

Algoritmos para predecir el éxito académico en las pruebas saber pro

| | | | |
|---|---|--|--|
| Samuel Meneses Universidad Eafit Colombia smenesesd@eafit.edu.co | Neller Pellegrino Universidad Eafit Colombia npellegrib@eafit.edu.co | Miguel Correa Universidad Eafit Colombia macorream@eafit.edu.co | Mauricio Toro Universidad Eafit Colombia mtorobe@eafit.edu.co |
|---|---|--|--|

RESUMEN

La participación de los jóvenes Colombianos en las Pruebas Saber Pro es de suma importancia para sus vidas como profesionales, Unos se quieren superar y hay otros que se quedan en el nivel que siempre han estado. Hay muchas variables que pueden verse reflejadas en los resultados de dicha prueba, como lo es el genero de estudiante, su esfuerzo en aprender cada vez mas y el estado socioeconómico de los padres. El problema que se va a solucionar en este proyecto es saber la cantidad de estudiantes que van a estar en un nivel superior dependiendo de sus notas.

Es muy importante resolver este problema por que asi vemos como los estudiantes Colombianos van saliendo adelante en sus estudios y en sus notas, para podere ver que hay talento Colombiano en cada universidad local.

1. INTRODUCCIÓN

Las Pruebas Saber Pro como su nombre lo dice son unas pruebas que todo estudiante terminando su pregrado debe de hacer, estas pruebas se hacen para saber su nivel personal y posicionar también el nivel de educación de su universidad.

La estructura del examen consta de 5 modulos los cuales son lectura critica, razonamiento cuantitativo, competencias ciudadanas, comunicación escrita e ingles. Esta prueba consta de dos sesiones, una de 4 horas y media y la otra sesión de 4 horas.

Palabras clave

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

1.1. Problema

El problema que esta planteado en este proyecto es predecir que estudiantes les va a ir bien en las pruebas. Esta problema si llega a solucionarse de manera casi inmediata en Colombia, cada estudiante que vaya a presentar esta prueba tendría un conocimiento claro de lo que podría sacar.

Colombia es uno de los países con mas bajos niveles académicos tiene, según la Oede. Las cifras no serian las mismas solucionando este problema ya que las universidades de todos los niveles estarían entrenadas y cada estudiantes sabría que sacar en promedio para aydarse a si mismo y al nivel de la educación de Colombia.

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 Minería de datos:

Lo que los estudiantes solucionan al momento de hacer este proyecto es averiguar las causas de las personas que entran a la universidad y se retiran de la carrera antes del momento de graduarse. Lo que ellos hicieron fue una minería de datos ayudados del minero de datos (weka) y los arboles de decisión.

Lo que pudieron sacar en conclusión de las personas que desertaban era por tres razones, 1: la edad de la persona, 2: los ingresos familiares y 3: el nivel de ingles.

2.2 Pruebas saber 11°

Es parecido lo que estos señores hacen en este artículo, solo que estos hablan del desempeño académico en las pruebas saber 11° en el año 2015 y 2016 en Colombia, Como el ejemplo anterior también usaron la minería de datos en (weka) y arboles de decisión.

Lo que ellos lograron fue deducir tras toda esta búsqueda que los mejores resultados fueron los estudiantes que estudiaron en un colegio de categoría media o alta.

2.3 Descubrimiento de patrones de desempeño académico en las competencias genéricas.

Es un tema idéntico al de este proyecto habla de las pruebas saber pro, esta investigación al hacer en las pruebas del segundo semestre del año 2011, fueron averiguando los desempeños en cada módulo de competencia.

Para implementar esto usaron los datos ya registrados en la página oficial de los icfes, y muchas tablas para empezar a comprar.

2.4 Modelos predictivos y técnicas de minería de datos

Lo que ellos quieren hacer es un análisis de diferentes campos en las diferentes carreras de la FACENA de la UNNE, los campos son, el test de diagnóstico de matemáticas y las condiciones socioeconómicas de los alumnos. Los algoritmos que usaron fue las técnicas de minería clásicas y métodos simbólicos o inteligentes.

Los resultados logrados fueron evidentes para saber que la universidad cuenta con un nivel alto de matemáticas y en la parte socioeconómica la universidad implementa becas para los estudiantes que no pueden afrontar el costo de su carrera.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

En esta sección se explica cómo se recopilaron y procesaron los datos y, después, cómo se consideraron diferentes alternativas de solución para elegir un algoritmo de árbol de decisión.

3.1 Recopilación y procesamiento de datos

Obtuvimos datos del *Instituto Colombiano de Fomento de la Educación Superior* (ICFES), que están disponibles en línea en [ftp.icfes.gov.co](ftp:icfes.gov.co). Estos datos incluyen resultados anonimizados de Saber 11 y Saber Pro. Se obtuvieron los resultados de Saber 11 de todos los graduados de escuelas secundarias colombianas, de 2008 a 2014, y los resultados de Saber Pro de todos los graduados de pregrados colombianos, de 2012 a 2018. Hubo 864.000 registros para Saber 11 y 430.000 para Saber Pro. Tanto Saber 11 como Saber Pro, incluyeron, no sólo las puntuaciones sino

también datos socioeconómicos de los estudiantes, recogidos por el ICFES, antes de la prueba.

