

Tipo de artículo: Artículo original

Implementación de algoritmos de Inteligencia Artificial en la predicción de nuevos conocimientos mediante enseñanza constructivista

Implementation of Artificial Intelligence algorithms in the prediction of new knowledge through constructivist teaching

Alberto Rodríguez Rodríguez¹ , <https://orcid.org/0000-0002-1238-0106>

Antonieta del Carmen Rodríguez González² , <https://orcid.org/0000-0002-0377-4013>

Julio C. Pino Tarragó³ , <https://orcid.org/0000-0002-0377-4007>

Dunia L. Domínguez Gálvez⁴ , <https://orcid.org/0000-0001-7577-4367>

¹Carrera Tecnologías de la Información, Facultad de Ciencias Técnica, Universidad Estatal del Sur de Manabí. alberto.rodriguez@unesum.edu.ec

²Carrera Tecnologías de la Información, Facultad de Ciencias Técnica – Centro de Idiomas, Universidad Estatal del Sur de Manabí. antonieta.rodriguez@unesum.edu.ec

³Carrera Ingeniería Civil, Facultad de Ciencias Técnica. Universidad Estatal del Sur de Manabí julio.pino@unesum.edu.ec

⁴Nivelación de Carreras, Universidad Estatal del Sur de Manabí. dunia.dominguez@unesum.edu.ec

* Autor para correspondencia: alberto.rodriguez@unesum.edu.ec

Resumen

El Proceso de Enseñanza-Aprendizaje se encuentra regulado por el nivel de asimilación de los conocimientos de los estudiantes. En un enfoque constructivista el estudiante auto regula su aprendizaje en la creación del nuevo conocimiento. Estimar el nivel alcanzado para la introducción de nuevos contenidos representa una problemática que debe ser estimada por el profesor para lograr el mejor escenario de aprendizaje. La presente investigación describe una solución al escenario antes planteado a partir de la implementación de algoritmos computacionales de Inteligencia Artificial en la predicción de nuevos conocimientos mediante una enseñanza constructivista. El núcleo de inferencia se gestiona mediante el algoritmo de árboles de decisión y el algoritmo de los k vecinos más cercanos. Como resultado se obtiene la propuesta de predicción de los nuevos conocimientos a enseñar.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; constructivismo; enseñanza; predicción; K vecinos; Árbol de decisión.

Abstract

The Teaching-Learning Process is regulated by the level of assimilation of the students' knowledge. In a constructivist approach, the student self-regulates her learning in the creation of new knowledge. Estimating the level reached for the introduction of new content represents a problem that must be estimated by the teacher to achieve the best learning scenario. The present research describes a solution to the scenario raised above from the implementation of Artificial Intelligence computational algorithms in the prediction of the constructivist teaching of new knowledge. The inference kernel is managed by the decision trees algorithm and the k nearest neighbors algorithm. As a result, the prediction proposal of the new knowledge to be taught is obtained.

Keywords: Artificial intelligence; constructivism; teaching; prediction; K neighbors; Decision tree.



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

Recibido: 02/10/2020
Aceptado: 15/01/2021

Introducción

La asimilación de nuevos conocimientos en los estudiantes representa una actividad graduada por la base conceptual previa que estos posean (Angulo Vergara et al., 2019). A partir de una concepción didáctica constructivista el aprendizaje es regulado por la construcción del nuevo conocimiento a partir del escenario propuesto por el profesor (Velazquez et al., 2020).

Estimar el nivel alcanzado por los estudiantes para la introducción de nuevos contenidos representa una problemática donde el profesor estima el conocimiento asimilado en función de nuevas construcciones. Problemas de esta naturaleza han sido abordados por la ciencia a partir de técnicas de minería de datos (Pérez-Gutiérrez, 2020), (PÉREZ-SUASNAVAS et al., 2020).

