

Asesorías y Tutorías para la Investigación Científica en la Educación Puig-Salabarría S.C.
José María Pino Suárez 400-2 esq a Lerdo de Tejada, Toluca, Estado de México. 7223898475
 RFC: ATI120618V12

Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores.

<http://www.dilemascontemporaneoseducacionpoliticayvalores.com/>

Año: XI Número: 1. Artículo no.:65 Período: 1ro de septiembre al 31 de diciembre del 2023

TÍTULO: Barreras para el uso de innovaciones tecnológicas en profesores de educación superior desde la minería de datos.

AUTORES:

1. Lic. Marcela de los Ángeles Yanes Pérez.
2. Dra. Martha Patricia Silva Payró.
3. Dra. Verónica García Martínez.
4. Dr. Pablo Payró Campos.

RESUMEN: Esta investigación se centró en identificar patrones de conducta entre los profesores de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco al enfrentar barreras en el uso de innovaciones tecnológicas en el contexto educativo. Se utilizó la minería de datos para analizar un conjunto de datos relevante y aplicar técnicas como árboles de decisión, agrupamiento y reglas de asociación. El estudio demostró la utilidad de las innovaciones tecnológicas, pero también señaló desafíos y limitaciones que deben abordarse. Es crucial superar estos obstáculos para maximizar el potencial de las tecnologías en la educación y brindar apoyo a los profesores. Los resultados y conclusiones pueden ser aplicables en otros entornos educativos.

PALABRAS CLAVES: barreras, innovaciones tecnológicas, profesores de educación superior, minería de datos.

TITLE: Barriers to the use of technological innovations in higher education teachers from data mining.

AUTHORS:

1. Bach. Marcela de los Ángeles Yanes Pérez.
2. PhD. Martha Patricia Silva Payró.
3. PhD. Verónica García Martínez.
4. PhD. Pablo Payró Campos.

ABSTRACT: This research focused on identifying behavior patterns among the professors of the Universidad Juárez Autónoma de Tabasco when facing barriers in the use of technological innovations in the educational context. Data mining was used to analyze a relevant data set and apply techniques such as decision trees, clustering, and association rules. The study demonstrated the usefulness of technological innovations, but also pointed out challenges and limitations that need to be addressed. It is crucial to overcome these obstacles to maximize the potential of technologies in education and support teachers. The results and conclusions may be applicable in other educational settings.

KEY WORDS: barriers, technological innovations, higher education teachers, data mining.

INTRODUCCIÓN.

La minería de datos se ha convertido en una disciplina crucial en la era digital, ya que permite a los investigadores explorar grandes conjuntos de datos y descubrir patrones y tendencias que pueden ser utilizadas para mejorar las decisiones y tomar acciones informadas.

Esta investigación consistió en la identificación de las barreras presentadas ante las innovaciones tecnológicas por profesores de educación superior, particularmente de la Universidad Autónoma de Tabasco Juárez (UJAT), la cual fue un área de creciente interés en la minería de datos a partir de la pandemia de COVID-19.

En este estudio, se abordó el tema de las barreras ante las innovaciones tecnológicas en el contexto de la educación superior. En primer lugar, se proporcionará una descripción general del estudio que

incluirá antecedentes y el planteamiento del problema. Además, se justificará la relevancia de la investigación.

El siguiente aspecto abordado será la metodología, la cual incluye la revisión del *dataset*, la selección de herramientas de minería de datos como *RapidMiner*, *SAS Enterprise Miner* y *Python*, y la aplicación de un enfoque basado en el proceso KDD para limpiar y analizar los datos. En la investigación se realizaron pruebas en el *dataset* utilizando las técnicas de minería de datos mencionadas y se presentarán los resultados obtenidos. Finalmente, se presentarán las conclusiones de la investigación relacionadas con las barreras ante las innovaciones tecnológicas en el ámbito educativo.

Es importante mencionar, que en esta investigación se utilizó el cuestionario "Barreras para la adopción de innovaciones tecnológicas", para encuestar a los profesores de la UJAT, lo cual fue fundamental para obtener los datos relevantes.

DESARROLLO.

Innovaciones tecnológicas.

Las innovaciones tecnológicas son herramientas fundamentales para la formación y su incorporación en el ámbito educativo es enorme, con un auge más notable en el siglo XXI; no obstante, la pandemia denominada COVID-19 sugirió un cambio drástico en las instituciones educativas, debido a que no era normal trabajar por completo con ellas. En el ámbito educativo, Jara *et al.* (2021, p. 33) expresan que “el cambio de la modalidad presencial a la virtual demostró que los profesores y los alumnos no estaban preparados en la utilización de tecnologías para la rutina escolar diaria”.

Es a partir de este tipo de cambios repentinos, que se empezó a hablar de la sociedad de la información, y en este sentido, los tipos de utilización de las innovaciones se volvieron importantes al ser percibidas como fundamentales (Arancibia *et al.*, 2020).

Santiago (2021, p. 149) hace referencia a que: "Desde hace tiempo los grados de interconexión han aumentado considerablemente, el avance de los nuevos datos y los avances en la correspondencia se

presentan como un aparato vital que puede mejorar el acceso a la información, pero también la posibilidad de mezclarla con un número mayor de personas". Este autor prioriza a la nueva modalidad, debido a que en algún momento se haría esencial el implementar tecnologías no solo como auxiliares en los proyectos, sino como un instrumento diario en todos los ámbitos.

Barreras tecnológicas.

Las innovaciones tecnológicas son consideradas como las mejores herramientas de la actualidad; sin embargo, una investigación del Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM) con el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) descubrió que los efectos de esta pandemia fueron contraproducentes, creando diversas barreras tecnológicas; “para el caso específico de México, se identificó que el 35% de los profesores reportaron baja o ninguna conexión a Internet dentro de sus instalaciones, afectando negativamente en sus actividades académicas” (Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey y Banco Interamericano de Desarrollo, 2021, p. 2).

En consecuencia, García y Silva (2021, p.36), afirman que: Existen diversas barreras que enfrentan las instituciones para introducir con éxito la innovación tecnológica en el ámbito educativo, donde se han identificado dos grupos de barreras que ocurren en las implementaciones de TI: extrínsecas e intrínsecas. Las primeras se refieren a los recursos con los que cuentan los académicos para llevar a cabo sus actividades. El segundo grupo se conforma de las reflexiones de los académicos acerca de su relación con las tecnologías; así mismo, obtuvieron que el 81% de los profesores deseaban más tiempo para aprender a trabajar con plataformas y entornos digitales, lo cual confirmó que existía una necesidad de formarse más en el uso de las innovaciones tecnológicas.

Se han desarrollado diversos estudios e investigaciones respecto a las carencias y necesidades que surgieron a partir de la pandemia, los cuales han recopilado diversa información, así como las perspectivas de profesores y alumnos de las instituciones, pero para conocerlas mejor, han requerido de la implementación de *software* de minería de datos, con los cuales se ha proporcionado la

información más oportuna del momento, así como sus presentaciones eficaces, gracias al uso de estas herramientas.

Minería de datos.

La minería de datos nació de la idea de aprovechar dos situaciones: las cantidades masivas de datos y el potencial de las nuevas tecnologías que realiza operaciones analíticas sobre estos datos para su procesamiento.

La minería de datos –también conocida como *data mining*, por su traducción del inglés– permite encontrar información oculta en los datos que no siempre es evidente. La minería de datos es la herramienta encargada de analizar, descubrir y preparar datos para extraer información antes no visible, pero de gran utilidad (Belinchón, 2019). Si todos los datos necesarios se leen y analizan; en general, pueden brindar información procesable (futuras tendencias y comportamientos) que ayuden a la toma de decisiones, porque todos los datos en sí, para el administrador del sistema, no son los más apropiados, sino la información contenida en sus ramificaciones o búsquedas específicas; es decir, los datos que dependen de ellos.

