



Despliegue de soluciones analíticas

Análisis de los resultados de Evaluar para Avanzar 2022-1 para los estudiantes de instituciones educativas de los departamentos de la Amazonía colombiana

Grupo 11
Proyecto final

Dayron Cuadros, Fabricio Morales, Daniel Londoño y David Ruiz





Problema de negocio





Evaluar para Avanzar

El **Icfes** ha desarrollado una estrategia complementaria a las Pruebas Saber conocida como **Evaluar para Avanzar**. La implementación de Evaluar para Avanzar se realiza entre los grados 3° y 11°. En estos grados se aplican instrumentos de valoración asociados a las **áreas**

básicas de conocimiento.

Instrumento de valoración		Grados								
		4°	5°	6°	7°	8°	9°	10°	11°	
Competencias Comunicativas en Lenguaje: Lectura										
Matemáticas										
Ciencias Naturales y Educación Ambiental										
Competencias Ciudadanas: Pensamiento Ciudadano										
Inglés										
Cuestionarios Auxiliares										





Resultados de Evaluar para Avanzar

El problema de negocio consiste en analizar los resultados de los distintos instrumentos de los **estudiantes** de las **instituciones educativas** de los departamentos que componen la Amazonía colombiana (**Guainía**, **Vaupés**, **Vichada**, **Guaviare** y **Amazonas**) que aplicaron la estrategia de Evaluar para Avanzar en el **2022-1**.





Predicción del desempeño en Lectura Crítica

Además, se implementaron modelos de *machine learning* para intentar predecir los resultados de la prueba de Lectura Crítica a partir de una caracterización del estudiante, considerando que en algunas instituciones no siempre hay disponibilidad de tiempo y recursos para aplicar todos los instrumentos a todos los estudiantes.





Modelos desarrollados





Primeros modelos

El equipo consideró los siguientes **algoritmos** de manera inicial para desarrollar los **modelos de predicción** del desempeño en **Lectura Crítica**:

- Modelo de regresión lineal múltiple
- Modelo de red neuronal
- Modelo de bosque aleatorio (Random Forest)
- Modelo de árbol de decisión (Decision Tree)
- Modelo de soporte vectorial (Support Vector Machines)





Evaluación del desempeño de los modelos

Para evaluar el desempeño de los modelos considerados bajo los distintos algoritmos y escenarios se eligieron dos métricas: El **Score** y el **MSE**.

A partir de estas métricas, se identificó que los modelos de **bosque aleatorio** (*Random Forest*) eran los de mejor desempeño entre las opciones consideradas.





Refinamiento de los modelos

A partir de los resultados obtenidos en los primeros modelos, el equipo decidió implementar tres **algoritmos basados en árboles de decisión** debido a su capacidad para reconocer patrones complejos:

- Modelo de Random Forest
- Modelo de Gradient Boosting
- Modelo de XGBoost





Selección del modelo final

Al evaluar los modelos desarrollados usando las **métricas** definidas previamente, se obtuvieron los siguientes resultados:

Algoritmo	Score	MSE
Random Forest	0,603	0,440
Gradient Boosting	0,635	0,383
XGBoost	0,639	0,385





Selección del modelo final

En conclusión, se observa que el **algoritmo de XGBoost** presenta un mejor desempeño. Por esta razón, se decidió aplicar **GridSearchCV** para encontrar los **parámetros óptimos**, que fueron los siguientes:

- n_estimators: 200
- learning_rate: 0.2
- max_depth: 4





Tablero de control





Despliegue del tablero

Para el despliegue de la solución se optó por la estrategia de contenedores Docker sobre Infraestructura como Servicio ofrecida por Azure.

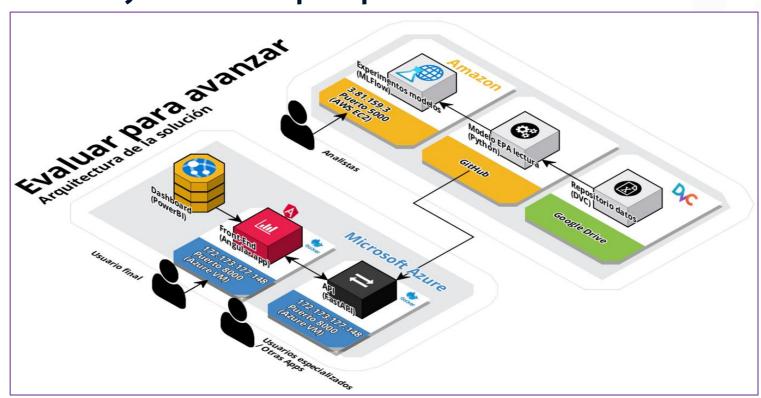
Para el **entrenamiento de modelos** se utilizó un servicio de **laaS** en Amazon, particularmente el servicio **EC2** para publicar un servidor **MLFlow** a través del cual se realizaron experimentos.





Despliegue del tablero

Esta decisión de arquitectura de la solución estuvo alineada con la necesidad de mantener estos dos componentes disponibles para los usuarios finales el mayor tiempo posible.







Análisis exploratorio de los resultados

La primera sección del tablero incluye información los estudiantes evaluados, y los resultados de los instrumentos de competencias ciudadanas, ciencias naturales, matemáticas y nuestro foco: lectura crítica.

La herramienta incluye gráficos y tablas que permiten visualizar los datos de forma clara y concisa.





Predicción del desempeño en Lectura Crítica

En la parte inferior derecha se puede acceder a la funcionalidad de predicción, en la que, a partir del grado del estudiante, el género, su institución educativa y el número de respuestas correctas en los otros tres instrumentos se puede acceder a una predicción sobre el instrumento de Lectura Crítica: Bajo, Medio o Alto.





Resultados y conclusiones





Modelos desarrollados

 Se probaron varios conjuntos de variables y algoritmos para desarrollar modelos de predicción para el desempeño de los estudiantes en Lectura Crítica. Finalmente, se implementó un modelo utilizando el algoritmo XGBoost.





Información descriptiva

• Se creó un panel interactivo que ofrece información relevante sobre los resultados de los estudiantes de las instituciones educativas en los departamentos de la Amazonía colombiana.





Futuros trabajos

 Existe la posibilidad de ampliar las funciones del tablero para incluir modelos para predicciones de Matemáticas, Ciencias Naturales y de Competencias Ciudadanas. Así mismo, se puede considerar la incorporación del análisis para los 32 departamentos de Colombia.





