Tecnología, Conocimiento y Aprendizaje https://doi.org/10.1007/s10758-019-09408-7

### INVESTIGACION ORIGINAL



Factores que afectan el desempeño de los estudiantes en la educación superior: Una revisión sistemática de las técnicas predictivas de minería de datos

Amjed Abu Saa1 · Mostafa Al-Emran2 · Khaled Shaalan1

© Springer Nature BV 2019

### Abstracto

Predecir el desempeño de los estudiantes se ha convertido en una tarea desafiante debido a la creciente cantidad de datos en los sistemas educativos. De acuerdo con esto, la identificación de los factores que afectan el desempeño de los estudiantes en la educación superior, especialmente mediante el uso de técnicas predictivas de minería de datos, aún es escasa. Este campo de investigación suele identificarse como minería de datos educativos. Por lo tanto, el objetivo principal de este estudio es identificar los factores más comúnmente estudiados que afectan el rendimiento de los estudiantes, así como las técnicas de minería de datos más comunes aplicadas para identificar estos factores. En este estudio, se revisaron y analizaron críticamente 36 artículos de investigación de un total de 420 desde 2009 hasta 2018 aplicando un enfoque de revisión sistemática de la literatura. Los resultados mostraron que los factores más comunes se agrupan en cuatro categorías principales, a saber, las calificaciones anteriores de los estudiantes y el desempeño en clase, la actividad de aprendizaje electrónico de los estudiantes, la demografía de los estudiantes y la información social de los estudiantes. Además, los resultados también indicaron que las técnicas de minería de datos más comunes utilizadas para predecir y clasificar los factores de los estudiantes son los árboles de decisión, los clasificadores Naïve Bayes y las redes neuronales artificiales.

Palabras clave Minería de datos educativa · Rendimiento de los estudiantes · Técnicas de minería de datos · Revisión sistemática

# 1. Introducción

Durante la última década ha surgido un interés creciente por identificar los factores más importantes que influyen en el desempeño de los estudiantes en la educación superior, especialmente mediante el uso de métodos y técnicas de minería de datos. Este campo de investigación suele identificarse como datos educativos.

\* Mostafa Al-Emran

al.emran@tdtu.edu.vn

Amjed Abu Saa a.abusaa@ajman.ac.ae

Khaled Shaalan khaled.shaalan@buid.ac.ae

Facultad de Ingeniería y TI, Universidad Británica de Dubái, Dubái, Emiratos Árabes Unidos

Grupo de Investigación en Ingeniería Civil y Estructural Computacional Aplicada, Facultad de Ciencias Civiles Ingeniería, Universidad Ton Duc Thang, Ciudad Ho Chi Minh, Vietnam

Published online: 25 April 2019

minería (EDM) (Bakhshinategh et al. 2018). La motivación detrás de este interés se atribuye a la aplicabilidad de dicha investigación para ayudar a identificar a los estudiantes de bajo rendimiento lo suficientemente temprano como para superar sus dicultades en el aprendizaje y mejorar sus resultados de aprendizaje, lo que a su vez sirve a los objetivos institucionales de brindar una educación ecológica de alta calidad. sistemas Además, EDM se está convirtiendo rápidamente en un importante campo de investigación debido a su capacidad para extraer nuevos conocimientos de una gran cantidad de datos de los estudiantes (Wook et al. 2017). Este artículo está igualmente interesado en este tema, y nuestro objetivo es explorar y revisar artículos de la última década que se encuentran en el contexto de la minería de datos educativos e identificar los principales factores que infuyen el desempeño de los estudiantes en la educación superior. El sitio web de la comunidad de minería de datos educativos (www.educationaldatamining.org) define EDM como "una disciplina emergente, preocupada por desarrollar métodos para explorar los datos únicos y cada vez más grandes que provienen de entornos educativos y usar esos métodos para comprender mejor a los estudiantes., y los entornos en los que aprenden". En general, EDM es un conjunto de métodos que aplican técnicas de minería de datos como agrupación, clasificación, predicción, entre otras, a los datos recuperados por muchos sistemas educativos (Berland et al. 2014).

Los investigadores en este campo tienden a estudiar diferentes tipos de factores y atributos de los estudiantes que afectan el rendimiento y los resultados del aprendizaje de los estudiantes (Abu Saa et al. 2019). Shahiri et al. (2015) realizaron una revisión sistemática de la literatura sobre la predicción del rendimiento de los estudiantes mediante técnicas de minería de datos. La revisión abordó muchos temas. uno de los cuales fue identificar los atributos importantes utilizados para predecir el desempeño de los estudiantes. Los resultados mostraron que el promedio de calificaciones acumulado y las evaluaciones internas son los atributos más utilizados para predecir el desempeño de los estudiantes. Además, también se identificaron otros atributos importantes, incluidas las evaluaciones externas y demográficas de los estudiantes, las actividades extracurriculares, los antecedentes de la escuela secundaria y la red de interacción social. Además, los resultados mostraron que el árbol de decisión y las redes neuronales fueron las técnicas de minería de datos más utilizadas para predecir el rendimiento de los estudiantes. Además, Peña Ayala (2014) realizó una encuesta y metanálisis de estudios de investigación relacionados con EDM. Los resultados indicaron que el 60 % de los artículos de investigación de EDM han utilizado enfoques predictivos de minería de datos en comparación con el 40 % que ha utilizado enfoques descriptivos. Además, los resultados también indicaron que la clasificación y el agrupamiento fueron las técnicas más típicas utilizadas por la investigación de EDM. Además, se descubrió que el teorema de Bayes, los árboles de decisión, el aprendizaje basado en instancias (IBL) y el modelo oculto de Markov (HMM) son los métodos más populares utilizados por la investigación de EDM. Además, Romero y Ventura (2007) realizaron un estudio de revisión con el objetivo de analizar la aplicación de la minería de datos para diferentes sistemas educativos: sistema tradicional, cursos basados en la web, sistemas de gestión de contenido y sistemas inteligentes basados en la web. Los resultados sugirieron investigar la aplicabilidad del uso de técnicas de minería de datos para sistemas de aprendizaje electrónico.

Predecir el desempeño de los estudiantes se ha convertido en una tarea desafiante debido a la creciente cantidad de datos en los sistemas educativos (Shahiri et al. 2015). También se argumenta que los métodos de predicción existentes aún son insuficientes para determinar las técnicas apropiadas para predecir el desempeño de los estudiantes en las instituciones de educación superior. Además, la iden tifcación de los factores que inciden en el desempeño de los estudiantes aún se está descuidando y requiere más investigación. Por lo tanto, existe una clara necesidad de identificar los factores más importantes que se encontraron significativos y que realmente afectan el rendimiento de los estudiantes a partir de la creciente cantidad de literatura EDM. El objetivo de este artículo es investigar la literatura relacionada con EDM e identificar los factores más importantes y más estudiados que infuyen el rendimiento de los estudiantes en la educación superior, así como producir un conjunto generalizado de factores y atributos que se cree afectan el desempeño de los estudiantes y los resultados del aprendizaje en el sector de la educación superior. Para llevar a cabo este estudio, se ha revisado la literatura existente utilizando

un método de revisión sistemática de la literatura (SLR). SLR es uno de los enfoques más comunes utilizados para la revisión de la literatura (Al-Emran et al. 2018), y sirve a nuestro objetivo que suponía proporcionar un resumen de los estudios relacionados con EDM e identificar los factores que afectan el desempeño de los estudiantes en la educación superior.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera. La metodología de la revisión sistemática de la literatura se explica en la siguiente sección. La sección 3 demuestra los resultados obtenidos a partir de este estudio. La discusión de los resultados se describe en la Secc. 4, mientras que las observaciones finales se demuestran en la Secc. 5.