Cuando la escala y cantidad de datos es notablemente difícil de procesar por el hombre, se necesita el apoyo y eficiencia de las innovaciones tecnológicas; es por ello, por lo que se requiere de métodos inteligentes y específicos de análisis de los datos que puedan descubrir información útil a partir de estos, como lo es el proceso KDD. El término KDD, por sus siglas en inglés *Knowledge Discovery in Databases*, propuesto en el año de 1989, se refiere a la extracción de conocimiento a partir de una base de datos, y donde el conocimiento verdaderamente útil es aquel que se encuentra tras la exploración de los datos (Shahbazi & Byun, 2022).

Planteamiento del problema.

En la región sureste del país, en particular para el caso de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco (UJAT), la pandemia obligó a la suspensión de actividades a partir de marzo del 2020, por lo que tuvo

que adaptarse a la implementación de tecnologías como apoyo a la modalidad de clases virtuales; por consiguiente, el presente estudio se desarrollará con el propósito de analizar los datos obtenidos a través un cuestionario denominado “Barreras para la adopción de innovaciones tecnológicas”, proporcionado por García y Silva (2021), el cuál fue aplicado a profesores de la UJAT, pertenecientes a las 12 divisiones académicas, quienes impartieron clases durante el período 2020-2021.

Debido a la cantidad de datos, se implementaron tres herramientas de *data mining*, con el propósito de determinar cuál de ellas es la más apropiada para analizar e identificar las barreras del uso de innovaciones tecnológicas; esto mediante técnicas de agrupamiento, reglas de asociación y árboles de decisión. Con lo anterior expuesto, también se utilizará el proceso KDD, con el que se explorarán los comportamientos que presentaron los encuestados ante dichas dificultades.

Justificación.

Las barreras del uso de innovaciones tecnológicas han sido estudiadas a nivel nacional e internacional en diversas investigaciones; también se ha hablado acerca de las carencias y necesidades que surgieron a partir de la pandemia COVID-19 en el entorno de la Educación Superior, las cuales han recopilado diversa información, como las perspectivas de profesores y alumnos de las instituciones, pero para analizarlas mejor, requirieron de la implementación de *software* de minería de datos, con los cuales lograron proporcionar la información más oportuna de aquel momento, así como sus presentaciones eficaces, gracias al uso de estas herramientas.

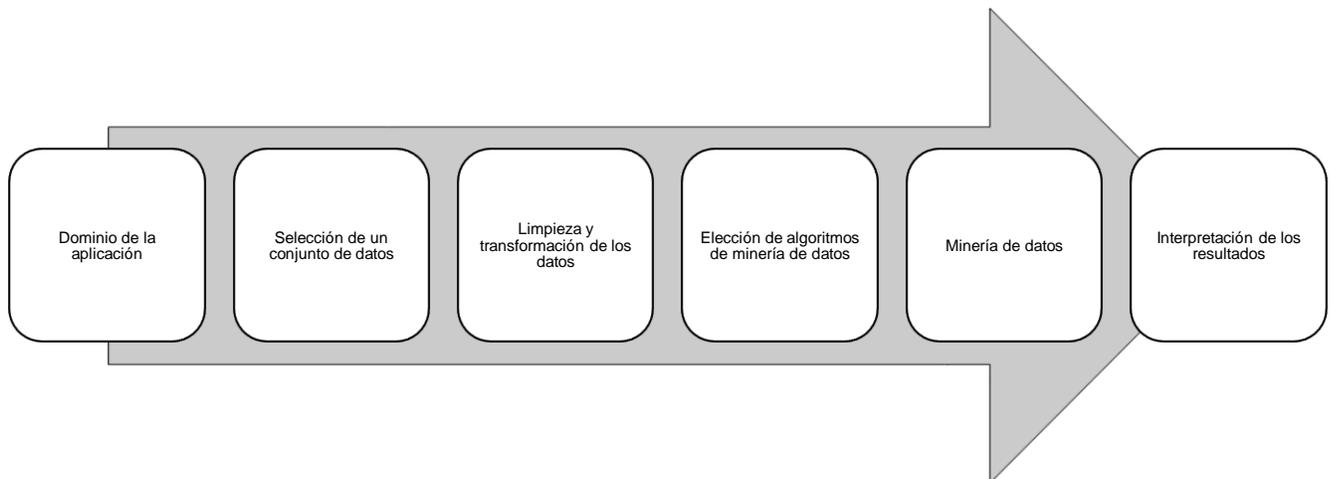
Esta investigación fue realizada con el propósito de explorar patrones de conducta de los profesores en relación con el uso de tecnologías innovadoras. Para lograr esto, se utilizaron herramientas de minería de datos, que permitieron identificar las barreras que surgieron durante la implementación de estas tecnologías. Por consiguiente, el hecho de identificar los patrones de conducta de los encuestados logró aportar nuevos descubrimientos en esta área de investigación, así mismo brindó información relevante

para la toma de decisiones y/o propuestas de ejecución de alternativas para ser implementadas en las instituciones educativas de nivel superior.

Metodología utilizada.

La metodología utilizada en la investigación se basó en el enfoque cuantitativo y estuvo conformada por seis etapas: dominio de la aplicación, selección de un conjunto de datos, limpieza y transformación de los datos, elección de algoritmos de minería de datos, minería de datos e interpretación de los resultados. De lo anteriormente expuesto, estas etapas son representadas por medio de la figura 1 (ver figura 1).

Figura 1. Fases de la metodología de la investigación.



Nota: Elaboración propia.

La primera etapa se trató del aprendizaje de la minería de datos; es decir, se estudiaron conceptos y técnicas claves del tema, así como del manejo y uso de herramientas, para posteriormente reforzar los conocimientos con base en las herramientas que se seleccionarían con fundamento en la ISO/IEC 9126. En la segunda etapa, selección de un conjunto de datos, se exploraron y analizaron los datos sin utilizar las herramientas de *data mining*, los cuales fueron tomados del *dataset* proporcionado por García y Silva (2021), con un total de 826 registros.

La tercera etapa correspondió a la transformación de los datos, donde estos fueron limpiados y organizados con el propósito de identificar las respuestas en blanco o de valor nulo, así como el descarte de *ítems* no necesarios para el minado de datos.

Para la cuarta etapa, se seleccionaron correctamente las herramientas de minería de datos, por lo cual se requirió de una base metodológica que se adaptó a las necesidades de esta investigación; por tal motivo, se utilizó la norma de calidad de *software* ISO/IEC 9126. Se analizaron las características que formaron parte de la calidad y desempeño de las herramientas de minería de datos buscadas con anterioridad, y con esto, se elaboró una comparativa basada en el modelo de calidad de *software* ISO/IEC 9126, donde se identificaron las herramientas óptimas a implementar en la investigación.

La quinta etapa fue la minería de datos, por medio del proceso KDD, tomando a consideración los aspectos y resultados que se tenían antes y después del minado de datos del formulario digital. Finalmente, la sexta etapa concluyó con la interpretación de los resultados obtenidos después del análisis de los datos a través de las herramientas de minería de datos. A continuación, se exponen los aspectos relativos a la metodología implementada y el desarrollo de la investigación.

Aplicación de la metodología y desarrollo.

El *dataset*, implementado en esta investigación, fue proporcionado por García y Silva (2021) en el que se diseñaron y validaron originalmente 20 *ítems*. En la figura 2, se observa la parte inicial del *dataset*, el cual estaba conformado por 826 registros, los cuales eran las respuestas de los profesores en el instrumento diseñado. De igual forma, contenía las variables de género, edad, estado civil, división académica, antigüedad, número de horas frente a grupo a la semana, categorías de contratación en UJAT, tipo de contratación en UJAT, grado académico, área de formación de su último grado académico y los 20 *ítems* que conformaron el instrumento aplicado (ver figura 2).

