

# PREDICCIÓN DEL ÉXITO ACADÉMICO EN EDUCACIÓN SUPERIOR UTILIZANDO ÁRBOLES DE DECISIÓN

Isabella Pérez Universidad Eafit Colombia iperezs2@eafit.edu.co	Mariana Quintero Universidad Eafit Colombia mquintero3@eafit.edu.co	Miguel Correa Universidad Eafit Colombia macorream@eafit.edu.co	Mauricio Toro Universidad Eafit Colombia mtorobe@eafit.edu.co
--	--	--	--

## RESUMEN

El objetivo de este informe es predecir el éxito académico en educación superior teniendo en cuenta las variables sociodemográficas y académicas de cada estudiante obtenidas con anterioridad, para esto se busca desarrollar un programa y estructura de datos que nos permita leer, guardar y organizar los datos de los archivos a usar, con el fin de que se logre aplicar herramientas útiles como los árboles de decisión y algoritmos matemáticos, y con ellos predecir la probabilidad que tiene un estudiante de obtener un resultado por encima del promedio.

La solución a este problema es de gran importancia debido a que a pesar de que la tecnología avanza exponencialmente, es bastante poco lo que se ha logrado predecir respecto al éxito académico en educación superior, y sería de increíble utilidad poder tener un dato de predicción más seguro con el fin de evitar tomar exámenes con poca probabilidad de éxito, por lo que el desarrollo eficiente de este proyecto puede ofrecer la capacidad de saber con mayor seguridad cuál sería esta probabilidad de éxito que tiene cada persona en una prueba de educación superior. Existen varios problemas similares al que se plantea en este informe y algunos de estos serán analizados con el propósito de hallar una solución más efectiva.

## Palabras clave

Árboles de decisión, aprendizaje automático, éxito académico, predicción de los resultados de los exámenes

## 1. INTRODUCCIÓN

Está claro que el papel de la tecnología es un factor clave en la educación Colombiana que poco a poco se convierte más en una parte vital de este, lo que nos lleva inevitablemente a querer dar pasos nuevos o avances en la situación. Anteriormente se han visto estudios acerca de los factores que influyen en el desempeño académico de estudiantes y otras variables como la deserción y sus causas o motivaciones, y en base a eso se ha buscado obtener resultados de predicción respecto a ese tema. Sin embargo, respecto a la predicción de éxito académico en educación superior es muy poco lo que se ha logrado puesto que para

medir el éxito se pueden considerar diversas maneras tales como la empleabilidad del egresado, el salario de los egresados, la felicidad del trabajo de los egresados, entre otros. Teniendo en cuenta lo anterior, la finalidad de este proyecto es, entonces, lograr predicciones respecto al éxito académico en educación superior, tomando este como la probabilidad que tiene un estudiante de obtener un puntaje mayor al promedio en las pruebas saber Pro.

### 1.1. Problema

Mediante el uso de algoritmos basados en árboles de decisión, y en datos académicos y sociodemográficos de un estudiante diseñar y poner en práctica un programa que permita predecir el éxito académico del estudiante; con este pronóstico el estudiante conoce a definitiva al nivel que se encuentra respecto al promedio, y así tomar decisiones acerca de su vida académica (universitaria), finalmente la sociedad puede prepararse de manera temprana para estas pruebas gracias al resultado que genera el algoritmo.

### 1.2 Solución

En este trabajo, nos centramos en los árboles de decisión porque proporcionan una gran explicabilidad, como ha sido expresado en Revista d'Innovació i Recerca en Educació, donde señala que los árboles de decisión constituyen un instrumento de análisis que permite en principio expresar de forma gráfica, y posteriormente, bajo una esquematización matemática, los diferentes caminos, variables, causas y efectos susceptibles de materializarse como producto de las acciones derivadas por los individuos participantes, no obstante de reconocer en todo caso, que bajo condiciones de incertidumbre y de riesgo, convergen en cada fase elementos de tipo estocástico o aleatorio (Berlanga, Rubio y Vilà, 2013)[5]. Evitamos los métodos de caja negra como las redes neuronales, las máquinas de soporte vectorial y los bosques aleatorios porque carecen de explicabilidad, ya que el uso de una selección aleatoria de características para dividir cada nodo produce grandes tasas de error que se comparan favorablemente al algoritmo AdaBoost (Freund y Schapire, 1996)[6].

