Predicción del éxito académico en educación superior utilizando arboles de decisión

Juan Pablo Madrid Florez
Universidad Eafit
Colombia
jpmadridf@eafit.edu.co

Abelino Sepúlveda Estrada
Universidad Eafit
Colombia
asepulvede@eafit.edu.co

Andrés Gomez Arango
Universidad Eafit
Colombia
agomeza10@eafit.edu.co

Mauricio Toro
Universidad Eafit
Colombia
mtorobe@eafit.edu.co

RESUMEN

Unas de las mayores preguntas que nos hacemos muchos antes de empezar la vida universitaria es saber si tendremos éxito académico en nuestra educación superior y si tendríamos un buen puntaje en las pruebas Saber Pro, pero esto es algo que no podemos saber a ciencia cierta. Lo que buscamos es seguir una serie de patrones que se relacionen con la vida académica del estudiante, tales como el desempeño en las pruebas saber 11, estrato socioeconómico, carrera, edad, género, entre otros factores, para predecir el éxito de las personas en dichas pruebas, definiendo si quedaría o no por encima del promedio.

Meditar este problema es muy importante porque saber cómo nos iría en las pruebas saber Pro, nos alentaría a sacar ese puntaje e inclusive mejorarlo, dependiendo de la situación, ya que pruebas como estas son factores influyentes en momento posgrado, es decir, ayudaría a tener un buen empleo y salario. Para hacer posible la predicción de este problema estaremos implementando árboles de decisión. La solucion que por la cual se ha optado es realizar un arbol CART y con la ayuda de la impureza de gini realizar la medicion de que estudiantes tendra éxito.

c

PALABRAS CLAVE

Estructura de datos; ArrayList; Complejidad; Tiempos de Ejecución; memoria; operaciones; notación O

PALABRAS CLAVE DE LA CLASIFICACIÓN DE LA ACM

Software and its engineeering → software organization and properties → Operating systems → Memory management → Virtual memory

1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día, se conoce que Colombia es el segundo país con la mayor deserción universitaria de Latinoamérica y esto es bastante preocupante ya que es casi la mitad de los jóvenes que cursan educación superior en el país. Este problema se origina desde la educación secundaria ya que no se prepara correctamente a los jóvenes dado varios factores, pero uno de los mas importantes es el socioeconómico.

Por lo mencionando anteriormente es necesario buscar una solución que nos pueda ayudar a predecir el éxito académico en las pruebas saber pro, para esto se utilizaran arboles de decisión que mediante un análisis a las pruebas saber 11 y a variables socioeconómicas podremos definir el éxito de los estudiantes. Este es el objetivo por cumplir de este proyecto.

2. PROBLEMA

El problema que debemos resolver es hacer una predicción de éxito en las pruebas saber pro mediante el análisis de datos como las pruebas saber 11 y variables socioeconómicas en arboles de decisión y poder tener resultados certeros.

Resolver esta problemática seria de gran ayuda para saber en que falla actualmente el sistema de educación del pais y hacer mejor para que la calidad de educación superior será de gran nivel y también la educación secundaria, a su vez ayudaría para acabar con la deserción universitaria tan grande que se vive en el país.

3. TRABAJOS RELACIONADOS

3.1 Algoritmo ID3

Se usa principalmente para la búsqueda de hipótesis o reglas en el árbol, dado un conjunto de ejemplos.

El conjunto de ejemplos deberá estar conformado por una serie de tuplas de valores, cada uno siendo atributos, en el que uno de ellos, (el atributo a clasificar) es el objetivo, el cual es de tipo binario (positivo o negativo, sí o no, válido o inválido, etc.).

De esta forma el algoritmo trata de obtener las hipótesis que clasifiquen ante nuevas instancias, si dicho ejemplo va a ser positivo o negativo. Como se muestra en la figura 1.

