# Proyecto: Predicción del Rendimiento en Matemáticas de Estudiantes mediante Aprendizaje de Máquina

John Alexander Acevedo Serna – jaacevedos@eafit.edu.co
José Manuel Camargo Hoyos – jmcamargoh@eafit.edu.co
Santiago Rodríguez Duque – srodrigu16@eafit.edu.co
EAFIT

## Resumen

Este proyecto aplica un proceso completo de aprendizaje automático (Machine Learning) siguiendo la metodología CRISP-DM para abordar un problema educativo: predecir si un estudiante aprobará el examen de matemáticas a partir de características demográficas y académicas. El conjunto de datos utilizado (*Students Performance in Exams*) contiene información de 1000 estudiantes, incluyendo género, nivel educativo de los padres, tipo de almuerzo y preparación previa para exámenes, junto con sus calificaciones en matemáticas, lectura y escritura.

El trabajo inicia con la comprensión del negocio, identificando la necesidad de anticipar el riesgo académico para facilitar intervenciones tempranas que mejoren el rendimiento y reduzcan la deserción escolar. Posteriormente se realiza un análisis exploratorio de datos (EDA) para evaluar la calidad de la información, descubrir patrones y relaciones entre variables, y construir una "data card" que describe el conjunto de datos y posibles sesgos.

## 1. Introducción

En el ámbito educativo, anticipar el rendimiento de los estudiantes puede ayudar a diseñar estrategias de apoyo y mejorar los resultados académicos. El dataset "*Students Performance in Exams"* provee información demográfica y académica (género, nivel educativo de los padres, tipo de almuerzo, preparación previa, entre otros) junto con las calificaciones en matemáticas, lectura y escritura.

En este proyecto se busca desarrollar un modelo de aprendizaje automático capaz de predecir si un estudiante aprobará matemáticas, identificando factores asociados al éxito o fracaso. Este tipo de análisis permite tomar decisiones preventivas, como asignar tutorías o recursos adicionales a estudiantes en riesgo.

## 2. Objetivos

### 2.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo de machine learning que permita predecir si un estudiante aprobará el

examen de matemáticas a partir de variables demográficas y académicas (género, nivel educativo de los padres, tipo de almuerzo, preparación previa, entre otras), con el fin de identificar tempranamente a estudiantes en riesgo académico y apoyar la toma de decisiones en intervenciones educativas.

## 2.2. Objetivos Específicos

- Analizar y caracterizar el conjunto de datos Students Performance in Exams, identificando la calidad de la información, variables relevantes y posibles sesgos.
- Definir y preparar la variable objeto pass_math, que indica si un estudiante aprueba o no matemáticas.
- Realizar un análisis exploratorio de datos (EDA) que permita entender patrones, correlaciones y factores asociados al desempeño.
- Construir un modelo baseline que sirva como punto de referencia inicial.
- Establecer métricas de evaluación adecuadas para clasificación binaria, considerando posibles desbalances de clases.

# 3. Trabajos Relacionados

**Cortez & Silva (2008) - Using Data Mining to Predict Secondary School Student Performance**

Este trabajo es uno de los primeros referentes académicos sobre predicción de rendimiento escolar. Los autores recopilaron datos de estudiantes de educación secundaria en Portugal, incluyendo factores como características demográficas, sociales y escolares (edad, sexo, consumo de alcohol, asistencia, entre otros). Aplicaron técnicas de minería de datos y aprendizaje automático como árboles de decisión, redes neuronales y regresión logística para predecir calificaciones finales. Un hallazgo clave fue que variables relacionadas con el entorno familiar y hábitos de estudio tienen fuerte impacto en el desempeño. Este artículo es relevante porque valida el enfoque de usar datos no académicos inmediatos para anticipar el rendimiento.