Figura 2. Dataset utilizado en la investigación

	E	F	G	H	I	J	K	L	M
32	Ingeniería y Arquitectura	2.5	19	Profesor de Asignatura	Interino	Maestría	IV. Humanidades y de la Conducta	13	13
33	Educación y Artes	29	20	Profesor de Tiempo Completo	Base	Maestría	IV. Humanidades y de la Conducta	14	6
34	Ciencias y Tecnologías de la Información	19	23	Profesor de Tiempo Completo	Base	Maestría	V. Ciencias Sociales y Económicas	19	1
35	Ciencias Básicas	15	10	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	I. Física, Matemáticas y Ciencias de la Tierra	15	15
36	Ciencias de la Salud	5	20	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	III. Medicina y Salud	5	1
37	Educación y Artes	7	18	Profesor de Asignatura	Interino	Maestría	IV. Humanidades y de la Conducta	40	5
38	Ciencias Básicas	1.5	24	Profesor de Asignatura	Interino	Maestría	III. Medicina y Salud	9	9
39	Ingeniería y Arquitectura	30	25	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	VII. Ingeniería e Industria	28	27
40	Ciencias Económico Administrativas	5	10	Profesor de Tiempo Completo	Base	Maestría	V. Ciencias Sociales y Económicas	10	10
41	Ingeniería y Arquitectura	5	22	Profesor de Tiempo Completo	Interino	Maestría	VII. Ingeniería e Industria	5	5
42	Ciencias y Tecnologías de la Información	16	24	Profesor de Asignatura	Base	Licenciatura	VII. Ingeniería e Industria	16	16
43	Ciencias Sociales y Humanidades	18	20	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	V. Ciencias Sociales y Económicas	19	5
44	Educación y Artes	28	4	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	IV. Humanidades y de la Conducta	18	15
45	Ciencias de la Salud	0	18	Profesor de Medio Tiempo	Interino	Especialidad	III. Medicina y Salud	15	20
46	Ciencias Biológicas	24	15	Profesor de Tiempo Completo	Base	Maestría	VII. Ingeniería e Industria	24	24
47	Educación y Artes	12	12	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	V. Ciencias Sociales y Económicas	17	17
48	Ciencias y Tecnologías de la Información	15	25	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	V. Ciencias Sociales y Económicas	15	6
49	Ciencias de la Salud	22	15	Profesor de Tiempo Completo	Base	Especialidad	IV. Humanidades y de la Conducta	20	8
50	Ingeniería y Arquitectura	8	24	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	I. Física, Matemáticas y Ciencias de la Tierra	40	35
51	Ciencias Sociales y Humanidades	20	20	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	V. Ciencias Sociales y Económicas	20	10
52	Ciencias Sociales y Humanidades	18	25	Profesor de Tiempo Completo	Base	Maestría	IV. Humanidades y de la Conducta	18	18
53	Ciencias Básicas	20	12	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	I. Física, Matemáticas y Ciencias de la Tierra	20	18
54	Ciencias Agropecuarias	22	12	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	VI. Biotecnología y Agropecuarias	16	11
55	Ciencias y Tecnologías de la Información	22	10	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	I. Física, Matemáticas y Ciencias de la Tierra	15	10
56	Ciencias Básicas	25	25	Profesor de Tiempo Completo	Base	Maestría	VII. Ingeniería e Industria	20	18
57	Ciencias Sociales y Humanidades	7	9	Profesor de Asignatura	Interino	Doctorado	V. Ciencias Sociales y Económicas	7	7
58	Ciencias Biológicas	8	8	Profesor de Tiempo Completo	Base	Licenciatura	II. Biología y Química	12	12
59	Ciencias de la Salud	20	18	Profesor de Medio Tiempo	Base	Maestría	III. Medicina y Salud	10	8
60	Ciencias Económico Administrativas	19	14	Profesor de Medio Tiempo	Base	Doctorado	V. Ciencias Sociales y Económicas	20	15
61	Educación y Artes	30	10	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	IV. Humanidades y de la Conducta	30	20
62	Ciencias y Tecnologías de la Información	14	19	Profesor de Asignatura	Base	Maestría	I. Física, Matemáticas y Ciencias de la Tierra	10	10

Nota: García y Silva (2021).

Cuantificación de la población de estudio.

La cuantificación de la población de estudio en la minería de datos se refiere al proceso de determinar el tamaño y características de la población en la que se basará el análisis de datos. La cuantificación de la población de estudio también es importante para determinar la muestra necesaria para el análisis de datos. Una muestra demasiado pequeña puede no ser representativa de la población, mientras que una muestra demasiado grande puede ser costosa o innecesaria.

La población de estudio de esta investigación fueron profesores de las 12 divisiones académicas de la UJAT, los cuales impartieron clases durante el período 2020-2021, utilizando la plataforma institucional MS Teams, debido a la pandemia COVID-19. Se eligió esta población de estudio para determinar las barreras que desarrollaron los docentes ante el uso de las distintas plataformas implementadas por la entidad educativa, y a partir de éstas, se determinará de qué manera y en qué áreas afectó el uso de las innovaciones tecnológicas; del mismo modo, diversos profesores manifestaron su satisfacción ante la situación actual, donde se abandonaron los espacios virtuales.

Diseño de instrumento.

El instrumento utilizado para obtener la información fue un cuestionario elaborado por García y Silva (2021) donde se implementó una escala tipo *Likert*, el cual se conformó de 20 *ítems*, los cuales midieron la opinión de los docentes ante el uso de las innovaciones tecnológicas, y estos a su vez, se dividen en tres grupos de dimensiones: sociodemográficas, uso de recursos tecnológicos y recursos disponibles y sistema educativo.

Unos de los elementos clave de toda investigación son las variables, para Oyola-García (2021, p. 91), la variable: “Es la descripción precisa de las normas y procedimientos que seguirá el investigador para objetivar las variables en su estudio, como resultado de la información obtenida del conocimiento científico previo, así como de su experiencia personal”.

Las dimensiones en la presente investigación fueron tres: la primera fue del tipo sociodemográfico, donde se encontraron las características del profesor y datos tales como su tipo de contratación y edad; la segunda dimensión fue el uso de recursos tecnológicos, en donde se hizo referencia a las tecnologías implementadas por los profesores de la UJAT en sus labores docentes, y la tercera dimensión de recursos disponibles con el sistema educativo, que determinó cuáles fueron las problemáticas enfrentadas por los profesores ante la disponibilidad de recursos de parte de la institución; por ello, cada pregunta se respondió utilizando la escala tipo *Likert*, donde las respuestas partían de (1)

Totalmente en desacuerdo, (2) En desacuerdo, (3) Ni de acuerdo ni en desacuerdo, (4) De acuerdo y (5) Totalmente de acuerdo.

ISO/IEC 9126.

La *ISO*, bajo el modelo ISO/IEC 9126, ha establecido un estándar internacional para la evaluación de la calidad de productos de *software*, el cual fue publicado en el año 1992, afirman Sabpril & Alfin (2022); este se dio a conocer con el nombre de “*Information technology – Software product evaluation: Quality characteristics and guidelines for their use*”, en el cual se establecen las características de calidad para productos de *software*.

El objetivo principal de la norma ISO/IEC 9126, mencionan Godoy y Avelino (2023), es establecer criterios y métricas para medir diferentes aspectos de la calidad del *software*, incluyendo sus características internas, externas y en uso. Estas características abarcan desde la funcionalidad y confiabilidad del *software* hasta su usabilidad, mantenibilidad y eficiencia.

En la actualidad, existe una gran cantidad de herramientas de minería de datos, utilizadas para gestionar la información e identificar así, los patrones más importantes o significativos y nuevas tendencias; debido a esto, mediante la ISO/IEC 9126 se clasificaron las herramientas encontradas para *data mining*. En la tabla 1 se presenta el análisis de las herramientas de minería de datos, considerando los factores y criterios establecidos en la norma ISO/IEC 9126. Las aplicaciones fueron clasificadas en función de su funcionalidad, fiabilidad, eficiencia, facilidad de mantenimiento, portabilidad y facilidad de uso. Se evaluaron un total de 16 herramientas, que incluyen: *Weka, Orange, RapidMiner, Knime, Microsoft Excel, Microsoft Azure Machine Learning, Tableau, SAS Enterprise Miner, IBM SPSS, Oracle Business Intelligence, Google Cloud Datalab, Apache Hadoop, Java, lenguaje R, Python y Julia* (ver tabla 1).

Tabla 1. Selección de herramientas para minería de datos mediante ISO/IEC 9126.

