

MINERÍA DE PROCESOS EDUCATIVA APLICADA A ENTORNOS VIRTUALES DE NIVEL UNIVERSITARIO: UNA REVISIÓN SISTEMÁTICA

EDUCATIONAL PROCESS MINING APPLIED TO UNIVERSITY LEVEL VIRTUAL ENVIRONMENTS: A SYSTEMATIC REVIEW

Marisol Felicia Vázquez Varela¹

mvazquezv005@alumno.uaemex.mx

ORCID: 0009-0002-6433-212X

Alejandra Morales Ramírez²

amoralesr@uaemex.mx

ORCID:0000-0002-8737-5985

Cuauhtémoc Hidalgo Cortés³

chidalgoc@uaemex.mx

ORCID: 0000-0001-6324-7180

Resumen

En este estudio se realizó una revisión de la literatura para examinar cómo se ha utilizado la minería de procesos educativa para obtener conocimiento sobre los procesos de enseñanza-aprendizaje que utilizan entornos educativos virtuales a nivel universitario de abril de 2018 y diciembre de 2023. El proceso de revisión y elección de las publicaciones encontradas se efectuó en base a las directrices PRISMA. La calidad metodológica se evaluó a través de la Critical Appraisal Checklist For Analytical Cross Sectional Studies desarrollada por JBI. Veintiséis estudios transversales cumplieron con los criterios de elegibilidad y se llevaron a cabo principalmente en Europa y Asia. La minería de procesos educativa muestra un potencial para mejorar la enseñanza universitaria al

¹ Universidad Autónoma del Estado de México.

² Universidad Autónoma del Estado de México.

³ Universidad Autónoma del Estado de México.



detectar patrones, analizar comportamiento y proponer mejoras. Ha aumentado la satisfacción y usabilidad de los entornos educativos virtuales, pero enfrenta desafíos con la calidad de los datos. Sin embargo, existe un fuerte interés en continuar avanzando en este campo.

Palabras clave: Minería de procesos, minería de procesos educativa, sistema de gestión de aprendizaje, universidad.

Abstract

The literature was reviewed to examine how educational process mining has been used to gain insight into teaching-learning processes using virtual educational environments at the university level, between April 2018 and December 2023. The review and selection process of the publications found was carried out based on the PRISMA guidelines. The methodological quality was assessed using the Critical Appraisal Checklist for Analytical Cross-Sectional Studies, developed by JBI. Twenty-six cross-sectional study met the eligibility criteria and were mostly conducted in Europe and Asia. Educational process mining shows potential to improve university teaching by identifying patterns, analyzing behavior, and proposing improvements. It has increased satisfaction and usability of virtual educational environments but faces challenges with data quality. However, there is strong interest in continuing to advance in this field.

Keywords: Process mining, educational process mining, learning management system, university.

Fecha de envío: 06/06/2024

Fecha de aprobación: 10/11/2024

Fecha de publicación: 01/01/2025

Introducción

La llegada de la pandemia del COVID-19 y el creciente acceso a Internet en los últimos años, han acelerado el uso de las plataformas digitales para el aprendizaje, generalmente implementadas en



los sistemas de gestión del aprendizaje o Learning Management Systems (LMS), que son plataformas tecnológicas esenciales dentro de la educación virtual, que no solo facilitan la enseñanza, sino que también estructuran el proceso de aprendizaje mediante la gestión integral de los cursos. Los LMS, como parte de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC), permiten a las instituciones educativas ofrecer un entorno digital que engloba desde la distribución de contenidos hasta la evaluación del rendimiento de los estudiantes. Además, se consideran un punto de convergencia esencial entre estudiantes y docentes, lo que facilita la interacción del proceso de enseñanza-aprendizaje.

Estos LMS puede ser de código abierto (ej. Moodle, Chamilo y Open Edx) o comercial (ej. Docebo, Google Classroom y Schoology), y ofrecen una amplia gama de funciones que favorecen el aprendizaje virtual, incluyendo la gestión de cursos, el seguimiento del progreso del alumno, evaluaciones digitales, comunicaciones, seguridad del sistema y el acceso a través de teléfonos inteligentes (Turnbull *et al.*, 2020). En el contexto educativo actual, tanto los LMS de código abierto como los comerciales, se han consolidado como el corazón de la enseñanza virtual, siendo cada vez más utilizados no solo en la modalidad online, sino también, como soporte en la educación presencial y mixta (Ramírez, 2021). Además, la capacidad de los LMS para registrar cada interacción y actividad de los estudiantes (rastros de los procesos ejecutados) genera una vasta producción de datos (registros de eventos).

Estos registros no solo ofrecen una visión de la actividad educativa, sino que también representan una fuente valiosa de información que puede ser explorada y analizada a través de la Minería de Procesos Educativa (MPE), un área especializada del campo de la Minería de Procesos (MP) que se enfoca en la comprensión y mejora de los procesos educativos y de aprendizaje. Combina las herramientas y técnicas de la MP para analizar los datos que van dejando los estudiantes dentro de los LMS, los cuales corresponden a las acciones realizadas sobre el contenido del curso. Por ejemplo, cuando acceden al material, desarrollan sus actividades, dan solución a una lección o ejercicio, participan en un chat o foro, consultan notas y evaluaciones e interactúan con los instructores (Bogarín *et al.*, 2018).

Con la información obtenida, las personas interesadas pueden modelar y visualizar procesos que muestren el lugar donde los estudiantes comenzaron y terminaron sus rutas de aprendizaje, lo que permitirá (Aguirre y Rincón, 2015; Carnis *et al.*, 2015):



- Identificar patrones y anomalías: entender cómo es la interacción de los estudiantes con el contenido educativo y detectar comportamientos o secuencias que conduzcan a mejores resultados.
- Perfeccionar procesos educativos: detectar las áreas de mejora en la organización de cursos, la metodología de enseñanza o en la interacción entre estudiantes y profesores con la finalidad de aumentar la eficacia del aprendizaje.
- Evaluar y medir el rendimiento educativo: estudiar el avance de los estudiantes a lo largo del tiempo y determinar qué enfoques de enseñanza son mejores.
- Caracterizar la experiencia de aprendizaje: comprender las exigencias individuales de los estudiantes para poder adaptar el contenido y las estrategias educativas para que se maximice la participación y el aprendizaje del estudiante.
- Validar modelos pedagógicos: probar y validar modelos y teorías educativas a partir de datos reales.

En resumen, la MPE permite a los educadores, administradores y analistas, obtener una visión más profunda de los procesos educativos, proporcionando bases para la toma de decisiones con la finalidad de mejorar la calidad y la eficacia de la educación (Etinger *et.al.*, 2018).

El presente estudio pretende ampliar nuestra comprensión sobre el empleo de las técnicas y herramientas de la MP en el ámbito educativo. Por lo anterior, el propósito del estudio fue revisar la literatura que muestra evidencia acerca de cómo se ha utilizado la MPE para obtener información relevante sobre los procesos de enseñanza-aprendizaje a nivel universitario que se llevan a cabo a través de entornos educativos virtuales con la finalidad de identificar posibles áreas de oportunidad para futuras investigaciones.



Marco Teórico

El presente apartado brinda una descripción teórica concisa sobre la MP en el contexto educativo, abarcando las técnicas, algoritmos y modelos de representación de procesos empleados en esta disciplina.