## 2 Método de revisión sistemática

En este artículo, empleamos una metodología SLR estándar, que sigue las pautas propuestas por Kitchenham et al. (2009). SLR tiene muchas ventajas sobre los métodos de revisión de literatura simples y no estructurados, ya que es más probable que se considere confiable e imparcial (Al-Qaysi et al. 2018). Además, la información recopilada de los SLR es muy confiable, ya que se obtuvo de varias fuentes (Kitchenham y Charters 2007). Hay tres fases principales de SLR, a saber, planificación, realización y presentación de informes (Kitchenham et al. 2009). Las dos primeras fases se analizan en las siguientes dos subsecciones, mientras que la tercera fase se analiza en la Secc. 3.

#### 2.1 Planificación

La planificación representa la primera fase del método SLR que incluye cinco pasos según las siguientes subsecciones.

### 2.1.1 Identificar el objetivo de investigación y las preguntas de investigación

Nuestro objetivo en este documento es revisar sistemáticamente la literatura relevante a través del proceso SLR (Kitchenham y Charters 2007), y nuestras preguntas de investigación son las siguientes:

- ¿Cuáles son los factores que afectan el desempeño de los estudiantes en la educación superior?
- ¿Cuáles son las técnicas de minería de datos utilizadas para analizar y predecir el rendimiento de los estudiantes?
   mance?

## 2.1.2 Identificar las palabras clave

Nuestras palabras clave de búsqueda fueron impulsadas principalmente por las preguntas de investigación establecidas en la subsección anterior. Después de identificar las palabras clave de búsqueda, tuvimos que preparar una cadena de búsqueda que debería funcionar con los motores de búsqueda de las bibliotecas a buscar, que se identificarán en la siguiente sección. La cadena de búsqueda utilizada en este estudio es: [("extracción de datos" O "extracción de datos educativos") Y ("factores que afectan el desempeño de los estudiantes" O "predicción del desempeño de los estudiantes")].

Como se puede ver en la cadena de búsqueda, el término "predecir el rendimiento de los estudiantes" se agregó a la cadena de búsqueda a pesar de que no aparecía en las preguntas de investigación. Esto se debe a que hemos notado en la etapa de planificación que hay muchos estudios de investigación que incluyeron este término en sus títulos y/o resúmenes, lo que indica que la investigación es

13

relacionados con EDM, y estos estudios de investigación predicen el rendimiento de los estudiantes en función de otros atributos.

### 2.1.3 Identificar las fuentes

Se seleccionaron las siguientes bases de datos de bibliotecas en línea y motores de búsqueda para buscar el SLR actual: ScienceDirect, EBSCO, ProQuest, JSTOR y Taylor & Francis. Los autores de este estudio asumieron que estas bases de datos son las principales fuentes para recopilar artículos relacionados con EDM y el desempeño de los estudiantes.

### 2.1.4 Identificar los criterios de inclusión/exclusión

Nuestros criterios de inclusión se muestran en la Tabla 1. Cada estudio encontrado en los resultados de la búsqueda debe cumplir con estos criterios para ser incluido en nuestro SLR.

# 2.1.5 Identificar la estrategia de extracción de datos

En este estudio, los datos fueron recolectados con base en los campos descritos en la Tabla 2. Los artículos de investigación que no tenían uno o más campos de los datos descritos en la Tabla 2 fueron excluidos del estudio.

### 2.2 Realización de la revisión

La realización de la revisión representa la segunda fase del método SLR que incluye cinco pasos según las siguientes subsecciones.

## 2.2.1 Identificar la investigación

En este paso, comenzamos a buscar en las bases de datos de las bibliotecas en línea con la cadena de búsqueda antes mencionada. Los resultados de búsqueda iniciales devueltos por los motores de búsqueda se ilustran en la Tabla 3.

# 2.2.2 Seleccionar los Estudios

En este estudio, la selección de artículos se realizó de acuerdo con los Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis (PRISMA) (Liberati et al. 2009).

Tabla 1 Criterios de inclusión

Criterios de inclusión

una. Debe cumplir con las condiciones de las palabras clave de investigación

B. Debe clasificarse como una investigación de minería de datos o aprendizaje automático.

C. Debe incluir los factores estudiados

 D. Los artículos de texto completo deben estar disponibles y accesibles, y no deben ser accesibles a través de arXiv

mi. No debe ser un artículo de revisión.

F. Debe ser publicado en la última década (es decir, entre 2009 y 2018)

gramo. Debe estar escrito en idioma inglés

Tabla 2 Diseño de datos

Articulo	Descripción del Artículo
Identificación de papel	Se asigna un número de identificación a cada trabajo de investigación para que sea fácilmente referenciable durante la revisión.
Fuente	La fuente de la base de datos del trabajo de investigación.
Título del trabajo	El título del trabajo de investigación.
diario	La revista que publicó el trabajo de investigación.
Autor	El(los) autor(es) del trabajo de investigación
Año	El año de publicación del artículo
país de estudio	El país en el que se realizó el estudio del trabajo de investigación.
Factores estudiados	La lista de factores que se estudiaron en el trabajo de investigación.
Categoría(s) de factores	Las categorías de los factores del campo anterior, tales como: demografía de los estudiantes, información social de los estudiantes, actividades de e-Learning, etc.
Factores que se encontraron significa	ativos La lista de factores que se encontraron significativos por los investigadores de este estudio de la lista completa de factores estudiados
Enfoques de minería de datos	Las técnicas de minería de datos utilizadas en el trabajo de investigación, tales como: clasificación, agrupamiento, etc
Algoritmos de minería de datos	Los algoritmos de minería de datos que se utilizaron en el trabajo de investigación, tales como: árboles de decisión, SVM, agrupamiento de K-Means, etc.
Técnicas de recopilación de datos La	s técnicas que se utilizaron para recopilar datos en el trabajo de investigación, tales como: encuestas, datos de sistemas de información de estudiantes, datos de sistemas de aprendizaje electrónico, etc.
Tamaño del conjunto de datos	El tamaño del conjunto de datos que se utilizó en el trabajo de investigación.

Tabla 3 Resultados de la búsqueda inicial

Resultados
48
80
34
201
57
420

PRISMA exhibe el flujo de información a lo largo de las fases de SLR, en el que mapea el número de artículos identificados, incluidos, excluidos y las razones detrás de las exclusiones (Liberati et al. 2009). La figura 1 ilustra el diagrama de flujo PRISMA. En eso, seleccionamos los artículos de investigación que cumplen con los criterios de inclusión/exclusión y examinamos los contenidos de los artículos seleccionados para verificar su elegibilidad para la selección. Luego aplicamos la selección automática y semiautomática de artículos. El proceso de selección automática involucra el examen de los artículos contra los títulos, resúmenes y palabras clave, mientras que la selección semiautomática involucra la lectura del texto completo de los artículos restantes.