**Dey et al. (2015) - Predicting Students' Performance using Advanced Learning Analytics**

En este estudio se aplicaron técnicas de analítica de aprendizaje avanzada (Learning Analytics) para pronosticar el desempeño estudiantil. Los autores integraron datos demográficos, académicos y de participación en cursos en línea para entrenar modelos como máquinas de soporte vectorial (SVM) y árboles de decisión. Resaltan la importancia de seleccionar métricas apropiadas cuando existe desbalance de clases (ej. estudiantes que reprueban son minoría), recomendando métricas como F1-score y ROC-AUC en lugar de solo Accuracy.

**Sahai et al. (2020) - Performance Prediction of Students Using Machine Learning Techniques**

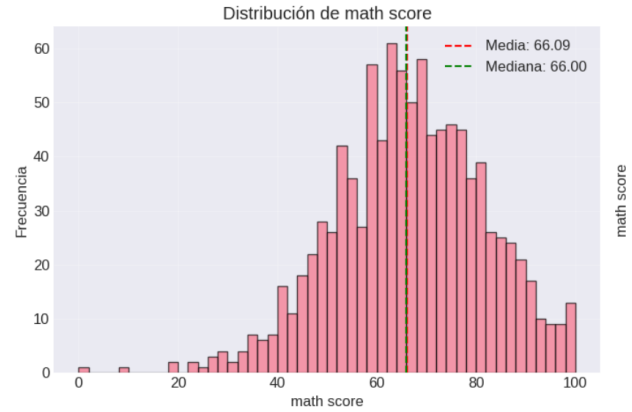
Este trabajo compara varios algoritmos de clasificación (KNN, Random Forest, XGBoost, SVM) para predecir el desempeño de estudiantes, mostrando que los métodos de ensamble logran mayor estabilidad y capacidad de generalización. Además, destacan la importancia de que las instituciones entiendan cómo el modelo llega a sus predicciones; para esto recomiendan herramientas de interpretabilidad, como el análisis de importancia de variables (qué factores pesan más en la predicción) y métodos como SHAP. Esto es relevante para nuestro proyecto porque no solo buscamos un modelo con buen desempeño, sino uno que pueda ser explicado a profesores o coordinadores para apoyar decisiones pedagógicas.

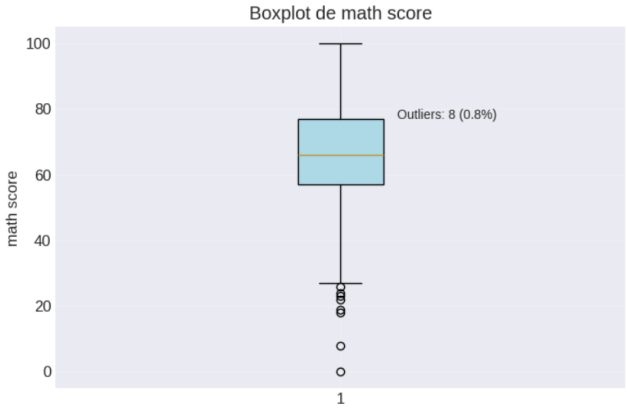
# 4. Datos y EDA

## 4.1. Descripción y Calidad de los Datos

El conjunto de datos contiene información de 1000 estudiantes con 8 variables, clasificadas principalmente como categóricas y tres variables numéricas de puntaje.

**Distribución de la Variable Objetivo (math score):** La distribución de la nota de matemáticas es casi simétrica, con la media y la mediana centradas en un valor similar (aproximadamente 67 puntos). Se identificó una presencia muy baja de outliers (0.8%), concentrados en el rango de notas más bajas.