Minería de Procesos

La MP tiene como propósito principal extraer conocimiento de los registros de eventos generados por los sistemas de información, con el fin de mejorar la comprensión, el control y la optimización de los procesos empresariales. Aunque fue desarrollada a finales de los 90's por el investigador Van der Aalst, su implementación significativa no se dio hasta 2011, cuando la IEEE publicó el Manifiesto de la MP. Este documento se creó con el fin de servir como una guía para que desarrolladores de *software*, consultores, científicos, gerentes y usuarios finales pudieran optimizar sus procesos en operaciones comerciales (Van der Aalst, 2016). Debido a esto, hoy en día, la MP es ampliamente utilizada para mejorar procesos en diversos sectores (ej. los sectores empresarial, educativo y gubernamental).

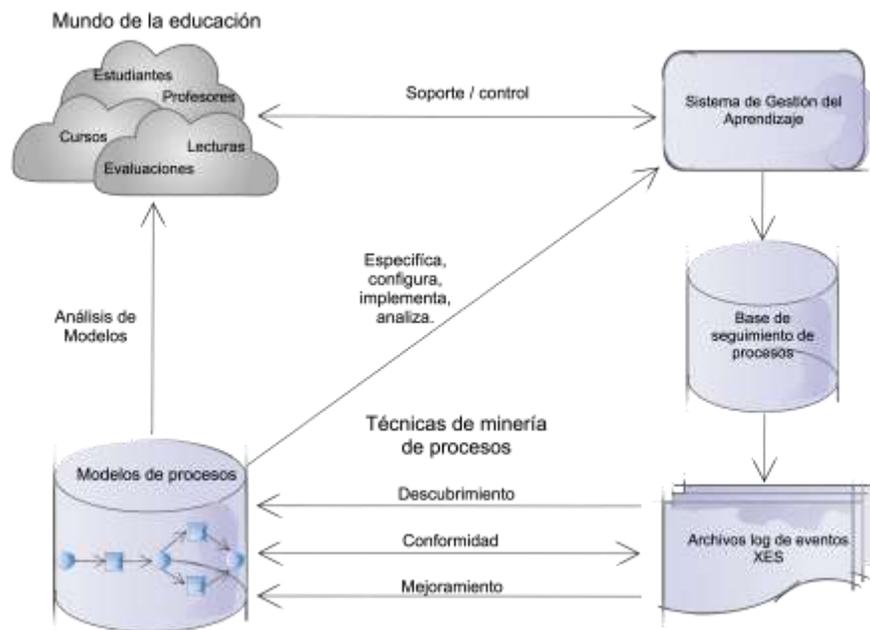
Minería de Procesos Educativa

Dentro del ámbito educativo, la MP aparece con el término de MPE que es un área especializada de la MP que se centra en el análisis, comprensión y mejora de los procesos educativos y de aprendizaje en entornos virtuales o presenciales. Su objetivo principal es analizar los datos generados por las interacciones de los estudiantes con los LMS y otras plataformas educativas, extrayendo información valiosa que permita optimizar el proceso de enseñanza-aprendizaje. La MPE ayuda a modelar y visualizar cómo los estudiantes acceden y utilizan los recursos educativos, lo que permite identificar patrones de comportamiento, medir el rendimiento académico, personalizar las experiencias de aprendizaje y validar modelos pedagógicos (Bogarín *et al.*, 2017; Ghazal, 2017).



La Figura 1 presenta el marco general de la MPE, donde se destacan los componentes involucrados. Las interacciones de los estudiantes con los LMS generan un conjunto de eventos que se almacenan en bases de datos. Estos eventos se integran en un registro de eventos (extensión XES), el cual se utiliza como insumo para aplicar las técnicas de MPE, con el fin de generar modelos de procesos educativos que aporten información valiosa para la toma de decisiones.

Figura 1. Marco general de la MPE



Fuente. Elaboración propia a partir de Bogarín et al., (2017)

Técnicas de la MP

Las principales técnicas de la MP que se adaptan al análisis de los procesos educativos (Caeiro *et al.*, 2018; Bogarín, 2018; Intayoad *et al.*, 2018), incluyen:

- *Descubrimiento de Procesos (Process Discovery)*: esta técnica se utiliza para identificar y modelar automáticamente los procesos educativos a partir de los registros de eventos generados en los LMS. Permite obtener una representación visual o un modelo de los flujos de trabajo de los estudiantes, mostrando cómo interactúan con el contenido, las



evaluaciones y las actividades de los cursos. Frecuentemente, se utilizan redes Petri como notación de referencia para generar los modelos, pero también se pueden utilizar otros, como: mapas de procesos, redes causales, arboles de procesos, etc. Además, en algunos casos, también se utilizan otro tipo de diagramas para representar redes sociales asociadas a modelos de procesos (Ismail y Tumin, 2019).

- *Conformidad (Conformance Checking)*: compara el modelo de un proceso educativo con los registros reales de eventos de los estudiantes, identificando desviaciones o diferencias entre el comportamiento esperado (modelo ideal) y el comportamiento real (datos del LMS). Esto ayuda a detectar problemas o anomalías en la implementación de los cursos.
- *Mejora de Procesos (Process Enhancement)*: se utiliza para ajustar y optimizar los modelos de procesos educativos existentes en base a los datos reales. El análisis de estos datos, por ejemplo, permite mejorar la organización del curso, la metodología de enseñanza y la interacción entre los estudiantes y los profesores.
- *Análisis de Redes Sociales (Social Network Analysis)*: evalúa las interacciones entre los estudiantes dentro de los entornos virtuales, proporcionando información sobre las dinámicas de colaboración, comunicación y trabajo en equipo. Ayuda a visualizar cómo los estudiantes se conectan entre sí y cómo se distribuyen las redes de conocimiento dentro de un curso.

Algoritmos de MP

Algunos algoritmos de MP que se han utilizado para abordar temas educativos son:

- Algoritmo de Minado Alfa (o algoritmo α). Fue el primero en aplicarse en la MP y logró abordar la concurrencia. Su objetivo principal es cerrar la brecha entre los datos de los registros de eventos y el descubrimiento de modelos de procesos, generando redes de Petri (Van der Aalst *et. al.*, 2004). Sin embargo, se han señalado varias limitaciones en su versión



original, tales como: a) dificultades para manejar datos ruidosos; b) incapacidad para detectar tareas duplicadas u ocultas; y c) problemas al tratar con bucles de longitud uno o dos. Estas deficiencias se han resuelto en versiones más recientes: el algoritmo α^+ puede gestionar bucles cortos, el α^{++} maneja patrones más complejos en el proceso, y el $\alpha\#$ es capaz de descubrir tareas ocultas y no observadas (AlQaheri & Panda, 2022).

- Algoritmo de Minado Heurístico (Heuristic Miner). Ofrece varias mejoras en comparación con el algoritmo Alpha: a) considera las frecuencias y la relevancia de los eventos, lo que le permite filtrar comportamientos ruidosos o infrecuentes, haciéndolo menos sensible al ruido y a los registros incompletos; b) es capaz de manejar bucles cortos; y c) permite omitir ciertas actividades individuales. Estas características le otorgan una baja sensibilidad tanto al ruido como a la incompletitud en los registros de eventos (Caeiro *et. al.*, 2018).

Este algoritmo opera sobre un gráfico de dependencias, el cual puede ser transformado posteriormente en una red de Petri. Los gráficos de dependencias son representaciones visuales en las que los eventos se muestran como nodos, conectados por aristas dirigidas que reflejan cálculos de frecuencia y rendimiento. La frecuencia en un gráfico de dependencias indica cuántas veces un evento de origen ocurre después de un evento de destino, mientras que las medidas de rendimiento permiten analizar el tiempo transcurrido entre ambos eventos durante el descubrimiento del modelo de proceso (AlQaheri & Panda, 2022).

