T., & Hosseini, S. (2020). Learning analytics for educational innovation: A systematic mapping study of early indicators and success factors. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, 12, 138–154.
- Olaleye, T. O., & Vincent, O. R. (2020). A Predictive Model for Students' Performance and Risk Level Indicators Using Machine Learning. *2020 International Conference in Mathematics, Computer Engineering and Computer Science, ICMCECS 2020*. <https://doi.org/10.1109/ICMCECS47690.2020.240897>
- Oluwadele, D., Singh, Y., & Adeliyi, T. T. (2023). E-Learning Performance Evaluation in Medical Education—A Bibliometric and Visualization Analysis. In *Healthcare* (Vol. 11, Issue 2). <https://doi.org/10.3390/healthcare11020232>
- Ouyang, F., Wu, M., Zheng, L., Zhang, L., & Jiao, P. (2023). Integration of artificial intelligence performance prediction and learning analytics to improve student learning in online engineering course. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00372-4>
- Ozlem Bezek Gure, M. K. and F. E. (2020). *Analysis of Factors Effecting PISA 2015 Mathematics Literacy via Educational Data Mining*. 45(202).
- Pistilli, M. D., Willis, J. E., & Campbell, J. P. (2014). Analytics through an institutional lens: Definition, theory, design, and impact. *Learning Analytics: From Research to Practice*, 79–102. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7_5
- Prada, M. A., Dominguez, M., Vicario, J. L., Alves, P. A. V., Barbu, M., Podpora, M., Spagnolini, U., Pereira, M. J. V., & Vilanova, R. (2020). Educational Data Mining for Tutoring Support in Higher Education: A Web-Based Tool Case Study in Engineering Degrees. *IEEE Access*, 8, 212818–212836. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040858>
- Prestes, P. A. N., Silva, T. E. V., & Barroso, G. C. (2021). Correlation analysis using teaching and learning analytics. *Heliyon*, 7(11), e08435. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e08435>
- Prinsloo, P., Khalil, M., & Slade, S. (2023). Learning analytics as data ecology: a tentative proposal. *Journal of Computing in Higher Education*. <https://doi.org/10.1007/s12528-023-09355-4>
- Quadir, B., Chen, N.-S., & Isaias, P. (2022). Analyzing the educational goals, problems and techniques used in educational big data research from 2010 to 2018. *Interactive Learning Environments*, 30(8), 1539–1555. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1712427>
- Raffaghelli, J. E., Rodríguez, M. E., Guerrero-Roldán, A.-E., & Bañeres, D. (2022). Applying the UTAUT model to explain the students' acceptance of an early warning system in Higher Education. *Computers & Education*, 182, 104468. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104468>
- Ramaswami, G., Susnjak, T., Mathrani, A., & Umer, R. (2022). Use of Predictive Analytics within Learning Analytics Dashboards: A Review of Case Studies. *Technology, Knowledge and Learning*. <https://doi.org/10.1007/s10758-022-09613-x>
- Ramírez Villegas, G. M., Collazos, C. A., & Díaz, J. (2023). A Model to Measure U-Learning in Virtual Higher Education: U-CLX. In *Applied Sciences* (Vol. 13, Issue 2). <https://doi.org/10.3390/app13021091>
- Romero, C., & Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(3). <https://doi.org/10.1002/widm.1355>
- Saadati, Z., Zeki, C. P., & Barenji, R. V. (2021). On the development of blockchain-based learning management system as a metacognitive tool to support self-regulation learning in online higher education. *Interactive Learning Environments*. <https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1920429>
- Sáiz-Manzanares, M. C., Almeida, L. S., Martín-Antón, L. J., Carbonero, M. A., & Valdivieso-Burón, J. A. (2022). Teacher Training Effectiveness in Self-Regulation in Virtual Environments. In *Frontiers in Psychology* (Vol. 13). <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2022.776806>
- Sáiz-Manzanares, M. C., Rodríguez-Díez, J. J., Díez-Pastor, J. F., Rodríguez-Arribas, S.,

- Marticorena-Sánchez, R., & Ji, Y. P. (2021). Monitoring of Student Learning in Learning Management Systems: An Application of Educational Data Mining Techniques. *Applied Sciences*, *11*(6), 2677. <https://doi.org/10.3390/app11062677>
- Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2020). Learning analytics initiatives in Latin America: Implications for educational researchers, practitioners and decision makers. *British Journal of Educational Technology*, *51*(4), 875–891. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/bjet.12952>
- Salihoun, M. (2020). State of Art of Data Mining and Learning Analytics Tools in Higher Education. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, *15*(21), 58. <https://doi.org/10.3991/ijet.v15i21.16435>
- Samedov, M. N., Karpenko, E. Z., Ryabichenko, R. B., Fionova, K. V., Potanina, A. V., & Ovchinnikov, Y. L. (2022). Transformation of digital technologies for studying electrotechnical disciplines in the training of bachelors and masters at the university with advantages for environmental applications. *Procedia Environmental Science, Engineering and Management*, *9*(1), 205–212.
