ISSN 0798 1015

REVISTA ESPACIOS

HOME Revista ESPACIOS ÍNDICES A LOS AUTORES

EDUCACIÓN • EDUCAÇÃO • EDUCATION Vol. 38 (Nº 55) Año 2017. Pág. 17

Modelo predictivo de deserción estudiantil basado en arboles de decisión

Predictive model of student dropout based on decision trees

Blanca CUJI 1; Wilma GAVILANES 2; Rina SANCHEZ 3

Recibido: 24/07/2017 • Aprobado: 20/08/2017

Contenido

RESUMEN:
Este artículo muestra la construcción de un modelo predictivo de deserción estudiantil, para pronosticar la probabilidad, que un estudiante abandone su programa académico, mediante técnicas de clasificación, basadas en árboles de decisión. La metodología utilizada, se basa en Knowledge Discovery in Database (KDD), con cinco etapas: selección, procesamiento, transformación, minería de datos y evaluación. Aplicando el algoritmo, Classification and Regression Tree (CART) de la herramienta R, se construyó un árbol con cuatro niveles de profundidad y mismo número reglas, que evalúan a los posibles desertores. Llevando a concluir que las variables nivel y notas tienen mayor influencia en la deserción.
Palabras clave Árbol de Decisión-Deserción Estudiantil-Modelo Predictivo.

ABSTRACT:
This article presents the construction of a predictive model of student desertion, to predict the probability of a student dropping out of their academic program, using classification techniques based on decision trees. The methodology used is based on Knowledge Discovery in Database (KDD), which consists of five stages: selection, processing, transformation, data mining and evaluation. Applying the algorithm, Classification and Regression Tree (CART) of the statistical software R, a tree with four levels of depth and the same number of rules were constructed, which evaluate possible deserters. It was found that the variables level and notes have a greater influence on students' dropout rates.
Keywords Decision Tree-Student Dropout-Predictive Model.

1. Introducción

El alto nivel de deserción estudiantil, es uno de los problemas principales que enfrentan las instituciones de educación superior de América Latina y el Caribe. Se estima, que la tasa de deserción anual, está en el orden del 57%, Claudio (2007), según el informe emitido por la Organización de las Naciones Unidas para la Educación la Ciencia y la Cultura (UNESCO). En un periodo de tiempo normal, solamente logran graduarse, alrededor del 43% de los que ingresan en cada carrera (Sánchez, 2015).

Cada día, las instituciones de educación superior, generan gran cantidad de datos personales, académicos, socioeconómicos de los estudiantes (Amaya, Barrientos, & Heredia, 2015). La aplicación de técnicas de minería de datos permite, entre otras cosas, predecir cualquier fenómeno, con un porcentaje alto de confiabilidad (Timar & Jim, 2015). De esta forma, se puede pronosticar, la probabilidad de deserción de un estudiante, basado en los datos históricos, almacenados en los sistemas de información (Spositto & Etcheverry, 2010), de las instituciones.

Estudios previos, muestran la generación de modelos predictivos de deserción, basados en arboles de decisión, aplicando algoritmos como: EquipAsso (Basado en operadores algebraicos), J48 (Timar & Jim, 2013), C4.5 (Salazar, Gosalbez, Bosch, Miralles, & Vergara, 2004), ID3 (Gandhi & T.Archana, 2016), ADTree (Marquez-Vera, 2013), CART (Ara, Halland, Igel, & Alstrup, 2015). Sin embargo otros modelos utilizan técnicas como: redes bayesianas, regresión logística (Dunn & Mulvenon, 2009), redes neuronales (Sveučilište u Splitu. Ekonomski fakultet., Garača, & Čukušić, 2010). Para el caso que nos ocupa, se usó la técnica de clasificación basada en arboles de decisión conjuntamente con el algoritmo CART, por contar con la población y el número de variables estimadas para su aplicación.

El objetivo de este estudio fue crear un modelo predictivo de deserción estudiantil, para determinar la probabilidad, que un estudiante abandone la universidad, teniendo en cuenta, el rendimiento académico y variables de su entorno personal.

El documento está estructurado de la siguiente manera: En primer lugar, se presenta un breve resumen, de los trabajos relacionados a la creación de modelos predictivos de deserción estudiantil, con técnicas de clasificación basadas en arboles de decisión, los algoritmos y las herramientas utilizadas. Luego, se describe la metodología utilizada para la generación del modelo predictivo, KDD, con cinco etapas: selección, procesamiento, transformación, minería de datos y evaluación.

Posteriormente, se presenta los resultados de la creación del modelo y su aplicación.

Finalmente, se expone las conclusiones, sobre la aplicación del modelo predictivo.

1.1. Uso de árboles de decisión en la predicción de la deserción estudiantil

El estudio comparativo de algoritmos para predecir la deserción, utiliza información personal y académica de los estudiantes. Los autores (Hernandez Gonzalez et al., 2016), desarrollaron un sistema predictivo para detectar al alumno con probabilidad de deserción. Utilizando la herramienta, Microsoft SQL Server Analysis Services, se crea un modelo de predicción de atributos discretos y continuos, utilizando un algoritmo de clasificación y regresión, para encontrar los estudiantes con elevado porcentaje de deserción mediante un árbol de decisión.

Los autores (Romero Morales, Cristóbal; Márquez Vera, Carlos; Ventura Soto, 2012) emplean, la técnica de clasificación basada en árboles de decisión para predecir, a estudiantes que pueden abandonar sus estudios. Usan variables como: semestre que cursan, estado civil, discapacidad física, nivel económico, edad, sexo, trabajo del padre y la madre, notas de los exámenes entre otros. A partir de los árboles generados, por los algoritmos ADTree y SimpleCart de la herramienta Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA), se obtienen reglas, que alerta al profesor, sobre los estudiantes que se encuentren en riesgo de suspender o abandonar sus estudios.