- Algoritmo de Minado Difuso (Fuzzy Miner). Emplea los datos de los registros de eventos para construir un modelo que incluye nodos (representando actividades) y aristas (relaciones entre actividades), tomando en consideración tanto la relevancia relativa como el orden temporal de los eventos. Este algoritmo se basa en dos métricas principales: significancia y correlación (Günther *et. al.*, 2007). La significancia refleja la relevancia de la ocurrencia de los eventos y sus relaciones, donde los eventos más frecuentes se consideran más importantes. Por otro lado, la correlación se aplica únicamente a las aristas, mostrando cuán estrechamente relacionados están dos eventos consecutivos. En la etapa final, se aplican reglas para simplificar el modelo y decidir qué nodos y aristas incluir: los eventos con alta significancia se mantienen; aquellos con menor significancia, pero alta



correlación, también se incluyen; mientras que los eventos con baja significancia y baja correlación se abstraen. Es posible ajustar la simplificación del modelo modificando los parámetros, como los valores de corte. Asimismo, se puede utilizar el filtrado de aristas para dar mayor estructura al modelo (Caeiro *et.al.*, 2018).

- Algoritmo de Minado Inductivo. Este algoritmo se distingue por su capacidad para generar modelos precisos y manejables, incluso cuando los datos contienen ruido o están incompletos, lo que lo hace más robusto frente a estos desafíos en comparación con otros algoritmos, como el algoritmo Alpha (Bogarín *et. al.*, 2018).

Una de las características fundamentales del Minado Inductivo es la búsqueda entre equilibrio, precisión y simplicidad. Utiliza una estructura jerárquica que descompone los comportamientos complejos en componentes más simples, facilitando así la interpretación del modelo final.

A lo largo de este proceso, el algoritmo construye lo que se conoce como un árbol de procesos, en el que cada nodo representa una actividad o conjunto de actividades, y a partir de este árbol se genera un modelo de proceso que captura las interacciones registradas. El proceso comienza con la división de los registros de eventos, agrupándolos en subconjuntos que representan diferentes comportamientos dentro del proceso. Estos subconjuntos se modelan como subprocessos utilizando construcciones como secuencias, paralelismos, elecciones y repeticiones (Van der Aalst, 2016). Posteriormente, estos subprocessos se combinan para crear el modelo final (un árbol de procesos), que también puede representarse mediante una red Petri o un modelo BPMN (Business Process Model and Notation).

Modelos de Representación en la MP

El resultado de la aplicación de los algoritmos mencionados anteriormente se visualiza a través de un modelo de procesos, dicho modelo varía en función del algoritmo utilizado, pues cada uno de ellos tiene una forma de representación, no obstante, los modelos más utilizados en los estudios analizados fueron:



- Red de Petri es uno de los lenguajes más antiguos para modelar procesos que permite representar la concurrencia de eventos. Este tipo de red está formada por transiciones, lugares y arcos dirigidos, donde los arcos conectan transiciones y lugares de forma bipartita. Las transiciones, representadas por recuadros, se asocian con tareas o acciones que pueden ejecutarse. Los lugares, indicados mediante círculos, pueden contener una o más fichas (tokens). Para que una transición se habilite, todos sus lugares de entrada deben tener al menos un token. Una vez habilitada, la transición se dispara, consumiendo un token de cada lugar de entrada y generando uno nuevo en cada lugar de salida (es decir, los lugares conectados a la transición a través de arcos salientes). Este proceso de disparo cambia el marcado de la red, lo que equivale a una modificación en el estado del proceso, definido por la distribución de tokens en los lugares. (Van der Aalst, 2016; Rozinat y Van der Aalst, 2008).

Las Redes de Petri en la MP representan de manera gráfica el flujo y las dependencias entre las actividades, permitiendo a los analistas comprender y mejorar los procesos de manera más efectiva.

- Red causal. Es una representación gráfica que ilustra cómo las actividades o eventos dentro de un proceso se relacionan entre sí de manera secuencial y condicional. Estas redes están diseñadas para identificar la influencia que un evento puede tener sobre otro, proporcionando una comprensión visual de la lógica subyacente al proceso.

En términos generales, una red causal está compuesta por nodos, que representan eventos o actividades, y arcos dirigidos, que muestran las relaciones de causa y efecto entre los nodos (Van der Aalst, 2016). Cuando un evento ocurre, este puede causar o influir en la ejecución de un evento posterior. Por ejemplo, en un sistema de compra en línea, la selección de un producto es una causa necesaria para poder agregarlo al carrito, y a su vez, agregar un producto al carrito es un prerequisite para proceder con el pago.

A medida que se avanza en la red causal, se pueden identificar dependencias clave entre las actividades. Esta estructura permite a los analistas descubrir patrones en los datos, como las secuencias más frecuentes de eventos, cuellos de botella en el proceso o incluso comportamientos inusuales. De esta forma, las redes causales son una herramienta



poderosa en la MP para modelar y analizar las interacciones dentro de sistemas complejos, facilitando la toma de decisiones y la mejora de procesos basados en datos reales.

- Mapa de proceso. Son representaciones visuales que describen las actividades y flujos dentro de un proceso empresarial o educativo. Sirven para identificar cómo se desarrollan las diferentes tareas, cómo se conectan entre sí y qué secuencia siguen (Hernández *et al.*, 2009). Estos mapas son útiles para comprender, analizar y optimizar procesos, ya que permiten visualizar la estructura y las relaciones entre las actividades, los puntos de decisión y los flujos de información. Son más sencillos de interpretar (Juhaňák *et al.*, 2019) En la MP, los mapas ayudan a identificar patrones y áreas de mejora.

Desarrollo

Método

La búsqueda se realizó en las bases de datos Science Direct, IEEE Xplore, EBSCO host y Research Gate, tomando como criterio de selección los estudios publicados en artículos científicos y actas de congresos entre el mes de abril de 2018 al mes de diciembre de 2023. Las palabras claves principales dentro de la búsqueda fueron: *process mining*, combinadas con *education or learning paths or learning analytics or learning management system*.

Criterios de Elegibilidad

Los estudios incluidos fueron de aplicación práctica e implementaciones de técnicas de MP en el ámbito educativo, redactados en inglés o español. La exclusión de algunas publicaciones se debió a que: 1) pertenecían a otra área del conocimiento; 2) eran revisiones sistemáticas; 3) se centran solo en la parte teórica de la MPE; 4) los casos de estudio no estaban enfocados a procesos educativos de nivel universitario; y 5) si no eran publicaciones de revistas científicas o actas de congreso revisadas por pares.

