



FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de Ingeniería Industrial

"ANÁLISIS DE MODELOS PREDICTIVOS QUE ESTIMEN LA DESERCIÓN DE ESTUDIANTES DE PREGRADO": una revisión de la literatura científica.

Trabajo de investigación para optar al grado de:

Bachiller en Ingeniería Industrial

Autores:

César Edilberto Rivas Guerra

Asesor:

Mg. NINAQUISPE SOTO, MARIO EDISON

Lima - Perú

2019

DEDICATORIA

El presente trabajo está dedicado para mis familiares, que desde un primer momento me brindaron su apoyo incondicional para logar este gran reto, muchas gracias a ustedes.

AGRADECIMIENTO

El agradecimiento a todos los docentes que acompañaron en todo este proceso de aprendizaje, mucho de lo aprendido en aulas serán expuestas en el presente trabajo.

Tabla de contenido

DEDICATORIA	2
AGRADECIMIENTO	3
ÍNDICE DE TABLAS	5
ÍNDICE DE FIGURAS	6
RESUMEN	7
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	8
CAPÍTULO II. METODOLOGÍA	10
CAPÍTULO III. RESULTADOS	23
CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES	28
REFERENCIAS	29

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 1	. 11
Tabla 2. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 2	. 11
Tabla 3. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 3	. 12
Tabla 4. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 4	. 12
Tabla 5. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 5	. 13
Tabla 6. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 6	. 13
Tabla 7. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 8	. 14
Tabla 8. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 7	. 14
Tabla 9. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 9	. 15
Tabla 10. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 10	. 15
Tabla 11. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 11	. 16
Tabla 12. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 12	. 16
Tabla 13. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 13	. 17
Tabla 14. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 14	. 17
Tabla 15. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 15	. 18
Tabla 16. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 16	. 18
Tabla 17. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 17	. 19
Tabla 18.Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 18	. 19
Tabla 19. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 19	. 20
Tabla 20. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 21	. 21
Tabla 21.Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 22	. 21
Tabla 22. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 23	. 22
Tabla 23. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 24	. 22
Tabla 24. Metodologías de estudios empleados en las investigaciones	. 25

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Resultados según buscadores.	24
Figura 2. Procedencia de búsquedas de información	24
Figura 3. Procedencia de búsquedas según continentes.	25
Figura 4. Fecha de publicaciones de investigaciones por año	26
Figura 5. Porcentaje de casos que se evaluarán en la presente investigación	26
Figura 6. Tipos de Modelos predictivos usado en las investigaciones	27

RESUMEN

Hoy en día la deserción es uno de las preocupaciones que recae en cada una de las entidades universitarias, sean públicas o privadas, por lo cual, para poder detectarlo con anticipación se han creado diversos modelos predictivos, esos modelos predictivos darán herramientas a las universidad para la retención de dichos alumnos y que estos culminen la carrera que en una primera instancia decidieron estudiar, las fuentes de información fueron principalmente en Redalyc, Scielo y Google Académico, la elegibilidad de los artículos a investigar se dieron discriminando publicaciones que no sean de habla hispana y de Latinoamérica, así mismo un periodo de máximo 12 años. Mediante este proceso se ha podido identificar modelos predictivos de deserción, así como que tipos de datos y variables son necesarios para poder llevar acabo dichos modelos y de manera adicional que algunas herramientas que de manera conjunta fortalecen dichos modelos. Las limitaciones del presente trabajo fueron principalmente que no se encontraron muchos modelos predictores de deserción

PALABRAS CLAVES: Modelo predictivo, deserción, universitaria, pre grado.

Pág. Rivas Guerra, C.

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

Para Mori (2012) según su investigación indica que se alcanza una tasa del 17% de deserción estudiantil, por otro lado, Guillermo Sánchez Hernandez & Miguel Barboza-Palomino & Humberto-Castilla-Cabello (2017) su estudio indica que dentro de las Carreras Profesionales de la ciencia de la salud hay un 10% de alumnos que abandonan sus estudios. La deserción es influenciada principalmente por factores económicos, personalesprincipalmente por la errada vocación profesional que tienen al ingresar- e institucionales.

Su presencia es visible en el escenario educativo latinoamericano, y el Perú no es ajeno a dicho fenómeno; sin embargo, los estudios que indagan a profundidad sus causas y consecuencias resultan escasos: básicamente, se reportan los porcentajes del promedio anual de deserción (Mori, 2012; Heredia et al., 2015).

Es por esto que (Girón y González, 2005; Huesca y Castaño, 2007; Donoso y Schiefelbein, 2007; Díaz, 2008; Abdala et al., 2008; Ariza y Marín, 2009; Medrano et al., 2010; Mateus et al., 2011; Reyes et al., 2012; Piratoba y Barbosa, 2013; Celis et al., 2013) realizaron un análisis predictivo de deserción mediante un análisis estadístico (SPSS) con la información recopilada.

Pág. Rivas Guerra, C.

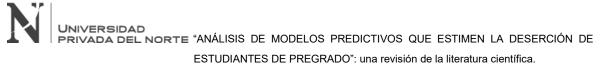


Para Mauricio A. Miranda & Jheser Guzmán (2017) utilizan la técnica minería de datos, esto tipos de clasificadores alcanza niveles estadísticos altos de detección, según sus estos, sea red Bayesiana, árbol de decisión y red neuronal alcanzaría un porcentaje de acierto de 76%, 75% y 83% respectivamente.

Para José Pablo Del Río Arteaga (2018) usar una metodología CRISP-DM y juntándolo con algoritmos de clasificación como bosques aleatorios alcanzó un nivel del 96% de alumnos no desertores.

Por consiguiente, la pregunta a realizarnos será ¿Cuáles son los modelos predictivos que han estimado la deserción de estudiantes durante el periodo de años 2008 y 2018? El objetivo del presente trabajo será el describir los modelos predictivos universitarios que ubican a alumnos con un potencial alto de deserción. Analizaremos los estudios teóricos y empíricos entre los años 2008 – 2018 de Latinoamérica. La metodología utilizada fue de revisión sistemática de la literatura científica.