La solución es una implementación de un algoritmo de árbol de decisión para predecir el éxito académico. Se eligió el algoritmo C4.5, ya que es un algoritmo que se utiliza para generar árboles de decisiones, es una extensión/mejora del algoritmo ID3 desarrollado previamente por Ross Quinlan. El árbol de decisión generado por C4.5 se puede utilizar para la clasificación, por lo tanto, C4.5 casi siempre se denomina un clasificador estadístico basado en el principio de ganancia de información. Este es el algoritmo ideal para predecir el éxito académico ya que usa una técnica llamada relación de ganancia, es una medida basada en

información que considera diferentes números y diferentes probabilidades de resultados de pruebas y evalúa la información en cada caso utilizando los criterios de Entropía, Ganancia o proporción de ganancia, según sea el caso.

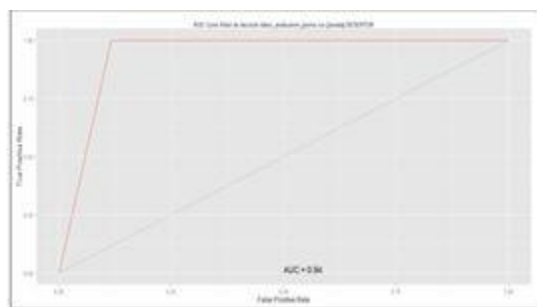
### 1.3 Estructura del artículo

En lo que sigue, en la sección 2, presentamos el trabajo relacionado con el problema. Más adelante, en la sección 3, presentamos los conjuntos de datos y métodos utilizados en esta investigación. En la sección 4, presentamos el diseño del algoritmo. Después, en la sección 5, presentamos los resultados. Finalmente, en la sección 6, discutimos los resultados y proponemos algunas direcciones de trabajo futuras.

## 2. TRABAJOS RELACIONADOS

### 2.1 Deserción estudiantil basado en árboles de decisión

Este algoritmo busca pronosticar la probabilidad de que un estudiante abandone su programa académico, a través de técnicas de clasificación, basadas en árboles de decisión; por medio de Classification and Regression Tree (CART) se construyó un árbol con cuatro niveles de profundidad que evalúa a los posibles desertores. Llevando a concluir que las variables nivel y notas tienen mayor influencia en la deserción. La siguiente imagen (figura 1) muestra la curva ROC, en donde se concluye que el modelo cuenta con un 94% de efectividad en predicción.[1]



(figura 1).

### 2.2 Árboles de decisión para predecir factores asociados al desempeño académico de estudiantes de bachillerato en las pruebas Saber 11°

Este algoritmo busca detectar factores asociados al desempeño académico de los estudiantes colombianos de grado undécimo de educación media en las pruebas Saber 11°, este modelo permite predecir cuales son los factores socioeconómicos, académicos e institucionales asociados al puntaje en las pruebas Saber 11°. Se utilizó un modelo de clasificación basado en árboles de decisión, utilizando el algoritmo J48 de la herramienta WEKA, el cual implementa al algoritmo C.45, el algoritmo J48 se basa en el uso del criterio de ganancia de información, de esta manera se

consigue evitar que las variables con mayor número de posibles valores salgan beneficiadas en la selección. El parámetro más importante que se tuvo en cuenta para la poda fue el factor de confianza C (confidence level), que influye en el tamaño y capacidad de predicción del árbol construido. Cuanto más baja se haga esa probabilidad, se exigirá que la diferencia en los errores de predicción antes y después de podar sea más significativa para no podar. Finalmente se obtuvo la precisión del 67%. [2]

### 2.3 Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos

Este algoritmo busca predecir el rendimiento académico de los estudiantes en instituciones educativas superiores, con la finalidad de predecir la clasificación final (Desaprobado o Aprobado) de los futuros estudiantes matriculados de los diferentes cursos. Se utilizan los algoritmos de árboles de decisión y redes bayesianas con el programa Weka y con validación cruzada 10 folds; se comparan varias TMD (C4.5, ID3, CART y J48, Naive de Bayes, Redes Neuronales, k-medias y k-vecino más cercano) para predecir el rendimiento académico. Finalmente se usaron datos de la universidad de Tailandia, esto arrojó que el árbol de decisión tuvo una precisión de 85,2%. [3]