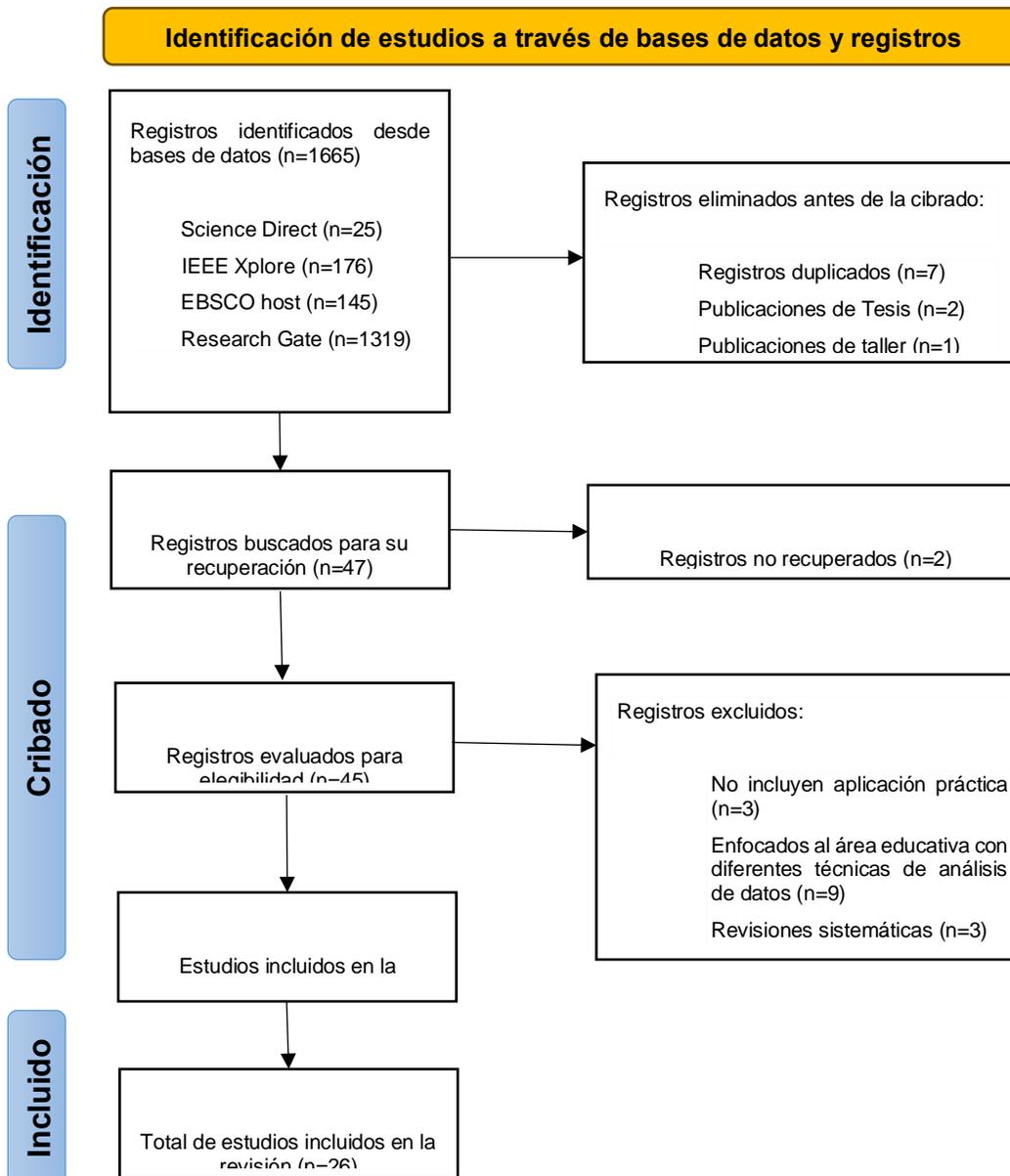


Proceso de Selección de los Estudios

Para automatizar la selección, los autores de este estudio llevaron a cabo una revisión individual e independiente de los títulos, resúmenes y palabras clave del conjunto de publicaciones encontradas. Durante este proceso, se localizaron publicaciones que abordaban la MPE en la deserción estudiantil y como herramienta para detectar los flujos de aprendizaje de los estudiantes cuando utilizan plataformas en línea. Todos los artículos seleccionados fueron revisados a texto completo. Para tomar la decisión de excluir un artículo los autores tuvieron que exponer los motivos correspondientes a la deserción con el fin de llegar a un acuerdo. En la Figura 2 se puede observar el proceso de revisión y elección de las publicaciones encontradas, de acuerdo con la directrices y la lista de verificación de los criterios PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews, Page *et.al.*, 2021).



Figura 2. Diagrama de flujo de los estudios encontrados en la revisión sistemática.



Fuente. Elaboración propia a partir de Page *et al.*, (2021).

Con la finalidad de identificar la confiabilidad de los estudios, se consideró la herramienta de evaluación crítica de calidad para estudios transversales desarrollada por JBI (Moola *et al.*, 2020). En el proceso, se aplicaron seis preguntas clave con las siguientes opciones de respuesta: Sí (cumple con el criterio); No (no cumple con el criterio); Incierto (la información no es clara); y



No aplicable (el criterio no se aplica al estudio específico), por lo que, la evaluación de la calidad metodológica de cada estudio es cualitativa. Si un estudio recibe muchas respuestas afirmativas (Sí), se le considera metodológicamente sólido, mientras que un mayor número de respuestas No o Incierto puede señalar deficiencias en el diseño o la ejecución. Los estudios con respuestas mayormente afirmativas son clasificados como de calidad alta o moderada, dependiendo de la relevancia de los criterios cumplidos.

Las preguntas fueron revisadas por los dos investigadores, quienes concluyeron mantener los 26 artículos, debido a que todos fueron considerados con calidad suficiente como se puede observar en la Tabla 1.

Tabla 1. Calidad metodológica de los estudios incluidos en la revisión

Estudios	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Calidad global
Andreswari <i>et.al.</i> , (2022)	Si	No	Si	Si	No	Si	Moderada
Arpasat <i>et.al.</i> , (2021)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Aulia & Waspada, (2019)	Si	Si	Si	Si	Inciert o	Si	Alta
Baloch <i>et.al.</i> , (2022)	Si	Si	No	Si	No	Si	Moderada
Bey & Champagnat, (2022)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Bogarín <i>et.al.</i> , (2018)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Caeiro <i>et.al.</i> , (2018)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Cenka <i>et.al.</i> , (2022)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Cerezo <i>et.al.</i> , (2020)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Diamantini <i>et. al.</i> , (2023)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Etinger <i>et.al.</i> , (2018)	Si	Si	Si	Si	Inciert o	Si	Alta
Hachicha <i>et.al.</i> , (2021)	Si	Si	Si	Si	Inciert o	Si	Alta
Hakim <i>et.al.</i> , (2019)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Intayoad <i>et.al.</i> , (2018)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta



Ismail & Tumin, (2019)	Si	No	Si	Si	Inciert o	Si	Moderada
Juhaňák <i>et.al.</i> , (2019)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Macak <i>et.al.</i> , (2021)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Moreno <i>et.al.</i> , (2022)	Si	No	Si	Si	No	Si	Moderada
Nai <i>et.al.</i> , (2023)	Si	No	Si	Si	No	Si	Moderada
Nammakhunt <i>et.al.</i> , (2023)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Real <i>et.al.</i> , (2020)	Si	Si	Si	Si	Inciert o	Si	Alta
Rodríguez <i>et al.</i> , (2023)	Si	No	Si	SI	Si	SI	Moderada
Taub <i>et.al.</i> , (2022)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Thiyagarajan & Prasanna, (2021)	Si	Si	Si	Si	Si	Si	Alta
Wisudiawan & Kurniati, (2022)	Si	No	Si	Si	No	Si	Moderada
Zambrano & Pin, (2023)	Si	No	Si	Si	No	Si	Moderado

Notas. P1= ¿Se incluyó una muestra (participantes o datos) clara y bien definida?; P2= ¿Se describe en detalle los sujetos del estudio (participantes o datos) y el entorno?; P3= ¿Las exposiciones y resultados fueron medidos de manera confiable?; P4= ¿Las variables de interés fueron identificadas claramente?; P5= ¿Se ajustó el análisis a posibles factores de confusión?; P6= ¿Se utilizaron técnicas de MP apropiados para el análisis?