Rivas Guerra, C. Pág. 9



CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

El presente trabajo se ha realizado mediante la revisión sistemática de la literatura científica. Para Mikhail Benet Rodríguez, Sandra Liliana Zafra, Sandra Patricia Quintero Ortega (2015) no hace reflexionar sobre la importancia de la revisión sistemática de la literatura científica, dado que es de necesidad de todo investigador revisar literaturas nacionales e internacionales con temas de interés. Estas investigaciones a través del análisis documental contribuyen al desarrollo de la ciencia e instituciones.

Según Jorge Iván Pérez Rave (2012) en su libro Revisión Sistemática de Literatura en Ingeniería, nos indica que la literatura científica se encuentra compuesta por 4 procesos (identificar, describir, profundizar, divulgar), estas nos permitirán deducir las condiciones actuales y cuáles serán los desafíos a posteriori, esto permitirá darnos reproducibilidad de los resultados, el cual garantiza la eficacia en la identificación de las investigaciones más posicionadas y para que de este modo ayude a los investigadores o estudiantes en formación.

Como se comentó al inicio de la presente investigación, el presente objetivo es encontrar cuáles son los modelos predictivos que se utilizan en diversas entidades educativas universitarias para poder encontrar a los alumnos con mayor potencial de deserción. La estrategia para poder corroborar que no se hayan duplicado las investigaciones, se ha tenido que leer y visualizar cada una de las investigaciones para evitar este inconveniente.

BASE DE DATOS DE REVISIONES DE LITERATURAS CIENTÍFICAS

Sumatoria	Keyword	80	Accesibilida d	AS'A	facilities .	100e
E	Modele predictivo, deserción, universitaria, pre grado	Redalyo	Abieno	Apara, E., 8 Huamán, F. (2012). Factores determinantes que inciden en la deserción de los estudiantes universitacios. Apuntes Universitacios. Revista de Investigación, (II., 77-86.	Apaca Eller, Huaman, Francisco	Factores determinantes que moiden en la deserción de los estudiantes universidados
ž.	Modele predictivo, deserción, universitaria, pre gradu	Redalyc	Abieno	Herrero, V., & Nettino, A., & Aglión, S., & Escamér, D. 12013. Aglicación de un modelo de chasción en programas de presención de desección un meratiana. REDE, Revista Electrónica de Investigación. Educativa. 15/30, 38-52.	Herseto, Verónica; Medino, Aldo; Aplion, Silvia; Eccanés; Gabriel	Aplicación de un modelo de duración en programas de prevención de desensión universitaria
3	Modele predictivo, deserción, universitaria, pre grado	Redalyc	Abeno	SALCEDO, R., 6 COPPEA, R. (2008). SICOMPO SMULACOR PARA CONTROL PREDICTIVO BASACO ENMODELOS. Dyna. 75/1861, 89-90.	ROBIN SALCEDO RODRIGO CORREA	SIMULADOR PARA CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELOS
4	Modele predictivo, deserción, universitaria, per grado	Redalyo	Abieno	BARAHCNA LRBINA, P., & VERES FERRER, E. & ALMSA PRIETO, V. (2016). DESERCIÓN ACADÉMICA DE LA UNIVERSIDAD DE ATACANA, CHILE. COMUNISCOM Reviera de investigación en Comunicación y Desarcifo, 7 (2), 27-37.	PLANCK BARAHONA LIRBINA, BRIESTO VERES FERRER; VERONICA ALIAGA PRIETO	: DESERCIÓN ACADÓMICA DE LA UNIVERSIDAD DE ATACAMA, CHR.E.

Tabla 1. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 1.

Abs	Metodologías
Ette articulo aborda el tema de la deserción de estudiantes en la educación superior universitaria dede una perspectiva conceptual. Se analizan la distinciones que son posibles de efectuar con respecto a este término, con el propósito de opder adoptar y entender ampliamente las definiciones para futuros trabajos sobre factores que influyen en la deserción universitaria. Además de haber recolectado una gran variedad de conceptos psicológicos, económicos, sociológicos, organizacionales y de las interacciones entre el estudiante y la institución. Dichos factores son predictivos para el abandono estudianti), dado que habriq que dar más cuitado a algunos aviables que som más criticas para la torna de decisiones en los estudiantes en los estudiantes.	
Las prácticas institucionales vinculadas con la prevención de la deserción de una carrera universitaria requieren cada vez más de instrumentos validados que premitan anticipar la comportamiento. En este sentición han demostrado utilidad decisiva distintos modelos estadisticos genera partir de información referida a los propios estudiantes, sus hogares y su desempeño académico, entre otros determinantes. Este estudio pretende mostrar la importancia de una serie de determinantes exploradas en otros estudios: el objetivo principal es aplicar un modelo predictivo del riesgo de deserción de estudiantes universitarios a fin de genera resultados de manera temprana y progresivamente más eficaces. El trabajo exhibe la utilidad de los modelos de duración en una muestra de estudiantes presenciales, y la capacidad anticipatoria de los comportamientos de permanencia/deserción en el tiempo, a través de estimaciones de riesgo con un modelo de Cox en cuatro momentos de los primeros meses de universidad.	
En este artículo se describe la herramienta computacional SICOMPC desarrollada con el fin de poder disponer de un programa para simulación de control predictivo basado en modelos. Si bien existen en el mercado algunos programas dedicados al control predictivo, ellos son en su mayoría costosos y de estructura erroduar el colo Escultar de actual en cintura en dela estructura erroduar el richtye además ventanas donde se puede simular las estrategias clásicas de control, con el fin de compararlas bajo criterios de estabilidad y robustez en diversos modelos de plantas de procesos.	Empirico cualitativo tipo de estudio de caso, evaluación de carácter documental de la plataforma, no tiene variables, pero se indica que en este estudio se evaluó la calidad del MOOC
Este trabajo tiene doble propósito, el primero de ellos es determinar los factores asociados al rendimiento académico de los alumnos del primer año lectivo 2014 de las carreras de Ingeniería de la Universidad de Atacama; el segundo, determinar aquellas variables determinantes de la deserción académica. De acuerdo a la naturaleza de los datos se hizo uso del modelo de regresión líneal militiple, para determinar los factores asociados al rendimiento académico. En la segunda parte se utilizó un modelo de Regresión Logistica para determinar aquellos factores que han incidido en la tasa de deserción. Para medir el rendimiento académico se emple de l'atto créditos apobados sobre créditos inscritos y como variables exógenas, distintos factores carácter socioeconómico, institucional, académico e individual. Los resultados pusieron de manifiesto que las variables explicativas del rendimiento académico están relacionadas con las notas de ingerso a la Iniversidad, la asistencia a clase y el Itpo de tipologia del establecimiento de procedenie canato al segundo de los objetivos, se encontró que las variables asociadas a la deserción académica tienen que ver con las características de inscripción a la universidad, esto es, créditos inscritos como medidá del elestrare nicial ad les teutidante y el rendimiento académica tos como medidás del estreros nicial ad les teutidante y el rendimiento académica tienen que ver con las características de inscripción a la universidad, esto es, créditos inscritos como medidás del estreros nicial del estudiante y el rendimiento académica.	metodología de riesgo proporcional de Prince y Gloeder