La minería de dato como técnica de la inteligencia artificial ha sido introducida en diferentes aplicaciones en el ámbito educacional (Jiménez Chaves et al., 2020), (Mancilla-Vela et al., 2020). El uso de técnicas de minería permite la predicción de comportamientos en problemas asociados al contexto educativo. El empleo de técnicas de la minería de datos, representaría un método de predicción para la introducción de nuevos conocimientos.

A partir de la problemática antes descrita se define como objetivo de la presente investigación implementar algoritmos computaciones de Inteligencia Artificial en la predicción de nuevos conocimientos mediante una enseñanza Constructivista.

Preliminares

Con el objetivo introducir los principales elementos teóricos que sustentan el objeto de estudio de la investigación la presente sección describe los diferentes conceptos que facilitan la comprensión de la investigación. Se inicia con la definición de enseñanza basada en el constructivismo. Se introduce la inteligencia artificial y la minería de datos como dominio de aplicación de la propuesta presentada.

El origen del constructivismo se lo puede encontrar en las posturas de Vico y Kant planteadas ya en el siglo XVIII, e incluso mucho antes, con los griegos (Buenaventura, 2015), (Araya et al., 2007). El primero, es un filósofo napolitano que escribió un tratado de filosofía en 1710, en el cual sostenía que las personas, en tanto seres que elaboran explicaciones de lo que sucede en el mundo, solo pueden conocer aquello que sus estructuras cognitivas les permiten construir (Cepeda et al., 2018).



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

El aprendizaje es una construcción idiosincrásica, está condicionado por el conjunto de características físicas, sociales, culturales, incluso económicas y políticas del sujeto que aprende. Condicionamientos que también son válidos para quien enseña y su forma de hacerlo. El constructivismo basa su funcionamiento en enseñar parte del principio de que el conocimiento se construye. El método promover la participación activa de los estudiantes. El intercambio como forma de diálogo para lograr un ambiente de colaboración representa la forma de implementación del método. La correcta implementación del método permite construcción del conocimiento, tomando como base el acervo científico y tecnológico, acumulado por el ser humano a lo largo de su historia (Caycho, 2017), (Guerra García, 2020).

La Inteligencia artificial (IA) es una rama de las ciencias computacionales encargada de estudiar modelos de cómputo capaces de realizar actividades propias de los seres humanos, en base a dos de sus características primordiales: el razonamiento y la conducta (Bueno & Li, 2020). Las áreas de aplicación de la IA tienen características similares, entre las que se pueden mencionar las siguientes (Valerio et al., 2020):

- 1) Aplicación de razonamiento simbólico mediante modelos computacionales.
- 2) Aplicación de técnicas de búsqueda a problemas de IA en lugar de soluciones algorítmicas.
- 3) Minería de datos para la manipulación de información inexacta, incompleta o definida de una forma insuficiente.
- 4) Análisis de características cualitativas del problema para plantear su solución.
- 5) Utilización del significado semántico como la forma sintáctica de la información.
- 6) Manipulación de grandes cantidades de conocimiento específico para la solución de problemas.
- 7) Aplicación de conocimiento de meta-nivel para tener un control más sofisticado de estrategias de solución de problemas.

Estas características incidieron en la propuesta de considerar la elaboración de un proyecto de investigación relacionado con la enseñanza constructivista sustentado en la inteligencia artificial, que genera resultados como la presente propuesta.

La minería de dato constituye el proceso de extraer conocimiento útil y comprensible, previamente desconocido, desde grandes cantidades de datos almacenados en distintos formatos, para encontrar modelos a partir de los datos. Para que este proceso sea efectivo, debería ser automático y el uso de los patrones descubiertos debería ayudar a la toma de decisiones. Dentro de los principales métodos utilizados en la minería de datos se encuentran: búsqueda de asociaciones, detección de ciclos temporales, predicción. A continuación se describen las principales técnicas.