Selección de herramientas para minería de datos mediante la ISO/IEC 9126																				
Factores y criterios en base a la ISO/IEC 9126	Funcionalidad				Fiabilidad			Eficiencia		Facilidad de mantenimiento				Portabilidad				Facilidad de uso		
	Adaptabilidad	Exactitud	Interoperabilidad	Seguridad	Madurez	Tolerancia a fallos	Recuperabilidad	Comportamiento del tiempo	Uso de los recursos	Análisis	Cambio	Estabilidad	Prueba	Adaptabilidad	Instalación	Coexistencia	Reemplazo	Comprensibilidad	Aprendizaje	Operatividad
Herramientas para minería de datos																				
Weka																				
Orange																				
RapidMiner																				
Knime																				
Microsoft Excel																				
Microsoft Azure M. L.																				
SAS Enterprise Miner																				
Tableau																				
IBM SPSS																				
Oracle B.I.																				
Google Cloud Datalab																				
Apache Hadoop																				
Java																				
Lenguaje R																				
Python																				
Julia																				

Nota: Elaboración propia.

En la tabla anterior, se marcó la casilla en color gris, de aquellas herramientas que cumplían con los criterios establecidos en la norma ISO/IEC 9126, lo cual proporciona una referencia clara sobre el grado de cumplimiento de cada herramienta en relación con los diferentes factores de calidad.

Se obtuvo que las aplicaciones de minería de datos más completas en cuanto criterios basados en la ISO/IEC 9126, son: *RapidMiner*, *SAS Enterprise Miner* y *Python*; de esta manera, se determinó que estas herramientas eran las que se implementarían para el desarrollo de esta investigación.

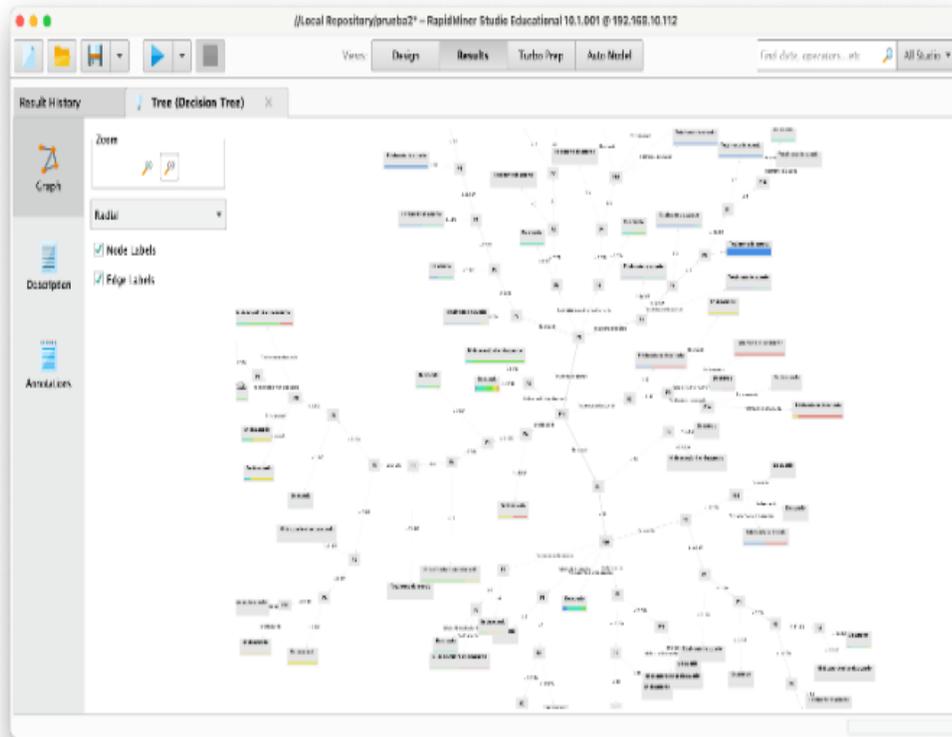
Minería de datos en las aplicaciones.

En esta fase, se utilizaron modelos para descubrir patrones y comportamientos en datos previamente desconocidos, donde se podían utilizar modelos de clasificación, regresión, *clustering*, y asociación, entre otros.

RapidMiner.

La primera herramienta de minería de datos utilizada fue *RapidMiner*, la cual contiene una interfaz gráfica dinámica e intuitiva. Una vez realizada la lectura del *dataset* y comprobar los tipos de datos de cada variable, se procedió a implementar el primer algoritmo de minería de datos, los árboles de decisión, donde se arrastraron los operadores de lectura de archivo *Excel* y árbol de decisión. Finalmente, se añadió el operador de *decision tree*, el cual desarrolla gráficamente el árbol de decisión que se requiere, como se muestra en la figura 3, considérese que el árbol obtenido es grande (ver figura 3).

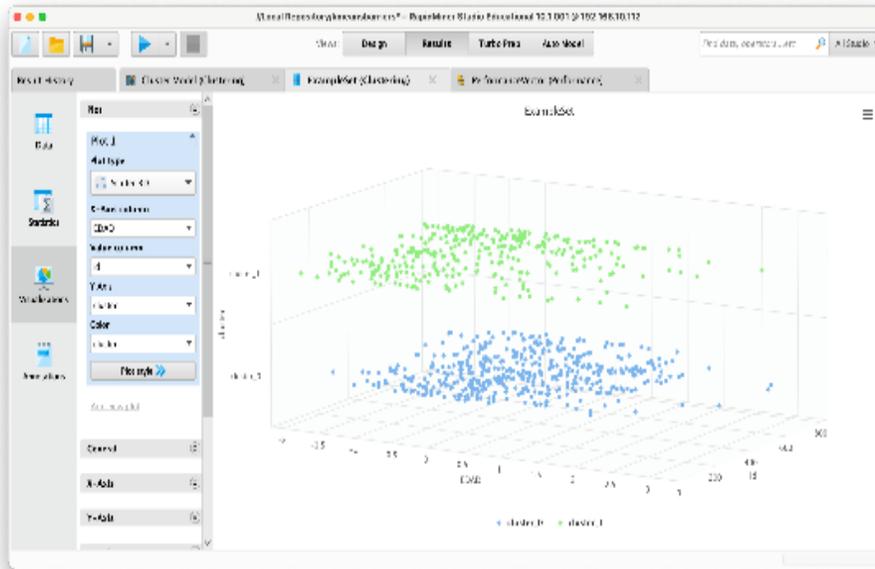
Figura 3. Árbol de decisión obtenido en RapidMiner.



Nota: Elaboración propia.

Por otra parte, también fue posible visualizar la descripción del árbol de decisiones en *RapidMiner*, como se muestra en la figura 4 (ver figura 4).

Figura 3. Gráfico de K-Means en RapidMiner.

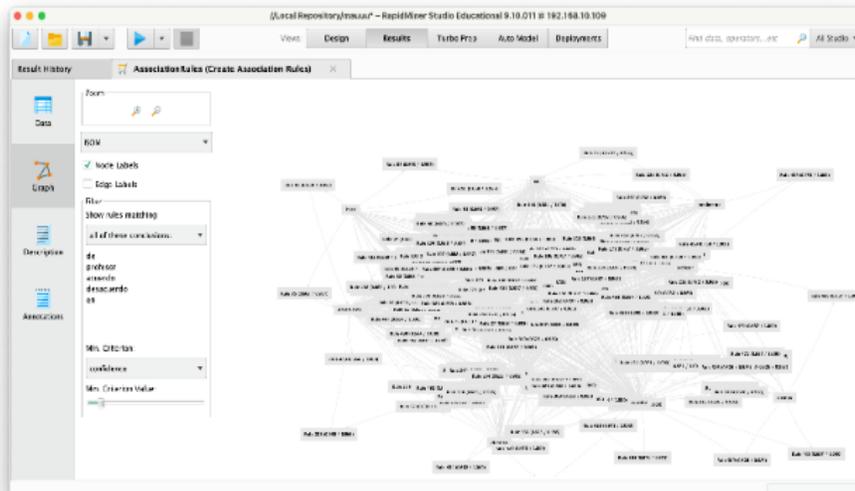


Nota: Elaboración propia.