Como resultado de la selección automática, encontramos 218 artículos duplicados, en los cuales, 57 no cumplían con las palabras clave de investigación y no estaban relacionados con el tema de este estudio SLR, 19 no eran una investigación de minería de datos, 23 no eran de libre acceso ni disponible, o un artículo de arXiv, 21 eran artículos de revisión y 34 eran artículos que no estaban en inglés. Además, las fechas de investigación se establecieron como un filtro de búsqueda en el motor de búsqueda y se excluyeron de los resultados de búsqueda iniciales.

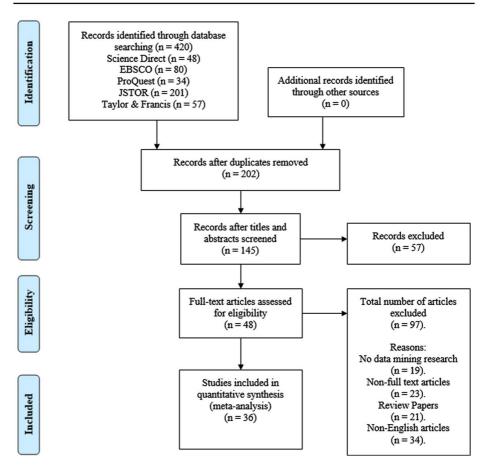


Fig. 1 Diagrama de flujo PRISM

Finalmente, nos quedamos con 48 trabajos de investigación. Al aplicar la selección semiautomática de artículos y leer los artículos a texto completo, se encontró que 12 artículos no incluían los factores que afectan el desempeño de los estudiantes; por lo tanto, también fueron excluidos de la lista. Por lo tanto, el tamaño final del conjunto de datos del SLR es de 36 trabajos de investigación. La Tabla 11 (Ver "Apéndice") enumera los 36 trabajos de investigación seleccionados para esta SLR.

### 2.2.3 Evaluar la calidad del estudio

Para evaluar la calidad de los artículos seleccionados en la subsección anterior, debemos responder las preguntas de la Tabla 4 para cada artículo del conjunto de datos. Cabe mencionar que el análisis de los estudios recopilados fue realizado por el primer y segundo autor de este estudio mediante el análisis manual de cada artículo. La tasa de acuerdo entre codificadores para la codificación fue del 97,5%. Las diferencias de análisis entre los dos autores se resolvieron mediante discusión y revisión adicional de los estudios en disputa.

En consecuencia, las respuestas a las preguntas de la Tabla 4 aceptan tres puntuaciones: Sí (1), Parcialmente (0,5) y No (0). La suma de los puntajes de todas las preguntas de cada estudio dará como resultado un puntaje de calidad acumulativo para cada artículo de 9. El resultado luego se convierte

# **Tabla 4** Preguntas de evaluación de la calidad (Kitchenham y Cartas 2007)

-	
#	Pregunta
P1 ¿Está	án claramente establecidos los objetivos del estudio?
P2 ¿S	Se describe adecuadamente la investigación?
P3 ¿E	El estudio explora la diversidad de perspectivas y contextos?
Lخ P4	Los objetivos conducen claramente a conclusiones?
P5 ¿S	Son importantes los hallazgos?
P6 ;S	Se presentan hallazgos negativos?
P7 ;E	Explican los investigadores las consecuencias de algún problema?
A; 89	Agrega el estudio a su conocimiento o comprensión?

en un porcentaje, por ejemplo, 7 de 9 es 77,78%. La Tabla 12 (Ver "Apéndice") muestra los puntajes de calidad acumulativos para todos los artículos incluidos en nuestro conjunto de datos junto con sus resultados porcentuales, ordenados por porcentaje.

P9 ¿Los resultados se suman a la literatura?

Como se muestra en la Tabla 12, 34 de los 36 trabajos lograron una puntuación igual o superior a 4,5 (50%), mientras que solo dos obtuvieron un valor de 4/9 (44,44%) debido a su baja calidad y bajo contenido. Los artículos mejor puntuados son RP10 y RP22 con una puntuación de 8/9 (88,9%).

En consecuencia, los dos artículos con puntaje bajo (RP130, RP136) se eliminaron del proceso SLR y los 34 restantes se guardaron para los pasos posteriores.

### 2.2.4 Extraer los datos

En este paso, los datos requeridos para nuestro estudio SLR se extraerán de los documentos seleccionados de acuerdo con el diseño de datos en la Tabla 2. Nos enfocamos en este paso en encontrar los factores que afectan el desempeño de los estudiantes y, lo que es más importante, aquellos que fueron encontrado significativo por los investigadores en sus artículos, así como las técnicas y algoritmos de minería de datos utilizados por los investigadores en su investigación de minería de datos. Estos datos nos ayudarán a obtener información y resultados útiles que nos permitirán responder a nuestras preguntas de investigación. La Tabla 13 (Ver "Apéndice") resume los datos extraídos para cada artículo en nuestro conjunto de datos.

### 2.2.5 Sintetizar los datos

Extrajimos 215 factores significativos distintos de los 34 trabajos de investigación que afectan el desempeño de los estudiantes en su vida educativa. Además, durante el proceso de extracción de datos, identificamos la categoría para cada conjunto de factores que se recopilaron de cada artículo. Como resultado, encontramos categorías de nueve factores a las que pertenecen los 215 factores. Tabla 5

muestra un extracto de las nueve categorías de factores junto con sus descripciones, mientras que las fuentes y el número de artículos para estas categorías se ilustran en la parte extendida de la Tabla 14 en el "Apéndice".

# 3 resultados

En esta sección, informamos los resultados de nuestro estudio SLR, donde responderemos nuestras preguntas de investigación y elaboraremos los resultados interesantes que obtuvimos a partir de los datos extraídos.

Tabla 5 Descripción de las categorías de factores (extracto)

Categoría	Descripción
Actividad de aprendizaje electrónico para estudiantes	Los registros de actividad de los estudiantes en los sistemas de aprendizaje electrónico, como el número de inicios de sesión, el número de tareas realizadas, el número de cuestionarios realizados, etc
Calificaciones previas de los estudiantes y rendimiento en clase	Las calificaciones u otros indicadores de rendimiento de los estudiantes en cursos, semestres o años anteriores.
Ambiente de los estudiantes	Los atributos de un ambiente estudiantil, tales como: el tipo de escuela, la tipo de aula, periodo de clase, etc.
Datos demográficos de los estudiantes	Los datos demográficos de un estudiante, tales como: género, edad, nacionalidad, etnicidad, etc
Atributos del instructor	Información sobre el instructor del alumno y su evaluación resultados
Atributos del curso	Información sobre el curso o módulo que el estudiante está tomando, como por ejemplo, duración del recorrido, dificultad, etc.
información social de los estudiantes	Información relacionada con la vida social del estudiante, como el número de amigos, si fuma o no, etc.
Evaluaciones del curso	Datos recopilados de encuestas de evaluación del curso, como preguntas relacionadas a la claridad del curso, el nivel de satisfacción, etc.
Información sobre la experiencia de los estu	udiantes Información sobre la experiencia de los estudiantes sobre el curso, como la preparación del estudiante y la autoeficacia

# 3.1 Pregunta de investigación 1: Factores que afectan el desempeño de los estudiantes

### 3.1.1 Distribución de artículos de investigación por categorías de factores

Clasifcamos cada artículo en una o más categorías, como se describe en la Tabla 5. Estas incluyen: (1)