Tabla 2. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 2.

¿En qué revistas se publicaron estos estudios?	País	Año	¿Qué tipo de estudios se realizaron?
Apuntes Universitarios	Perú	2012	Cualitativos y cuantitativos.
REDIE. Revista Electrónica de Investigación Educativa	México	2013	Cualitativos y cuantitativos.
Dyna	Colombia	2008	Cuantitativos y cualitativos
COMUNI@CCION: Revista de Investigación en Comunicación y Desarrollo	Chile	2016	Mixto

Tabla 3. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 3.

¿Qué variables se analizaron?	¿Cómo se realizó la medición? (instrumento)	exclusión	exclusión normalizada
Variables explicativas	Datos de los alumnos de la unversidad, varios.	Prinopalmente habla sobre las variables de deserción, más no de algún modelo prediotivo.	Excluido
Variables explicativas	Modeo de Cox	Se escluye dado que es de norteamérica	Excluido
Multivariables	SICOMPC	Se excluye dado que se trata de control a nivel industrial.	Excluido
Variables predictoras	Encuestas, datos del departamento de computación de la Universidad de Atacama.	No se excluye	No se excluye

Tabla 4. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 4.

Sumatoria	Keyword	80	Acceshilda d	apa	All Plants	
5	Modelo postictivo, desercion, universitaria, pre grafe.	Retales	Abieto	Sanabia, H. (2002). Decretation en estudiantes de enfemme la en nuesto universidades del Pesis Anales de la Facultad de Medicina, 63 (4), 301-311.	HEFRIANI SANASTIA	Deservión en estudientes de enfentes a en ouero universidades del Perú
В	Modelo predoctivo, deserción, nerversitaria, pre grado.	Padalyi	Abieto	Saldaña VIIIa, M., 5 Banga, O. (2010). Adaptación del modelo de depeción orisentaria de Tinso a la Universidad Carllina de la Sarksona Concepción. Dels Revata de Cerccia: Sociales (Nol. XVIIIQ), SIG- 528.	Saldaria VIIIa, Magdalene Barriga, Omar A	Adaptactin del recele de deserctin unterstante de Timo e la Universidad Castilica de la Santialma Concepción, Oble
r-	Modelo predictivo, deserción, seivemberia, poe grado.	Redalijc	Abieto	Belangs Skente, V., 6 Figuera Gazo, M., 6 Pone Fands, E. (2018): MODELO PREDICTIVO DE PERSISTENCIA LINVERSITARIA, ALURINO CON BECA SALARIO, Educación 2011, 21(1), 2023–230.	Belanga Stvente, Vanesa Figuera Gossi, Maria Pilar Pone Fanals, Ervess	MODELO PREDICTIVO DE PERSISTENCIA UNIVERSITARIA ALUMNADO COMBECA SALARIO

Tabla 5. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 5.



Tabla 6. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 6.

¿En qué revistas se publicaron estos estudios?	País	Año	¿Qué tipo de estudios se realizaron?
Anales de la Facultad de Medicina	Perú	2002	Caso – control
Revista de Ciencias Sociales (Ve)	Venezuela	2010	Cualitativos y cuantitativos.
Educación XX1	España	2018	Cualitativos y cuantitativos.

Tabla 8. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 7.

¿Qué variables se analizaron?	¿Cómo se realizó la medición? (instrumento)	exclusión	exclusión normalizada
Variables explicativas	Datos de los alumnos de la unversidad, varios.	Se esoluye, por el tiempo	Exoluido
Variables predictoras	Datos de los alumnos de la unversidad, varios.	No se excluye	No se excluye
Variables explicativas y descriptivas.	Datos de los alumnos de la unversidad, varios.	Excluido dado que son carreras a distancia y de procedencia Europea.	Exoluido

Tabla 7. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 8.

Sumatoria	Keyword	80	Accesibilida d	APA	Nicholo	THE
8	Medelo prefectivo, deserción, universitaria, pre prade.	Pedelyc	Abesto	Londoño Ardia, L. (2013). Factores de neego presentos en la desesción extudiardi en la Corporación Universitaria. Las sellata. Resent Vinual Universidad Carbico del None, (301, 165–154.	Luiz Felipe Londoño Ardía	Factorez de riesgo prezentez en la deserción extudiand en la Corporación Universitaria Lasalistra
9	Modelo predictivo, desercion, universitaria, pre grade	Redalyc	Abserto	Eckert, K., & Suémaga, R. (2015). Análistr de Deparción-Perminencia de Extudentes Universitatos Unitamido Técnica de Clasificación en l'Princia de Desos. Formación Universitat, 61%, 3-12.	Eckert, Kesina B.; Suémaga, Roberto	Análisti de Desección-Permanencia de Estudiantes Universitatos Utilizando Técnica de Clasticación en Minería de Dários
10	Modelo predictivo, deserción, universitaria, pre grado.	Google Académico	Abieno	Cogua Bohórquez V. E. (2016). Modelo predictivo de deserción en un sistema de educación a distancia. Tabaje de Grado. Universidad Carólica de Colombia. Facultad de Psicología. Maestría en Psicología. Bogotá, Colombia.	Cogus Bohörquez William Esneyder	MODELD PREDICTIVO DE DESERCIÓN UNIVERSITARIA EN UN SISTEMA DE EDUCACIÓN A DISTANCIA

Tabla 9. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 9.