- La búsqueda de asociaciones consiste en determinar si un cierto suceso, está asociado a otro suceso, si es posible inferir qué determinados sucesos ocurren simultáneamente más de lo que sería esperable si fuesen independientes y es posible sugerir un producto, sabiendo que otro ha sido adquirido.
- La definición de tipologías es a efectos prácticos la posibilidad de detectar perfil de comportamientos y proyectarlos en un proceso de inferencia.
- La detección de ciclos temporales consiste en determinar para eventos recurrente un ciclo de necesidades que ocasionan determinados comportamientos a lo largo de su vida. Detectar los diferentes ciclos y la fase donde se sitúa ayudaría a la recomendación de necesidades.
- La predicción permite efectuar predicciones a partir de la probabilidad de ocurrencia de de determinado evento. La predicción se basa en la construcción de modelo a partir de los datos históricos.

Materiales y métodos

Para el desarrollo de la presente investigación se ha utilizado como herramienta de minería de datos a Weka y la metodología de minería de datos Crisp-dm y. Weka constituye es una herramienta para el aprendizaje automático y minería de datos diseñado en Java, es de distribución de licencia GNU-GLP, contiene una colección de algoritmos para el análisis de datos y modelado predictivo, permite la visualización de datos y provee una interfaz gráfica intuitiva (Kotthoff et al., 2017). Este programa se desarrolló en Java y dispone de tres entornos de trabajo gráficos y un entorno en modo consola, permitiendo la implementación de algoritmos para el preprocesamiento de datos, clasificación, clustering, selección de atributos y reglas de asociación (Arganda-Carreras et al., 2017).

La metodología Crisp-dm es estándar para la construcción de proyectos de minería de datos (Espinosa-Zúñiga, 2020), (Schäfer et al., 2018). Dentro de las principales ventajas que posee la se encuentra que puede ser integrada con una metodología de gestión de proyectos específica que complemente las tareas administrativas y técnicas, además es de libre distribución (Espitia & Montilla, 2018). El funcionamiento de la metodología se basa en organizar el desarrollo de un proyecto de minería de datos en una serie de fases o etapas que funcionan de manera cíclica e iterativa como se relacionan a continuación.

- Comprensión del negocio: consiste en comprender o definir el problema de objeto de estudio. Representa el elemento más importante de la metodología a partir de este paso se define el objetivo a alcanzar.
- Comprensión de los datos: se basa en la búsqueda de la información y de las variables que se utilizarán para la generación de los indicadores del proceso a los cuales se aplicara minería de datos, contiene algunas tareas como es la recolección de datos, teniendo claro desde qué lugar fueron obtenidos.



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

- Preparación de los datos: realiza tareas como la selección de datos escogiendo un subconjunto de los datos recopilados en la etapa anterior. Limpieza de los datos, preparándolos para la fase de modelación, ya sea aplicando técnicas de normalización, discretización de campos numéricos, tratamiento de valores nulos.
- Modelado: se modela el proceso a partir de la técnica de modelado que se ajuste al problema a resolver, aplica tareas basado en el objetivo principal del proyecto
- Evaluación: consiste en evaluar el modelo en base al cumplimiento de los criterios de éxito del problema, realiza una revisión del proceso teniendo en cuenta los resultados obtenidos.

La figura 2 muestra un diagrama con la estructura de la metodología Crisp-dm.

