# ML CANVAS Student Performance on an Entrance Examination Equipo 36 DISEÑADO PARA: MLOps Trimestre Sep – Dic 2025 DISEÑADO POR: Equipo 36 FECHA: 10/10/2025 iteración: 1.0

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| TAREA PREDICTIVA**¿Cuál es el tipo de tarea?** - Clasificación **¿Sobre qué entidad se hacen las predicciones?** - El estudiante individual que calificó para el examen de ingreso médico. **¿Cuáles son los posibles resultados a predecir?** - VG - AVERAGE - GOOD - EXCELLENT **¿En qué momento se observan los resultados?** Los resultados se observan después de que el estudiante ha presentado el examen y se han publicado sus calificaciones. | DECISIONES¿Cómo se convierten las predicciones en recomendaciones o decisiones accionables para el usuario final? - Bajo el contexto de Predicción para evaluar Riesgo:  - El modelo predice que un estudiante individual tiene una baja probabilidad de tener un rendimiento alto en el examen.  - Acción/Decisión: La institución educativa, el mentor o los padres reciben una alerta temprana. La recomendación sería ofrecer tutorías personalizadas en las áreas débiles detectadas o asignar un mentor con experiencia para mejorar su resultado potencial. | PROPOSICIÓN DE VALOR ¿Quién es el beneficiario final y qué problemas específicos se abordan? - Concentrándonos únicamente en la institución educativa, se propone como “pain point” a abordar, la asignación ineficiente de tutorías, becas o clases de refuerzo al aplicar un enfoque generalista a todos los estudiantes. ¿Cómo se integrará la solución de ML con su flujo de trabajo y a través de qué interfaces de usuario? - Nuevamente, concentrándonos únicamente en la institución educativa, tenemos que:  - Integración: El modelo se ejecuta automáticamente en el backend del Sistema de Gestión de Información Estudiantil de la escuela o universidad.  - Flujo de trabajo: El usuario carga información del estudiante en el Sistema de Gestión de Información Estudiantil, el sistema ejecuta la predicción y devuelve el resultado. El usuario finalmente toma acción sobre los estudiantes con desempeño pronosticado deficiente. | RECOLECCIÓN DE DATOS¿Cómo se obtiene el conjunto inicial de entidades y resultados (p. ej., extracciones de bases de datos, llamadas a API, etiquetado manual)? - Por ahora se cuenta únicamente con el archivo .csv que puede descargarse desde la liga: https://archive.ics.uci.edu/dataset/582/student+performance+on+an+entrance+examination La propuesta es que se estandarice el proceso de recolección y etiquetado de datos a través de los Sistemas de Gestión de Información Estudiantil. ¿Qué estrategias existen para actualizar los datos continuamente, controlando el costo y manteniendo la vigencia (frescura)? - Una vez estandarizado el proceso de recolección este mismo se alinea con el periodo de evaluación de los estudiantes para que conjuntamente se recolecten y etiqueten los datos. | ORÍGENES DE DATOS ¿De dónde podemos obtener datos sobre las entidades y los resultados observados? (Menciona tablas de bases de datos internas y externas o métodos de API). - Por ahora se cuenta únicamente con el archivo csv que se encuentra en la liga: https://archive.ics.uci.edu/dataset/582/student+performance+on+an+entrance+examination |
| SIMULACIÓN DE IMPACTO ¿Cuáles son los valores de costo/ganancia para las decisiones (in)correctas? -  ¿Qué datos se utilizan para simular el impacto previo al despliegue? - Por le hecho de contar únicamente con el csv, son los mismos datos del csv los que serán usados. ¿Cuáles son los criterios para el despliegue? - El modelo debe tener un accuracy de al menos 80% ¿Existen restricciones de equidad (fairness)? - Sí. En un contexto educativo, las restricciones de equidad son fundamentales para evitar sesgos sociales, por ejemplo, se debe monitorear el desempeño del modelo para asegurar que las variables sensibles como Género y Casta (Caste) no causen un rendimiento predictivo