	Mesonahigi iki
Epropósito de este estudio fue describir los factores de riesgo personales, académicos, institucionales y socioeconómicos asociados a la deserción estudiand en la Cosposación Universitaria Lacalista (CUL). La muesta estuvo conformada por 281 estudiantes activos en diferentes pogramas de la notifición en el año 2019 y 31 estudiantes activos plos que habian deservado en el 2019. Se constituyemon dos escalas que indagadan por factores que podellan nodis en la deserción en los estudiantes activos y los que habian intercupido sus estudios en la universidad. El analista descriptos unificado consistó en la distribución de hecuencias y la obsención de medidas de tendencia central para encontrar aquellos factores que según los participantes se elacionaban con la deserción. Los resultados mosts aron que los facrones de isego, para la deserción académica son predominamemente ocioeconómicos, positestomente as encuentram for instruccionales y con una baje distribución pocenhala están fica factores y exadémica son cocioeconómicos, positestomente as encuentram for instruccionales y con una baje distribución pocenhala están fica factores que según para la cadémicos y conferencia entre esta encuentram los instruccionales y con una baje distribución pocenhala están fica factores que académicos y	Maestreo
Se analiza información académica con el objetivo de identificar factores que influyen sobre la deserción de los estudiantes de la carreta de ingeniería in informática de la Universidad Causón Dacharyon Aspertina, mediante la aplicación de una storica de minería de dotos. La fuere de datos continem información proporcionada al impreso personales y antecedentes educativos!) la que se generes du artie el periodo de estudios. Se realiza la relección y depuración de datos, utilizando diferentes criterios de representación y aplicación de algoritmos de clasificación como árboles de decisión edes bujestanas y reglas. Se identifica como variables influyentes en la deserción, acignaturas aprobadas, cantidad y reputado de asignaturas uturadas, procedencia y ediad integreco del estudiante. Mindurte ente proceso (se posible identificar los atributos que caractercan a los caxos de deserción y ou relación con el decempeño académico, especialmente en el primer año de la carrera.	
rvestigación que busco determinar que variables espikoan la deserción escudiantil en un sistema de educación a distancia, a partir de la construcción Se un modelo de predicción que incluye siete categorí as de variables.	Transectional causal reecspectivo

Tabla 10. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 10.

¿En qué revistas se publicaron estos estudios?	País	Año	¿Qué tipo de estudios se realizaron?
Revista Virtual Universidad Católica del Norte	Colombia	2013	Cualitativos y cuantitativos.
Formación Universitaria	Chile	2015	Cualitativos y cuantitativos.
ADB. Maestría en Psicología	Colombia	2016	-

Tabla 11. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 11.

¿Qué variables se analizaron?	¿Cómo se realizó la medición? (instrumento)	exclusión	exclusión normalizada
Variables explicativas	Cuestionarios hetero-aplicados.	Ecluido dado que no presenta un modelo predictivo.	Excluido
Variables explicativas y descriptivas.	Técnica de Clasificación en Minería de datos	No se excluye	No se excluye
-	-	Se encuentra cerrado la publicación.	Excluido

Tabla 12. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 12.

Sumatoria	Keyword	80	Accesbilda d	APA	Mariana	ine
11	Modele predictivo, describe, universitatia, pre-grade.	Google Acadilysco	Absents	Gálvez Chambilla, M., 8 Flores Comejo, K. (2018). Modelo predictivo de deserción universitaria de la curiana de Ingenieria in internationa en la Universidad Filosado Palna, Remerved horo. Insp. Popberseis cuip, edu perhandie/Lep/E/TZ	Gildest Dhambilla Melana Beant, Floras Correjo, Kathelina Briggina	Modelio predictivo de desectalo universitada de la carera de Ingeniesia Intromidio a en la Universidad Pitrardo Palma
ŧ2	Modele predictivo, deserrido, teniversitaria, pre grafii.	Google Académico	Magna	Vegro Kaina Anaya Torradoa, Edvin Barrenos Asendalos, Claria Addri Handia Viccalnob (2016). Modelo predictico de deserción estrabanti utilizando técnicas de mineria de disco (2006/2014, de Universidad Simón Bolica», Barranquilla, Colombia.	Yegny Kanna Anaya Teradha Estem Baterios Avendaños Diana Judith Haralnob	Modelo psedictivo de decerción estudiand sellizando récnicas de ninería de datas

Tabla 13. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 13.