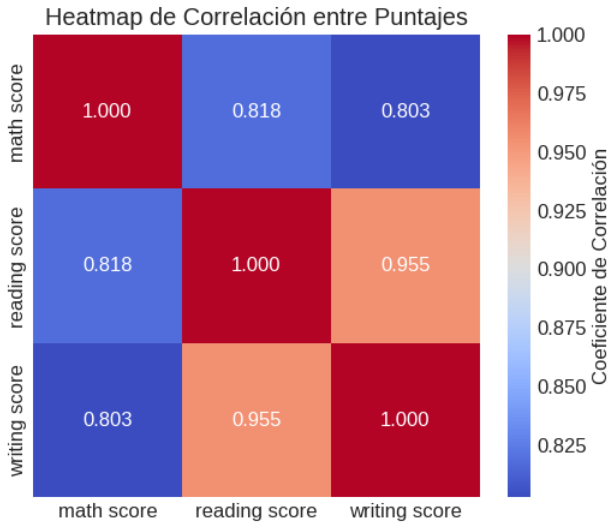



## 4.2. Hallazgos Clave del Análisis Bivariado

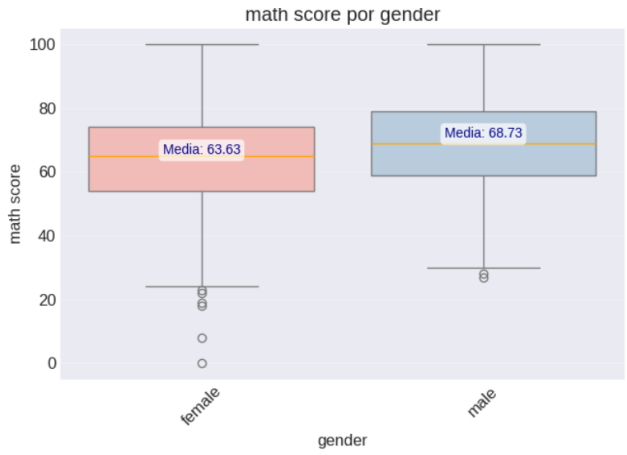
El análisis bivariado se centró en identificar qué variables categóricas introducen una variación significativa en la nota de matemáticas y qué variables numéricas son redundantes.

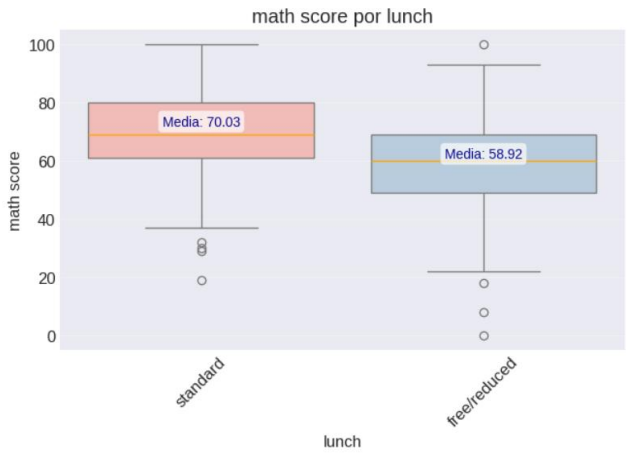
Al analizar la relación entre las variables de rendimiento, se encontró que el puntaje de matemáticas presenta una correlación extremadamente alta (por encima de 0.8) con los resultados de las otras competencias. Esta alta correlación es un indicio de multicolinealidad.