Resultados

Características de los Estudios

En esta revisión se identificaron 26 estudios, de los cuales, 14 fueron estudios publicados en revistas (53.8%) y 12 publicados en actas de congreso (46.2%).

Once estudios se realizaron en Europa (42.3%; Caeiro *et al.*, 2018; Bogarín *et.al.*, 2018; Etinger *et.al.*, 2018; Cerezo *et.al.*, 2020; Juhaňák *et.al.*, 2019; Hachicha *et.al.*, 2021; Macak *et.al.*, 2021; Moreno *et.al.*, 2022; Bey y Champagnat, 2022; Nai *et.al.*, 2023; Diamantini *et.al.*, 2023), once más se efectuaron en Asia (42.3% ; Intayoad *et.al.*, 2018; Aulia y Waspada, 2019; Hakim



et.al., 2019; Ismail y Tumin, 2019; Arpasat *et.al.*, 2021; Thiyagarajan y Prasanna, 2021; Wisudiawan y Kurniati, 2022; Baloch *et. al.*, 2022; Cenka *et.al.*, 2022; Andreswari *et.al.*, 2022; Nammakhunt *et.al.*, 2023), tres en América Latina (11.5%; Rodríguez *et.al.*, 2023; Real *et.al.*, 2020; Zambrano y Pin, 2023) y solo uno en América del Norte (3.8%; Taub *et.al.*, 2022)

Los casos expuestos en las 26 investigaciones se centran en el estudio de diversos procesos educativos que se llevan a cabo a nivel universitario. Su distribución por año se detalla en la Tabla 2. El año con mayor cantidad de estudios fue 2022 (26.9%) en comparación con el año 2020 en donde se encontraron dos estudios (7.7%).

Tabla 2. Distribución de los artículos publicados entre mes de abril de 2018 al mes de noviembre de 2023.

Artículos publicados por año		
<i>Año</i>	<i>No. Artículos</i>	<i>Porcentaje</i>
2018	4	15.4%
2019	4	15.4%
2020	2	7.7%
2021	4	15.4%
2022	7	26.9%
2023	5	19.2%

Fuente. Elaboración propia.

Entornos de Aprendizaje Virtuales Utilizados

Los datos que conforman los registros de eventos utilizados en las investigaciones analizadas fueron generados por estudiantes al interactuar en los cursos o procesos educativos, los cuales fueron impartidos a través de diversos entornos de aprendizaje virtuales. Dieciocho de estos estudios (69.23%) utilizaron Moodle uno de los sistemas de gestión del aprendizaje más utilizado debido a su naturaleza de código abierto. Siete estudios utilizaron entornos virtuales desarrollados internamente (26.92%; Intayoad *et. al.*, 2018; Baloch *et. al.*, 2022; Bey y Champagnat, 2022; Taub



et.al., 2022; Nai *et.al.*, 2023; Zambrano y Pin, 2023; Diamantini *et.al.*, 2023), y solo un estudio (3.85%) utilizó la herramienta de almacenamiento GIT (Macak *et.al.*, 2021).

Técnicas de MPE Utilizadas

Veintiséis estudios emplearon la técnica de descubrimiento de la MPE (100%), de estos, tres incorporaron también el uso de la técnica de conformidad (11.5%; Arpasat *et.al.*, 2021; Macak *et.al.*, 2021; Wisudiawan y Kurniati, 2022), y un estudio más la técnica de rendimiento (3.9%; Bogarín *et.al.*, 2018).

Algoritmos de MPE Utilizados

Veinte estudios (76.92%) emplearon la minería heurística como base, cuatro de ellos incluyeron como complemento el uso de la minería alfa, difusa o inductiva (Hachicha *et.al.*, 2021; Thiyagarajan y Prasanna, 2021; Censka *et.al.*, 2022; Baloch *et al.*, 2022). Por otro lado, la minería difusa fue usada como algoritmo principal en tres estudios (11.54%; Arpasat *et.al.*, 2021; Macak *et.al.*, 2021; Zambrano y Pin, 2023) y en uno de ellos, también utilizaron otros algoritmos de MP para analizar las estadísticas descriptivas de los casos y la relación existente entre las personas involucradas en el proceso descubierto (Macak *et.al.*, 2021). Además, la minería inductiva fue utilizada en 2 estudios (7.69%; Bogarín *et.al.*, 2018; Cerezo et al., 2020). Finalmente, en la investigación de Ismail y Tumin (2019), no se especifica qué tipo de minería fue empleada para desarrollar su caso de estudio (3.85%).

Modelos de Procesos Utilizados

De los estudios analizados, veinticuatro emplearon al menos un tipo de modelo de proceso para representar los hallazgos encontrados durante el análisis. El modelo que tuvo mayor aparición fue el mapa de procesos (46%), seguido de las redes causales (38%; Intayoad *et.al.*, 2018; Aulia y Waspada, 2019; Caeiro *et.al.*, 2018; Real *et.al.*, 2020; Hachicha et.al., 2021; Bey y Champagnat, 2022; Moreno *et.al.*, 2022; Taub *et.al.*, 2022; Nai *et.al.*, 2023; Diamantini *et.al.*, 2023) y las redes Petri (8%; Cerezo *et.al.*, 2020; Baloch *et. al.*, 2022). Mientras que, los otros dos estudios ocuparon



más de un modelo para representar los procesos descubiertos (8%; Arpasat *et.al.*, 2021; Thiagarajan y Prasanna, 2021).

Herramienta de *Software* Utilizadas

La herramienta informática de MPE que presenta mayor dominio es ProM, un *software* de código abierto que incluye una gran cantidad de opciones técnicas y permite visualizar los procesos en múltiples modelos. Por ejemplo, es posible convertir una red Petri a una red heurística. De los diecisiete estudios (65,5%) que utilizaron esta herramienta, ocho estudios incluyeron como herramienta complementaria Disco fluxicon o Prodigen.

Cuatro estudios (15.4%; Etinger *et.al.*, 2018; Juhaňák *et.al.*, 2019; Cenka *et.al.*, 2022; Rodríguez *et.al.*, 2023) recurrieron a Disco fluxicon, una herramienta comercial que solo permite crear mapas de procesos, pero de exploración y resultados muy rápidos (Günther & Rozinat, 2012).

En tanto que, en el estudio de Moreno *et.al.*, 2022 se empleó Celonis (3.8%), un *software* comercial orientado a las empresas que permite utilizar la MP para modelar procesos tomando como base, los datos que son generados dentro de los sistemas de información que gestionan los procesos de negocio. Otro estudio (3.8%; Hachicha *et.al.*, 2021) utilizó PM4y, una biblioteca de Python que proporciona algoritmos básicos para el descubrimiento de procesos. En tanto que, en el estudio de Nai *et.al.*, 2023 se empleó Apromore un repositorio avanzado de modelos de procesos que congrega características de análisis, gestión y uso para grandes modelos de procesos (3.8%; La Rosa *et.al.*, 2011).

Solo dos estudios (7.7%; Bey y Champagnat, 2022; Taub *et.al.*, 2022) no mencionan el *software* de MP que utilizaron dentro de sus investigaciones.

Principales Contribuciones

En la Tabla 3, se muestra una vista general sobre las contribuciones principales de los 26 estudios, de las cuales se puede señalar que la MPE se ha empleado para: a) reconocer comportamientos recurrentes (patrones) de los estudiantes al utilizar sistemas de aprendizaje y con ello proponer intervenciones pedagógicas con el objetivo de mejorar la satisfacción de estudiantes y profesores; b) mejorar la usabilidad de los sistemas de aprendizaje en función de los perfiles de los usuarios;



c) facilitar la identificación de rutas de aprendizaje efectivas; y d) analizar las relaciones entre los estudiantes para obtener mejores resultados.