Ahs

La deserción universitaria se ha convertido en un problema importante a ser investigado. La tasa de deserción ha llegado a constituir uno de los principales indicadores de eficiencia interna dentro de cualquier institución de educación. Investigar las causas de la deserción con metodologías adecuadas que permitan predecir esta, contribuye a la toma de decisiones dentro de la gestión de la unidad académica. El objetivo del presente proyecto consiste en investigar y proponer una metodología que permita identificar en forma automática a los estudiantes con mayor riesgo de deserción de las carreras de Ingeniería Informática en la Universidad Ricardo Palma. Para la implementación de este proyecto se adoptó la metodología CRISP-DM que estructura el proceso de minería de datos en seis fases, que interactúan entre ellas de forma iterativa. Se evaluaron los modelos de Árboles de decisión y Clustering para analizar el comportamiento de los estudiantes, evaluando factores como el rendimiento del alumno, condición social y aspectos socioeconómicos. La exactitud de los modelos es calculada a partir de la información que brindó la Oficina Central de Informática y Cómputo de la Universidad Ricardo Palma, en la cual se realizó una transformación y simulación de algunas variables para mayo efectividad del modelo. The college desertion has become an important problem to be investigated. The desertion rate has come to be one of the main indicators of internal efficiency in any educational institution. The research of the causes of desertion with appropriate methodologies to predict, contributes to decision making in the academic management The objective of this project is to investigate and propose a methodology to automatically identify students at high risk of dropping out of the Computer Engineering career at the Ricardo Palma University. To implement this project, we used the CRISP-DM methodology to structure the data mining process into six phases, which interact with each other iteratively. It was applied the models of decision trees and clustering to analyze the behavior of the students, evaluating factors such as student performance, social status and socioeconomic aspects. The accuracy of the models is calculated from the information provided the Central Office of Information and Computation at the Ricardo Palma University, in which it was applied a transformation and simulation of some variables for greater effectiveness and performance of the La minería de datos o Data Mining permite descubrir información oculta en grandes cantidades de datos, información que por procedimientos tradicionales es muy difícil de visualizar. Esta rama de la computación permite manejar y clasificar grandes cantidades de datos, para lo cual se utilizan. una gran variedad de técnicas, entre las que se encuentran los arboles de decisión C4.5 y el ID3 que han demostrado ser muy eficientes para casos específicos de predicción; este tipo de técnicas generan árboles que, de acuerdo a la complejidad del tema de estudio, pueden ser muy variables; se pueden obtener arboles con muchos nodos y hojas en el caso de ID3 y arboles más pequeños si utilizamos C4.5. Este artículo muestra la construcción de un modelo predictivo de deserción estudiantil, caracterizando a los estudiantes de la Universidad Simón Bolívar con el objetivo de poder predecir la probabilidad de deserción de los estudiantes; dicho modelo demostró el desempeño de los algoritmos presentados para clasificar datos bajo contextos variables y la precisión de uno con respecto al otro. Para la creación del modelo se utilizó la herramienta WEKA que permite de forma muy eficiente el procesamiento y clasificación de los datos con resultados satisfactorios.

Tabla 14. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 14.

¿En qué revistas se publicaron estos estudios?	País	Año	¿Qué tipo de estudios se realizaron?
Repositorio Digital - URP	Perú	2015	Cualitativos y cuantitativos.
Documentos Red clara	Colombia	2014	Cualitativos y cuantitativos.

Tabla 15. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 15.

¿Qué variables se analizaron?	¿Cómo se realizó la medición? (instrumento)	exclusión	exclusión normalizada
Variables explicativas	Vincent Tinto y árboles de deserción. CRISP-DM	No se excluye	No se ехоluye
Variables explicativas y descriptivas.	Data minning	No se excluye	No se excluye

Tabla 16. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 16.

Rivas Guerra, C. Pág. 18

Sumotoria	Keyword	60	Accecibilida d	APA	Marine S	
в	Modelo predictivo, deserción, tanimentaria, pre grado	Google Académico	Abiero	Public Becodo Blecca & Sebantian Ricc Press & M.a. Angelica Preirighell Assentant. (2010) MICOEL D. PARALLA AUTOMATIZACIÓN ED, PROCESO DE DETERMINACIÓN DE RESOCIO E DESERCIÓN EN ALLIMOZOS INVESTICITARIOS. Treas. Sersingo de Dele, Chile.	Patric Barrelo Basca S Sebastian Rico Perez S M.a. Angelica Preningholi Agremanni	MODELO PAPALLA AUTOMÁTICACIÓN DEL PROCESO DE DETERMINACIÓN DE RISSIO DE DESERCICA EN ALLIMINOS LINIVERSITARIOS
74	blodelo profictiva, describo, suiventaria, pre grado.	Bedal _{ys}	Abieto	Bernwido, A. et al. (2015). Predicción del abandono universitado: seriables explicativas y medidas de presentación. Pessida Fuentes, 16, Junio, pp. 63-64.	Ana Siden Bernardo Custiene Rebeco Cerezo Mendedas Lute J. Rodriguez- Multir Jose Parez Ellen Tueso Herreco Maria Erseban Gasola	Factores del eminaries que inciden en la deserción de los estudiantes universitados
15	Modelc predictive, desection, oniversitaria,	Google Académico	Aberto	Accumana, K. (2013). Analysis de la deserción excudand en la Universidad Smón Bolizar, lacultad Ingenieria de Sistemas, con nicoricas de nimeria de datos. Perusaniento Americano, 41-51	Kamapole Azousana	Ansilist de la dererolón exactand en la Universidad Sissin Bolisie, facultad ingenieria de Sistemar, con nécricar de nimella de danor.

Tabla 17. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 17.