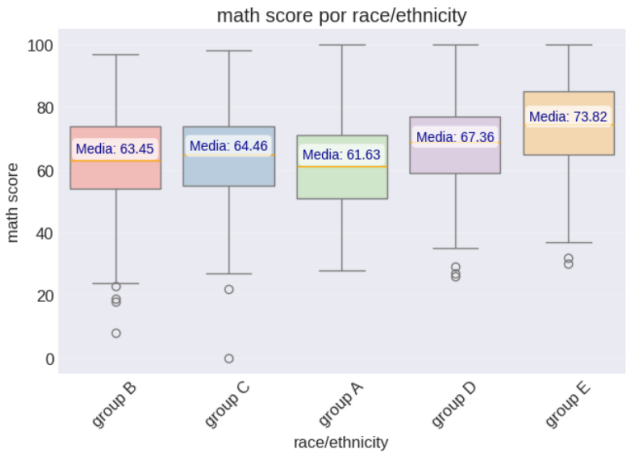


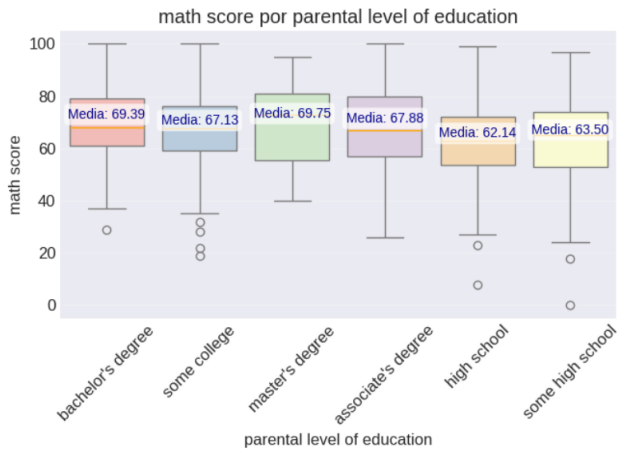

Para el objetivo de predecir el riesgo académico, esta relación no es representativa de la causa del problema, sino del efecto (habilidad académica general), volviendo a las notas unas variables redundantes. Por lo tanto, se justifica descartar estas variables en la fase de preparación de datos, enfocando el modelado en predictores demográficos y comportamentales que sí ofrezcan una relación real con la nota final.

A diferencia de los puntajes académicos redundantes, el análisis de las variables categóricas (demográficas y comportamentales) reveló diferencias estadísticamente significativas en la nota de matemáticas, lo que las convierte en predictores cruciales



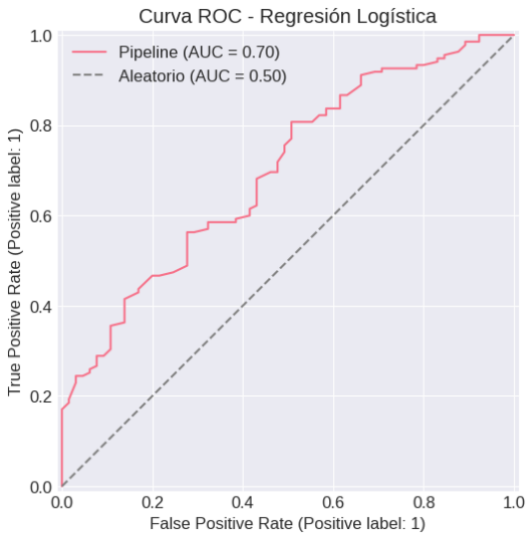




## 5. Modelos y Resultados

El primer modelo implementado fue una **Regresión Logística** con sus hiperparámetros por defecto. Este modelo sirve como punto de referencia para medir el impacto de optimizaciones futuras.

Tras completar la fase de entrenamiento, el *pipeline* del modelo fue sometido a una evaluación rigurosa. Se utilizó un conjunto de datos de prueba (o *test set*) independiente, compuesto por 200 observaciones no vistas previamente por el modelo, para estimar su capacidad de generalización y rendimiento en un escenario productivo.

Para evaluar la capacidad de discriminación del modelo, es decir, su habilidad para asignar una probabilidad más alta a los casos positivos que a los negativos. Se calculó el **estadístico AUC (Área Bajo la Curva ROC)**. El modelo alcanzó un valor AUC de **0.69**. Este resultado confirma la capacidad de ordenamiento del modelo como moderada, indicando que, si bien es significativamente mejor que una clasificación aleatoria (AUC de 0.5), se encuentra lejos de una discriminación perfecta (AUC de 1.0).