### 2.4 Predicción de la deserción estudiantil en la Educación Superior Privada.

Este algoritmo busca predecir la deserción o el abandono en la Educación Superior Privada, se utilizó la metodología CRIPS-DM con spss clementine 12.0 de minería de datos árboles de decisión. Se usó 1761 datos de estudiantes de la Universidad Privada César Vallejo de la Escuela profesional de Ingeniería de Sistemas, para el análisis de estos datos se manejó 27 atributos para cada uno de ellos que están relacionadas con la deserción del alumno. Finalmente se hizo entrenamiento, validación y prueba con 100 datos nuevos en donde se obtuvo una precisión de 89%. [4]

## 3.2 Alternativas de algoritmos de árbol de decisión

### 3.2.1 Algoritmo ID3

Este tipo de árbol de decisión se basa en una búsqueda codiciosa, en la cual se elige la opción más beneficiosa, este algoritmo divide continuamente las propiedades en varios grupos. El enfoque codicioso se utiliza cuando cada ganancia puede recogerse en cada paso, por lo que ninguna opción bloquea otra, finalmente el algoritmo escoge como la mejor característica como la que genera más ganancia actual de información.

### 3.2.2 Classification And Regression Trees (Árboles de Clasificación y de Regresión) - CART

El modelo admite variables de entrada y salida nominales, ordenadas y continuas, así que este puede resolver problemas de clasificación y regresión, selecciona el corte que conduce al mayor decrecimiento de la impureza. Este algoritmo usa el índice de gini para calcular la medida de impureza (figura 2). El corte en cada nodo viene dado por reglas de tipo binario.

$$G(A_i) = \sum_{j=1}^{M_i} p(A_{ij}) G(C/A_{ij})$$

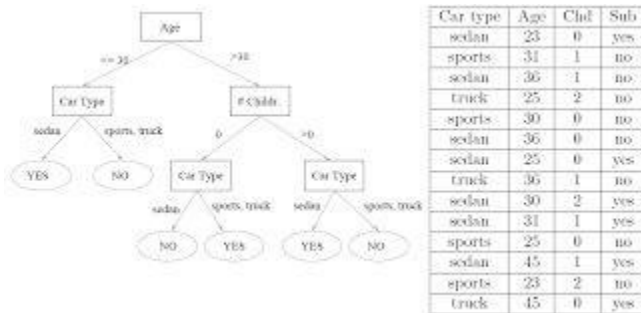
Siendo,  $G(C/A_{ij})$  igual a:

$$G(A_{ij}) = - \sum_{j=1}^{M_i} p(C_k/A_{ij}) (1 - p(C_k/A_{ij}))$$

- $A_{ij}$  es el atributo empleado para ramificar el árbol,
- $J$  es el número de clases,
- $M_i$  es el de valores distintos que tiene el atributo  $A_i$
- $p(A_{ij})$  constituye la probabilidad de que  $A_i$  tome su  $j$ -ésimo valor y
- $p(C_k/A_{ij})$  representa la probabilidad de que un ejemplo sea de la clase  $C_k$  cuando su atributo  $A_i$  toma su  $j$ -ésimo valor.

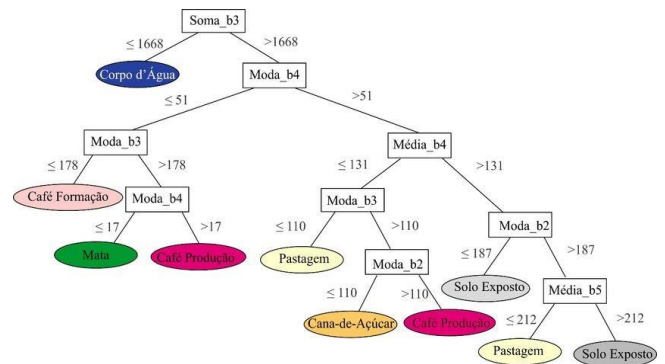
El índice de diversidad de Gini toma el valor cero cuando un grupo es completamente homogéneo y el mayor valor lo alcanza cuando todas las  $p(A_{ij})$  son contantes, entonces el valor del índice es  $\frac{(J-1)}{J}$ .

(figura 2).