Actividad de aprendizaje electrónico de los estudiantes, (2) Calificaciones previas de los estudiantes y

rendimiento en clase, (3) Entorno de los estudiantes, (4) Datos demográficos de los estudiantes, (5) Atributos del instructor, (6)

Atributos del curso, (7) información social de los estudiantes, (8) evaluaciones del curso y (9) información de la

experiencia de los estudiantes. Como puede verse en la Fig. 2, los más comunes y ampliamente utilizados

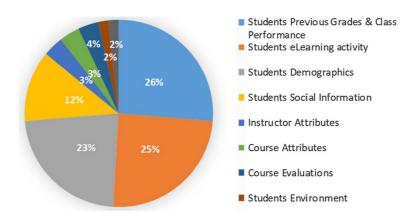


Fig. 2 Distribución de artículos de investigación por categoría

Las categorías de factores para predecir el desempeño de los estudiantes en la educación superior son las calificaciones anteriores de los estudiantes y el desempeño en clase (26 %), seguidas de la actividad de aprendizaje electrónico de los estudiantes (25 %), la demografía de los estudiantes (23 %) y la información social de los estudiantes (12%), respectivamente. Estas 4 categorías se presentaron en el 86% de las investigaciones analizadas.

Este hallazgo está de acuerdo con los hallazgos de una revisión sistemática previa de la literatura realizada por Shahiri et al. (2015), que mostró que el CGPA y las notas de evaluación interna son los atributos más utilizados en la comunidad EDM para predecir el rendimiento de los estudiantes. Esto coincide con nuestra categoría de factor superior que representa las "calificaciones anteriores y el desempeño en clase de los estudiantes". Las otras cinco categorías, que representan un total del 14 %, fueron utilizadas por algunos estudios y no aparecían con frecuencia en otros artículos de investigación; por lo tanto, se consideraron como factores ad hoc.

### 3.1.2 Distribución de artículos de investigación por año de publicación

La Tabla 6 indica que el campo de investigación de minería de datos educativos fue el más popular en 2016, donde más del 17,5 % de la investigación se llevó a cabo en este año, y se inició un aumento significativo de interés en 2012.

### 3.1.3 Distribución de artículos de investigación por técnicas de recopilación de datos

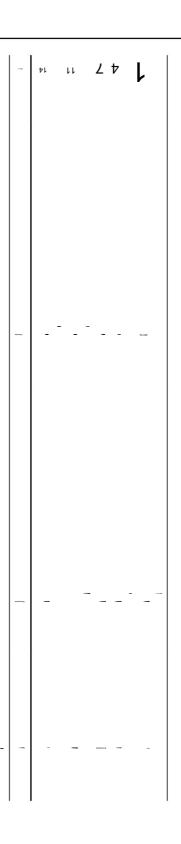
Se agregó otra dimensión a la recopilación de datos, que son las técnicas de recopilación de datos. De hecho, identificamos cinco técnicas de recopilación de datos, a saber: (1) registros del sistema de aprendizaje electrónico, (2) datos del sistema de información de los estudiantes, (3) encuestas, (4) encuestas de evaluación de cursos y (5) registros de acceso a la red. . La Tabla 7 resume las técnicas de recopilación de datos utilizadas por los trabajos de investigación en nuestro conjunto de datos.

## 3.2 Pregunta de investigación 2: Técnicas de minería de datos utilizadas para analizar y predecir Rendimiento de los estudiantes

Los principales enfoques de minería de datos utilizados en la mayoría de los estudios analizados son: (1) clasificación y (2) agrupamiento. La Tabla 8 resume la distribución de artículos de investigación en nuestro conjunto de datos por los dos enfoques de minería de datos descritos. El principal enfoque de minería de datos utilizado

**Tabla 6** Distribución de la investigación artículos por año de publicación

Año	Documentos	Número de papeles
2009	RP142	1
2010	RP28, RP35, RP113	3
2011	RP120, RP127, RP128	3
2012	RP23, RP25, RP33, RP43	4
2013	RP16, RP34, RP323	3
2014	RP9, RP44, RP67, RP123	4
2015	RP1, RP81, RP174, RP220	4
2016	RP10, RP12, RP22, RP36, RP75, RP198	6
2017	RP2, RP7, RP69, RP94	4
2018	RP5, RP277	2



**Tabla 8** Distribución de artículos de investigación por enfoques de minería de datos

Enfoque de minería de datos	Documentos	
		Número de
		documentos
Clasifcación	Todo	34
Agrupación	RP2, RP23, RP25, RP34	4

es clasificación. Se encontró que todos los trabajos de investigación en el conjunto de datos han utilizado el enfoque de clasificación para clasificar y predecir el desempeño de los estudiantes. Por otro lado, solo 4 trabajos de investigación han utilizado el agrupamiento junto con la clasificación, lo cual fue útil para averiguar cuántos grupos diferentes de estudiantes estaban disponibles en el conjunto de datos y extraer las características específicas de cada grupo. Este hallazgo está en línea con los hallazgos de un estudio previo realizado por Peña-Ayala (2014), donde mostró que la clasificación y el agrupamiento eran las técnicas de minería de datos más típicas utilizadas por la investigación de EDM.

Además, extrajimos 141 técnicas/algoritmos de minería de datos utilizados por los 34 artículos de nuestro conjunto de datos. De los cuales, 74 eran distintos. Los algoritmos son: 1NN, 3NN, ADTree, algoritmo a priori, redes neuronales artificiales, BayesNet, regresión bivariada, BP, árbol de decisión C4.5, árbol de decisión CART, CHAID, CitationKNN, agrupamiento, árbol de decisión CRT, árbol de decisión (DT), DecisionStump, DTNB, EM, FarthestFirst, Feed-Forward Neural Network (FFNN), G3P-MI, GP-ICRM, Gradient Boosting (GBM), HierarchicalClusterer, IBk, ICRM v1, ICRM v2, ICRM v3, ICRM2, árbol de decisión ID3, J48, Jrip, K-Means Clustering, K-Nearest Neighbor (k-NN), LADTree, LGR, regresión lineal ponderada localmente, regresión logística, MILR, red neuronal de perceptrón multicapa (MLP), árboles modelo, logística múltiple Regresión (MLR), clasificadores Naïve Bayes, NaiveBayesSimple, red neuronal (NN), NLPCA, Nnge, OneR, PART, prisma, clasificador SFAM de conjunto probabilístico (PESFAM), conjunto probabilístico simplificado difuso ARTMAP, modelo proporcional impar (POM), radial Red de función básica (RBF), bosque aleatorio, árbol aleatorio, red RBF, regresión, modo de red neuronal de regresión I (RNN), REPTree, Resonance Theory Mapping (PESFAM), Ridor, RIPPER, Rule Induction, sIB, SimpleCart, SimpleKMeans, SMO, Support Vector Machine (SVM), Support Vector Ordinal Regression (SVOR), System for Educational Data Mining (SEDM), Visualización, WINNOW, Xmeans. Sin embargo, los algoritmos más utilizados que se utilizaron en 4 o más trabajos de investigación (es decir, en más del 10% de los trabajos), se muestran en la Tabla 9.

Además, fusionamos algoritmos similares en una categoría, por ejemplo, ID3 y C4.5 son árboles de decisión, por lo que los agrupamos en la categoría de árbol de decisión. Después de hacerlo, terminamos con 7 categorías de algoritmos. La Tabla 10 muestra los 7 grupos de algoritmos y la frecuencia de su uso en los artículos de investigación analizados.