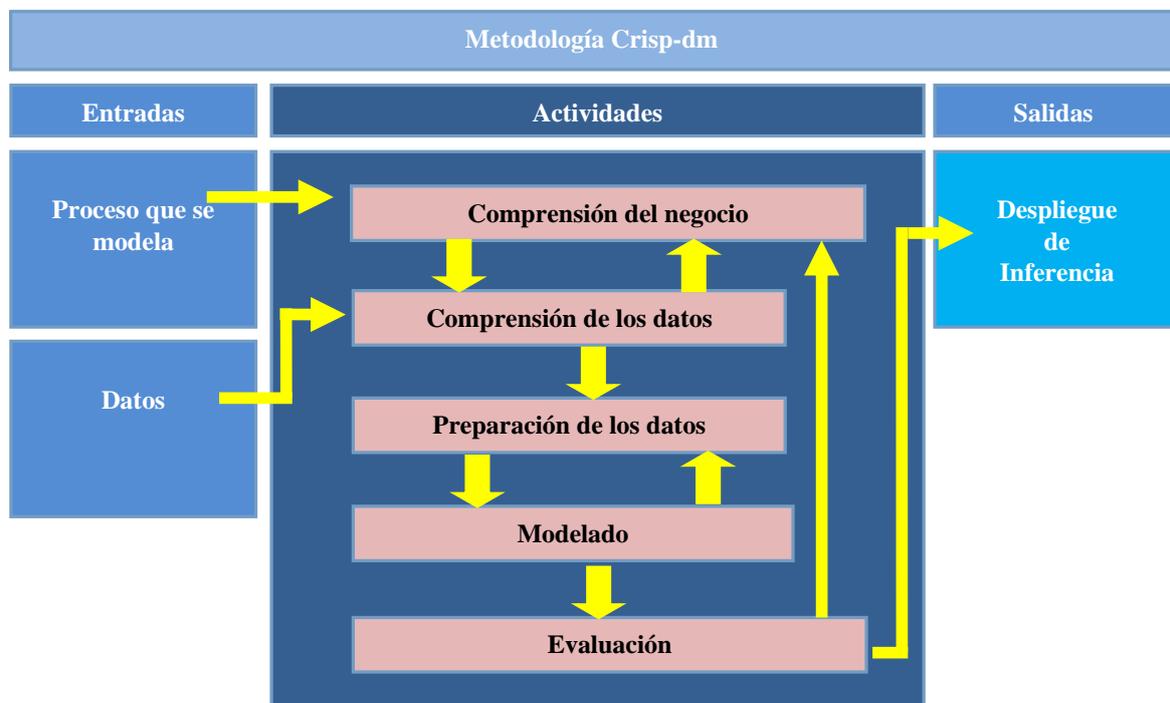


Figura 1: Representación de la estructura de la metodología Crisp-dm.

Resultado y discusiones

Para la implementación de la investigación se describe la aplicación de técnicas de minería de datos en la predicción de nuevos conocimientos mediante enseñanza constructivista. La propuesta fue implementada en la Universidad



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

Estatel del Sur de Manabi, Ecuador. Se aplicó en un escenario real con datos personales, institucionales y las interacciones de los estudiantes. La gestión fue guiada por la metodología Crisp-dm como una guía que permita desarrollar el proyecto. A continuación se realiza una descripción de los principales resultados en cada fase de la metodología.

Compresión del Negocio

La etapa se centra en determinar los objetivos y los requerimientos para convertir este conocimiento como el planteamiento de un escenario de minería de datos y en un plan preliminar designado para alcanzar los objetivos. Posee las actividades objetivos del negocio y requerimientos.

Objetivos del Negocio

Determinar los algoritmos de Inteligencia Artificial que implementen técnicas de minería de datos para la predicción nuevos conocimientos mediante enseñanza constructivista.

Diseñar un modelo computacional que implemente algoritmos de Inteligencia Artificial y técnicas de minería de datos para que permitan predecir nuevos conocimientos mediante enseñanza constructivista.

Evaluar el modelo computacional en un escenario real a través de los datos de predicción de nuevos conocimientos mediante enseñanza constructivista.

Requerimientos

Disponer de las informaciones necesarias sobre el comportamiento de los estudiantes en la asimilación de nuevos conocimientos para la obtención del modelo.

Seleccionar los algoritmos de Inteligencia Artificial y las de técnicas de minería de datos que garanticen la resolución de la problemática planteada.

Contar con herramientas que permitan la implementación de los algoritmos y las técnicas de minería de datos para la implementación del modelo.

Comprensión de los Datos

En esta etapa se recolectó los datos relacionados con las interacciones de los estudiantes para una mejor comprensión de los mismos, de manera que es el primer acercamiento que se tiene para posteriormente realizar el análisis y de esta manera identificar algún inconveniente que exista, de tal forma que se analizó la estructura de los datos mediante consultas ejecutadas en la base de datos.