Por otro lado, se propone, la construcción de un modelo predictivo de rendimiento académico, con datos de 932 estudiantes, en dos etapas: La primera, se refiere a la extracción y preparación de la información a través de la limpieza y estructuración de datos. La segunda, constituye la aplicación de minería de datos, por medio de actividades de carga y procesamiento, así también la formulación del modelo e interpretación de resultados (Merchán & Duarte, 2016). Para el proceso de minería de datos se utiliza WEKA, que genera un árbol de decisión basado en el algoritmo J48.

La extracción de perfiles de deserción estudiantil, a partir de datos socioeconómicos y académicos, obtiene patrones de deserción estudiantil (Timar & Jim, 2015), basado en el promedio de calificaciones y materias perdidas en los primeros semestres de la carrera. Se utiliza, MS SQL Server para la generación del almacén de datos, SPSS para el pre-procesamiento de la información y WEKA para encontrar un clasificador de rendimiento académico y detectar los patrones determinantes de la deserción estudiantil.

El proceso de modelamiento de un árbol de decisión, comienza, identificando los factores que influyen en la deserción. Para (Khalilian, Mustapha, Sulaiman, & Mamat, 2011), estos factores se centran en variables como: ingreso económico y educación de los padres, número de hijos, estado civil, rendimiento académico entre otros. Se construye un árbol de decisión de cuatro niveles de profundidad, usando el algoritmo J4.8, con la herramienta WEKA. Se identifican las variables ingresos económicos de los padres, nivel previo al semestre y asistencia, como aquellas que mayor incidencia tienen en la deserción.

1.2. Árbol de decisión

Un árbol de decisión es un diagrama que contiene: Un nodo raíz donde se encuentran todas las observaciones; nodos internos que albergan a los nodos de división y los nodos hoja que contiene la clasificación final para un conjunto de observaciones (Khalilian et al., 2011). Los arboles de decisión son parte de las técnicas de minería de datos (Márquez-Vera, Cano, Romero, & Ventura, 2013). Un árbol representa una segmentación de los datos, que se crea mediante la aplicación, de una serie de reglas simples (Marquez-Vera, 2013). Cada regla asigna una observación, a un segmento basada en el valor de una entrada. Una regla se aplica después de otra, dando como resultado una jerarquía de segmentos dentro de segmentos. La jerarquía se llama árbol y cada segmento se llama nodo (Romero Morales, Cristóbal; Márquez Vera, Carlos; Ventura Soto, 2012). Así, los nodos internos de un árbol representan validaciones sobre los atributos, las ramas representan las salidas de las validaciones, y los “nodos hoja” representan las clases (Karina, Torrado, Barrientos Avendaño, Judith, & Vizcaíno, n.d.).

1.3. Algoritmo CART

El algoritmo CART de Leo Breiman (Alcover, R., Benlloch, J., Blesa, P., Calduch, M. A., Celma, M., Ferri, C., & Robles, 2007), realiza particiones binarias, con el objetivo que la media de cada rama sea diferente y, por tanto, discrimine con suficiente precisión, un número adecuado de particiones, para asignar a cada hoja un valor cercano a la media de los elementos que caen en ella. Este algoritmo genera arboles de fácil interpretación con resultados óptimos (Ara et al., 2015), lo que se considera una ventaja, al crear modelos predictivos (Lin, 2015).

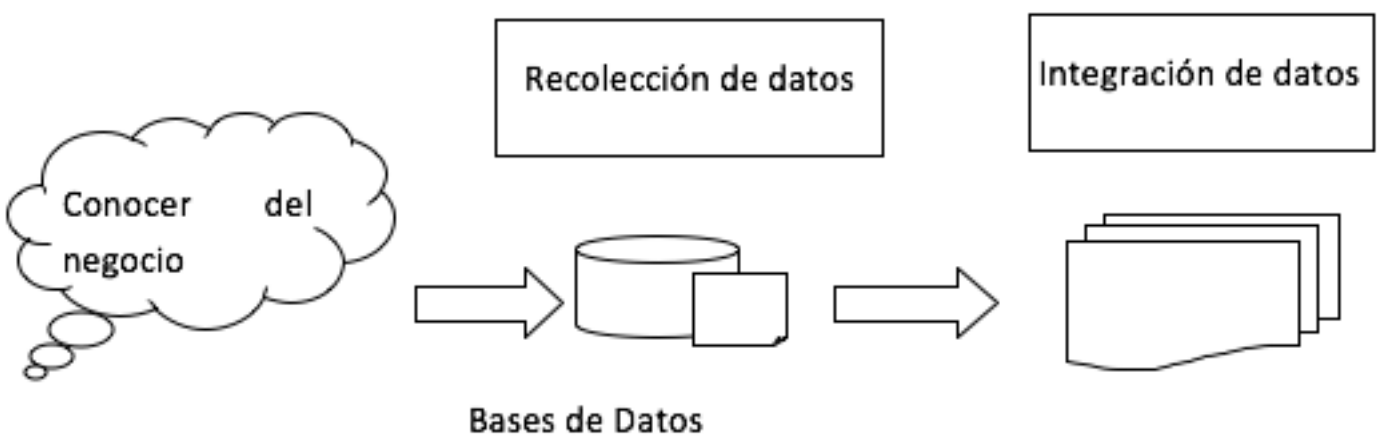
---

2. Metodología (Solo mayúscula Inicial)

La metodología aplicada de basa en el Proceso KDD, con cinco etapas: selección, procesamiento, transformación, minería de datos y evaluación.

2.1. Selección de datos

Figura 1. Proceso de selección de datos



Recolección de datos

Los datos, corresponden a los estudiantes de la Carrera Docencia en Informática de la Universidad Técnica de Ambato (UTA). La Dirección de Tecnología de la Información y Comunicación (DITIC) de la institución proporcionó, la información a partir del año 2006, en dos matrices. La Matriz 1 contiene, los datos personales con los atributos: identificación, que fue reemplazado, por un identificador numérico del 1...n, para mantener la confidencialidad de los participantes, según lo expone la Ley del Sistema Nacional de Registro de Datos Públicos (Nacional Pleno, n.d.). Además, género, estado civil, etnia, fecha de nacimiento, lugar nacimiento, ciudad de residencia (ver Figura 2). La matriz 2 contiene datos académicos con atributos relacionados al periodo académico, curso matriculado, materia, promedio de notas obtenidas en el primer parcial (nota1) y segundo parcial (nota2) (ver Figura 3).