Como se puede observar en la Tabla 10, las categorías de algoritmos de minería de datos más utilizadas son los árboles de decisión, los clasificadores Naïve Bayes y las redes neuronales artificiales.

# 4. Discusión

Este estudio reporta una revisión sistemática de la literatura sobre el desempeño académico de los estudiantes en la educación superior. El estudio fue diseñado para identificar los factores más comúnmente estudiados que afectan el desempeño de los estudiantes, así como las técnicas de minería de datos más comunes aplicadas para identificar estos factores. El estudio revisó 34 artículos de investigación relacionados

**Tabla 9** Algoritmos de minería de datos más utilizados

		31
Algoritmo	Frecuencia	Porcentajea (%)
Clasificadores Naïve Bayes	13	38.2
Máquina de vectores de soporte (SVM)	8	23.5
Regresión logística	6	17.6
K-vecino más cercano (k-NN)	5	14.7
Árbol de decisión ID3	4	11.8
C4.5 Árbol de decisiones	4	11.8
Árbol de decisión (DT)	4	11.8
Perceptrón multicapa (MLP) red neuronal	4	11.8
Red neuronal (NN)	4	11.8

<sup>&</sup>lt;sup>a</sup>El porcentaje calculado es sobre el total de artículos analizados (N=34)

Tabla 10 Algoritmos más utilizados por categoría

Algoritmo	Frecuencia	Porcentajea (%)
Árboles de decisión	35	24,8
Clasificadores Naïve Bayes	14	9.9
Redes neuronales artificiales	13	9.2
Regresión	12	8.5
Máquinas de vectores soporte	9	6.4
K-vecino más cercano	8	5.7
K-medias	3	2.1
Otros algoritmos	47	33.3

<sup>&</sup>lt;sup>a</sup>El porcentaje calculado es sobre el total de algoritmos (N=141)

al tema y llegó a los resultados de la distribución de la investigación a través de múltiples dimensiones.

En términos de la primera dirección de la investigación, los resultados principales mostraron que las calificaciones previas de los estudiantes y el desempeño en clase, la actividad de aprendizaje electrónico de los estudiantes, la demografía de los estudiantes y la información social de los estudiantes son generalmente los principales factores que afectan el desempeño académico de los estudiantes en la educación superior, educación.

Según la literatura (Asif et al. 2017; Burgos et al. 2018; Gómez-Rey et al. 2016; Kotsiantis et al. 2010; Márquez-Vera et al. 2013, 2016), la primera categoría que se relaciona con los estudiantes Las calificaciones previas y el rendimiento en clase también se consideraron como uno de los factores influyentes que podrían afectar el rendimiento académico de los estudiantes. Este hallazgo podría explicarse porque el rendimiento de los estudiantes sigue siendo el mismo a lo largo de su vida educativa. En otras palabras, si el estudiante tiene la costumbre de tener buenas notas al inicio de sus estudios, las mantendrá buenas por el resto de su vida académica. Esto es igualmente lo mismo para los estudiantes que tienden a obtener malas calificaciones, también pueden mantener el mismo patrón a lo largo de su estudio y, definitivamente, esto podría afectar su desempeño en los estudios actuales y futuros. Para las instituciones de educación superior, estos resultados podrían ayudar a las partes interesadas en la educación a centrarse en las áreas específicas de debilidad en la vida académica de los estudiantes y tratar de superar estas deficiencias mejorando los resultados y la calidad de la educación de los estudiantes.

Los resultados también coincidieron con la literatura existente (Abdous et al. 2012; Burgos et al. 2018; Hung et al. 2012; Lara et al. 2014; Xing et al. 2015; Zafra y Ventura 2012), en la que También se encontró que la segunda categoría de factores (es decir, la actividad de e-Learning de los estudiantes) tiene un impacto significativo en el rendimiento académico de los estudiantes. Esto indica que cuanto más participen los estudiantes en actividades de aprendizaje electrónico (p. ej., acceder a material en línea, resolver cuestionarios en línea y cargar tareas en el sistema de aprendizaje electrónico), es más probable que los estudiantes obtengan calificaciones más altas y mejoren su rendimiento general. En la práctica, estos resultados podrían ayudar a las instituciones educativas a concentrarse en las actividades de aprendizaje electrónico de los estudiantes y promover el uso de sistemas de aprendizaje electrónico para aumentar el rendimiento de los estudiantes y la calidad de la educación (Salloum et al. 2019).

Con respecto a las otras dos categorías de factores que se relacionan con la demografía de los estudiantes y la información social de los estudiantes, se postula que estas categorías son categorías más específicas de los estudiantes que tienen que ver con los antecedentes de los estudiantes y los comportamientos de su entorno. Estos dos factores dependen principalmente de los propios estudiantes, y los estudiantes deben cuidarlos y tratar de evitar cualquier comportamiento o actividad social que pueda afectar su rendimiento académico. Además, los formuladores de políticas pueden utilizar tales factores para crear grupos focales para cuidar a los estudiantes y brindarles una atención especial durante su estudio en la institución.

Con respecto a las técnicas de recolección de datos, los resultados señalaron que los registros del sistema e-Learning y los datos del sistema de información de los estudiantes fueron las técnicas de recolección de datos más utilizadas en los estudios analizados. La investigación futura debería considerar otras técnicas de recopilación de datos, como encuestas, encuestas de evaluación de cursos y registros de acceso a la red, ya que estas técnicas se utilizan menos en la literatura existente.

En cuanto a la segunda dirección de investigación, los resultados señalaron que los árboles de decisión, los clasificadores Naïve Bayes y las redes neuronales artificiales son los algoritmos de minería de datos más utilizados. Este hallazgo está en línea con los hallazgos de estudios previos de revisión sistemática de la literatura (Peña-Ayala 2014; Shahiri et al. 2015), donde se encontró que los árboles de decisión y los clasificadores Naïve Bayes son las técnicas de minería de datos más utilizadas en la investigación de EDM . . Teniendo en cuenta estos resultados disponibles, se sugiere que se realicen más investigaciones para referirse a otros algoritmos de minería de datos que podrían agregar conclusiones más significativas y razonables.

Aunque la revisión sistemática actual comparte parcialmente las mismas preguntas de investigación que con Shahiri et al. (2015) y Peña-Ayala (2014), también tiene varias diferencias que debemos discutir. Primero, el lapso de tiempo de los artículos de investigación analizados oscila entre 2002 y 2015 en términos del estudio de revisión realizado por Shahiri et al. (2015), y entre 2010 y 2013 en cuanto al estudio de revisión realizado por Peña-Ayala (2014). En comparación con estas revisiones, el lapso de tiempo de los estudios analizados en este estudio de revisión oscila entre 2009 y 2018. En segundo lugar, con respecto a la estrategia de búsqueda, Shahiri et al. (2015) se ha centrado principalmente en recopilar estudios relacionados con el "rendimiento de los estudiantes" y la "minería de datos educativos", mientras que Peña-Ayala (2014) se ha concentrado en recopilar estudios relacionados con "enfoques EDM" y "herramientas EDM". Para hacer que este estudio de revisión sea más distintivo, se ha centrado en recopilar estudios relacionados con "factores que afectan el rendimiento de los estudiantes" y "técnicas de minería de datos o minería de datos educativos". Cambiar la estrategia de búsqueda nos permite recuperar artículos diferentes de los que se recuperaron en revisiones anteriores.