Un análisis más detallado del rendimiento por clase, visible en el reporte de clasificación y la matriz de confusión, muestra un comportamiento asimétrico:

```
Classification report:
              precision    recall  f1-score   support

           0      0.595     0.338     0.431        65
           1      0.736     0.889     0.805       135

    accuracy                          0.710       200
   macro avg      0.665     0.614     0.618       200
weighted avg      0.690     0.710     0.684       200
```

Matriz de Confusión

:

| | Pred: No Reprobado | Pred: Reprobado |
|---|---|---|
| **Real: No Reprobado** | 22 | 43 |
| **Real: Reprobado** | 15 | 120 |

El modelo exhibe una alta sensibilidad para encontrar los reprobados, alcanzando un **89%**. Esto significa que el *pipeline* es muy eficaz para identificar la clase de interés (los casos que "sí reprueban"), encontrando correctamente a 89 de cada 100 instancias positivas reales.

En contraparte, el modelo muestra una debilidad notable en la especificidad, la cual se situó en un **43%**. Esta métrica indica que el modelo solo logró identificar correctamente al 43% de los casos negativos (aquellos que "no reprueban").

La estrategia de modelado se centrará en variables categóricas, como gender y test preparation course, las cuales demuestran una influencia estadísticamente significativa y accionable sobre el rendimiento. Esto asegura que el modelo se enfoque en factores que explican la causa del riesgo y faciliten la intervención para alcanzar la meta de aprobación.

## Optimización de Hiperparámetros

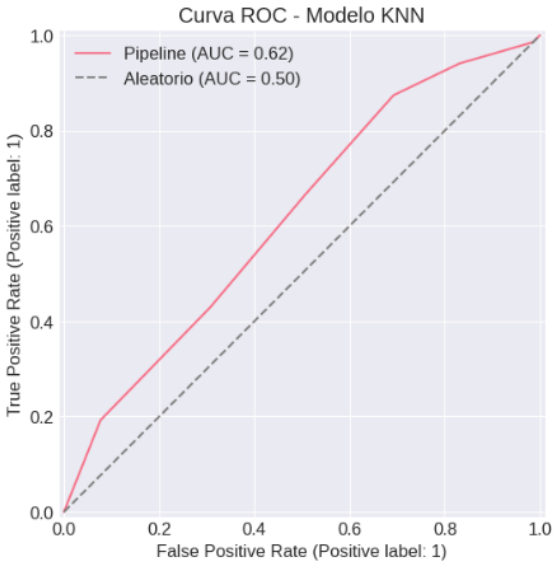
Como segundo enfoque, se evaluó un modelo no paramétrico de K-Nearest Neighbors (KNN). A diferencia del modelo base de Regresión Logística, este algoritmo requiere la sintonización de hiperparámetros clave.

Se implementó una búsqueda de cuadrícula (GridSearch) sobre el conjunto de entrenamiento, utilizando validación cruzada interna (CV) con el objetivo de maximizar la métrica F1-Score. La búsqueda determinó que la configuración óptima para este problema consiste en un valor de $k=7$ vecinos (parámetro n_neighbors) y una ponderación uniforme (weights='uniform').

El pipeline optimizado de KNN fue entonces evaluado sobre el mismo conjunto de prueba (o test set) de 200 observaciones.

El modelo obtuvo una Exactitud (Accuracy) global del 69%. Este rendimiento es ligeramente inferior al 71% obtenido por el modelo base de Regresión Logística.

La capacidad de discriminación del modelo, medida por el AUC-ROC, fue de 0.62. Este valor confirma la observación inicial de que la capacidad de ordenamiento del modelo es limitada, y resulta inferior al 0.69 alcanzado por la Regresión Logística.