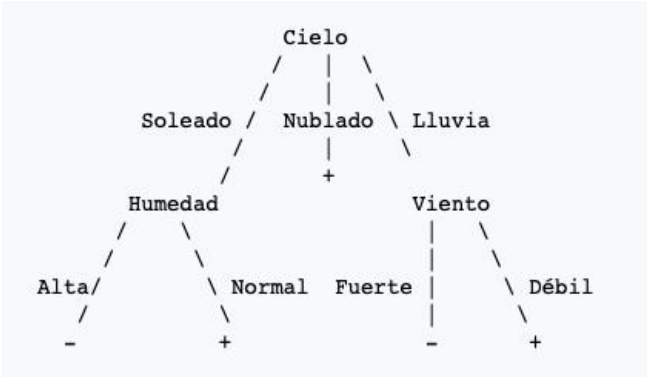


Figura 1. Algoritmo ID3. Ejemplo.

Los elementos son:

Nodos: Los cuales contendrán atributos.

Arcos: Los cuales contienen valores posibles del nodo padre.

Hojas: Nodos que clasifican el ejemplo como positivo o negativo.

3.2 Árbol de decisión alternativo

Un Árbol de decisión alternativo es un método de clasificación proveniente del aprendizaje automático conocido en inglés como Alternating Decision Tree (ADTree).

Un ADTree consiste en una alternancia de nodos de decisión, que especifican una condición determinante, y predicción, que contienen un solo número.

Una instancia es clasificada por un ADTree siguiendo todos los caminos para que todos los nodos de decisión sean verdaderos, y suma algún nodo de predicción que es recorrida.

3.3 C 4.5

C4.5 es un algoritmo usado para generar un árbol de decision desarrollado por Ross Quinlan. C4.5 es una extensión del algoritmo ID3 desarrollado anteriormente por Quinlan. Los árboles de decisión generados por C4.5 pueden ser usados para clasificación, y por esta razón, C4.5 está casi siempre referido como un clasificador estadístico.

3.4 CART

Aprendizaje basado en árboles de decisión utiliza un árbol de decisión como un modelo predictivo que mapea observaciones sobre un artículo a conclusiones sobre el valor objetivo del artículo. Es uno de los enfoques de modelado predictivo utilizadas en estadísticas, minería de datos y aprendizaje automático.

4. ESTRUCTURA DE DATOS MATRIZ

Gráfica 1: Usamos matrices, donde cada fila representa una persona diferente y cada columna es una variable

4.1 OPERACIONES DE LA ESTRUCTURA DE DATOS

Gráfica 2: Análisis de métodos como buscar-accerder, eliminar e insertar

4.2 Criterios de diseño de la estructura de datos

Elegimos esta estructura de datos debido a que es una que puede dar solucion de una buena manera a los objetivos que se tienen en el trabajo.

Además, este es un método eficiente para el almacenamiento y manejo de datos de forma eficaz comparado a otro tipo de estructuras.

Otra de las ventajas que presenta esta estructura de datos es permite un manejo muy bueno de los datos, los metodos para buscar y eliminar datos es muy eficaz ya que no requiere de una complejidad alta.

4.3 Análisis de Complejidad

Operación	Complejidad
Buscar	O(Filas*Columnas)
Acceder (conociendo posición)	O(1)
Acceder	O(Filas*Columnas)
Borrar (conociendo posicion)	O(1)
Borrar	O(Filas*Columnas)

Tabla 1: Tabla que reporta el análisis de complejidad(donde n es el número de personas y m es la cantidad de datos)

4.4 TIEMPOS DE EJECUCIÓN

Dataset	1	2	3	4	5	6	Promedio
Runtime (s)	0.48	1.44	2.21	2.86	6.55	4.82	3.06

Datasets: 1(1500), 2(45000), 3(75000), 4(105000), 5(135000), 6(57765)

4.5 MEMORIA

Dataset	1	2	3	4	5	6	Promedio
Memoria(mb)	67.5	197.93	328.71	458.68	589.6	252.91	315.90