Figura 2. Matriz 1: Datos generales.

	A	B	C	D	E	F	G
1	IDENTICADOR	GENERO	ESTADO CIVIL	ETNIA	FECHA NACIMIENTO	CIUDAD NACIMIENTO	CIUDAD RESIDENCIA
2	1	MASCULINO	SOLTERO	MESTIZA	8/10/1994	PALANDA	PALANDA
3	2	MASCULINO	SOLTERO	MESTIZA	29/05/1996	SANTA CRUZ	QUERO
4	3	MASCULINO	SOLTERO	MESTIZA	10/11/1988	PELILEO	QUERO
5	4	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	30/10/1989	AMBATO	QUERO
6	5	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	4/09/1988	MOCHA	MOCHA
7	6	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	26/11/1993	AMBATO	MOCHA
8	7	FEMENINO	CASADO	MESTIZA	27/02/1992	PILLARO	PILLARO
9	8	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	19/12/1988	PILLARO	PILLARO
10	9	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	24/12/1996	PILLARO	PILLARO
11	10	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	29/12/1991	PILLARO	PILLARO
12	11	MASCULINO	SOLTERO	MESTIZA	16/10/1993	PILLARO	PILLARO
13	12	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	28/01/1988	PILLARO	PILLARO
14	13	MASCULINO	CASADO	MESTIZA	15/07/1985	PILLARO	PILLARO
15	14	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	5/12/1989	PILLARO	PILLARO
16	15	FEMENINO	SOLTERO	MESTIZA	2/03/1995	BAÑOS	PELILEO
17	16	MASCULINO	SOLTERO	INDIGENA	16/07/1990	PELILEO	PELILEO
18	17	MASCULINO	CASADO	INDIGENA	1/02/1988	PELILEO	PELILEO
19	18	MASCULINO	SOLTERO	MESTIZA	1/12/1989	PELILEO	PELILEO

Figura 3. Matriz 2: Datos académicos.

	A	B	C	D	E	F
1	IDENTIFICADOR	PERIODO	CURSO MATRICULADO	MATERIA	NOTA1	NOTA2
2	1	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	CÁLCULO INTEGRAL	7	9
3	2	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	DIDÁCTICA APLICADA	7,6	7,7
4	3	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	EVALUACIÓN DE LOS APRENDIZAJES	8	9
5	4	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	LENGUAJE VISUAL I	5,6	7,5
6	5	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	BASE DE DATOS I	9,5	6,1
7	6	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	INFORMÁTICA APLICADA II	7	8
8	7	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	CÁLCULO INTEGRAL	8	7
9	8	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	DIDÁCTICA APLICADA	7,5	8,7
10	9	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	EVALUACIÓN DE LOS APRENDIZAJES	9	9
11	10	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	LENGUAJE VISUAL I	6,3	8,8
12	11	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	BASE DE DATOS I	7,3	9,2
13	12	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	INFORMÁTICA APLICADA II	9	8
14	13	SEP/05-FEB/06	QUINTO SEMESTRE A	CÁLCULO INTEGRAL	9	9
15	14	SEP/05-FEB/06	PRIMER SEMESTRE A	UTILITARIOS	8	8,4
16	15	SEP/05-FEB/06	PRIMER SEMESTRE A	INFORMÁTICA	8,5	7,9
17	16	SEP/05-FEB/06	PRIMER SEMESTRE A	MATEMÁTICAS BÁSICAS	7,5	7
18	17	SEP/05-FEB/06	PRIMER SEMESTRE A	TÉCNICAS DE INVESTIGACIÓN	8	10
19	18	SEP/05-FEB/06	PRIMER SEMESTRE A	LENGUAJE Y COMUNICACIÓN	9,1	10

Integración de datos

Inicialmente se contó con 484 registros para el análisis. Los atributos de la matriz 1 y matriz 2, fueron integrados en una hoja de cálculo, además se agregó, edad, desertor, nota1, nota2 con prefijos que representan los niveles alcanzados por el estudiante (p=primero, s=segundo, t=tercero, c=cuarto, q=quinto, e=sexto) (ver Figura 4).

Figura 4. Matriz integral: unificación de la matriz 1 y 2, con atributos como edad, nota1 y 2 por niveles, atributo desertor.

J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W
EDAD	NOTA 1P	NOTA 2P	NOTA 1S	NOTA 2S	NOTA 1T	NOTA 2T	NOTA 1C	NOTA 2C	NOTA 1Q	NOTA 2Q	NOTA 1E	NOTA 2E	DESERTOR
21	8,9	8,7	8,4	8,8									NO
19	8,6	8,6	8,8	7,6									NO
20	8,2	6,9	7,5	7,1	6,9	7,3	7,2	7,0	8,0	7,5	7,3	8,0	NO
21	9,7	7,9	7,7	8,4	7,1	6,8	7,8	7,8	8,1	7,8	8,3	8,2	NO
22	8,1	7,1	7,5	7,7	6,9	6,7	7,8	7,7	7,7	8,8	7,8	7,3	NO
22	9,0	7,9	8,0	8,4									NO
19	8,6	8,5	8,7	8,7	8,8	8,3	8,7	9,0	8,5	9,1	8,9	7,7	SI
22	8,5	8,0	7,9	8,3	8,1	8,1	8,5	8,6	8,0	8,7	7,9	7,8	NO
19	8,4	7,9	8,1	7,8									NO
20	7,8	8,5	8,4	8,3	8,4	7,8	9,2	8,9	8,2	8,5	9,4	8,6	NO
22	8,4	8,2											SI
19	8,1	7,5	8,7	7,8	7,0	8,0	8,2	7,9	7,3	6,4	6,3	7,9	NO
20	7,9	7,9	7,1	0,0									SI

Los atributos edad, desertor, nota1p, nota2p...n, se determinaron de la siguiente manera:

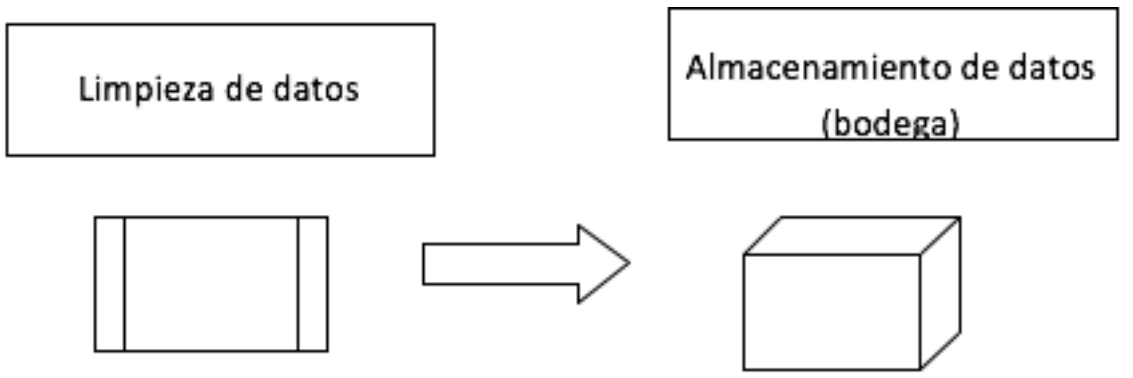
Edad: Fecha de nacimiento menos la fecha de ingreso a la carrera.

Desertor: Este atributo se determinó en base al curso matriculado y notas por materia que constan en los datos históricos del estudiante.

nota1p, nota2p, nota2s, nota2s...n: Promedio de notas por materia, tomadas por el estudiante, en el primero y segundo parcial (nota1p, nota2p), de todos los niveles alcanzados.

2.2. Procesamiento de datos

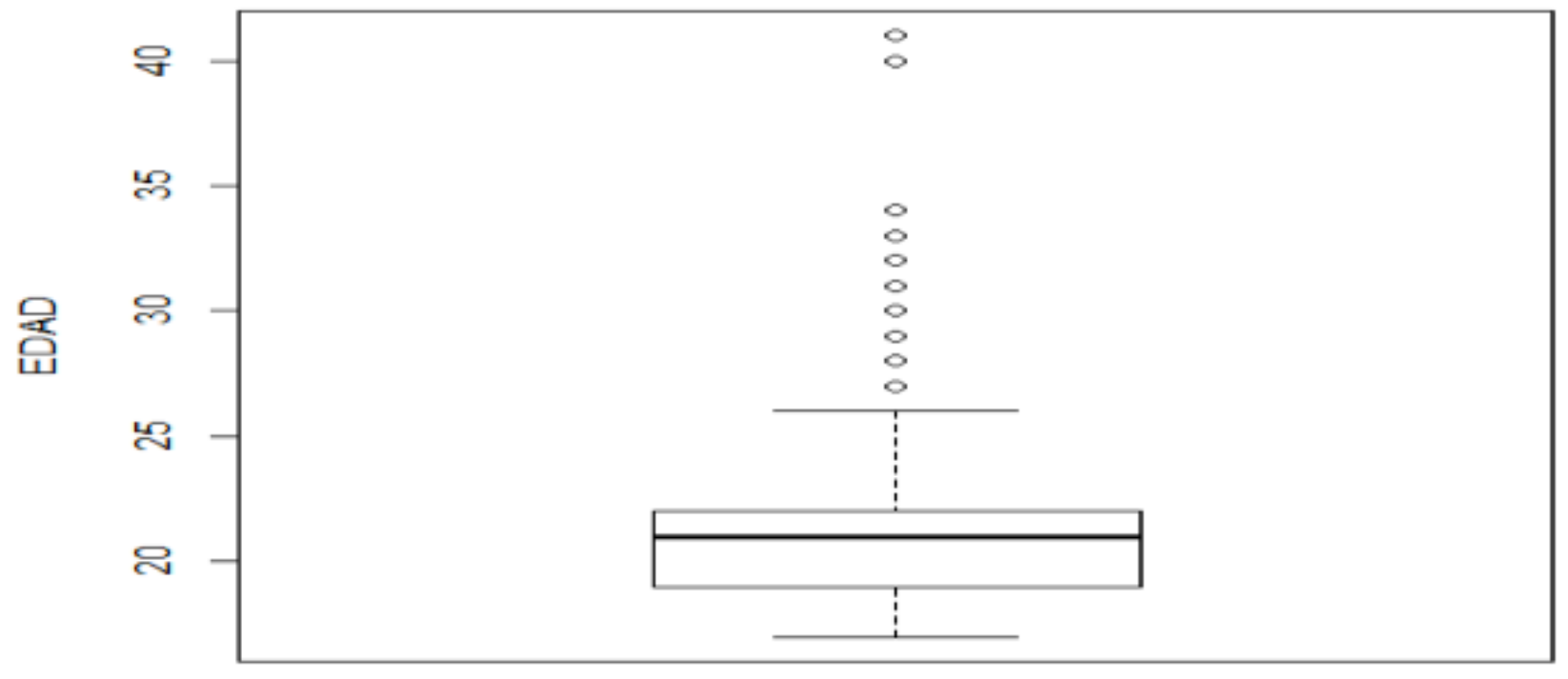
Figura 5. Etapas para el procesamiento de datos.



Se detectó datos atípicos (observaciones extremadamente grandes o pequeñas, que dista del resto de valores, Pérez (2007), utilizando el programa FactorMiner de R; con diagramas de pareto, para las variables: edad (ver Figura 6), nota1p, nota2p, nota2s, nota2s. Se encontraron 10 datos atípicos, para el atributo edad. Tres estudiantes tienen 41 años, mientras que existe un estudiante con 40, 34, 33, 32, 31, 30 y 25 años.

Boxplot (edad = 41, 41, 41, 40, 34, 33, 32, 31, 30, 25).