Un análisis más profundo del desempeño por clase, visible en el reporte de clasificación y la matriz de confusión, revela los siguientes puntos:

```
KNN Classification report:
              precision    recall  f1-score   support

           0      0.541     0.308     0.392        65
           1      0.724     0.874     0.792       135

    accuracy                          0.690       200
   macro avg      0.632     0.591     0.592       200
weighted avg      0.664     0.690     0.662       200
```

| | Pred: (No Reprobado) | Pred: (Reprobado) |
|---|---|---|
| **Real: (No Reprobado)** | 20 | 45 |
| **Real: (Reprobado)** | 17 | 118 |

El modelo KNN optimizado retiene una alta capacidad para detectar la clase positiva, identificando correctamente al 87.4% (redondeado a 87%) de los casos que "sí reprueban" (clase 1).

El modelo muestra una debilidad notable para identificar a los que "no reprueban" (clase 0). El f1-score para esta clase fue de solo 0.392 (o 39%), y su Especificidad (el recall de la clase 0) fue aún más baja, situándose en 0.308 (o 31%). Esto confirma que el modelo tiende a clasificar erróneamente a muchos casos negativos como positivos.

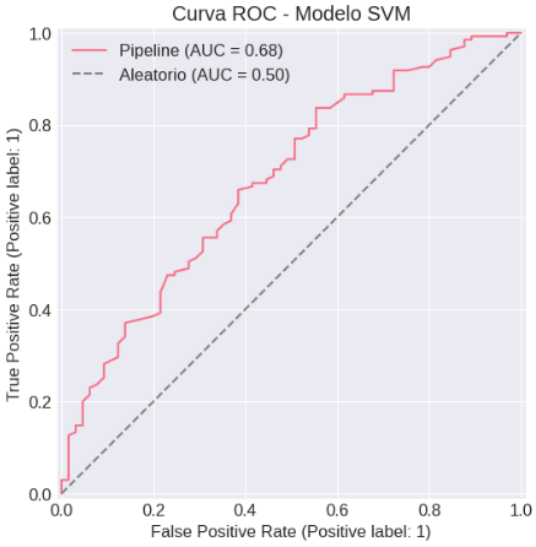
Finalmente, se evaluó un modelo de Support Vector Machine (SVM) utilizando un kernel no lineal (Radial Basis Function, RBF), con el objetivo de capturar relaciones más complejas en los datos.

Se ejecutó una búsqueda de cuadrícula (GridSearch) para optimizar los hiperparámetros del pipeline, específicamente model__C (parámetro de regularización) y model__gamma (coeficiente del kernel). La búsqueda arrojó como parámetros óptimos una configuración de C=0.1 y gamma=0.01, maximizando el F1-Score en la validación cruzada (CV F1-Score: 0.787).

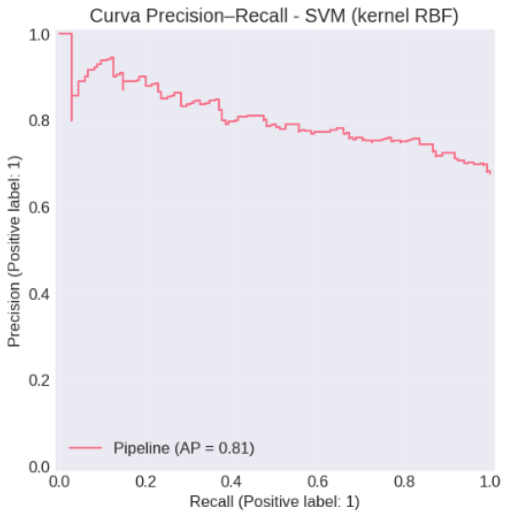
La evaluación del pipeline optimizado sobre el conjunto de prueba de 200 observaciones arrojó resultados mixtos que deben ser analizados en dos partes: el rendimiento de las probabilidades y el de la clasificación final.

Para evaluar la capacidad de discriminación del modelo (su habilidad para asignar un score de riesgo más alto a los casos positivos), se analizaron la Curva ROC y la Curva Precision-Recall.