Recolección de Datos iniciales

Los datos recolectados pertenecen a las interacciones de los estudiantes de Matemáticas Discretas de la Universidad Estatal del Sur de Manabí en el curso escolar 2019 - 2020, para ello se descargó la información de la plataforma



Classroom, entre la información con la que se trabajó se tiene las interacciones de los estudiantes según las actividades que desarrollaron en el curso, las mismas que se describen a continuación:

Interacción con los archivos compartidos con las temáticas del curso.

Realizaron tareas y evaluaciones, para la aprobación del curso.

Leer o imprimir los contenidos y actividades del curso.

Enviar las actividades al docente para su corrección y recibir sus calificaciones.

Evaluaciones On-Line y calificaciones.

De esta manera se ofrece a los estudiantes en formación la oportunidad de reforzar el aprendizaje brindando a través de contenidos y evaluaciones, para posibilitar la interacción estudiante-profesor y estudiante-herramientas.

Preparación de los Datos

Para el proceso de preparación de los datos consistió en su adecuación para trabajar con las técnicas de minería de datos seleccionada. Consta de algunas tareas como la selección de datos, donde se eligió una estructura de datos recopilados en la etapa anterior. Se realizó la limpieza de los datos para poder generar el modelo de minería de datos, de tal manera que no debe contener valores nulos, lo que permite obtener mejores resultados.

- Se consideran solo registros no duplicados (2000 registros que representan 78% de la base original). Esta base se denomina en lo sucesivo *muestra limpia*.

Estructura de los Datos

La estructura constituye el elemento de entrada del modelo computacional, se tiene como referencia las informaciones personales y las interacciones de los estudiantes con diferentes recursos académicos. La tabla 1 muestra la estructura:

Tabla 1. Atributos de minería de datos para determinar las interacciones de los estudiantes.

Atributo	Tipo de Datos	Categorización
interacciones recurso	Int	IRB IRM IRA
interacciones tareas	Int	
interacciones recurso educativos	Int	Bajo medio alto
interacciones cuestionarios	Int	IRB IRM IRA
interacciones exámenes	Nominal	1 2 3



Modelado

El modelado de minería de datos se nutre del set final de la etapa anterior definida en la tabla 1. Se procesa con la técnica y finalmente la herramienta elegida de minería de datos para realizar los distintos procedimientos con la finalidad de obtener los resultados del modelo.

Determinar la Técnica de Minería de Datos

La mayoría de casos de éxito relacionados con el estudio de entornos virtuales con diferentes fines en donde la técnica más aplicada es Agrupamiento y Clasificación, siendo esta eficiente en el momento de analizar grandes cantidades de datos y posteriormente el desarrollo de un modelo para que mediante este se pueda tomar decisiones y mejorar el uso de los entornos virtuales de aprendizaje.

Generar el Plan de Prueba

El conjunto de datos para entrenamiento es el 82% y el conjunto de datos restantes se los utilizó para realizar la validación de tal manera que da un resultado del 100% de datos utilizados para el modelado.

A continuación, se describe el plan de pruebas realizado con los diferentes algoritmos clasificados de la siguiente forma:

Algoritmos de Reglas de decisión: Los algoritmos utilizados dentro de esta clasificación corresponden a JRip, Ridor, Prism, K-NN. Algoritmos de Arboles de decisión: Los algoritmos utilizados dentro de esta clasificación corresponden a CHAID, Decision Tree, ID3, J48.

Evaluación

En la presente etapa se realizó la evaluación del modelo para determinar si los datos obtenidos cumplen con el problema planteado, de tal forma que mediante la generación del modelo a través de los atributos definidos. Se determinó las interacciones de los estudiantes.

En la siguiente figura se indican los resultados obtenidos de cada uno de los algoritmos ya sea tanto en el entrenamiento como en la validación en donde se muestra las instancias clasificadas correctamente.