En el siguiente paso, ambos conjuntos de datos se fusionaron usando el identificador único asignado a cada estudiante. Por lo tanto, se creó un nuevo conjunto de datos que incluía a los estudiantes que hicieron ambos exámenes estandarizados. El tamaño de este nuevo conjunto de datos es de 212.010 estudiantes. Después, la variable predictora binaria se definió de la siguiente manera: ¿El puntaje del estudiante en el Saber Pro es mayor que el promedio nacional del período en que presentó el examen?

Se descubrió que los conjuntos de datos no estaban equilibrados. Había 95.741 estudiantes por encima de la media y 101.332 por debajo de la media. Realizamos un submuestreo para equilibrar el conjunto de datos en una proporción de 50%-50%. Después del submuestreo, el conjunto final de datos tenía 191.412 estudiantes.

Por último, para analizar la eficiencia y las tasas de aprendizaje de nuestra implementación, creamos al azar subconjuntos del conjunto de datos principal, como se muestra en la Tabla 1. Cada conjunto de datos se dividió en un 70% para entrenamiento y un 30% para validación. Los conjuntos de datos están disponibles en <https://github.com/mauriciotoro/ST0245-Eafit/tree/master/proyecto/datasets>.

| | Conjunto de datos 1 | Conjunto de datos 2 | Conjunto de datos 3 | Conjunto de datos 4 | Conjunto de datos 5 |
|---------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Entrenamiento | 15,000 | 45,000 | 75,000 | 105,000 | 135,000 |
| Validación | 5,000 | 15,000 | 25,000 | 35,000 | 45,000 |

Tabla 1. Número de estudiantes en cada conjunto de datos utilizados para el entrenamiento y la validación.

3.2 Alternativas de algoritmos de árbol de decisión

En lo que sigue, presentamos diferentes algoritmos usados para construir automáticamente un árbol de decisión binario. (*En este semestre, ejemplos de tales algoritmos son ID3, C4.5 y CART*).

3.2.1 Árbol CART (Classification and regression trees)

Cart es un algoritmo que genera árboles de clasificación y de regresión, lo que hace este algoritmo

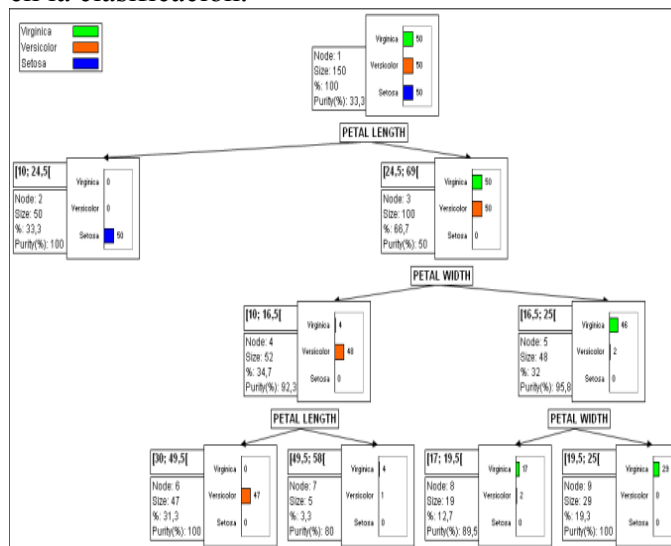
mo es dividir el nodo del árbol en dos ramas exactas y solo permite crear arboles de valores binarios; este árbol permite resolver problemas de clasificación y de regresión como lo dicho anteriormente.



Imagen 1.

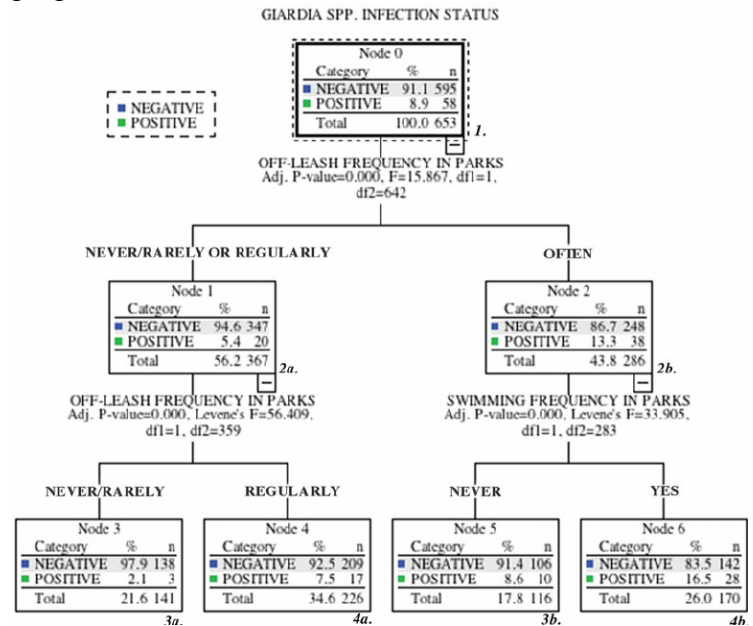
3.2.2 Arbol CHAID (CHi-square Automatic Interaction Detection)

Este arbol tiene un antecedente por alla en la epoca de los 70s y inicios de los 80s ya que se usaba el AID, y ya despues del AID surgio el CHAID, se llama asi porque el objetivo de este arbol es guiarse en las interacciones entre las variables y en la clasificacion.