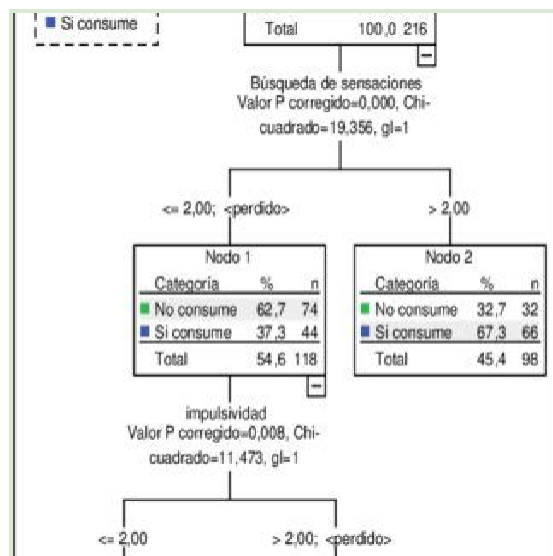
### 3.2.3 Algoritmo C4.5

Este algoritmo es una extensión del algoritmo ID3, que se utiliza para la clasificación estadística y genera un árbol de decisión a partir de un conjunto de datos de entrenamiento (como ID3); cada ejemplo es un vector, que representa los atributos o características del ejemplo. Este algoritmo selecciona atributos que dividen más eficazmente la muestra en subconjuntos enriquecidos y selecciona el atributo con la mayor ganancia de información como parámetro de decisión.



### 3.2.4 1.1 Chi-square Automatic Interaction Detector (CHAID)

El algoritmo CHAID se basa en AID (Automatic Interaction Detection). El algoritmo tiene dos limitaciones muy importantes; por un lado, se debe a la gran cantidad de elementos muestrales necesarios para realizar el análisis, y por otro lado, la falta de explicación o determinación de variables dependientes y explicativas. La agrupación de categorías se da probando todas las posibles combinaciones binarias de las variables, la prueba estadística F se utiliza para seleccionar la mayor diferencia posible. En este algoritmo, el proceso de segmentación de la muestra es en grupos dicotómicos.

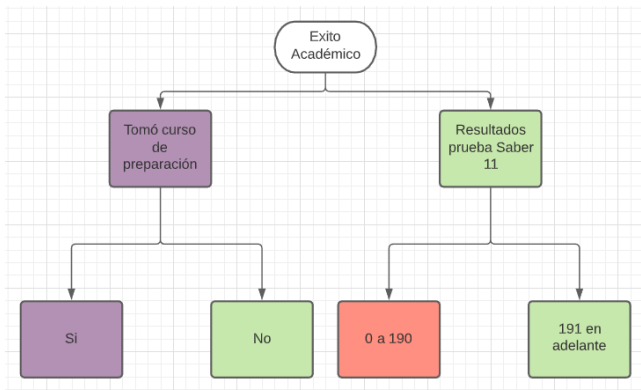


## 4. DISEÑO DE LOS ALGORITMOS

En lo que sigue, explicamos la estructura de los datos y los algoritmos utilizados en este trabajo. La implementación del algoritmo y la estructura de datos se encuentra disponible en Github.

### 4.1 Estructura de los datos

Se toman las salidas luego de procesar el conjunto de datos del archivo y se almacena en una estructura temporal y se abstrae para su procesamiento mediante 3 clases. Atributo: contiene la información que se puede generar de un atributo (valores del conjunto de datos (ValorAtributo), la entropía del atributo y su identificador). ValorAtributo: contiene la información asociada a los diferentes valores que toma un atributo (nombre del valor de atributo, valor de clase que tomó el valor de atributo (ValorClase) y el total de repeticiones de ese valor de atributo). ValorClase: contiene la información asociada al valor de clase que pueden tomar los valores de atributo (nombre clase, cantidad de ocurrencias de ese valor de clase). Toda la abstracción necesaria para ejecutar el algoritmo C4.5 de manera correcta se logra utilizando listas de los 3 tipos de clases mencionados anteriormente, donde la clase Atributo contiene listas de la clase ValorAtributo y está, a su vez, contiene listas de la clase ValorClase.



**Figura 1:** Un árbol de decisión binario para predecir Saber Pro basado en los resultados de Saber 11. Los nodos violetas representan a aquellos con una alta probabilidad de éxito, los verdes con una probabilidad media y los rojos con una baja probabilidad de éxito.