El tercer algoritmo implementado fueron las reglas de asociación, éstas se definen como un conjunto de técnicas que permiten establecer relaciones de interés con la finalidad de descubrir hechos que aporten valor dentro de las variables que facilitan los datos que son enormes.

Al colocar el soporte mínimo en 0.95 con el operador *FP-Growth*, *RapidMiner* automáticamente lanza el gráfico que se observa en la figura 28, con un total de 947 reglas de asociación (ver figura 6).

Figura 6. Gráfico de reglas de asociación en RapidMiner.

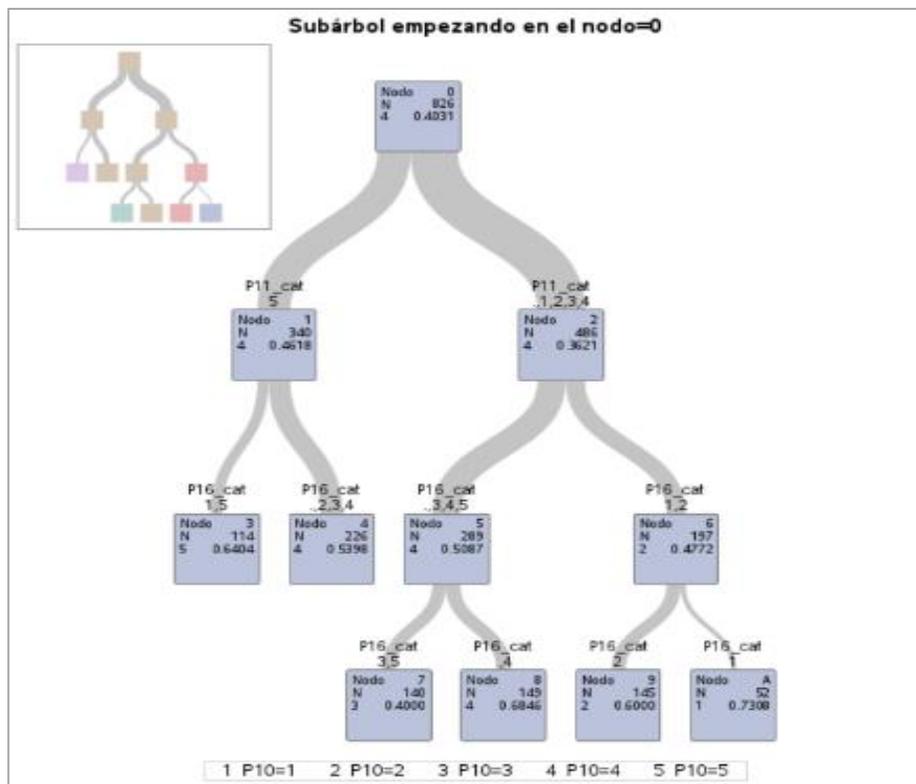


Nota: Elaboración propia.

SAS Enterprise Miner.

La segunda herramienta de minería de datos utilizada fue *SAS Enterprise Miner*, la cual contiene una interfaz gráfica sencilla y muy ágil. Una vez realizada la lectura del *dataset* y comprobar los tipos de datos de cada variable, se procedió a implementar los árboles de decisión. Se “conectó” al *dataset* en formato *Excel*, y una vez cargado el archivo, se mostró en la interfaz de *SAS Enterprise Miner*; una vez allí, se realizó el árbol de decisión, añadiendo los parámetros para la comparación de los datos, el agrupamiento y la ramificación (ver figura 7).

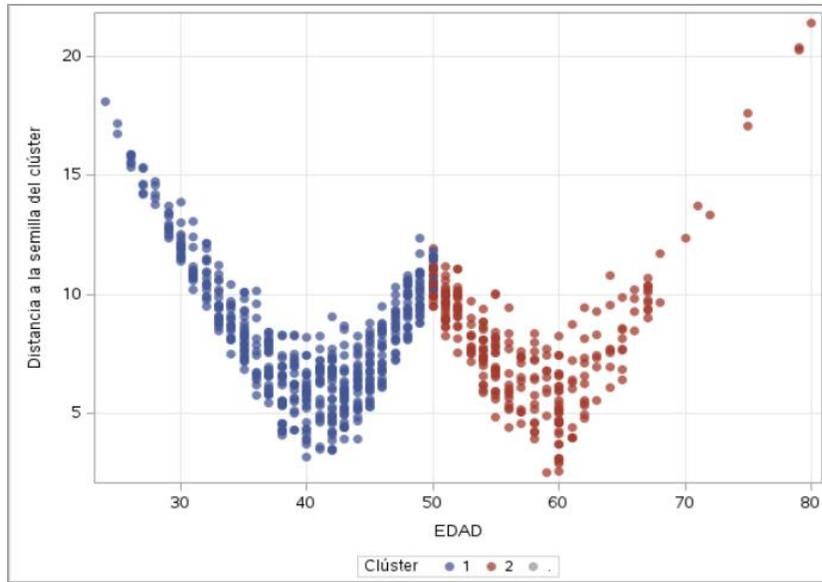
Figura 7. Árbol de decisión obtenido en SAS Enterprise Miner.



Nota: Elaboración propia.

Para el segundo algoritmo, denominado *Kmeans*, se realizaron pasos similares a *RapidMiner*; sin embargo, para encontrar la función de *clústeres*, se navegó a través de la interfaz de *SAS Enterprise Miner* en la pestaña Análisis, donde en automático el *software* solicita el número de *clústeres*, que para esta investigación es 2 y proporciona el gráfico de círculos que se muestra en la figura 8, con ambos *clústeres* (ver figura 8).

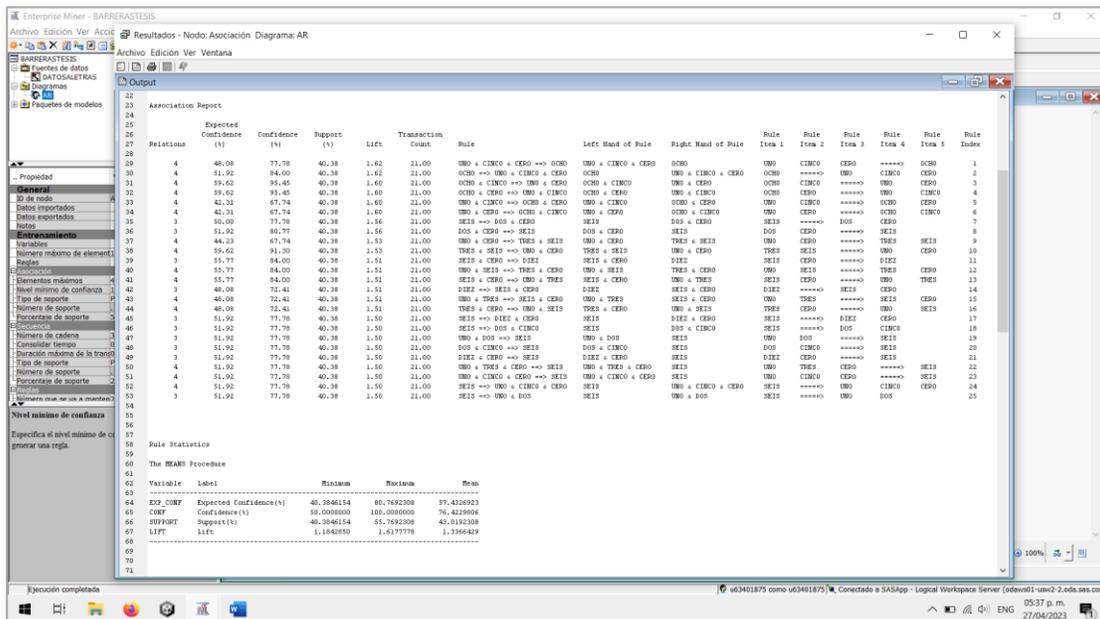
Figura 8. Gráfico de K-Means en SAS Enterprise Miner.



Nota: Elaboración propia.