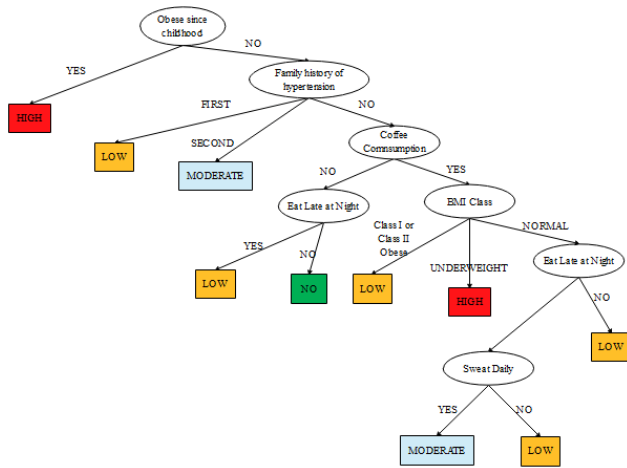
3.2.3 Árbol QUEST (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree)

Su nombre se refiere a un arbol rápido (quick), eficiente y insesgado. Este árbol o algoritmo intenta ahorrarte tiempo comprando el tiempo de los dos arboles anteriores toman para generar el algoritmo. Este método no tiene una división exacta, lo que hace es seleccionar la mejor forma de segmentar los datos y ahí decide la division propia de esta.



3.2.4 C4.5

Este algoritmo Construye arboles de decisión, fue una mejora del algoritmo ID3 que se desarrollo en 1993. Este árbol se construye mediante la estrategia de depht-first



REFERENCIAS

1. Icfes. Acerca del examen.
<https://www.icfes.gov.co/acerca-del-examen-saber-pro>
2. Sergio Valero, Alejandro Salvador, Marcela García. Minería de datos: predicción de la deserción escolar mediante el algoritmo de árboles de decisión y el algoritmo de los k vecinos más cercanos.
https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/34203825/e1.pdf?1405405774=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DMineria_de_datos_prediccion_de_la_deserc.pdf&Expires=1597604666&Signature=bq92Es~7rNPqCYpvnVvg47u96f12Y71compLIT8~5HYxYFCIf5DRuQpt6GalgeUkWsrOi6Usnfo~1d7gSYoJlUpPZ5XZVrWtRBz-VcwJVBi3R0kRGElod3RMt6TX5Ct7dLGBVhZm95O25v-CfrbHnjIWoVZGKPKJcP-h~14oECjkCm14TjLJ16LWLc07RK6zfnH8OJ-J5yGRDTruuZfBNmzDEvrnKnnWu5EoXLE5bYGK~hZd4ohx8vKi0gPrIAMGkRqBxKJPmiU2eRqImxQ7~AZLery8RFLcwCHoH22qlWb4iIKU2p4AlqWo-lhnilQEGRS-o60bOpnxmvsefwuA__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA
3. Timarán-Pereira, R., Caicedo-Zambrano, J., & Hidalgo-Troya, A. (2019). Árboles de decisiones para predecir factores asociados al desempeño académico de estudiantes de bachillerato en las pruebas saber 11°. *Rev.investig.desarro.innov.*, 9 (2), 363-378. doi: 10.19053/20278306.v9.n2.2019.9184
4. Timarán-Pereira, S. R., Hernández-Arteaga, I., Caicedo-Zambrano, S. J., Hidalgo-Troya, A. y AlvaradoPérez, J. C. (2016). Descubrimiento de patrones de desempeño académico en las competencias genéricas. En Descubrimiento de patrones de desempeño académico con árboles de decisión en las competencias genéricas de la formación profesional (pp. 101-150). Bogotá: Ediciones Universidad Cooperativa de Colombia. doi: <http://dx.doi.org/10.16925/9789587600490>
5. Porcel, Eduardo; Dapozo, Gladys; López, María V. Departamento de Informática. Facultad de Ciencias Exactas y Naturales y Agrimensura Universidad Nacional del Nordeste. 9 de Julio N° 1449. CP 3400. Corrientes. Argentina. http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/19846/Documento_completo.pdf?sequence=1&isAllowed=y
6. Ing. Bruno Lopez. Inteligencia artificial. [http://www.itnuevolaredo.edu.mx/takeyas/apuntes/Inteligencia%20Artificial/Apuntes/tareas_alumnos/C4.5/C4.5\(2005-II-B\).pdf](http://www.itnuevolaredo.edu.mx/takeyas/apuntes/Inteligencia%20Artificial/Apuntes/tareas_alumnos/C4.5/C4.5(2005-II-B).pdf)
7. Francisco Parra. Estadística y machine learning. <https://bookdown.org/content/2274/portada.html>