Figura 6. Datos atípicos del atributo edad



Se ha modificado la salida original del Boxplot, para identificar registros, donde no se encontraron notas (s/n= sin nota)

Boxplot(nota1p = 0.0, s/n, 0.0, s/n, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0,0.0)

Boxplot(nota2p =0.0, 0.0,s/n,0.0,0.0,0.0, 0.0, s/n, 0.0, 0.0, 10.0, 10.0, 10.0)

Boxplot(nota1s= s/n, s/n, s/n, 0.0,s/n, s/n, s/n, s/n, s/n, s/n)

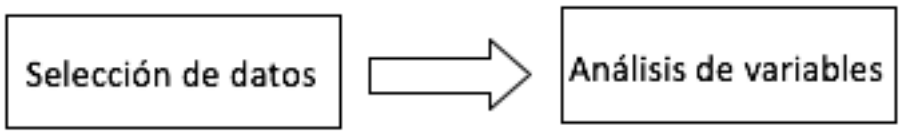
Boxplot(nota2s=s/n, 0.0, s/n, s/n, s/n,0.0, s/n,0.0, s/n, s/n)

Se eliminó de la base de datos, a 24 estudiantes que mostraron atipicidades, en las variables, edad, nota1p, nota2p, nota2s, nota2s, cuyo valor fue s/n, 0.0, y 10.0. Además se reemplazó, los caracteres especiales como la ñ y tildes, en el atributo nombre, lugar de nacimiento y ciudad de residencia, para evitar resultados erróneos. De igual manera, a ocho estudiantes, por no contar con notas en ningún nivel.

Bodega de datos.
Se obtuvo una base de datos limpia con 425 estudiantes, almacenada en una hoja de cálculo.

2.3. Transformación de Datos

Figura 7. Etapas para la transformación de datos



Selección de datos.
Se tomó datos, de 485 estudiantes, almacenados en hojas de cálculo y base de datos relacionales, de la DITIC. Los datos fueron transformados, a variables, según los tipos de atributos propuestos por el estadístico S. Stevens (1946), se clasificaron en tres tipos: nominal, ordinal y cuantitativo, según Tabla 1.

Tabla 1. Variables predictoras

Atributos	Tipo de atributo S. Stevens (1946)
Genero	Nominal
Estado Civil	Nominal
Etnia	Nominal
Edad	Cuantitativo
Lugar de Nacimiento	Nominal
Ciudad de residencia	Nominal
Nivel	Ordinal
Nota1p	Cuantitativo
Nota2p	Cuantitativo

Fuente: Elaboración propia

Tabla 2. Variable a predecir

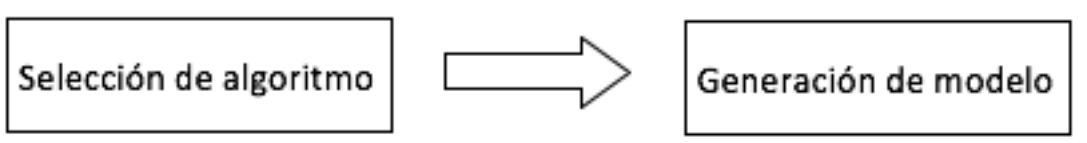
Atributos	Tipo de atributo S. Stevens (1946)
Desertor	Nominal

Fuente: Elaboración propia

Durante el análisis de la literatura, se detectó variables como: discapacidad física, trabajo del padre y de la madre, entre otras (Romero Morales, Cristóbal; Márquez Vera, Carlos; Ventura Soto, 2012), que no formaron parte del estudio, por la ausencia de datos.