El tercer algoritmo implementado fue la regla de asociación, de la cual se trabajó con el *dataset* sin realizar modificaciones, debido a que *SAS Enterprise Miner* acepta valores numéricos y texto; se obtuvieron distintos valores, debido a la cantidad de *ítems* del *dataset*, como se aprecia en la figura 9 (ver figura 9).

Figura 9. Reglas de asociación en SAS Enterprise Miner.



Nota: Elaboración propia.

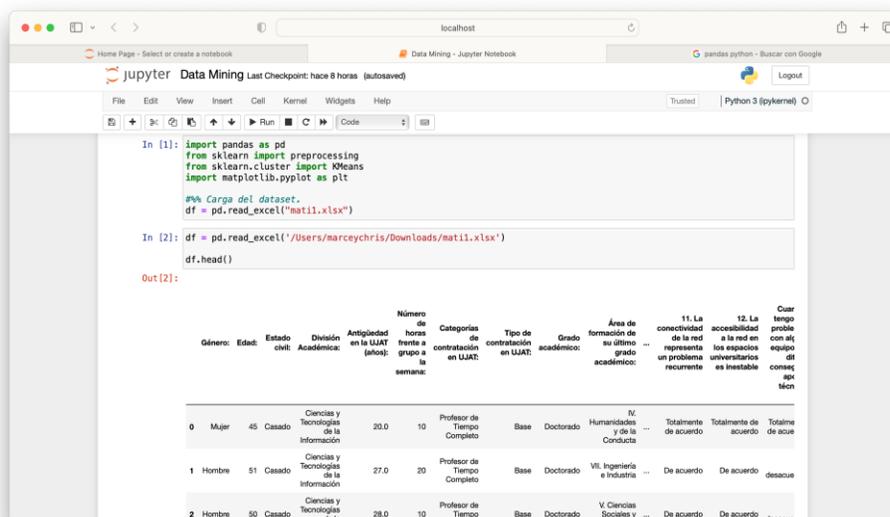
Python.

La tercera herramienta de minería de datos a utilizar fue *Python*, la cual se maneja por código a través de diversos *softwares* que apoyan en la fácil visibilidad de su interfaz; por ello, como anteriormente se explicó, *Python* fue utilizado por medio de *Anaconda Navigator*.

El primer algoritmo implementado fueron los árboles de decisión, que son representaciones gráficas de posibles soluciones a una decisión basadas en ciertas condiciones; es uno de los algoritmos de aprendizaje supervisado más utilizados en Machine Learning y pueden realizar tareas de clasificación o regresión.

Una vez abierta la libreta de *Python*, se requirió de la importación del *dataset* en la herramienta, la cual permite la lectura de archivos en *Excel*, *CSV*, *TXT*, entre otros. Se comenzó con la lectura del *dataset*, a través de la librería denominada *pandas*, la cual es una biblioteca de *software* para la manipulación y el análisis de datos. En particular, ofrece estructuras de datos y operaciones para manipular tablas numéricas y series de tiempo; una vez cargada la librería, la libreta de *Python* carga parte del *dataset*, para que usuario pueda visualizar que los datos se han cargado de manera correcta y sin errores (ver figura 10).

Figura 10. Lectura del dataset en libreta de Python.



```

In [1]: import pandas as pd
from sklearn import preprocessing
from sklearn.cluster import KMeans
import matplotlib.pyplot as plt

#% Carga del dataset.
df = pd.read_excel("mat11.xlsx")

In [2]: df = pd.read_excel('/Users/marceyChris/Downloads/mat11.xlsx')
df.head()

Out[2]:

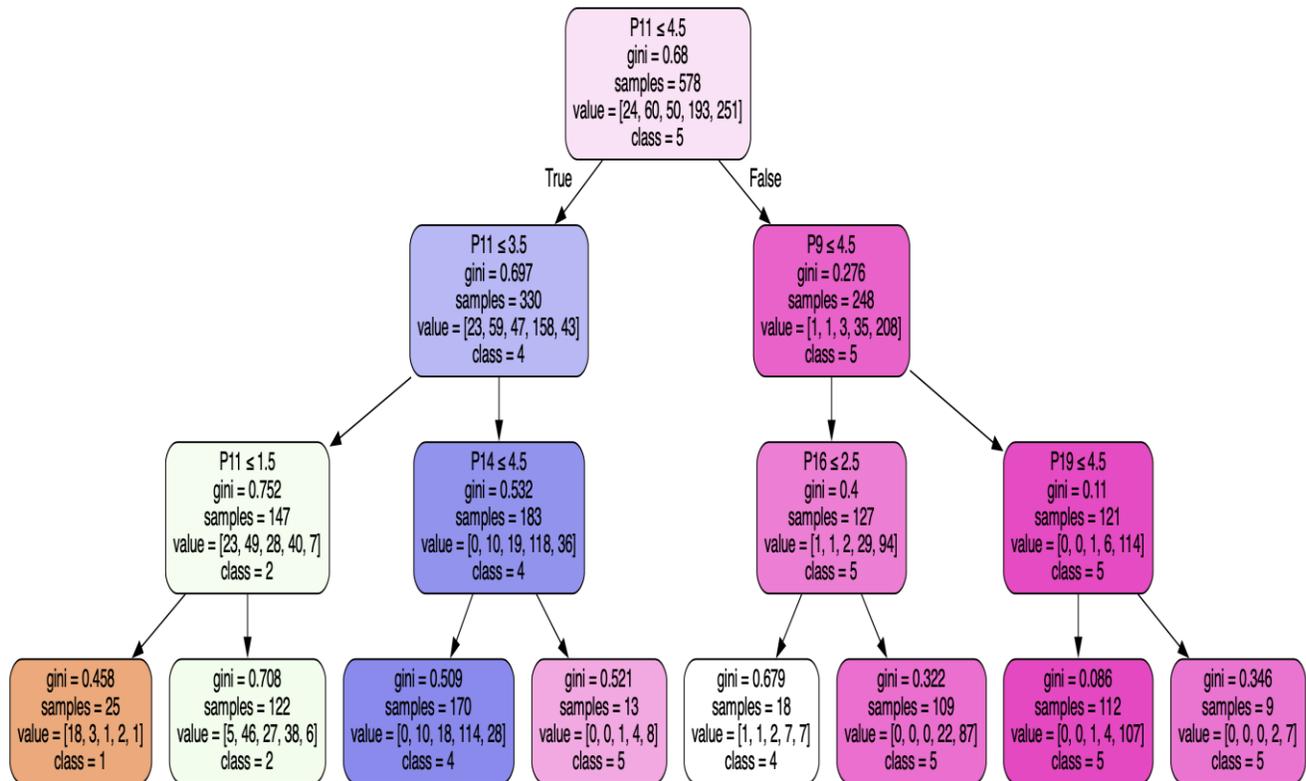
```

	Genero:	Edad:	Estado civil:	División Académica:	Antigüedad en la UJAT (años):	Número de horas frente a grupo a la semana:	Categorías de contratación en UJAT:	Tipo de contratación en UJAT:	Grado académico:	Área de formación de su último grado académico:	11. La conectividad de la red representa un problema recurrente	12. La accesibilidad a la red en los espacios universitarios es inestable	Cuar tengo prble con el equipo de
0	Mujer	45	Casado	Ciencias y Tecnologías de la Información	20.0	10	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	Humanidades y de la Conducta	Talamente de acuerdo	Talamente de acuerdo	Talante de acue
1	Hombre	51	Casado	Ciencias y Tecnologías de la Información	27.0	20	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	VII. Ingeniería e Industria	De acuerdo	De acuerdo	desacue
2	Hombre	50	Casado	Ciencias y Tecnologías de la Información	28.0	10	Profesor de Tiempo Completo	Base	Doctorado	V. Ciencias Sociales y de la Conducta	De acuerdo	De acuerdo	desacue

Nota: Elaboración propia.

Una vez cargado el archivo, se codificó en la interfaz de *Python* a través de las librerías de *pandas* para crear cada uno de los árboles de decisión, como el que se muestra en la figura 11, el cual fue el primer árbol de decisión resultante o de prueba para esta investigación (ver figura 11).