En tercer lugar, Shahiri et al. (2015) concluyeron que el árbol de decisión y las redes neuronales fueron las técnicas de minería de datos más utilizadas, mientras que Peña-Ayala (2014) indicó que el teorema de Bayes, el árbol de decisión, el aprendizaje basado en instancias (IBL) y el modelo oculto de Markov (HMM) fueron las técnicas más utilizadas. En este estudio, los resultados fueron respaldados parcialmente, en los que se observó que el árbol de decisión, los clasificadores Naïve Bayes y las redes neuronales artificiales son las técnicas de minería de datos más comunes utilizadas para predecir el comportamiento de los estudiantes.

rendimiento. En general, las diferencias entre este estudio de revisión y los anteriores radican en la brecha entre el tiempo, la estrategia de búsqueda y los resultados obtenidos. Por lo tanto, este estudio podría servir como una referencia integral para continuar con la investigación en EDM en general, y el rendimiento de los estudiantes en particular.

## 5 Conclusión y trabajo futuro

En este documento, identificamos los factores más comunes y ampliamente estudiados que afectan el rendimiento de los estudiantes en la educación superior, así como los enfoques, técnicas y algoritmos de minería de datos más comunes utilizados para clasificar y predecir el rendimiento de los estudiantes. Seguimos una metodología de revisión sistemática de la literatura que constaba de múltiples fases y pasos. Este proceso se inicia con la planificación de la revisión, desde la formulación de las preguntas de investigación, pasando por el establecimiento de los criterios de inclusión y exclusión, hasta la decisión de la estrategia de extracción de datos. Además, la segunda fase consistió en los pasos para realizar la revisión, que comenzó con la búsqueda e identificación de los artículos de investigación para la revisión de la literatura, pasó por la evaluación de la calidad de los artículos de investigación seleccionados y finalizó con la extracción de los datos y su síntesis. Finalmente, terminamos informando los resultados de nuestra investigación SLR, que concluyó que los factores más comunes y ampliamente utilizados para predecir el desempeño de los estudiantes en la educación superior son las calificaciones anteriores de los estudiantes y el desempeño en clase, la actividad de aprendizaje electrónico de los estudiantes, los ' datos demográficos e información social de los estudiantes. Además, los resultados también mostraron que las técnicas de minería de datos más comunes y ampliamente utilizadas en el campo EDM son los árboles de decisión, los clasificadores Naïve Bayes y las redes neuronales artificiales.

Como trabajo futuro, los investigadores pueden benefciarse de los resultados de esta revisión sistemática de la literatura al emplearla en sus investigaciones futuras, en particular, los resultados principales que resaltan las categorías de factores que afectan el desempeño de los estudiantes y que se usan con mayor frecuencia, así como los resultados más frecuentes. técnicas de minería de datos utilizadas. Sin mencionar que tener un conjunto genérico de categorías de factores brinda varias posibilidades para adaptar el uso de estas categorías y generar factores específicos dentro de la categoría de cada institución educativa, ya que puede diferir de un lugar a otro y de un momento a otro. hora. Como limitación, este estudio se ha centrado en algunas bases de datos en cuanto a la recogida de artículos. Además, los intentos futuros pueden considerar otras bases de datos y motores de búsqueda para la recopilación de artículos con el fin de aprovechar la cantidad de estudios analizados.

## **Apéndice**

Ver tablas 11, 12, 13 y 14.

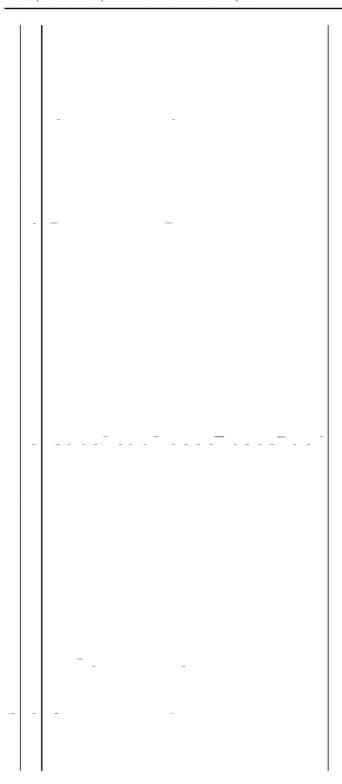
Johny	_	_	_	-	-		-	_	_		_	_	_	-	-		_	-	_			_
overp		_	 	 		 _		_	_				-	_		_		_	-	_	_	-
econg	ЬФЯ				214/8				85-58	8923		9548					6948	Std8	1899	\$0.65°	cuda	orida

ř												
ховту	-	-		-	-	-	-	-	-		-	
oisab	-	_	_			_	_	 _	-	_	_	
amany	- sales		-	-	-		IMPON)		swona	03888		
-	टरभ्वत	ZT-dd	801-dal	001-08	501-00	ones	P.CI-dR	861-08	00048	12548	ccus	

Tabla 12 Puntuaciones y porcentajes de calidad

Identificaci	ón del p	apel Q1	Q2 Q3	Q4 Q5	Q6 Q7 (	Q8 Q9 I	ountuac	ión de d	alidad	Porcentaje (%)	)
RP10	1	1	1	1	1	0	1	1	1	8	88.89
RP22	1	1	1	1	1	0	1	1	1	8	88.89
RP113	1	1	1	1	1	0	0.5	1	1	7.5	83.33
RP1	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP2	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP5	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP7	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP9	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP12	1	1	1	1	1	0	0	1	1	7	77.78
RP23	1	1	1	1	1	0	0.5	1	0.5	7	77.78
RP28	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP33	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP34	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP44	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP75	1	1	1	1	1	0	0	1	1	7	77.78
RP142	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP174	1	1	1	1	1	0	0	1	1	7	77.78
RP198	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP323	1	1	1	1	1	0	0.5	0.5	1	7	77.78
RP220	1	1	1	1	0.5 0		0.5	0.5	1	6.5	72.22
RP16	1	1	1	1	0.5 0		0	0.5 1		6	66.67
RP25	1	1	1	1	0.5 0		0,5 0,	5 0,5 6			66.67
RP123	1	0,5 0	,5 1		1	0	0	1	1	6	66.67
RP35	1	1	1	1	0.5 0		0	0,5 0,	5 5,5		61.11
RP36	1	1	1	1	0.5 0		0.5 0		0,5 5,	5	61.11
RP43	1	1	1	1	0.5 0		0	0,5 0,	5 5,5		61.11
RP67	1	1	1	0.5 0	.5 0		0.5 0		1	5.5	61.11
RP69	1	1	1	0.5 1		0	0	0	1	5.5	61.11
RP94	1	0,5 0	,5 1		0.5 0		1	0	1	5.5	61.11
RP127	1	0,5 0	,5 1		1	0	0	0.5 1		5.5	61.11
RP277	1	1	1	1	0.5 0		0	0,5 0,	5 5,5		61.11
RP120	1	0,5 0	,5 0,5 0			0	1	1	0.5 5		55.56
RP81	1	0	0.5 1		0.5 0		0.5	0.5	0.5	4.5	50.00
RP128	1	0.5	0.5	0.5	1	0	0	0.5	0.5	4.5	50.00
RP130	1	0.5	0.5	0.5	0.5 0		0	0.5	0.5 4		44.44
RP136	1	0.5	0.5	0.5	0.5 0		0	0.5	0.5 4		44.44