Factores para determinar la predicción de nuevos conocimientos

Los factores que influyeron en la realización del modelo se encuentran asociados entre sí, los cuales son datos: personales, institucionales, socioeconómicos e interacciones del estudiante los cuales se detallan a continuación:

Interacciones en el curso: interacciones tareas (número de accesos a las tareas), interacciones cuestionarios (número de accesos a cuestionarios evaluativos), interacciones recursos (número de accesos a los diferentes recursos educativos diseñados), interacciones exámenes (número de accesos a exámenes).



Datos personales de los estudiantes: género, estado civil, edad, servicios (Internet, televisión por cable, teléfono, celular), ciudad (estudiantes que residen en Manabí o en otra ciudad del país).

Datos socioeconómicos de los estudiantes: número Hijos, trabajo (si el estudiante trabaja o no).

A continuación se presenta cada uno de los atributos con sus respectivos pesos según los resultados obtenidos mediante el algoritmo Decisión Tree de tal forma que se pueda determinar el grado de influencia del modelo. La tabla 2 muestra el resultado asociado a los factores.

Tabla 2. Porcentaje de los factores, atributos con sus respectivos pesos.

Atributo	Porcentaje del atributo (%)
interacciones recurso	17.55
interacciones tareas	20.45
interacciones recurso educativos	20.93
interacciones cuestionarios	21.35
interacciones exámenes	19.72

A partir del peso de cada uno de los atributos pertenecientes a los datos de los estudiantes se determina la pertenencia por estudiantes. Los atributos que más inciden determinar la predicción de nuevos conocimientos mediante enseñanza constructivista.

Conclusiones

A partir del estudio realizado, se implementó en la presente investigación la metodología de minería de datos Crisp-dm para el análisis y procesamiento de las informaciones. La implementación de algoritmos computacionales sustentados en Inteligencia Artificial permitió la predicción de nuevos conocimientos mediante un enfoque de enseñanza constructivista.

Como resultado de la implementación del núcleo de inferencia mediante el algoritmo de árboles de decisión y el algoritmo de los k vecinos más cercanos, se determinó la propuesta de predicción de los nuevos conocimientos a enseñar.

Agradecimientos

Los autores de la presente investigación agradecen a la dirección del proyecto de investigación "Enseñanza Constructivista sustentada en Inteligencia Artificial" de la Universidad Estatal del Sur de Manabí.



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

Conflictos de intereses

Los autores de la presente investigación declaran que no poseen conflictos de intereses.

Financiamiento

La presente investigación ha sido financiada mediante el proyecto de investigación "Enseñanza del Constructivismo sustentada en Inteligencia Artificial"

Referencias

- Angulo Vergara, M. L., Arteaga Valdés, E., & Carmenate Barrios, O. (2019). La significación del contexto para la formación y asimilación de conceptos matemáticos. Principios básicos. *Revista Universidad y Sociedad*, 11(5), 33-41. http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S2218-36202019000500033&script=sci_arttext&lng=pt
- Araya, V., Alfaro, M., & Andonegui, M. (2007). Constructivismo: orígenes y perspectivas. *Laurus*, 13(24), 76-92. <https://www.redalyc.org/pdf/761/76111485004.pdf>
- Arganda-Carreras, I., Kaynig, V., Rueden, C., Eliceiri, K. W., Schindelin, J., Cardona, A., & Sebastian Seung, H. (2017). Trainable Weka Segmentation: a machine learning tool for microscopy pixel classification. *Bioinformatics*, 33(15), 2424-2426. <https://academic.oup.com/bioinformatics/article/33/15/2424/3092362>
- Buenaventura, U. (2015). Las corrientes constructivistas y los modelos autoestructurantes. *Los modelos pedagógicos*, 143-185.
- Bueno, G. V., & Li, F.-F. (2020). Inteligencia artificial: un punto de encuentro para todos. *Inteligencia artificial*, 21(1). <http://www.revista.unam.mx/2020v21n1/editorialv21n1/>
- Caycho, T. (2017). Una visión actual del constructivismo. *Propósitos y Representaciones*, 5(2), 475-482. http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2307-79992017000200011
- Cepeda, H. I. F., Correa, K. E. M., Lozano, E. V., & Urquiza, D. F. Z. (2018). Análisis crítico del conductismo y constructivismo, como teorías de aprendizaje en educación. *Open Journal Systems en Revista: REVISTA DE ENTRENAMIENTO*, 4(1), 01-12. <http://www.refcale.uleam.edu.ec/index.php/enrevista/article/viewFile/2312/1245>
- Espinosa-Zúñiga, J. J. (2020). Aplicación de metodología CRISP-DM para segmentación geográfica de una base de datos pública. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 21(1). http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S1405-77432020000100008&script=sci_arttext