No obstante, persisten desafíos relacionados con la calidad de los datos utilizados. Los datos ruidosos y la falta de consideración de factores importantes, como la captura de todos los aspectos del comportamiento estudiantil y los conocimientos preexistentes que los estudiantes deben poseer al utilizar los entornos virtuales pueden limitar la precisión y validez de los resultados. Además, en algunos casos, la necesidad de tener conocimientos técnicos avanzados para utilizar las herramientas de MPE pueden representar barreras importantes.

A pesar de estas limitaciones, el interés por avanzar en el campo de la MPE a nivel universitario es evidente. Se sugiere la exploración de nuevas técnicas, métodos más robustos, el análisis temporal más detallado y la aplicación práctica en diferentes contextos educativos para mejorar la comprensión y optimización de los procesos de aprendizaje que involucran el uso de entornos virtuales.

Tabla 3. Vista general sobre las principales contribuciones de los 26 estudios.

Contribuciones principales	Estudios
<p data-bbox="380 1213 760 1297"><i>Utilización de la MPE a nivel universitario</i></p> <p data-bbox="201 1377 841 1684">La MPE fue utilizada para analizar y optimizar procesos educativos implementados en diversos sistemas de gestión del aprendizaje a nivel universitario. Estos análisis abarcaron desde la identificación de patrones hasta la formulación de recomendaciones de intervención pedagógica.</p>	<p data-bbox="867 1075 1422 1822">Caeiro et.al., (2018), Bogarín et.al., (2018), Etinger et.al., (2018), Intayoad et.al., (2018), Cerezo et.al., (2020), Aulia & Waspada, (2019), Hakim et.al., (2019), Ismail & Tumin, (2019), Juhañák et.al., (2019), Real et.al., (2020), Arpasat et.al., (2021), Hachicha et.al., (2021), Macak et.al., (2021), Moreno et.al., (2022), Thiyagarajan & Prasanna, (2021), Wisudiawan & Kurniati, (2022), Baloch et.al., (2022), Bey & Champagnat, (2022), Cenka et.al., (2022), Andreswari et.al., (2022), Taub et.al., (2022), Nai et.al., (2023), Nammakhunt et.al., (2023),</p>



	Rodríguez <i>et. al.</i> , (2023), Zambrano & Pin, (2023) y Diamantini <i>et.al.</i> , (2023).
<p><i>Identificación y análisis de comportamientos, patrones, rutas y desviaciones en el ámbito educativo</i></p> <p>Se destaca el potencial de la MPE para transformar el análisis educativo, ofreciendo insights profundos que pueden orientar el progreso continuo de los procesos de enseñanza y aprendizaje.</p>	<p>Caeiro <i>et. al.</i>, (2018), Etinger <i>et. al.</i>, (2018), Intayoad <i>et. al.</i>, (2018), Cerezo <i>et. al.</i>, (2020), Juhaňák <i>et. al.</i>, (2019), Real <i>et. al.</i>, (2020), Arpasat <i>et. al.</i>, (2021), Thiyagarajan & Prasanna, (2021), Bey & Champagnat, (2022), Cenka <i>et. al.</i>, (2022), Moreno <i>et.al.</i>, (2022), Taub <i>et. al.</i>, (2022), Nai <i>et.al.</i>, (2023), NammaKhunt <i>et al.</i>, (2023), Rodríguez <i>et. al.</i>, (2023) y Diamantini <i>et. al.</i>, (2023).</p>
<p><i>Propuesta o implementación de mejora en los procesos descubiertos</i></p> <p>El uso de la MPE ha mejorado la usabilidad de los entornos de aprendizaje virtuales. Los análisis realizados han permitido la creación de entornos más eficientes, facilitando a los docentes rediseñar cursos de manera informada y ofrecer recomendaciones basadas en evidencia para la planificación educativa.</p>	<p>Etinger <i>et.al.</i>, (2018), Aulia & Waspada, (2019) Real <i>et.al.</i>, (2020), Arpasat <i>et.al.</i>, (2021), Macak <i>et.al.</i>, (2021), Wisudiwawan & Kurniati, (2022), Andreswari <i>et.al.</i>, (2022), Rodríguez <i>et al.</i>, (2023), Zambrano & Pin, (2023) y Diamantini <i>et.al.</i>, (2023).</p>
<p><i>Satisfacción resultante de los autores al utilizar la MPE en los procesos educativos</i></p> <p>Se reportan diversos logros, como la validación de modelos educativos, mejora en la usabilidad de los sistemas de gestión del aprendizaje, la identificación de patrones de comportamiento y rutas de aprendizaje, así como la capacidad de hacer recomendaciones informadas para mejorar el diseño de cursos y el proceso educativo en general.</p>	<p>Caeiro <i>et.al.</i>, (2018), Bogarín <i>et.al.</i>, (2018), Etinger <i>et.al.</i>, (2018), Cerezo <i>et.al.</i>, (2020), Aulia & Waspada, (2019), Hakim <i>et.al.</i>, (2019), Ismail & Tumin, (2019), Juhaňák <i>et.al.</i>, (2019), Real <i>et.al.</i>, (2020), Arpasat <i>et.al.</i>, (2021), Thiyagarajan & Prasanna, (2021), Bey & Champagnat, (2022), Cenka <i>et.al.</i>, (2022), Moreno <i>et. al.</i>, (2022), Taub <i>et.al.</i>, (2022), Nai <i>et.al.</i>,</p>



(2023), Rodríguez *et.al.*, (2023) y Diamantini *et.al.*, (2023).

Datos no robustos

Aunque la MPE es una herramienta poderosa para analizar y mejorar los procesos educativos, existe una preocupación compartida sobre la robustez y la integridad de los datos utilizados. Los datos ruidosos, la falta de consideración de factores importantes como los conocimientos precedentes que deben de poseer los estudiantes antes de tomar algún curso. Aunado a la necesidad de contar con registros de eventos más amplios y diversos, son desafíos que podrían estar limitando la precisión y la validez de los resultados obtenidos.

Intayoad *et.al.*, (2018), Real *et.al.*, (2020), Bey & Champagnat, (2022) y Nammakhunt *et.al.*, (2023).

Limitaciones al usar la MPE

Dificultad para capturar todos los aspectos del comportamiento estudiantil y la dinámica de aprendizaje, presencia de datos ruidosos generados por la complejidad del aprendizaje, necesidad de conocimientos técnicos avanzados para emplear las herramientas de software de la MPE, y la utilización de un conjunto limitado de técnicas de MPE también restringen la efectividad y exactitud de los resultados obtenidos.

Caeiro *et. al.*, (2018), Intayoad *et. al.*, (2018), Cerezo *et. al.*, (2020), Real *et. al.*, (2018), Juhaňák *et. al.*, (2019) y NammaKhunt *et. al.*, (2023).

Perspectivas futuras de la MPE

Existe el interés de avanzar en el campo de la MPE mediante la exploración de nuevas técnicas, métodos más robustos, el análisis temporal más detallado y la aplicación práctica en otros contextos educativos para mejorar la

Caeiro *et. al.*, (2018), Intayoad *et. al.*, (2018), Hachicha *et. al.*, (2021), Wisudiawan & Kurniati, (2022), Cerezo *et. al.*, (2020), Real *et. al.*, (2020), Taub *et. al.*, (2022), Thiyagarajan & Prasanna, (2021), Moreno *et. al.*, (2022) y Nai *et. al.*, (2023).



comprensión y optimización de los procesos de aprendizaje.