I	ĺ		1	
		-		
			_	
	-			
	1			
	1			
	1			
	T.			
	1			
	-			
	-			
		148	7.08 Sab Ada Sab	



	<b>-</b> -		-
	_		
	moles, and	widos	
-	- 		-

			-	
1				
1	 	 ·		
T			_	

	-	-
-	_	
-	Quiqi -	·
-	-	-

	-				-	-	
	-				_	_	
-	-				-	-	_

		-	watering	NORTH	
	-		name.	MANUAL STATES OF THE STATES OF	
	-		numbers	only species	
1					
			_		
	_	-	-		

ī	1	ì
	MINTEL MANUEL — —	
		.
.	IRade	

	-	-	-	www.
-				
	- man manda			
	-	_	_	 -

		_		
			-	-
	-	somes uppointly	mans.	mounts
		_		
	-			
٠	-		=	-

-	-	-	
-			
	_		
	_		
	_		
	_		
	_		

enthers		
_	-	tl tl
	-	91
_	Sdă	L
	-	EI
_	Tage .	7
-	to de	7
_	-	2
_	we	7
_	रक्षत	L

# Referencias

- Abazeed, A. y Khder, M. (2017). Un modelo de clasificación y predicción del desempeño de los estudiantes en la universidad nivel de versidad. Revista de Ciencias de la Computación, 13, 228–233.
- Abdous, M., He, W. y Yen, CJ (2012). Uso de la minería de datos para predecir las relaciones entre el tema de las preguntas en línea y la calificación final. *Tecnología Educativa y Sociedad*, 15(3), 77–88.
- Abu Saa, A. (2016). Minería de datos educativos y predicción del rendimiento de los alumnos. Revista internacional de informática avanzada y aplicaciones. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070531.
- Abu Saa, A., Al-Emran, M. y Shaalan, K. (2019). Extracción de registros del sistema de información de los estudiantes para predecir el rendimiento académico de los estudiantes. En Conferencia internacional sobre tecnologías y aplicaciones avanzadas de aprendizaje automático (págs. 229–239). Berlín: Springer.
- Al-Emran, M., Mezhuyev, V., Kamaludin, A. y Shaalan, K. (2018). El impacto de los procesos de gestión del conocimiento en los sistemas de información: una revisión sistemática. Revista Internacional de Gestión de la Información, 43, 173–187.
- Al-Qaysi, N., Mohamad-Nordin, N. y Al-Emran, M. (2018). Una revisión sistemática de la aceptación de las redes sociales desde la perspectiva de las teorías y modelos educativos y de sistemas de información. *Journal of Educational Computing Research*. https://doi.org/10.1177/0735633118817879.
- Anuradha Bharathiar, C. y Velmurugan, T. (2015). Un análisis comparativo sobre la evaluación de algoritmos de clasificación en la predicción del rendimiento de los estudiantes. Revista india de ciencia y tecnología. https://doi.org/10.17485/ijst/2015/v8i.
- Araque, F., Rolddsán, C., & Salguero, A. (2009). Factores que infuyen en las tasas de abandono universitario. computar ers y Educación. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2009.03.013.
- Asif, R., Merceron, A., Ali, SA y Haider, NG (2017). Analizar el rendimiento de los estudiantes de pregrado utilizando la minería de datos educativos. *Informática y Educación*. https://doi.org/10.1016/j.compe de.2017.05.007.
- Badr El Din Ahmed, A., Sayed Elaraby, I. y Sayed Elaraby, I. (2014). Minería de datos: una predicción del rendimiento de los estudiantes utilizando el método de clasificación. Revista mundial de aplicaciones y tecnología informática. https://doi.org/10.13189/wjcat.2014.020203.
- Bakhshinategh, B., Zaiane, OR, ElAtia, S. e Ipperciel, D. (2018). Aplicaciones y tareas de minería de datos educativos: una encuesta de los últimos 10 años. Educación y Tecnologías de la Información. https://doi. org/10.1007/s10639-017-9616-z.
- Baradwaj, B. y Pal, S. (2012). Minería de datos educativos para analizar el desempeño de los estudiantes. *Internacional Revista de informática avanzada y aplicaciones*. 2(6), 63–69.
- Berland, M., Baker, RS y Blikstein, P. (2014). Minería de datos educativos y análisis de aprendizaje: Aplicaciones a la investigación construccionista. Tecnología, Conocimiento y Aprendizaje. https://doi.org/10.1007/s10758-014-9223-7.
- Bhardwaj, BK y Pal, S. (2012). Minería de datos: una predicción para la mejora del rendimiento mediante la clasificación. (IJCSIS) Revista internacional de informática y seguridad de la información, 9(4), 1–5.
- Burgos, C., Campanario, ML, de la Peña, D., Lara, JA, Lizcano, D., & Martínez, MA (2018). Minería de datos para modelar el desempeño de los estudiantes: un plan de acción de tutoría para prevenir la deserción académica. Informática y Ingeniería Eléctrica. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.03.005.
- Cerezo, R., Sánchez-Santillán, M., Paule-Ruiz, MP, & Núñez, JC (2016). Patrones de interacción LMS de los estudiantes y su relación con el rendimiento: un estudio de caso en la educación superior. *Informática y Educación*. https://doi.org/10.1016/ j.compedu.2016.02.006.
- Chamizo-González, J., Cano-Montero, El, Urquia-Grande, E., & Muñoz-Colomina, Cl (2015). Extracción de datos educativos para mejorar los resultados del aprendizaje en la enseñanza de la contabilidad en la educación superior. Revista internacional de tecnología de la información y el aprendizaje. https://doi.org/10.1108/IJILT -08-2015-0020.
- Costantini, P., Linting, M. y Porzio, GC (2010). Minería de datos de rendimiento a través de PCA no lineal con escalado óptimo. Modelos Estocásticos Aplicados en Negocios e Industria. https://doi.org/10.1002/ asmb.771
- Fernandes, E., Holanda, M., Victorino, M., Borges, V., Carvalho, R., & Van Erven, G. (2018). Minería de datos educativos: análisis predictivo del rendimiento académico de estudiantes de escuelas públicas de la capital de Brasil. Revista de Investigación Empresarial. https://doi.org/10.1016/ji.jbusres.2018.02.012.
- Gamulin, J., Gamulin, O. y Kermek, D. (2016). Uso de los coeficientes de Fourier en el análisis de series temporales para la predicción del rendimiento de los estudiantes en entornos de aprendizaje mixto. Sistemas expertos. https://doi. org/10.1111/exsy.12142.
- Gómez-Rey, P., Fernández-Navarro, F., & Barberà, E. (2016). Regresión ordinal por un modelo gravitacional en el campo de la minería de datos educativos. Sistemas expertos. https://doi.org/10.1111/exsy.12138.