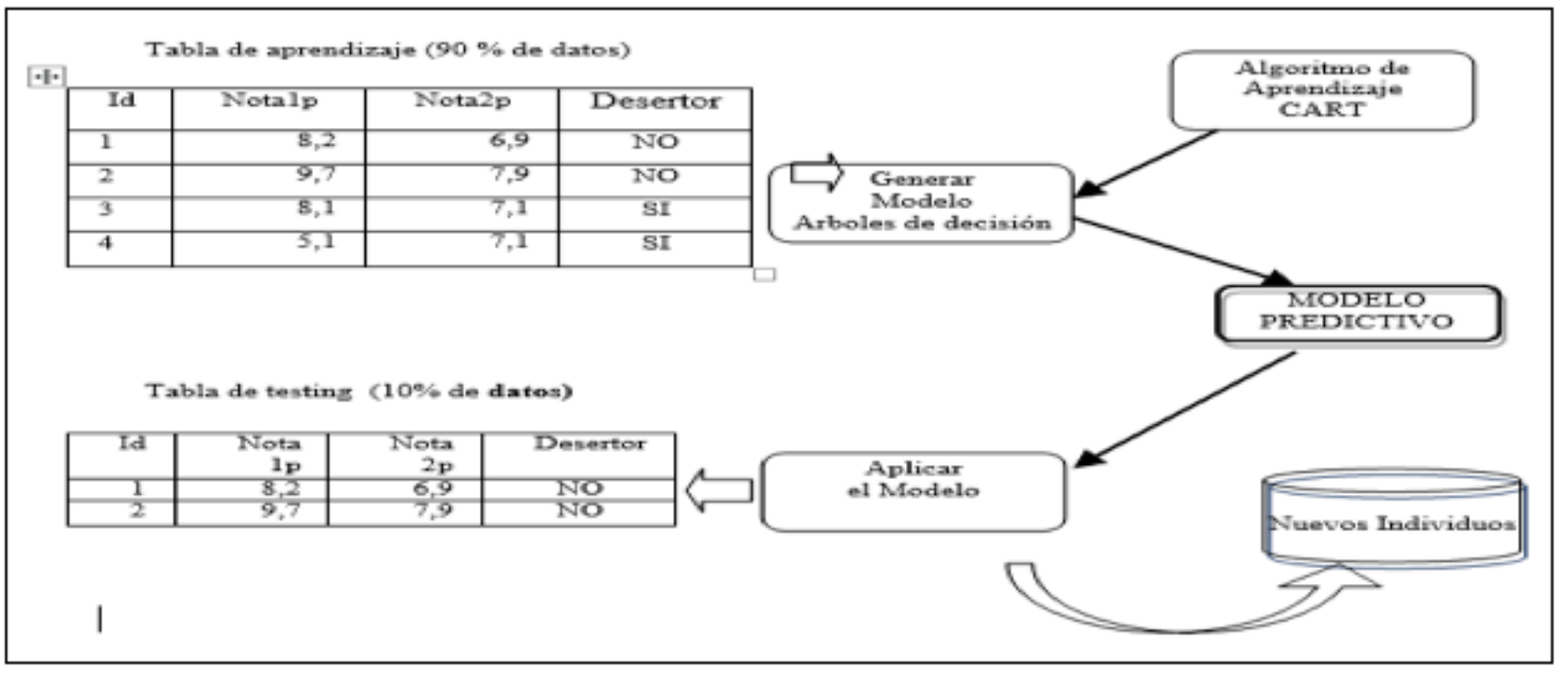
2.4. Minería de datos

Figura 8
Etapa de minería de datos



El proceso, para la generación del modelo predictivo en sus diferentes fases (ver Figura 9):

Figura 9
Esquema para la generación del modelo predictivo de deserción estudiantil



Selección del Algoritmo.

Se usó árboles de decisión, conjuntamente con el algoritmo CART de la herramienta Rattle de R. Este algoritmo utiliza, el proceso "Top-Down" (algoritmo Hunt) para construir, el árbol de arriba hacia abajo. Se utilizó, este algoritmo por contar con variables nominales y cuantitativas. Además, el número de variables es apropiado para su aplicación.

Generación del modelo

Para la generación del modelo predictivo, se usó Rattle de R; se construyó un árbol con cuatro niveles de profundidad y mismo número de reglas, tomando como variable predictora a "Desertor", de tipo nominal (ver Figura 10).

Figura 10. Árbol de decisión, generado con Rattle de R.

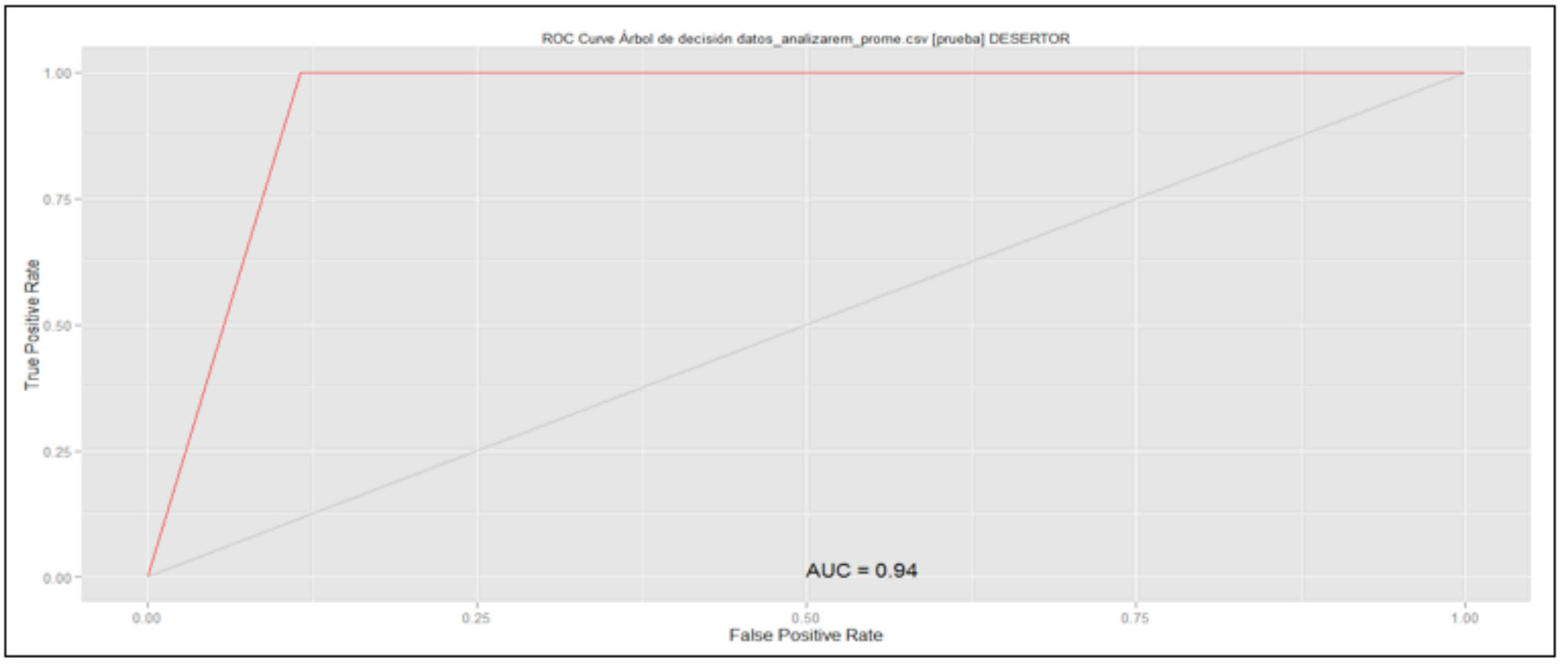
```
Resumen del modelo Árbol de decisión de Clasificación (construido con 'rpart'):

n= 378

node), split, n, loss, yval, (yprob)
      * denotes terminal node

 1) root 378 119 NO (0.68518519 0.31481481)
   2) NIVEL=DECIMO,NOVENO,OCTAVO,SEPTIMO,SEXTO 267   8 NO (0.97003745 0.02996255)
     4) NOTA.1S=4,0,4,5,6,0,6,3,6,5,6,6,6,8,6,9,7,0,7,1,7,3,7,5,7,6,7,7,7,8,8,0,8,1,8,2,8,3,8,4,8,5,8,6,8,8,8,9,9,0,9,2,9,3,9,4 229   0 NO (1.00000000 0.00000000) *
     5) NOTA.1S=7,2,7,4,7,9,8,7,9,1 38   8 NO (0.78947368 0.21052632)
      10) NOTA.2S=5,4,6,7,6,8,7,2,7,4,7,5,7,7,7,8,7,9,8,2,8,3,8,4,8,6,8,8,9,0,9,1,9,2,9,5,9,6 33   3 NO (0.90909091 0.09090909) *
      11) NOTA.2S=5,6,7,6,8,5,8,7 5   0 SI (0.00000000 1.00000000) *
   3) NIVEL=CUARTO,PRIMERO,QUINTO,SEGUNDO,TERCERO 111   0 SI (0.00000000 1.00000000) *

Classification tree:
rpart(formula = DESERTOR ~ ., data = crs$dataset[crs$train, c(crs$input,
    crs$target)], method = "class", parms = list(split = "information"),
    control = rpart.control(minsplit = 1, minbucket = 4, maxdepth = 3,
        usesurrogate = 0, maxsurrogate = 0))

Variables actually used in tree construction:
[1] NIVEL   NOTA.1S NOTA.2S

Root node error: 119/378 = 0.31481

n= 378
```