Figura 11. Árbol de decisión obtenido en Python.

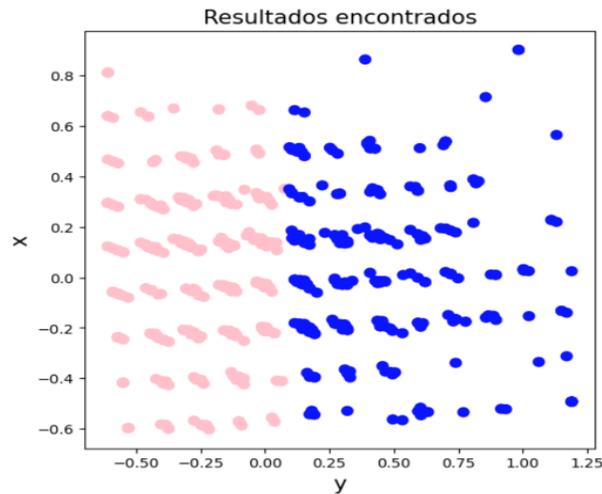


Nota: Elaboración propia.

En el segundo algoritmo utilizado, conocido como *Kmeans*, se siguieron pasos similares a los realizados en *RapidMiner* y *SAS Enterprise Miner*; sin embargo, para determinar la función de *clústeres*, se implementó un código en *Python*. En este caso, se estableció de forma predeterminada un valor de 2 para el tamaño de los *clústeres* a crear.

El resultado de este proceso se visualizó en un gráfico que se muestra en la figura 12, donde se pueden observar los dos *clústeres* generados. Esta técnica de agrupación permitió identificar patrones y segmentar los datos en grupos homogéneos, lo cual facilita un análisis más detallado y comprensión de los resultados obtenidos (ver figura 12).

Figura 12. Gráfico de K-Means en Python.



Nota: Elaboración propia.

El tercer algoritmo utilizado en la investigación fue el de reglas de asociación, el cual se aplicó directamente al conjunto de datos sin realizar modificaciones previas. Dado que *Python* tiene la capacidad de manejar tanto valores numéricos como textuales, se obtuvieron resultados diversos, teniendo en cuenta la amplia variedad de *ítems* presentes en el *dataset*. Esta técnica permitió identificar patrones de co-ocurrencia entre los elementos, lo cual brinda información valiosa sobre las relaciones existentes en los datos analizados. Los resultados de las asociaciones encontradas entre los diferentes elementos del conjunto de datos se pueden apreciar en la figura 13 (ver figura 13).

Figura 13. Reglas de asociación en Python.

```
In [5]: # Generar reglas de asociación con confianza del 55%
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.55)

In [6]: print(rules)
```

	antecedents \		
0	(CINCO)		
1	(CINCO)		
2	(CINCO)		
3	(CINCO)		
4	(CINCO)		
...	...		
9168	(PQUINCE De acuerdo, PDIECISIETE De acuerdo, B...		
9169	(PQUINCE De acuerdo, CERO, PDIECIOCHO De acuerdo)		
9170	(PQUINCE De acuerdo, Profesor de Tiempo Comple...		
9171	(PQUINCE De acuerdo, Profesor de Tiempo Comple...		
9172	(PQUINCE De acuerdo, Base, PDIECIOCHO De acuerdo)		
	consequents	antecedent support \	
0	(DIEZ)	0.445755	
1	(Base)	0.445755	
2	(CERO)	0.445755	
3	(Casado)	0.445755	
4	(Hombre)	0.445755	
...	...		
9168	(Profesor de Tiempo Completo, CERO, PDIECIOCHO...	0.176887	
9169	(PDIECISIETE De acuerdo, Base, Profesor de Tie...	0.180425	
9170	(PDIECISIETE De acuerdo, PDIECIOCHO De acuerdo...	0.180425	
9171	(PDIECISIETE De acuerdo, CERO, Base)	0.143868	
9172	(PDIECISIETE De acuerdo, CERO, Profesor de Tie...	0.182783	

Nota: Elaboración propia.

Los modelos presentados en este estudio requirieron ajustes y modificaciones en el *dataset* para lograr una visualización correcta y comprensible de los resultados. Estas modificaciones incluyeron la limpieza de datos, la selección de variables relevantes, la normalización de datos y la aplicación de técnicas de procesamiento de datos. Estos ajustes fueron necesarios para garantizar la precisión y la interpretación adecuada de los modelos utilizados en el análisis de los datos.

CONCLUSIONES.

Los profesores de la UJAT han compartido sus opiniones sobre los obstáculos que enfrentan para adoptar tecnologías innovadoras, lo cual respalda la idea presentada en este documento de que toda investigación científica y académica debe estar delimitada.

En este trabajo se identificaron tres dimensiones importantes: características sociodemográficas, uso de recursos tecnológicos y recursos disponibles y sistema educativo. Cabe mencionar, que llevar a cabo una investigación implica un proceso para generar nuevo conocimiento, ya sea a partir de estudios previos o de una idea original. A lo largo de las diferentes etapas de este estudio, se han establecido conclusiones basadas en tres elementos principales: el logro del objetivo general y de los objetivos específicos, así como la exposición de los hallazgos obtenidos en los resultados que responden a la pregunta de investigación planteada.

El objetivo general de la investigación fue identificar patrones de conducta en profesores de la UJAT ante el uso de innovaciones tecnológicas mediante técnicas de minería de datos. Para lograr esto, se establecieron cinco objetivos específicos que incluyeron la identificación de la herramienta adecuada de minería de datos, la aplicación de técnicas de árbol de decisión, agrupamiento y reglas de asociación para representar y analizar los datos, y la interpretación de los resultados obtenidos.

Según lo expuesto anteriormente, se ha cumplido con los objetivos específicos al haber utilizado la técnica de árboles de decisión para la clasificación, la técnica de *Kmeans* para la agrupación en dos

grupos utilizando cada herramienta y las reglas de asociación para encontrar coincidencias entre las reglas obtenidas de las tres herramientas seleccionadas.

Cada técnica fue aplicada en *RapidMiner*, *SAS Enterprise Miner* y *Python*, y los resultados obtenidos fueron analizados e interpretados para identificar patrones de conducta. Como resultado, se puede afirmar, que se logró completar el objetivo general.

Conforme a los resultados presentados se destaca, que en *RapidMiner*, *SAS Enterprise Miner* y *Python*, al implementar los árboles de decisión coincidieron con el tipo de clasificación designado, donde se presentaron similitudes y relaciones que se pueden identificar entre los patrones por ejemplo, se constató que el 40% de los profesores (327) coincidían en que la accesibilidad a la red en los espacios universitarios era inestable, lo que sugería un problema generalizado que afectaba a gran parte del personal docente; asimismo, se encontró que la institución carecía de un sistema que evaluara o diagnosticara las competencias tecnológicas de su personal, lo que reflejaba una falta de atención o recursos destinados a la capacitación tecnológica del personal docente.

También se observó, que aunque algunos profesores tenían experiencia previa en el uso de tecnología en sus actividades docentes, esto no necesariamente se traducía en habilidades tecnológicas desarrolladas. Otro aspecto que se destacó fue la dificultad para obtener apoyo técnico o resolver problemas de *software* en la universidad, lo que sugería que había una falta de recursos o personal dedicado al soporte técnico. Esto podía ser un obstáculo para la adopción de la tecnología en el aula.

Además, se encontró una relación entre la experiencia académica y las opiniones de los profesores sobre la tecnología en la universidad; por ejemplo, los profesores con grado de Doctorado tendían a estar más de acuerdo en que habían invertido poco tiempo en prepararse para usar la tecnología: por otro lado, se destacó que los profesores que utilizan redes sociales y ambientes virtuales de aprendizaje para trabajar con sus estudiantes tienden a estar más conscientes de las carencias en infraestructura tecnológica y en la inadecuada estructura administrativa para el uso de tecnología en la universidad.