Datasets: 1(1500), 2(45000), 3(75000), 4(105000), 5(135000), 6(57765)

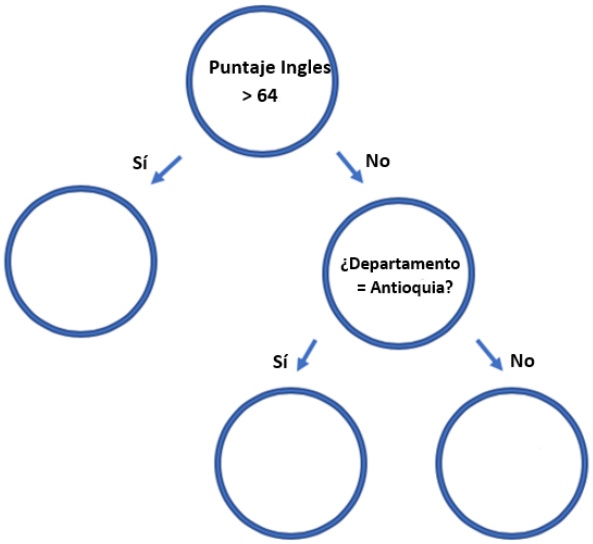
4.6 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

Es evidente en ambas tablas que a mayor número de datos, el tiempo de creación de la estructura crece y el espacio que esta ocupa en la memoria también. También podemos ver que la estructura que hemos escogido, hasta ahora, ha demostrado un buen rendimiento, pues para una buena cantidad de datos (5700*78) resulta un tiempo de creación justo

Dataset	Runtime(s)	Memoria(mb)
1(1500)	0.48	67.5
2(45000)	1.44	197.93
3(75000)	2.21	328.71
4(105000)	2.86	458.68
5(135000)	6.55	589.6
6(57765)	4.82	252.91
Promedio	3.06	315.90

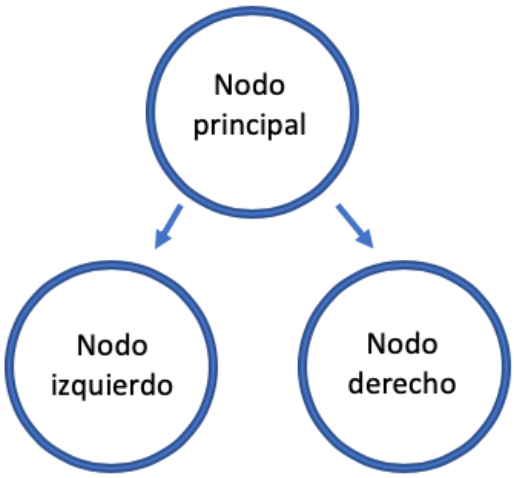
Table 4: Análisis de los resultados obtenidos con la implementación de la estructura de datos

5. ARBOL CART



Gráfica 3: Nodos del arbol y como es su division.

5.1 Operaciones de la estructura de datos



Gráfica 4: Operación de creacion de nodos en el arbol.

5.2 Criterios de diseño de la estructura de datos

El fácil manejo del tipo de variables y su interpretación, trabaja con todo tipo de variable. La interpretación de los resultados es muy comprensible para nosotros y para el publico y la complejidad de sus operacion son eficientes en cuanto al problema a solucionar.