Para la construcción del modelo, se tomó el 90% de los datos, para la tabla de aprendizaje y el 10% para la tabla de pruebas.

2.5. Evaluación

Para la evaluación del modelo, se construyó la curva Receiver Operating Characteristic (ROC) para medir su efectividad (ver Figura 11).

Figura 11. Evaluación del modelo, predicción al 94% de efectividad



La curva ROC, muestra al modelo con un 94% de efectividad en la predicción.

3. Resultados

Para probar el modelo, se utilizaron, los datos de la tabla de pruebas, mostrando los siguientes resultados (ver Figura 12).

Figura 12. Historial de cálculos.

GENERO	ESTADO_CIVIL	ETNIA	EDAD	LUGAR_NACIMIENTO	CIUDAD_RESIDENCIA	NIVEL	NOTA1P	NOTA2P	NOTA1S	NOTA2S	DESERTOR	PROBABILIDAD
FEMENINO	CASADO(A)	MESTIZO	37	AMBATO	AMBATO	1	7	8	7	7	SI	29
FEMENINO	CASADO(A)	INDIGENA	20	QUITO	QUITO	7	7	7	8	7	NO	61

Adicionalmente durante la etapa de integración de datos, se logró determinar los siguientes resultados:

Tabla 3. Deserción

Desertor	Número de estudiantes	Porcentaje
Si	132	35%
No	246	65%
Total	378	100%

Fuente: Elaboración propia

El 35% de la población estudiada, ha desertado.

3.1. Importancia de las variables para la creación del modelo.

El estudio incluyo seis variables, socioeconómicas y cinco académicas. Los resulta-dos del análisis encontraron que la prioridad de estas variables estaba en el nivel, edad, nota1s, nota2s. El género, estado civil, etnia, lugar de nacimiento, ciudad de residencia, nota1p y nota2p, no fueron incluidos en el modelo. El modelo presentó una probabilidad de certeza el 94%. El resultado de la evaluación, presenta al modelo como estable y aceptable.

3.2. Resultados del árbol de decisión

Los resultados del análisis del árbol de decisión, encontraron que la profundidad de la estructura del árbol era de cuatro niveles de profundidad. El primer nodo se formó con la variable nivel (decimo, noveno, octavo, séptimo, y sexto). El Segundo nodo se formó con la variable nota1s, el tercero con la variable nota2s y el cuarto nivel, con la variable nivel y nota1s.

4. Conclusiones

De las 11 variables que de utilizaron para la construcción del modelo, la variable nivel, es aquella que mayor incide en la deserción, así: mayor tendencia a desertar: primero, segundo, tercero, cuarto y quinto nivel, mínima tendencia: sexto, séptimo, y nula: octavo, noveno y décimo.

Los estudiantes que se encuentren en el nivel: decimo, noveno, octavo, séptimo, sexto y que tienen notas comprendidas entre (4.0, 4.5, 6.0, 6.3; 6.5, 6.6, 6.8, 6.9, 7.0, 7.1, 7.3, 7.5, 7.6, 7.7, 7.8, 8.0, 8.1, 8.2, 8.3, 8.4, 8.5, 8.6, 8.8, 8.9, 9.0, 9.2, 9.3, 9.4), no son desertores.

De los 485 estudiantes con 15475 registros analizados la variable edad y nota1s muestran mayor cantidad de datos atípicos.

Durante la creación del modelo, se descartaron las variables, genero, estado civil, etnia, lugar de nacimiento, ciudad de residencia, nota1p y nota2p.

Fue necesario realizar varias pruebas con el algoritmo CART, modificando continuamente, el porcentaje de datos asignados, para la tabla de aprendizaje y de pruebas, logrando obtener, mayor cantidad de nodos en el árbol.

El modelo propuesto abre oportunidades, para la creación de nuevos, modelos de predicción, usando técnicas de clasificación, más complejas como redes neuronales y regresión logística, que permitan un análisis comparativo, de los factores que influyen en la deserción estudiantil.

Referencias bibliográficas

Alcover, R., Benlloch, J., Blesa, P., Calduch, M. A., Celma, M., Ferri, C., & Robles, A. (2007). Análisis del rendimiento académico en los estudios de informática de la Universidad Politécnica de Valencia aplicando técnicas de minería de datos. Teruel, España., 169. Retrieved from http://bioinfo.uib.es/~joemiro/aenui/procJenui/Jen2007/alanal.pdf

Amaya, Y., Barrientos, E., & Heredia, D. (2015). Mining Techniques, 13(9), 3127–3134.