A partir de los resultados obtenidos en esta investigación, se puede concluir, que las barreras que enfrentan los docentes de la UJAT en el uso de innovaciones tecnológicas están vinculadas con diversas dimensiones, como lo son la sociodemográfica, el uso de recursos tecnológicos, y los recursos disponibles en el sistema educativo. Estas dimensiones tienen un impacto significativo en el uso de innovaciones tecnológicas por parte de los profesores.

A través de las técnicas de minería de datos empleadas, como los árboles de decisión, agrupación y reglas de asociación, se han identificado los siguientes patrones relacionados con estas barreras (ver tabla 2).

Tabla 2. Patrones identificados en la investigación.

Patrones	Barreras
Se necesita implementar o utilizar más innovaciones tecnológicas para trabajar con los estudiantes	Uso de recursos tecnológicos
Existen carencias en la infraestructura tecnológica en la UJAT	Recursos disponibles y sistema educativo
Problemas constantes de conectividad	Recursos disponibles y sistema educativo
La gestión administrativa no es apropiada para implementar un sistema eficiente de uso de tecnologías en la universidad	Recursos disponibles y sistema educativo
La UJAT no cuenta con un sistema para evaluar las habilidades tecnológicas de su personal.	Recursos disponibles y sistema educativo
La política institucional existente en la UJAT para promover la adopción de tecnología en el aula es poco clara y no brinda las directrices necesarias para fomentar el uso de la tecnología por parte de los docentes	Recursos disponibles y sistema educativo
Se dispone de un número insuficiente de dispositivos tecnológicos para apoyar las actividades docentes	Recursos disponibles y sistema educativo

Nota: Elaboración propia.

Las barreras mencionadas anteriormente no dependen únicamente de los docentes, porque están relacionadas con aspectos más amplios y complejos del sistema educativo y de la institución en la que trabajan; por ejemplo, la accesibilidad a la red y la conectividad pueden estar influenciadas por factores externos como la infraestructura de telecomunicaciones en la región donde se ubica la universidad, la

política gubernamental en materia de conectividad, entre otros. De igual manera, la estructura administrativa y la política institucional son temas que involucran a toda la institución y no solo a los docentes.

Estas barreras seguirán existiendo siempre, porque el uso de tecnología en la educación no es un proceso lineal y homogéneo, sino que está influenciado por múltiples factores que van cambiando constantemente; por ejemplo, la aparición de nuevas tecnologías y su integración en la educación implica la necesidad de actualización constante de los docentes y de los recursos tecnológicos disponibles.

La adopción de tecnología en la educación también está influenciada por las tendencias pedagógicas y las expectativas de los estudiantes y de la sociedad en general, lo que hace que la dinámica sea cambiante y evolutiva; en consecuencia, es difícil eliminar por completo estas barreras, aunque sí se pueden identificar y buscar estrategias para reducir su impacto en el proceso enseñanza-aprendizaje.

Por lo anterior, se concluye, que la utilización de técnicas de minería de datos en la investigación permitió identificar patrones de conducta significativos en los profesores de la UJAT. Estos resultados proporcionarán información valiosa para la institución, ya que podrán entender mejor las barreras que enfrentan los docentes en la adopción de las innovaciones tecnológicas, y por lo tanto, podrán diseñar políticas y programas que aborden estas barreras de manera más efectiva.

Esta investigación puede ser de beneficio para la UJAT al permitir que la institución pueda identificar los recursos y las áreas en las que necesitan mejorar para poder proporcionar un entorno tecnológico adecuado para sus docentes. Al comprender mejor las barreras específicas que enfrentan los profesores, la UJAT podrá desarrollar estrategias específicas para abordarlas, y por lo tanto, mejorar la calidad de la educación que ofrecen.

La utilización de técnicas de minería de datos en esta investigación permitió obtener información relevante que puede ser de gran beneficio para la UJAT, ya que les permitirá mejorar su entorno

tecnológico, abordar las barreras específicas que enfrentan los docentes ante el uso de las innovaciones tecnológicas, y en última instancia, mejorar la calidad de la educación que ofrecen.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

1. Arancibia, M., Cabero, J. y Marín, V. (2020). Creencias sobre la enseñanza y uso de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) en docentes de educación superior. *Formación Universitaria*, 13(3), 89-100. <https://cutt.ly/IDDjij0>
2. Belinchón, Y. (2019). Minería de datos. *Repositorio de la Universidad Carlos III de Madrid*, 1, 1-8. <https://cutt.ly/KUVgKVm>
3. García, V. y Silva, M. (2021). Barreras para la adopción de innovaciones tecnológicas. <https://cutt.ly/ZDD4t97>
4. García, V. y Silva, M. (2021). Innovación tecnológica disruptiva durante la pandemia. Factores intrínsecos que dificultan su adopción entre las y los docentes. En G. Medina y S. Aquino (Coords.), *La tecnología educativa en tiempos de pandemia* (pp. 31-44). Gradus Editora.
5. García, V. y Silva, M. (2022). Percepción académica sobre las barreras en la adopción de innovaciones tecnológicas durante la pandemia por la covid-19. *Apertura*, 14(1), 96-113. <https://doi.org/10.32870/ap.v14n1.2150>
6. Godoy, Y. y Avelino, R. (2023). Sistema de información para la gestión del proceso de contratación de la Universidad del Magdalena. [Tesis de licenciatura, Universidad de Magdalena]. Repositorio Digital Institucional. <https://acortar.link/L6w3pQ>
7. Ikotun, A., Ezugwu, A., Abualigah, L., Abuhaija, B. & Heming, J. (2023). K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data. *Information Sciences*, 622, 178–210. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.139>

8. Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey [ITESM] y el Banco Interamericano de Desarrollo [BID]. (2021). *Estudio: Uso de las tecnologías digitales para el proceso de enseñanza-aprendizaje en Latinoamérica*. Inter-American Development Bank. <https://cutt.ly/8TLKZ5Z>
9. Jara, F., Cháves, J., Villa, I. y Novillo, J. (2021). Rol del docente para la educación virtual en tiempos de pandemia: Retos y oportunidades. *Polo del conocimiento*, 63(6), 30-45. <https://cutt.ly/rDOfIH8>
10. Oyola-García, A. (2021). La variable. *Revista del Cuerpo Médico Hospital Nacional Almanzor Aguinaga Asenjo*, 14(1), 90-93. <https://cutt.ly/wDOfLAJ>
11. Sabpril, I. & Alfin, A. (2022). Analysis of information system effectiveness using ISO/IEC 9126 and AHP (analytical Hierarchy Process) methods at PT ZYS. *JTECS: Jurnal Sistem Telekomunikasi Elektronika Sistem Kontrol Power Sistem Dan Komputer*, 2(2), 189. <https://doi.org/10.32503/jtecs.v2i2.2716>
12. Santiago, R. (2021). Educación a distancia en el Posgrado en México. *Atenas*, 1(57), 145-161. <https://cutt.ly/oDDj7qh>
13. Shahbazi, Z. & Byun, Y. (2022). Knowledge discovery on cryptocurrency exchange rate prediction using machine learning pipelines. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 22(5), 1740. <https://doi.org/10.3390/s22051740>

DATOS DE LOS AUTORES.

1. Marcela de los Ángeles Yanes Pérez. Licenciatura en Sistemas Computacionales, Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. Estudiante de Posgrado (División Académica de Ciencias y Tecnología de la Información), México. Correo electrónico: marcelayanesperez@gmail.com

2. Martha Patricia Silva Payró. Doctorado en Administración Educativa, Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. Profesora-Investigadora (División Académica de Ciencias y Tecnologías de la Información), México. Correo electrónico: patypayro@gmail.com

3. Verónica García Martínez. Doctorado en Ciencias Sociales, Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. Profesora-Investigadora (División Académica de Educación y Artes), México. Correo electrónico: veronica.garcia@ujat.mx

4. Pablo Payró Campos. Doctorado en Estudios Organizacionales, Universidad Juárez Autónoma de Tabasco. Profesor-Investigador (División Académica de Ciencias y Tecnologías de la Información), México. Correo electrónico: pablo.payro@gmail.com

RECIBIDO: 21 de mayo del 2023.

APROBADO: 30 de junio del 2023.