- Slater, N. (2017). Learning Analytics Explained. In *Learning Analytics Explained*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315679563>
- Silvola, A., Näykki, P., Kaveri, A., & Muukkonen, H. (2021). Expectations for supporting student engagement with learning analytics: An academic path perspective. *Computers and Education*, *168*. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104192>
- Sumba-Nacipucha, N., Cueva-Estrada, J., Conde-Lorenzo, E., & Mármol-Castillo, M. C. (2021). Reflections on the role of the professor from the TPACK model perspective during covid-19. *2021 IEEE World Conference on Engineering Education (EDUNINE)*, 1–6.
- Sumba Nacipucha, N., Cueva Estrada, J. M., Conde Lorenzo, E., & Mármol Castillo, M. (2020). Higher Education in Ecuador in Times of COVID 19 within the Framework of the TPACK Model. *Revista San Gregorio*, *43*, 171–186.
- UCuenca. (2021). *Overview of the LALA project(ucuenca.edu.ec)*.
- Villegas-Ch, W., Palacios-Pacheco, X., & Luján-Mora, S. (2020). A Business Intelligence Framework for Analyzing Educational Data. *Sustainability*, *12*(14), 5745. <https://doi.org/10.3390/su12145745>
- Williamson, K., & Kizilcec, R. (2022). A Review of Learning Analytics Dashboard Research in Higher Education: Implications for Justice, Equity, Diversity, and Inclusion. *LAK22: 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, 260–270. <https://doi.org/10.1145/3506860.3506900>
- Xia, X. (2022). Learning behavior mining and decision recommendation based on association rules in interactive learning environment. *Interactive Learning Environments*, *31*(2), 593–608. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1799028>
- Yağcı, M. (2022). Educational data mining: prediction of students' academic performance using machine learning algorithms. *Smart Learning Environments*, *9*(1), 11. <https://doi.org/10.1186/s40561-022-00192-z>
- Zhang, X., & Luo, P. (2021). Analysis of psychological education factors based on computer software and hardware collaboration and data mining. *Microprocessors and Microsystems*, *81*, 103744. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103744>
- Zhang, Y., Yun, Y., An, R., Cui, J., Dai, H., & Shang, X. (2021). Educational Data Mining Techniques for Student Performance Prediction: Method Review and Comparison Analysis. *Frontiers in Psychology*, *12*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.698490>
- Zheng, M., O'Brien, K., Cuenin, K., Lyon, C., & Bender, D. (2022). Impact of test-enhanced learning as a study strategy: An exploratory study with first-year dental students. *Journal of Dental Education*, *86*(12), 1611–1619. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/jdd.13066>
- Zilvinskis, J., & Wills, III, J. (2019). Learning Analytics in Higher Education: A Reflection. In *InSight: A Journal of Scholarly Teaching* (Vol. 14). <https://doi.org/10.46504/14201903zi>