	Simble
Para la implementación de este projecto se adoptó la metodología CPISP-OM que estructura el proceso de miner la de datos en set fases, que nemacian entre ellas de forma loradía. Se aploaton los modelos de Redec Neucrosles, Altodes de decisión y Cluste K-medianas para amaltas el componamiento de los estudiantes, esaluando factores como el puntaje pronecido obsenido en la Prueba de Selección Universitada (PSU), el pronecido de notas obsenido en la enseñanta media. La edad a la lecha de Ingreso a la institución y el giónero de los estudiantes.	Data Mining
Dahandono de los estudios universitarios es un problema ouvins costres son afrios tanto para el individuo gono para la sociedad. Es por ello que la cereación del miemo es fundamental y cobra expecial releviancia en el actual contracto de cisis económica. Diversos autores han desanollado revenigaciones con el objetivo de estáblece medidos predictoras de esta lendernos (Estatia, Guidan, Giover y Visigono, Cigor, Estatia), Bulbrian y Cocolino, 2005. Goldenhauch, Cocia y Sano, 2015. Siscober, 2014. En este anticulo os analizan dichos insideras, identificando las certagas y deseembajas de las metodologias unios utilizados: análizo contratorinades, análizo de tegresión logistica, análizo de supernitemola y triente de distor. La meestigación cupos resolutados apul se exponent, aplica la primera de las mendicialogías mencionados, a for de congrubat- en lo que respecta al enciorente del abandono el nalto psedicirlo de las analizados rendimiento os adelmico previo. Lecha de matriculación, rendimiento en privación del sistemola a colare, tou resultados confirman la relectión de dichas assistable con el Perdimiento estadados por entradado con constituentes con las obtenidos por disestros sucresos als largo del interpo, y en lasse e ellos se proponen dos tipos de medidas; por an la ado, acciones encavianistas a l'activa el diagnómico respecto al problema del abandorio, y por cero lado, medidos en que en activo da a prevención.	
Dipresente artículo muestra los resultados del anístico de la desención estudiantifien la Universidad Sinón Bolívia, l'acultad de Ingenieria de Sinonias. contrácnicas de mineria de Claros. Se utilizó la heros misenta Velsa agrupando las sauras de la desención en Si satablex que son. Piedida de semente. Nicultad financieria, lugiese al mencado labora d'Osco interieses anisen al estudiante, Indesentando. La muestro era de 107 aujetico entre los períodos 1007-2012. Se concluye que la clara masor de la desención en el faltono indesentando.	Data Mining

Tabla 18. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 18.

¿En qué revistas se publicaron estos estudios?	País	Año	¿Qué tipo de estudios se realizaron?
Repositorio Universidad de Chile	Chile	2012	Cualitativos y cuantitativos.
Revista Fuentes	España	2015	Cualitativos y cuantitativos.
Revista Pensamiento Americano	Colombia	2013	Cualitativos y cuantitativos.

Tabla 19. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 19.

¿Qué variables se analizaron?	¿Cómo se realizó la medición? (instrumento)	exclusión	exclusión normalizada
Variables Descriptivas	Data Mining y programación	Se escluye dado que es de norteamérica	Excluido
Variables explicativas	Datos de los alumnos de la unversidad, varios.	Princpalmente habla sobre las variables de deserción, más no de algún modelo predictivo.	Excluido
Variables explicativas	Minería de datos y herramienta WEKA	No se excluye	No se excluye

Tabla 20. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 20.



Sumatoria	Keyword	80	Acceshilida d	APA	And Sales	Dis.
15	Modelo predictivo, deserción, universitaria, pre grafe.	Redukc	Abieno	Menigaer-Gaberas, N., 8 Exceba - FRIO, D. 120/81 CONSTRUCCIONEE UNIVOCEL DE ALERTA TEMPRIMA PARALA DETECCIÓN DE ESTUDANTES ENRESCO DE DEDECIÓN DE LA UNIVERSIDAD METHOPOLITANA DE DENCIAS DE LA ESTUCACIÓN, Pointra Menicana de Investigación	Henifquez- Cabezas, Naraka, Escobar-Rillo, Diego	CONSTRUCCIÓN DE LIMMODELO DE ALERTA TEMPRANA PARA LA DETECCIÓN DE ESTUDAMTES EN RESIGIO DE DESERCIÓN DE LA UNIVERSIDAD METROPOLITAMA DE CIENCIAS DE LA EDUCACIÓN
17	Modele predictivo, deserción, universitaria, pre grafie.	Redalyc	Abserto	Mhanda, M., & Guzmán, J. (2011). Análise de la Deserción de Estudiantes Universitates usando Técnicas de Mineria de Datos Fornación Universitata, 10(3), 61-68.	Mauricio A Mirande y Jivener Guerrien	Análisis de la Deserción de Estudiantes Universitatios usando Técnicas de Mineria de Detos
18	Modele predictiva, desercion, universitaria,	Redayo	Ableto	José Pablo del Río Arreaga. (2018). MODELO. PREDICTIVO PARA LA RETENCIÓ N DE ESTUDANTES EN PRINCIPOS ARIOS. 1910/2018. de Universidad de la Ríoja	DEL RÍO ARTEAGA, JOSÉ PABLO	MODELO PREDICTIVO PARA LA RETENCIÓN DE ESTUDIANTES EN PRIMEROS MICOS
15	pre grade. Modelo predectivo, desercios, universituria, pre grade.	Scielo	Abierro	Pasicio E. Ramirez Elizaberi-E. Grandón (2017). Peditoción de la Deservición Asiadémica en runa Universidad Pública D'Alena a marés de la Diasfecación basada en Arboles de Decisión con Pasilmento Opinina ados. 19/09/2019. de Universidad Lasfeca adrillo Alena.	Panicio E. Ramirez, Disaberh E. Grandón	Predicción de la Deserción Académica en una Universidad Pública Chilena a través de la Clasificación basada en Alboles de Decisión con Parámetros Oprimicados
20	Modelo predictivo, deserción, universitada, pre grado.	Google Académico	Absento	N. E. Flodisguez Maya, A. J. Jimenez Alfaro, L. A. Reyes Hennander, B. A. Sussec Carrions and J. K. Rutz Garduno, Duta mining, a scholar disposi- psedictive model, "2017 EEE Necksin-Humanitation Technology Conference (MHTC), Puebla, 2017, pp. 83 93.	Noel Ensique Rockiquez Maya; Abraham Jarge Jimenez Afrec Lute Angel Reyes Hemandez; Bran Alison	Detaining a scholar diopout predictive model

Tabla 21. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 21.