diferente. - Además proponemos el uso de la Igualdad de Oportunidades. Esta se trata de un criterio de equidad que busca que la tasa de Verdaderos Positivos (VP) debe ser similar para todos los subgrupos demográficos. De esta manera, el apoyo se evitan sesgos. | CÁLCULO DE PREDICCIONES¿Las predicciones se realizan por lotes (batch) o en tiempo real? - En tiempo real en función del Sistema de Gestión de Información Estudiantil. ¿Con qué frecuencia? - Bajo demanda ¿Cuánto tiempo está disponible para esto (incluyendo la extracción de características y las decisiones)? - Menos de 1min ¿Qué recursos computacionales se utilizan? Un entorno de servidor on-premise de la institución o una instancia de Máquina Virtual (VM) en la nube (ej. Google Cloud, AWS o Azure) con una configuración básica. |  | DESARROLLO DE MODELOS¿Cuántos modelos se necesitan en producción? - Solo uno. ¿Cuál es la frecuencia de re entrenamiento? - Cuando se tengan más datos etiquetados, es decir, después de cada proceso de evaluación estudiantil. ¿Cuánto tiempo se tiene para el proceso de re entrenamiento (incluyendo la generación de características y el análisis)? - Debido a que se trata del re entramiento, se cuenta con una semana como tiempo máximo. ¿Cuáles son los recursos computacionales requeridos? Un entorno de servidor on-premise de la institución o una instancia de Máquina Virtual (VM) en la nube (ej. Google Cloud, AWS o Azure) con una configuración optimizada para entrenamiento de modelos de ML. | CARACTERISTICAS¿Qué representaciones se utilizan para las entidades en el momento de la predicción? - En el momento de la predicción, la entidad (el estudiante individual) se representa utilizando una combinación de codificaciones para transformar los datos categóricos y socioeconómicos en un formato numérico que el modelo pueda procesar ¿Qué agregaciones o transformaciones se aplican a las fuentes de datos sin procesar? - Para maximizar el poder predictivo del modelo a partir de las fuentes de datos originales, se aplican varias técnicas de preprocesamiento y Feature Engineering: 1. Transformaciones de Variables Existentes  - Normalización/Estandarización: Los porcentajes (Class\_X\_Percentage, Class\_XII\_Percentage) se estandarizan (escalan para tener media 0 y desviación estándar 1). Esto asegura que ninguna variable numérica domine a las demás en el cálculo de distancia. 2. Creación de Nuevas Variables (Feature Engineering)  - Agrupación Socioeconómica: Las variables categóricas con muchas opciones únicas, como la Ocupación del Padre/Madre (Father\_occupation, Mother\_occupation), pueden agruparse en categorías más amplias (ej. "Profesional", "Comercial", "Manual", "Desempleado") para reducir la dimensionalidad y mejorar la robustez del modelo. O podemos optar por descartar el uso de dicha variable.  - Diferencia de Rendimiento: Crear una nueva feature calculando la diferencia entre el porcentaje de la Clase X y el porcentaje de la Clase XII, para medir la tendencia de mejora o declive del estudiante a lo largo del tiempo. |
|  | MONITOREO¿Qué métricas e indicadores clave de desempeño (KPIs) se utilizan para medir el impacto de la solución de Machine Learning una vez implementada, tanto para los usuarios finales como para el negocio? ¿Cada cuánto tiempo deben ser revisadas? Las métricas para seguir el impacto de la solución de Machine Learning se dividen en dos. Para el usuario (mentores), el KPI principal es la Tasa de Falsos Negativos (FN), que mide cuántos estudiantes en riesgo fueron ignorados; esto debe revisarse al menos trimestralmente para asegurar la confianza en el sistema. Para el negocio (la institución), las métricas clave son el Aumento en la Tasa de Alumnos en Clases Altas (GOOD/EXCELLENT) y la Retención Estudiantil, las cuales se revisan anualmente o al final de cada ciclo académico, ya que estas reflejan directamente el éxito estratégico del proyecto y el retorno de la inversión. |  |  |  |