Ara, N.-B., Halland, R., Igel, C., & Alstrup, S. (2015). High-School Dropout Prediction Using Machine Learning: A Danish Large-scale Study. In ESANN 2015 proceedings, European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning. (pp. 319–324). Retrieved from https://www.elen.ucl.ac.be/Proceedings/esann/esannpdf/es2015-86.pdf

Claudio, R. (2007). Informe sobre la Educación Superior en América Latina y el Caribe 2000-2005. Retrieved from http://www.oei.es/salactsi/informe_educacion_superiorAL2007.pdf

Dunn, K. E., & Mulvenon, S. W. (2009). A Critical Review of Research on Formative Assessments: The Limited Scientific Evidence of the Impact of Formative Assessments in Education. Practical Assessment, Research & Evaluation, 14(7), 1–11. https://doi.org/10.1002/ir

Gandhi, U. D., & T.Archana. (2016). Prediction of student performance in educational Data Mining - A Survey. International Journal of Pharmacy & Technology, 8(3), 17757–17763.

Hernandez Gonzalez, A. G., Melendez Armenta, R. A., Morales Rosales, L. A., Garcia Barrientos, A., Tecpanecatl Xihuitl, J. L., & Algredo, I. (2016). Comparative Study of Algorithms to Predict the Desertion in the Students at the ITSM-Mexico. IEEE Latin America Transactions, 14(11), 4573–4578. https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7795831

Karina, Y., Torrado, A., Barrientos Avendaño, E., Judith, D., & Vizcaíno, H. (n.d.). Modelo predictivo de deserción estudiantil utilizando técnicas de minería de datos. Retrieved from http://documentos.redclara.net/bitstream/10786/759/1/124-22-3-2014-Modelo predictivo de deserción estudiantil utilizando técnicas de minería de datos.pdf

Khalilian, M., Mustapha, N., Sulaiman, M. N., & Mamat, A. (2011). Intrusion detection system with data mining approach: a review. Global Journal of Computer Science and Technology (Vol. 10). Global Journals. Retrieved from http://computerresearch.org/index.php/computer/article/view/891/890

Lin, S.-P. (2015). Using EDM for Developing EWS to Predict University Students Drop Out. International Journal of Intelligent Technologies and Applied Statistics, 8(4), 365–388. https://doi.org/10.6148/IJITAS.2015.0804.05

Marquez-Vera, C. (2013). Predicting school failure and dropout by using data mining techniques. … Del Aprendizaje, IEEE …, 8(1), 7–14. Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6461622

Márquez-Vera, C., Cano, A., Romero, C., & Ventura, S. (2013). Predicting student failure at school using genetic programming and different data mining approaches with high dimensional and imbalanced data. Applied Intelligence, 38(3), 315–330. https://doi.org/10.1007/s10489-012-0374-8

Merchán, S. M., & Duarte, J. A. (2016). Analysis of Data Mining Techniques for Constructing a Predictive Model for Academic Performance. IEEE Latin America Transactions, 14(6), 2783–2788. https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7555255

Nacional Pleno, A. EL. (n.d.). Ley del Sistema Nacional de Registro de Datos Públicos. Retrieved from https://www.telecomunicaciones.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2012/11/Ley-del-sistema-nacional-de-registro-de-datos-publicos.pdf

Pérez López, C., & Santín González, D. (2007). Minería de datos: técnicas y herramientas. Thomson. Retrieved from https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=wz-D_8uPFCEC&oi=fnd&pg=PR4&dq=datos+atipicos&ots=Th03ul1v4G&sig=N9j4nTVS09eayqtSUtAeGrSdR8w#v=onepage&q=datos atipicos&f=false

Romero Morales, Cristóbal; Márquez Vera, Carlos; Ventura Soto, S. (2012). Predicción del Fracaso Escolar Mediante Técnicas de Minería de Datos. Iee-Rita, 7(3), 109–117.

Salazar, A., Gosalbez, J., Bosch, I., Miralles, R., & Vergara, L. (2004). A case study of knowledge discovery on academic achievement, student desertion and student retention. ITRE 2004: 2nd International Conference Information Technology: Research and Education, Proceedings, (January 2016), 150–154. https://doi.org/Doi 10.1109/Itre.2004.1393665

Sánchez, D. (2015). La tendencia del abandono escolar en Ecuador: período 1994-2014. Revista Para La Docencia de Ciencias Económicas Y Administrativas En El Ecuador, 224. Retrieved from http://udla.edu.ec/cie/wp-content/uploads/2015/06/ValorAgregado03-Art.-2-Sánchez-Abandono-escolar.pdf

Spositto, O., & Etcheverry, M. (2010). Aplicación de técnicas de minería de datos para la evaluación del rendimiento

académico y la deserción estudiantil Deserción. … En Sistemas, Cibernética E …. Retrieved from /citations?view_op=view_citation&continue=/scholar?hl=es&start=20&as_sdt=0,5&scilib=1024&citilm=1&citation_for_view=uOPNWhoAAAAJ:hNSvKAmkeYkC&hl=es&oi=p

Sveučilište u Splitu. Ekonomski fakultet., M., Garača, Ž., & Čukušić, M. (2010). Student dropout analysis with application of data mining methods. Management: Journal of Contemporary Management Issues, 15(1), 31–46. Retrieved from http://hrcak.srce.hr/53605

Timar, R., & Jim, J. (2013). Descubrimiento de perfiles de deserción estudiantil con técnicas de minería de datos. Revista Vínculos, 10(1), 373–383. Retrieved from http://revistas.udistrital.edu.co/ojs/index.php/vinculos/article/view/4687/6419

Timar, R., & Jim, J. (2015). Extracción de perfiles de deserción estudiantil en la institución universitaria cesmag 1, VI(1), 30–44.

---

1. Aspirante a Doctor en Ciencias Informáticas, Magister en Gestión de Base de Datos, Magister en Educación, Ingeniera en Sistemas. Universidad Técnica de Ambato. blancarcujic@uta.edu.ec

2. Aspirante a Doctor en Ciencias Informáticas, Magister en Tecnologías de la Información y Multimedia Educativa, Ingeniera en Sistemas. Universidad Técnica de Ambato. wilmalgavilanesl@uta.edu.ec

3. Magister en Docencia, Ingeniera de Sistemas. Universidad Técnica de Ambato. rk.sanchez@uta.edu.ec

---

Revista ESPACIOS. ISSN 0798 1015
Vol. 38 (Nº 55) Año 2017

[Índice]

[En caso de encontrar algún error en este website favor enviar email a webmaster]