Fuente. Elaboración propia.

Cierre

En la revisión sistemática se encontró que la investigación sobre la utilización de la MPE a nivel universitario ha crecido en diversas partes del mundo, principalmente en Europa y Asia. Sin embargo, en América del Norte y América Latina, la investigación es escasa, a pesar de que la MPE ha sido utilizada para mejorar diversos aspectos de los procesos educativos cuando se involucran entornos educativos virtuales.

Los datos utilizados en los estudios se obtuvieron mayoritariamente de Moodle, un sistema de gestión de aprendizaje ampliamente utilizado por su carácter de código libre, mientras que otros estudios emplearon entornos de aprendizaje virtuales desarrollados internamente.

Todos los estudios localizados en esta revisión recurrieron al uso de la técnica de descubrimiento de la MPE y muy pocos incorporaron también la técnica de conformidad y rendimiento. La minería heurística fue el algoritmo comúnmente empleado y algunos estudios complementaron su uso con la minería alfa, difusa o inductiva. Obteniendo mapas de procesos como modelos dominantes seguidos de las redes causales.

ProM fue la herramienta de MP más empleada en los estudios y algunos complementaron su uso con Disco fluxicon o Prodigen. Otras herramientas usadas, pero en menor proporción fueron PM4y, Celonis y Apromore.

La MPE demuestra un considerable potencial para identificar patrones de comportamiento repetitivos en los estudiantes al utilizar entornos de aprendizaje virtuales, lo que ha permitido proponer intervenciones pedagógicas orientadas a mejorar la satisfacción tanto de los estudiantes como de los profesores. Además, contribuye a optimizar la usabilidad de los sistemas de aprendizaje adaptándolos a los perfiles de los usuarios, facilita la detección de rutas de aprendizaje más efectivas y permite analizar las interacciones entre los estudiantes para obtener mejores resultados académicos.



No obstante, siguen existiendo desafíos importantes relacionados con la solidez de los datos empleados, como la presencia de información ruidosa y la falta de consideración de factores cruciales, como la captura completa del comportamiento estudiantil y los conocimientos previos que los alumnos deben tener al usar los entornos virtuales. Estas limitaciones pueden afectar tanto la precisión como la validez de los resultados. Además, en ciertos casos, la necesidad de poseer conocimientos técnicos avanzados para manejar las herramientas de MPE puede representar obstáculos significativos.

A pesar de estas limitaciones, es claro que existe un creciente interés en impulsar el campo de la MPE en el ámbito universitario. Es recomendable seguir explorando nuevas técnicas, desarrollar métodos más sólidos, realizar análisis temporales más precisos y seguir aplicando las MPE en diversos contextos educativos para mejorar la comprensión y optimización de los procesos de aprendizaje que involucran el uso de entornos virtuales.



Referencias

- Aguirre, M. H., & Rincón, G. N. (2015). Minería de procesos: desarrollo, aplicaciones y factores críticos. *Cuadernos de administración*, 28(50), 137-157. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.cao28-50.mpda>
- AlQaheri, H., Panda, M., (2022). Education Process Mining Framework: Unveiling Meaningful Information for Understanding Students' Learning Behavior and Improving Teaching Quality. *Information* 13(29), 1-19. <http://dx.doi.org/10.3390/info13010029>
- Andreswari, R., Fauzi, R., Valensia, L., & Chanifah, S. (2022). Conformance Analysis of Student Activities to Evaluate Implementation of Outcome-Based Education in Early of Pandemic using Process Mining. *SHS Web of Conferences, Japón*, 139, 03018. <https://doi.org/10.1051/shsconf/202213903018>
- Arpasat, P., Premchaiswadi, N., Porouhan, P., & Premchaiswadi, W. (2021). Applying Process Mining to Analyze the Behavior of Learners in Online Courses. *International Journal of Information and Education Technology*, 11(10), 436–443. <https://doi.org/10.18178/ijiet.2021.11.10.1547>
- Aulia, D., & Waspada, I. (2019). The Design of Exploratory Application and Preprocessing of Event Log Data in LMS Moodle-Based Online Learning Activities for Process Mining. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 5(2), 124–133. <https://doi.org/10.23917/khif.v5i2.8023>
- Baloch, F., Bhatti, S., & Dewani, A. (2022). Application of Process Mining in Education: A Case Study. *Acta Scientific Computer Sciences*, 4(7), 03-11. <https://actascientific.com/ASCS/pdf/ASCS-04-0287.pdf>



- Bey, A., & Champagnat, R. (2022). Analyzing Student Programming Paths using Clustering and Process Mining. *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Supported Education*, 2, 76–84. <https://doi.org/10.5220/0011077300003182>
- Bogarín, A., Cerezo, R., & Romero, C. (2017). A survey on educational process mining. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(1). <https://doi.org/10.1002/widm.1230>
- Bogarín, A., Cerezo, R., & Romero, C. (2018). Discovering learning processes using Inductive Miner: A case study with Learning Management Systems (LMSs). *Psicothema*, 30(3), 322–329. <https://doi.org/10.7334/psicothema2018.116>
- Caeiro, M., Llamas, M., Mikic, F. A., Lama, M., & Mucientes, M. (2018). Exploring the application of process mining to support self-regulated learning: An initial analysis with video lectures. *2018 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON), España*, 1766–1774. <https://doi.org/10.1109/EDUCON.2018.8363448>
- Carnis, A. H., Gueni, B., Fhima, M., Carnis, A., David, S., & Khekifa, N. (2015). Process Mining in the Education Domain. *International Journal on Advances in Intelligent Systems*. 8(2), 219-232.
http://www.ariajournals.org/intelligent_systems/intsys_v8_n12_2015_paged.pdf
- Cenka, B. A., Santoso, H. B., & Junus, K. (2022). Analysing student behaviour in a learning management system using a process mining approach. *Knowledge Management & E-Learning: An International Journal*, 14(1), 62–80. <https://doi.org/10.34105/j.kmel.2022.14.005>
- Cerezo, R., Bogarín, A., Esteban, M., & Romero, C. (2020). Process mining for self-regulated learning assessment in e-learning. *Journal of Computing in Higher Education*, 32(1), 74–88. <https://doi.org/10.1007/s12528-019-09225-y>
- Diamantini, C., Genga, L., Mircoli, A., Potena, D., & Zannone, N. (2023). Understanding the stumbling blocks of Italian higher education system: A process mining approach. *Expert Systems with Applications*, 242, 122747. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122747>
- Etinger, D., Orehovački, T., & Babić, S. (2018). Applying Process Mining Techniques to Learning Management Systems for Educational Process Model Discovery and Analysis. En W. Karwowski & T. Ahram (Eds.), *Intelligent Human Systems Integration* (Vol. 722, pp. 420–425). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-73888-8_65