### 4.2 Algoritmos

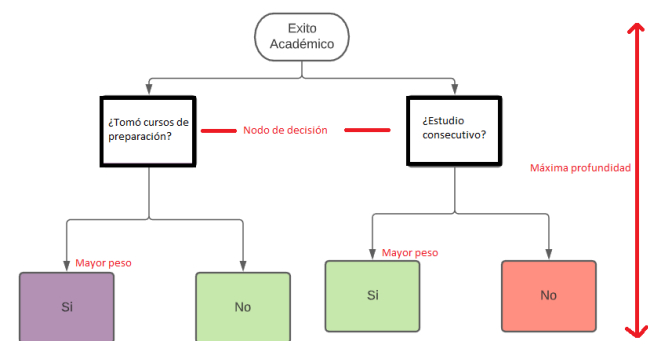
El árbol de decisiones puede entenderse como una representación del proceso involucrado en la tarea de clasificación. En cada nodo del árbol, C4.5 selecciona un atributo de los datos, que puede dividir de manera más efectiva el conjunto de muestras en uno o más subconjuntos con categorías ricas. Su criterio es el criterio de normalización de la ganancia de información, que conduce a la selección de los atributos utilizados para dividir los datos. El atributo con la mayor ganancia de información estandarizada se selecciona como parámetro de decisión. El algoritmo C4.5 lo divide de forma recursiva en sublistas más pequeñas. Está formado por: Nodos, identificadores de los atributos; ramas, Posibles valores

del atributo asociado al nodo; hojas, Conjuntos ya clasificados de ejemplos y etiquetados con el nombre de una clase.

#### 4.2.1 Entrenamiento del modelo

Primero conociendo la distribución de los datos de los atributos se calcula la entropía, sin tener en cuenta los atributos desconocidos, es decir donde no hay información. Ahora se calcula la entropía que tendrían los conjuntos resultantes de la división de datos según cada atributo. Luego se calcula la ganancia resultante de dividir al subconjunto según los atributos. Al calcular la información de la división, se debe tener en cuenta una categoría extra para el valor desconocido para el atributo, y finalmente se calcula la proporción de ganancia, esto con cada atributo.

A partir de los valores obtenidos con los cálculos anteriores se colapsa el árbol a la hoja con mayor peso según sea el caso, en este ejemplo a la hoja SI.



**Figura 2:** En este ejemplo, mostramos un modelo para predecir el éxito académico en el Saber Pro.



## REFERENCIAS

1. Cuji, B.; Gavilanes, W. y Sanchez, R. 2017. Modelo predictivo de deserción estudiantil basado en árboles de decisión. en Revista Espacios. Vol.38(Nº55), 17-26. DOI: <http://www.revistaespacios.com/a17v38n55/a17v38n55p17.pdf>
2. Caicedo Zambrano, J; Timarán Pereira, Re Hidalgo Troya, A. 2019. Árboles de decisión para predecir factores asociados al desempeño académico de estudiantes de bachillerato en las pruebas Saber 11°. en Revista de Investigación Desarrollo e innovación. Vol.9(Nº2), 363-378. DOI: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6976577>
3. Menacho Chiok, C. H. 2017. Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos. en Revistas La Molina. Vol.78(Nº1), 26-33. DOI: [http://revistas.lamolina.edu.pe/index.php/acu/article/view/811/pdf\\_43](http://revistas.lamolina.edu.pe/index.php/acu/article/view/811/pdf_43)
4. Daza, A. 2016. Un modelo basado en árboles de decisión para predecir la deserción estudiantil en la educación superior privada. Scientia. Vol.8(Nº1), 59-73. DOI: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6181472>
5. Berlanga, V.; Rubio, M. J.; Vilá R. 2013. Cómo aplicar árboles de decisión en SPSS. d’Innovació i Recerca en Educació. En Universitat de Barcelona. Institut de Ciències de l’Educació. Vol. 6, núm. DOI: <https://revistes.ub.edu/index.php/REIRE/article/viewFile/5155/7229>
6. Freund, Y., y Schapire, R. 1996. Experiments with a New Boosting Algorithm. En Thirteenth International Conference on Machine Learning, 148-156. DOI: <https://webcourse.cs.technion.ac.il/236756/Spring2009/ho/WCFiles/FruendSchapireAdaboostExperiments.pdf>