- Hasheminejad, SM y Sarvmili, M. (2018). S3PSO: Predicción del rendimiento de los estudiantes basada en parti optimización de enjambre de cle. Revista de inteligencia artificial y minería de datos, 7, 77-96.
- Hu, Y.-H., Lo, C.-L. y Shih, S.-P. (2014). Desarrollar sistemas de alerta temprana para predecir el rendimiento del aprendizaje en línea de los estudiantes. *Computadoras en el Comportamiento Humano*. https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.04.002.
- Huang, S. y Fang, N. (2013). Predicción del rendimiento académico de los estudiantes en un curso de ingeniería dinámica: una comparación de cuatro tipos de modelos matemáticos predictivos. *Informática y Educación*. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.08.015.
- Hung, J., Hsu, Y.-C. y Rice, K. (2012). Integración de la minería de datos en la evaluación de programas de educación en línea K-12. *Tecnología Educativa y Sociedad*. https://doi.org/10.1207/s15327752jpa8502.
- Jiang, YH, Javaad, SS y Golab, L. (2016). Minería de datos de evaluaciones de cursos de pregrado. *Informática en la Educación*. https://doi.org/10.15388/infedu.2016.05.
- Kitchenham, B. y Charters, S. (2007). Pautas para realizar revisiones sistemáticas de literatura en ingeniería de software (págs. 1–57). Grupo de Ingeniería de Software, Facultad de Informática y Matemáticas, Universidad de Keele.
- Kitchenham, B., Pearl Brereton, O., Budgen, D., Turner, M., Bailey, J. y Linkman, S. (2009). Revisiones sistemáticas de la literatura en ingeniería de software: una revisión sistemática de la literatura. *Tecnologías de la información y el software*. https://doi.org/10.1016/j.infsof.2008.09.009.
- Kotsiantis, SB (2012). Uso de técnicas de aprendizaje automático para propuestas educativas: un sistema de apoyo a la decisión para pronosticar las calificaciones de los estudiantes. Revisión de inteligencia artificial. https://doi.org/10.1007/ s10462-011-9234-x.
- Kotsiantis, S., Patriarcheas, K. y Xenos, M. (2010). Un conjunto incremental combinacional de clasificadores como técnica para predecir el desempeño de los estudiantes en la educación a distancia. Sistemas Basados en el Conocimiento. https:// doi.org/10.1016/j.knosvs.2010.03.010.
- Lara, JA, Lizcano, D., Martínez, MA, Pazos, J., & Riera, T. (2014). Un sistema para el descubrimiento de conocimiento en entornos e-Learning dentro del espacio europeo de educación superior: Aplicación a datos de estudiantes de la Universidad Abierta de Madrid, UDIMA. *Informática y Educación*, 72, 23–36. https://doi. org/10.1016/j.compedu.2013.10.009.
- Liberati, A., Altman, DG, Tetzlaf, J., Mulrow, C., Gøtzsche, PC, Ioannidis, J., et al. (2009). La declaración PRISMA para informar revisiones sistemáticas y metanálisis de estudios que evalúan intervenciones de atención médica: explicación y elaboración. Revista de Epidemiología Clínica. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2009.06.006.
- Macfadyen, LP y Dawson, S. (2010). Extracción de datos LMS para desarrollar un "sistema de alerta temprana" para educadores: una prueba de concepto. *Informática y Educación*. https://doi.org/10.1016/j.compe de.2009.09.008.
- Márquez-Vera, C., Cano, A., Romero, C., Noaman, AYM, Mousa Fardoun, H., & Ventura, S. (2016).
  Predicción de la deserción temprana mediante minería de datos: un estudio de caso con estudiantes de secundaria.
  Sistemas expertos. https://doi.org/10.1111/exsy.12135.
- Márquez-Vera, C., Cano, A., Romero, C., & Ventura, S. (2013). Predecir el fracaso estudiantil en la escuela utilizando programación genética y diferentes enfoques de minería de datos con datos de alta dimensión y desequilibrados. Inteligencia Aplicada. https://doi.org/10.1007/s10489-012-0374-8.
- Mwalumbwe, I. y Mtebe, JS (2017). Uso de análisis de aprendizaje para predecir el rendimiento de los estudiantes en el sistema de gestión de aprendizaje de Moodle: un caso de la Universidad de ciencia y tecnología de Mbeya. Revista electrónica de sistemas de información en países en desarrollo. https://doi. org/10.1002/j.1681-4835.2017.tb00577.x.
- Pandey, Reino Unido y Pal, S. (2011). Minería de datos: una predicción de rendimiento o bajo rendimiento mediante la clasificación. Revista internacional de informática y tecnologías de la información, 2, 686–690.
- Peña-Ayala, A. (2014). Minería de datos educativos: una encuesta y un análisis basado en la minería de datos de trabajos recientes. Sistemas Expertos con Aplicaciones. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.08.042.
- Romero, C., López, MA, Luna, JM, & Ventura, S. (2013). Predecir el rendimiento final de los estudiantes a partir de la participación en foros de discusión en línea. *Informática y Educación*. https://doi. org/10.1016/j.compedu.2013.06.009.
- Romero, C. y Ventura, S. (2007). Minería de datos educativos: una encuesta de 1995 a 2005. Expert Sys artículos con Aplicaciones. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.005.
- Salloum, SA, Al-Emran, M., Shaalan, K. y Tarhini, A. (2019). Factores que afectan la aceptación del aprendizaje electrónico: un estudio de caso de los EAU. Educación y Tecnologías de la Información, 24(1), 509–530. https://doi.org/10.1007/s10639-018-9786-3.
- Shahiri, AM, Husain, W. y Rashid, NA (2015). Una revisión sobre la predicción del rendimiento de los estudiantes utilizando técnicas de minería de datos. Procedia Informática. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.157.

13

- Wook, M., Yusof, ZM y Nazri, MZA (2017). Aceptación de la minería de datos educativos entre estudiantes de pregrado. Educación y Tecnologías de la Información. https://doi.org/10.1007/s1063 9-016-9485-x.
- Xing, W., Guo, R., Petakovic, E. y Goggins, S. (2015). Modelo de predicción del rendimiento final del estudiante basado en la participación a través de programación genética interpretable: integración de análisis de aprendizaje, minería de datos educativos y teoría. Computadoras en el Comportamiento Humano. https://doi.org/10.1016/j. chb.2014.09.034.
- Yadav, S., Bharadwaj, B. y Pal, S. (2012). Aplicaciones de minería de datos: un estudio comparativo para predecir el desempeño de los estudiantes. Revista internacional de tecnología innovadora e ingeniería creativa, 1, 13–19.
- Yadav, SK y Pal, S. (2012). Minería de datos: una predicción para la mejora del rendimiento de los estudiantes de ingeniería mediante la clasificación. World of Computer Science and Information Technology Journal WCSIT. https://doi.org/ 10.1142/9789812771728\_0012.
- Yukselturk, E., Ozekes, S., Türel, YK, Educación, C., Ozekes, S., Türel, YK, et al. (2014). Predicción de la deserción estudiantil: una aplicación de métodos de minería de datos en un programa de educación en línea. Revista Europea de Educación Abierta, a Distancia y E-Learning. https://doi.org/10.2478/eurodl-2014-0008.
- Zafra, A. y Ventura, S. (2012). Programación genética de instancias múltiples para predecir el rendimiento de los estudiantes en entornos educativos basados en la web. Computación blanda aplicada. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.03.054.
- Zhou, Q., Zheng, Y. y Mou, C. (2015). Predecir el desempeño de los estudiantes en un curso fuera de línea a partir de sus comportamientos en línea. En 2015 V congreso internacional de tecnologías digitales de información y comunicación y sus aplicaciones, DICTAP 2015. https://doi.org/10.1109/DICTAP.2015.7113173.

Nota del editor Springer Nature se mantiene neutral con respecto a los reclamos jurisdiccionales en los mapas publicados y las afiliaciones institucionales.