- Ghazal, M. A., Ibrahim, O.A., & Salama, M. A. (2017). Educational Process Mining: A Systematic Literature Review. *European Conference on Electrical Engineering and Computer Science (EECS), Bern*, 198-203. <https://doi.org/10.1109/EECS.2017.45>
- Günther, C. W., & Rozinat, A. (2012). Disco: discover your processes. *Proceedings of the Demonstration Track of the 10th International Conference on Business Process Management (BPM 2012), Estonia*, 940, 40-44. <https://pure.tue.nl/ws/portalfiles/portal/129682565/paper8.pdf>
- Günther, C. W., & Van der Aalst, W. M. P. (2007). Fuzzy Mining – Adaptive Process Simplification Based on Multi-perspective Metrics. En G. Alonso, P. Dadam, & M. Rosemann (Eds.), *Business Process Management (Vol. 4714, pp. 328–343)*. Springer Berlín Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-75183-0_24
- Hachicha, W., Ghorbel, L., Champagnat, R., Zayani, C. A., & Amous, I. (2021). Using Process Mining for Learning Resource Recommendation: A Moodle Case Study. *Procedia Computer Science*, 192, 853–862. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.08.088>
- Hakim, A. R., Hasibuan, M. A., & Andreswari, R. (2019). E-learning process analysis to determining student learning patterns using process mining approach. *International Conference of Computer and Informatics Engineering, Indonesia*, 1193, 012020. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1193/1/012020>
- Hernández, N. A., Medina, L. A., & Nogueira, R. D. (2009). Criterios para la elaboración de mapas de procesos. Particularidades para los servicios hospitalarios. *Ingeniería Industrial*, XXX(2), 1-7. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=360433569002>
- Intayoad, W., Kamyod, C., & Temdee, P. (2018). Process mining application for discovering student learning paths. *International Conference on Digital Arts, Media and Technology (ICDAMT 2018), Tailandia*, 220–224. <https://doi.org/10.1109/ICDAMT.2018.8376527>



- Ismail, S., & Tumin, F. (2019). Analysis on Online Learning Environment using Process Mining Technique for Personal Knowledge Management Mapping. *6th International Conference on Research and Innovation in Information Systems (ICRIIS), Malasia*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICRIIS48246.2019.9073269>
- Juhaňák, L., Zounek, J., & Rohlíková, L. (2019). Using process mining to analyze students' quiz-taking behavior patterns in a learning management system. *Computers in Human Behavior*, 92, 496–506. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.12.015>
- La Rosa, M., Reijers, H. A., Van der Aalst, W. M. P., Dijkman, R. M., Mendling, J., Dumas, M., & García-Bañuelos, L. (2011). APROMORE: An advanced process model repository. *Expert Systems with Applications*, 38(6), 7029–7040. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.12.012>
- Macak, M., Kruzalova, D., Chren, S., & Buhnova, B. (2021). Using process mining for Git log analysis of projects in a software development course. *Education and Information Technologies*, 26(5), 5939–5969. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10564-6>
- Moola, S., Munn, Z., Tufanaru, C., Aromataris, E., Sears, K., Sfetcu, R., Currie, M., Qureshi, R., Mattis, P., Lisy, K., & Mu, P. (2020). Systematic reviews of etiology and risk. En E. Aromataris & Z. Munn (Ed.), *JBI Manual for Evidence Synthesis*. JBI. <https://synthesismanual.jbi.global>
- Moreno, M., Exposito, E., & Gueye, M. (2022). Process Mining Model to visualize and analyze the Learning Process. *9th Research in Engineering Education Symposium and 32nd Australasian Association for Engineering Education Conference, Australia*, 754–762. <https://doi.org/10.52202/066488-0083>
- Nai, R., Sulis, E., Marengo, E., Vinai, M., & Capecchi, S. (2023). Process Mining on Students' Web Learning Traces: A Case Study with an Ethnographic Analysis. En O. Viberg, I. Jivet, P. J. Muñoz-Merino, M. Perifanou & T. Papathoma (Eds.), *Responsive and Sustainable*



- Educational Futures* (Vol. 14200, pp. 599–604). Springer, Cham.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-42682-7_48
- Nammakhunt, A., Porouhan, P., & Premchaiswadi, W. (2023). Creating and Collecting e-Learning Event Logs to Analyze Learning Behavior of Students through Process Mining. *International Journal of Information and Education Technology*, 13(2), 211–222.
<https://doi.org/10.18178/ijiet.2023.13.2.1798>
- 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>
- Ramírez, G. J. (2021). Estudio de la experiencia de usuario en los sistemas de gestión del aprendizaje. *IE Revista de Investigación Educativa de la REDIECH*, 12, e1358.
https://doi.org/10.33010/ie_rie_rediech.v12i0.1358
- Real, E. M., Pinheiro, P. E., De Oliveira, L. V., Braga, C. J., & Stiubiener, I. (2020). Educational Process Mining for Verifying Student Learning Paths in an Introductory Programming Course. *IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, Suecia, 1–9.
<https://doi.org/10.1109/FIE44824.2020.9274125>
- Rodríguez, G. A., Granada, D., & Vara, J. M. (2023). Analizando con minería de procesos la actividad virtual de los estudiantes durante la pandemia covid-19 en Honduras. *Universidad y Sociedad*, 15(4), 647-660.
<https://rus.ucf.edu.cu/index.php/rus/article/view/4022>
- Rozinat, A., & Van der Aalst, W. (2008). Conformance Checking of Processes Based on Monitoring Real Behavior. *Information Systems*, 33(1), 64-95.
<https://doi.org/10.1016/j.is.2007.07.001>



- Sypsas, A., & Kalles, D. (2022). Reviewing Process Mining Applications and Techniques in Education. *International Journal of Artificial Intelligence & Applications*, 13(1), 83–102. <https://doi.org/10.5121/ijaia.2022.13106>
- Taub, M., Banzon, A. M., Zhang, T., & Chen, Z. (2022). Tracking Changes in Students' Online Self-Regulated Learning Behaviors and Achievement Goals Using Trace Clustering and Process Mining. *Frontiers in Psychology*, 13, 813514. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.813514>
- Thiyagarajan, G., & Prasanna, S. (2021). A Process Mining approach to analyze learning behavior in the flipped classroom. *2nd International Conference on Communication, Computing and Industry 4.0 (C2I4), India*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/C2I454156.2021.9689228>
- Turnbull, D., Chugh, R., & Luck, J. (2020). Learning Management Systems, An Overview. En A. Tatnall (Eds.), *Encyclopedia of Education and Information Technologies* (pp. 1052–1058). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-10576-1_248
- Umer, R., Susnjak, T., Mathrani, A., & Suriadi, S. (2022). Data quality challenges in educational process mining: Building process-oriented event logs from process-unaware online learning systems. *International Journal of Business Information Systems*, 39(4), 569. <https://doi.org/10.1504/IJBIS.2022.122877>
- Van der Aalst, W. (2016). *Process Mining*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-49851-4>
- Van der Aalst, W., Weijters, T., & Maruster, L. (2004). Workflow mining: discovering process models from event logs. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 16(9), 1128–1142. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2004.47>
- Wisudiawan, G. A. A., & Kurniati, A. P. (2022). Process Mining on Learning Activities in a Learning Management System. *24th International Conference on Advanced*



DIOTIMA, REVISTA CIENTÍFICA DE ESTUDIOS TRANSDISCIPLINARIA. ISSN: 2448-5497.
VOL. 10 NO. 28 ENERO-ABRIL (2025) REVISTA DIOTIMA.

Communication Technology (ICTACT), Corea del Sur, 476–482.
<https://doi.org/10.23919/ICTACT53585.2022.9728903>

Zambrano, Z., & Pin, G. L. (2023). Aplicación de minería de procesos para el descubrimiento automático del Workflow de la gestión de titulación. *Revista Científica Arbitrada Multidisciplinaria PENTACIENCIAS*, 5(5), 22–41.
<https://doi.org/10.59169/pentaciencias.v5i5.718>