	Mercelogic
Eprecente artículo analiza qué variables se relacionan con el manejo de habilidades requendas al momento de ingress al a Universidad Memopolicana la Ciencias de la Educación lumest, el propósito es establecer indices para la desección de estudianes que requieren apopo durante el primar año sosidiminos, que es de alta desección. El modelamiento se realizó mediante regissión logistrica con amiliais de curvanto. Demos de los resultados: biernidos, las variables que permiem procesticas deficiencias en habilidades de longuaje, y matemática siverior, pumajes de la prueba de selección inheritaria en ambas materias, promedio de notas de la enseñancia media, género a el ded de impreso a la unico. Con estas anables se estableció inna familitación de los astrudantes (promos de correr probabilidades) para estableción distinas establecidas con familitación de los astrudantes (primos de correr probabilidades) para estableción distinas establecidas de adicidades co.	Muestreos aleazorios estratificado,
Se malita sun minded para determinar cuales soni y cual es la exportancia de las variables que llevan a un existad de a deserbinar a sus estudios interventantes, unande telemicas de minera de la majoria de proprior de la majoria de la cual del la cual de la cual de la cual de la cual del la cual del la cual de la cual de la cual del la cua	DataMining
Se crean modelos capaces de predecir la deserción de estudiarres de Ingeniería Celí de la Universidad Técnica Federico Sarra Mai a en el prener y expundo año académico. Se utilizó la minomación académico del estudiarre referente al pre ingreso a la universidad, y la minomación académico del estudiarre asita el fetrano del priner semestre. Los mejores modelos construidos se logramo con los algoritmos random forest, para la predicción de la deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, con salores del SC 4% y 32 3% se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se se predicción del se deserción en el segundo añoc académico, o se	DetaMining
Sobjetivo de eme estudio es presentar una clasificación bazada en árboller de decisión ICBADI con palámetros oprintzados para predecir la deserción le los estudiantes universitarios. El estudio analiza 5290 capos de estudiantes perenecientes a una universidad pública citalena. Para la viciniza CBAD es perenecientes a una universidad pública citalena. Para la viciniza CBAD es partientes para mejorar la predicción estando el soriu are Rapidifiere. El residado de la aplicación de esta técnica con parámetros perenizados logo uma ractivo de precisión de un 87.27%. Se concluye que el uso de técnicas de CBAD con oprintización de parámetros insulta en una reportación de conclus estandos en una reconstrucción de conclus en una reconstrucción de conclusiva en en en en en en entre en entre en en entre en en en en en en entre en entre en entre en en en en en en en en en entre en	
The Scholar Diopout (SDI phenomenon in universities has been increasing in the past years, having reproductions in social, economic, and ecodemic, aspects among others. There are different factors that affect students to leave their duckes and very according to the place where the action called place. Data Mining (DMI) as a four that helps to describe his describe according to the place to describe his describe according to the place to describe his described and the place of the p	DataMining

Tabla 22.Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 22.

Rivas Guerra, C. Pág. 21

Control of persons and the	80	MATE .	¿Duti tipo de estudios se realizaran?
Nevora Mexicana de Investigación Educativa	Mérico	2016	Cuer/Kellina
Centro de Información Tecnológica Chille	Chile	2017	Dieloo Criantifiativos
Repositorio Universidad Fécnica Fededoo Santa Maria	Dide	2018	Cushsikos y cusivitatiyos
Scientific electronic library online	Dide	2015	Cushatkory cust Katinas
2017 IEEE Mexican Humanitarian Technology Conference (MHTC)	México	2017	SID

Tabla 23. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 23.

¿Qué variables se analizaron?	¿Cómo se realizó la medición? (instrumento)	exclusión	exclusión normalizada
Variables descriptiva inferencial	Regresión logística multivariado	Toma carreras como Música y educación, no tan centrado en las carreras a conocer.	No se excluye
Variables descriptivas	Minería de datos, árboles de decisión, Bayes, redes naturales.	No se exoluye	No se excluye
Variables explicativas y descriptivas.	Minería de datos, algoritmos Random Forest, tgradient y boosting	No se excluye	No se excluye
Variables explicativas y descriptivas.	Arboles de deserción. CBAD.	No se excluye	No se excluye
S/D	Data mining	Se excluye, dado que está en inglés.	Excluido

Tabla 24. Base de datos de revisiones de literaturas científicas parte 24.

CAPÍTULO III. RESULTADOS

A continuación, se presentará las siguientes imágenes con más detalle sobre cuál ha sido la forma de poder escoger los temas más relevantes para el presente estudio. Teniendo en cuenta lo siguiente; el tiempo de antigüedad de los documentos Figura 4, los países de procedencia Figura 2, así como el continente Figura 3 y la metodología realizada en los estudios Tabla 24. Teniendo toda esta información, llegamos a los motivos de inclusión y exclusión de las investigaciones que serán las siguientes: serán 10 estudios que se tomarán en cuenta; serán de un periodo máximo de 12 años de antigüedad, de variables cualitativas y cuantitativas, sólo a nivel Sudamérica y según los motores de búsqueda o de revistas como Scielo, Redalyc y Google académico Figura 1. Finalizando, en la Figura 6. luego de haber encontrado las investigaciones que se revisarán, ya habiendo hecho los filtros mencionados líneas arriba, nos damos con la información final de los tipos de modelos usados por las investigaciones recabadas en el presente estudio.



Figura 1. Resultados según buscadores.

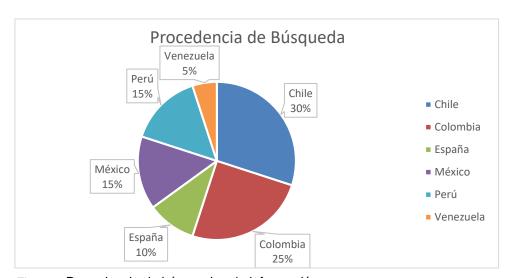


Figura 2. Procedencia de búsquedas de información.

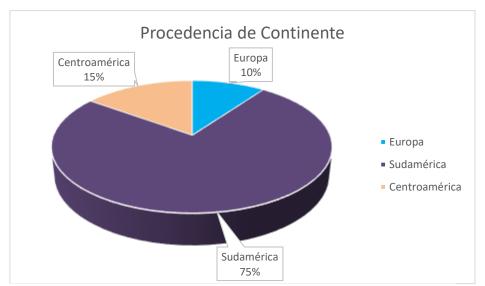


Figura 3. Procedencia de búsquedas según continentes.