5.3 Análisis de la Complejidad

Método	Complejidad
Crear nodos	$O(n*m*2^n)$
Posibles valores	O(m)
fin	O(m)
Igualdad de condición en filas	O(m)
Separador	O(m)
Gini por matriz	O(m)
Gini por variable	O(m)

Tabla 5: Tabla para reportar la complejidad

5.4 Tiempos de Ejecución

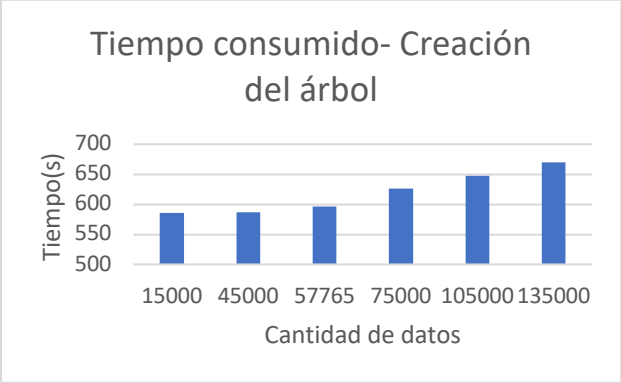


Tabla 6: Tiempos de ejecución de las operaciones de la estructura de datos con diferentes conjuntos de datos

5.5 Memoria

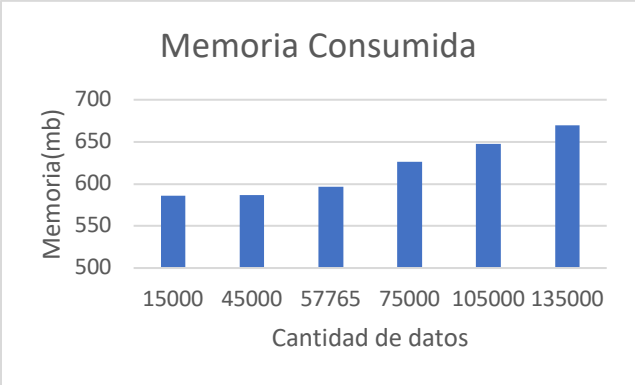


Tabla 7: Consumo de memoria de la estructura de datos con diferentes conjuntos de datos

5.6 Análisis de los resultados

Expliquen los resultados obtenidos. Hagan una gráfica con los datos obtenidos, como por ejemplo:

Tabla de valores durante la ejecución

Estructuras de autocompletado	LinkedList	Arrays	HashMap
Espacio en el Heap	60MB	175MB	384MB
Tiempo creación	1.16 - 1.34 s	0.82 - 1.1 s	2.23 - 2.6 s
Tiempo búsqueda ("a")	0.31 - 0.39 s	0.37 - 0.7 s	0.22 - 0.28 s
Tiempo búsqueda ("zyzzyvas")	0.088 ms	0.038 ms	0.06 ms
Búsqueda ("aerobacteriologically")	0.077 ms	0.041 ms	0.058 ms
Tiempo búsqueda todas las palabras	6.1 - 8.02 s	4.07 - 5.19 s	4.79 - 5.8 s

Tabla 8: Tabla de valores durante la ejecución

6. CONCLUSIONES

Este arbol y los metodos fueron la forma mas efectiva de solucionar este programa debido a que era muy importante que fuera rapido,efectivo y no consumiera mucha memoria y esto se da gracias a la forma en la que manejamos los datos.

REFERENCIAS

1. Casas, P. El problema no es solo plata: 42 % de los universitarios deserta. Retrieved February 6,2020, from El espectador. https://www.elespectador.com/noticias/educacion/ el-problema-no-es-solo-plata-42-de-los-universitarios-deserta-articulo-827739
2. Wikipedia. Algoritmo ID3. Retrieved February 7, 2020. https://es.wikipedia.org/wiki/Algoritmo_ID3

3. Wikipedia. Arbol de decisions alternativos. Retrieved February 7, 2020. https://es.wikipedia.org/wiki/Árbol_de_decisión_alternativo
4. Adobe Acrobat Reader 7, Asegúrense de justificar el texto. http://www.adobe.com/products/acrobat/.
5. Fischer, G. and Nakakoji, K. Amplifying designers' creativity with domainoriented design environments. in Dartnall, T. ed. Artificial Intelligence and Creativity: An Interdisciplinary
Approach, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1994, 343-364.