- Espitia, E., & Montilla, A. F. (2018). Applying CRISP-DM in a KDD process for the analysis of student attrition. Colombian Conference on Computing,
- Guerra García, J. (2020). El constructivismo en la educación y el aporte de la teoría sociocultural de Vygotsky para comprender la construcción del conocimiento en el ser humano. *Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores*, 7(2).
- Jiménez Chaves, V. E., García Torres, M., & Vázquez Noguera, J. L. (2020). Análisis de la Minería de Datos en el ámbito de la Educación. *Revista Paraguaya de Educación*, 8(2).
- Kotthoff, L., Thornton, C., Hoos, H. H., Hutter, F., & Leyton-Brown, K. (2017). Auto-WEKA 2.0: Automatic model selection and hyperparameter optimization in WEKA. *The Journal of Machine Learning Research*, 18(1), 826-830. <http://www.jmlr.org/papers/volume18/16-261/16-261.pdf>
- Mancilla-Vela, G., Leal-Gatica, P., Sánchez-Ortiz, A., & Vidal-Silva, C. (2020). Factores asociados al éxito de los estudiantes en modalidad de aprendizaje en línea: un análisis en minería de datos. *Formación universitaria*, 13(6), 23-36. <https://scielo.conicyt.cl/pdf/formuniv/v13n6/0718-5006-formuniv-13-06-23.pdf>
- Pérez-Gutiérrez, B. R. (2020). Comparación de técnicas de minería de datos para identificar indicios de deserción estudiantil, a partir del desempeño académico. *Revista UIS Ingenierías*, 19(1), 193-204. <https://revistas.uis.edu.co/index.php/revistausingenierias/article/download/9834/10291/>
- PÉREZ-SUASNAVAS, A. L., Karina, C., & Hasperué, W. (2020). Beneficios del uso de técnicas de minería de datos para extraer y analizar datos de twitter aplicados en la educación superior: una revisión sistemática de la literatura. *Teoría de la Educación. Revista Interuniversitaria*, 32(2), 181-218. <https://revistas.usal.es/index.php/1130-3743/article/view/teri.22171>
- Schäfer, F., Zeiselmaier, C., Becker, J., & Otten, H. (2018). Synthesizing CRISP-DM and quality management: A data mining approach for production processes. 2018 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD),
- Valerio, M., Quesada, A., & Carvallo, S. (2020). Uso de tecnología basada en inteligencia artificial y conjuntos de datos comerciales para mejorar la productividad: Pueden las computadoras reemplazar a los humanos también en términos de pensadores? *International Journal of Modern Engineering Technologies*, 2(2). <https://icdst.ir/OAJ/index.php/IJMET/article/viewFile/29/56>
- Velazquez, R. V., Piguave, C. C., Valdés, I. E., & Zúñiga, K. M. (2020). Metodologías de enseñanza-aprendizaje constructivista aplicadas a la educación superior. *Revista Científica Sinapsis*, 3(18). <https://www.itsup.edu.ec/myjournal/index.php/sinapsis/article/download/399/557>