Etiquetas de fila	Suma de Cantidad de casos
Caso - control	1
Cualitativos y cuantitativos.	13
Cuantitativa	1
Cuantitativos y cualitativos	1
Datos Cuantitativos	1
Mixto	1
S/D	2
Total general	20

Tabla 25. Metodologías de estudios empleados en las investigaciones.



Figura 4. Fecha de publicaciones de investigaciones por año.



Figura 5. Porcentaje de casos que se evaluarán en la presente investigación.

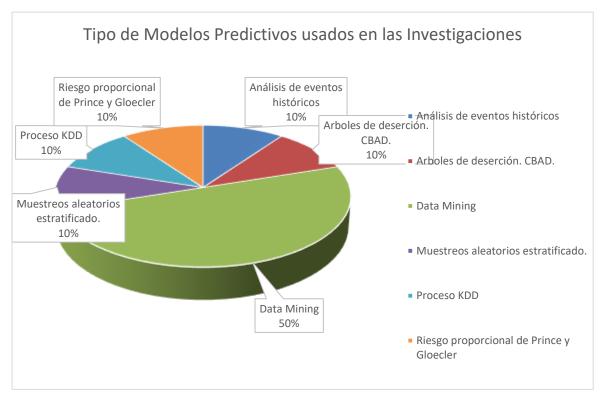


Figura 6. Tipos de Modelos predictivos usado en las Investigaciones.

Teniendo en cuenta la siguiente información de la Figura 6 se detallará los tipos de modelos predictivos que son mencionados en esta.

Data Mining: es definido como un proceso de extracción de conocimientos útiles y comprensibles, que no es conocido, que se obtienen desde almacenes de datos muy grandes y de diferentes formatos.

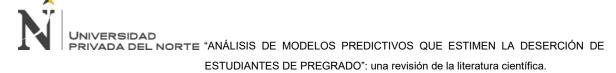
Otra forma de poder describir el Data Mining como una explotación de búsquedas de información muy importante en grandes volúmenes de datos.

KDD: Knowledge Discovery in Databases, conocido como un proceso de descubrir información realmente útil y conocimientos dentro de una base de datos.

Muestreo aleatorio estratificado: técnica de muestreo que se puede utilizar cuando dentro de una población puedes distinguir claramente subgrupos o subpoblaciones. Mediante esta técnica de muestreo, la selección de los elementos que serán parte de la muestra serán separados dentro de un estrato.

Árboles de decisión: son posibles resultados que se pueden dar mediante una relación de decisiones. Se usa para poder encaminar ideas o anticipar matemáticamente mediante un algoritmo para una mejor opción.

Pág. Rivas Guerra, C. 27



Análisis de eventos históricos: Es la identificación de las variables que influencian en que ciertas situaciones se produzcan y esta, está controlado mediante una determinada unidad de tiempo.

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES

La revisión de literatura científica nos muestra que hoy en día los modelos predictivos son herramientas muy necesarias como apoyo a las entidades educativas para poder tener un conocimiento mayor de los motivos de deserción de los alumnos y de esta manera buscar una manera de mitigar dichas situaciones.

Se llega a la conclusión que el DATA MINING es una metodología preponderante durante el periodo 2008 y 2018 en todos los modelos de predicción como se puede visualizar en la *Figura 6*. Este modelo al juntarse con otras herramientas como árboles de decisión, CRISP-DM, así como apoyado con programación se puede hacer una herramienta mucho más fuerte y confiable.

Los métodos no harán que el alumno no se vuelva desertor, pero nos ayudará a tener conocimiento del riesgo que puede tener y cómo podemos ayudarlo para que no haga este cambio, por otro lado, cada persona (alumno) es un mundo distinto por lo que por más que tengamos herramientas cada uno tiene un poder de decisión según su entorno y otros factores.

Son muy pocas las universidades peruanas que cuentan con un modelo predictivo de deserción, es por ello que hemos podido tener una limitación de información, dado que sólo se ha podido encontrar un modelo predictivo a nivel nacional, a diferencia de nuestro vecino más cercano, Chile, que en la preocupación de sus estudiantes tanto de entidades públicas como privadas si cuentan con modelos de predicción que estimen la deserción de estudiantes.

REFERENCIAS

Mori-Sánchez MP. (2012) Deserción universitaria en estudiantes de una universidad privada de Iquitos. Docencia Universitaria, 6, 60-83.

Sánchez-Hernández, G., M.Barboza-Palomino, y H.Castilla-Cabello. (2017). Análisis de la deserción y los factores asociados a la permanencia estudiantil en una universidad peruana. Actualidades Pedagógicas, (69), 169-191.

Eckert, K., & Suénaga, R. (2015). Análisis de Deserción-Permanencia de Estudiantes Universitarios Utilizando Técnica de Clasificación en Minería de Datos. Formación Universitaria, 8 (5), 3-12.

Henríquez-Cabezas, N., & Escobar-Riffo, D. (2016). Construcción de un modelo de alerta temprana para la detección de estudiantes en riesgos de deserción de la universidad metropolitana de ciencias de la educación. Revista Mexicana de Investigación Educativa, 21 (71), 1221-1248.

DEL RÍO ARTEAGA, J. (2018). MODELO PREDICTIVO PARA LA RETENCIÓN DE ESTUDIANTES EN PRIMEROS AÑOS". TESIS PARA BACHILLER. UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA.

Miranda, M., & Guzmán, J. (2017). Análisis de la Deserción de Estudiantes Universitarios usando Técnicas de Minería de Datos. Formación Universitaria, 10 (3), 61-68.

Ramírez, Patricio E., & Grandón, Elizabeth E.. (2018). Predicción de la Deserción Académica en una Universidad Pública Chilena a través de la Clasificación basada en Árboles de Decisión con Parámetros Optimizados. Formación universitaria, 11(3), 3-10.

Pág. Rivas Guerra, C. 29