El modelo obtuvo un AUC-ROC de 0.68, indicando una capacidad de ordenamiento moderada, que se alinea con los resultados de la Regresión Logística.



De forma complementaria, la **Curva Precision-Recall (PR)**, que es más robusta ante el desbalanceo de clases, muestra un **Average Precision (AP) de 0.81**. Esto sugiere que las probabilidades generadas por el modelo son, de hecho, bastante informativas.




A pesar del rendimiento aceptable de las probabilidades, al aplicar el umbral de decisión por defecto (0.5), el modelo sufre un colapso total en la clasificación.

Como se observa en el reporte de clasificación y la matriz de confusión, el modelo predice la clase positiva ("Repr") para el 100% de las 200 observaciones, ignorando por completo a la clase negativa.

SVM Classification report:

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 65 |
| 1 | 0.675 | 1.000 | 0.806 | 135 |
| accuracy | | | 0.675 | 200 |
| macro avg | 0.338 | 0.500 | 0.403 | 200 |
| weighted avg | 0.456 | 0.675 | 0.544 | 200 |

| | Pred: (No Repr) | Pred: (Repr) |
|---|---|---|
| **Real: (No Repr)** | 0 | 65 |
| **Real: (Repr)** | 0 | 135 |

El modelo es incapaz de identificar un solo caso negativo. Su **Especificidad (Recall de la clase 0) es del 0.0%**.

Esto produce una **Sensibilidad (Recall de la clase 1) artificialmente perfecta del 100.0%**, ya que acierta todos los casos "Repr" simplemente porque predice esta clase para todo el conjunto.

## 6. Conclusiones

La evaluación comparativa de los tres algoritmos (Regresión Logística, KNN y SVM) sobre el conjunto de prueba de 200 observaciones arroja conclusiones claras sobre el estado actual del pipeline.

La Regresión Logística (AUC 0.69) se establece como el mejor punto de referencia. Si bien su capacidad de ordenamiento es moderada, proporciona el balance más razonable entre los modelos probados.

El modelo K-Nearest Neighbors (AUC 0.62), incluso después de un ajuste de hiperparámetros (k=7), no logró superar al modelo base. Demostró una capacidad de discriminación significativamente más débil.

El SVM, pese a mostrar un potencial de ordenamiento en sus probabilidades (AUC 0.68, AP 0.81), experimentó un colapso en la clasificación final. Su incapacidad para identificar un solo caso negativo (Especificidad del 0%) lo vuelve completamente inutilizable en su estado actual.

El patrón común y más preocupante identificado en todos los modelos es la inhabilidad para gestionar la clase negativa ("No Reprueban"). Tanto la Regresión Logística como el KNN pagan el precio de una alta sensibilidad (89% y 87%, respectivamente) con una tasa inaceptablemente alta de falsos positivos.

Dados los resultados, se concluye que ninguno de los modelos está listo para una implementación productiva. Los hallazgos de

esta evaluación inicial han definido una serie de acciones pendientes y prioritarias:

- Revisión Integral de Implementación.
- Ajuste y Corrección del SVM.
- Manejo del Desbalanceo de Clases.
- Optimización de la Regresión Logística y KNN.

## 7. Enlace al Repositorio

https://github.com/JoseCamargo10/machinelearning-project.git

## 8. Bibliografía


Cortez, P., & Silva, A. M. G. (2008). *Using data mining to predict secondary school student performance*. https://www.researchgate.net/publication/228780408_Using_data_mining_to_predict_secondary_school_student_performance

Dey, et al. (2015). *Predicting Students' Performance using Advanced Learning Analytics*. https://www.researchgate.net/publication/315837527_Predicting_Student_Performance_using_Advanced_Learning_Analytics

Sahai, et al. (2020). *Performance Prediction of Students Using Machine Learning Techniques*. https://www.researchgate.net/publication/390154829_Academic_Performance_Prediction_Using_Machine_Learning_Approaches_A_Survey