Problema: Apoyar

Existe una normatividad a la hora de investigar consumos y lo debe a hacer un humano y si no lo ajusta.

Modelo supervisado de clasificacion que analiza las órdenes que ya revisaron los analistas y aprende en funcion de lo que ellos hicieron y con nuevas desviaciones pasarlas por el modelo.

Esto ayudará a la reducción de visitas y de costos asociados en la atención de las órdenes.

Crear un modelo superisado que se entrene a partir del cierre de las órdenes de las desviaciones significativas generadas por incrementos de consumo en un periodo determinado, estas órdenes fueron analizadas y cerradas por un grupo de analistas los cuales determinaron si modificaban el consumo y/o se enviaban a terreno. El modelo creado será capaz de clasificar nuevas órdenes de critica para saber cuales no se les modifca el consumo y no deben ser enviadas a terreno. y esos son ahorros.

se debe hacer dos o tresa modelos de clasificación.

Metodos de califdicación de un modelo.

- MATRIZ DE CONFUSIÓN (Medir el accuracy)

Modelos

- Random Forest

- XGBoost lineal

- Random Forest

- Arboles aleotorios

- Regresión logista

- Maquinas de soporte vectorial (SVM)

80%/20%

Entrenamiento / test

Generado por IA. Asegúrese de comprobar la precisión.

Notas de la reunión:

Objetivo del Modelo:

Daniel Alberto explicó que el objetivo es crear un modelo supervisado que aprenda a partir del cierre de órdenes de desviación significativa generadas por incrementos de consumo en un periodo determinado. Estas órdenes fueron analizadas y cerradas por un grupo de analistas que determinaron si se modificaba el consumo o se enviaban al terreno.

Objetivo del modelo: Daniel Alberto explicó que el objetivo del modelo supervisado es aprender a partir del cierre de órdenes de desviación significativa generadas por incrementos de consumo en un periodo determinado. Estas órdenes fueron analizadas y cerradas por un grupo de analistas que determinaron si se modificaba el consumo o se enviaban al terreno.

Desviaciones significativas: Las desviaciones significativas son generadas por incrementos de consumo en un periodo determinado. Daniel Alberto aclaró que no es necesario entrar en tecnicismos, ya que un periodo de facturación es un periodo determinado.

Proceso de análisis: Las órdenes fueron analizadas y cerradas por un grupo de analistas que determinaron si se modificaba el consumo o se enviaban al terreno. Este proceso de análisis es crucial para el entrenamiento del modelo supervisado.

Capacidades del Modelo:

Daniel Alberto mencionó que el modelo creado será capaz de clasificar nuevas órdenes de críticas y determinar si se debe modificar el consumo o enviarlas al terreno, lo que podría reducir los costos asociados a revisiones en terreno.

Clasificación de órdenes: El modelo creado será capaz de clasificar nuevas órdenes de críticas y determinar si se debe modificar el consumo o enviarlas al terreno. Esto permitirá una reducción de costos asociados a revisiones en terreno.

Reducción de costos: Daniel Alberto destacó que el modelo ayudará a reducir los costos asociados a revisiones en terreno, ya que será capaz de decidir cuáles órdenes no deben ser asignadas al analista y cuáles deben ser enviadas al terreno.

Decisiones del modelo: El modelo tomará decisiones sobre la clasificación de órdenes, indicando si deben ser cerradas o enviadas al analista para una revisión manual. Esto optimizará el proceso y reducirá la carga de trabajo de los analistas.

Métricas de Desempeño:

Daniel Alberto explicó la importancia de calcular métricas de desempeño para los modelos de clasificación, como la matriz de confusión, que mide la precisión del modelo al clasificar correctamente las órdenes.

Matriz de confusión: Daniel Alberto explicó que la matriz de confusión es una herramienta para medir la precisión del modelo al clasificar correctamente las órdenes. Esta matriz ayuda a identificar verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos.

Precisión del modelo: La precisión del modelo se mide a través de la matriz de confusión, que calcula el porcentaje de órdenes clasificadas correctamente como verdaderas o falsas. Esta métrica es crucial para evaluar el desempeño del modelo.

Métricas adicionales: Además de la matriz de confusión, se mencionaron otras métricas de desempeño que son importantes para evaluar la efectividad del modelo de clasificación. Estas métricas incluyen la exactitud y la tasa de error.

Comparación de Modelos:

Daniel Alberto sugirió que se deben probar al menos 2 o 3 modelos de clasificación y comparar sus métricas de desempeño para seleccionar el mejor modelo basado en la precisión.

Prueba de modelos: Daniel Alberto sugirió probar al menos 2 o 3 modelos de clasificación diferentes para comparar sus métricas de desempeño. Esto permitirá seleccionar el modelo más preciso y efectivo.

Comparación de métricas: La comparación de métricas de desempeño entre diferentes modelos es esencial para identificar el modelo que ofrece la mayor precisión. Se deben considerar métricas como la matriz de confusión, la exactitud y la tasa de error.

Selección del mejor modelo: La selección del mejor modelo se basará en la comparación de sus métricas de desempeño. El modelo con la mayor precisión y menor tasa de error será el elegido para su implementación.

Probabilidad de Legalización:

Daniel Alberto mencionó que el modelo proporcionará una probabilidad de legalización para cada orden, y se decidió que las órdenes con una probabilidad superior al 80% serán legalizadas.

Probabilidad de legalización: El modelo proporcionará una probabilidad de legalización para cada orden. Las órdenes con una probabilidad superior al 80% serán legalizadas automáticamente.

Decisión basada en probabilidad: La decisión de legalizar una orden se basará en la probabilidad proporcionada por el modelo. Si la probabilidad es superior al 80%, la orden será legalizada sin necesidad de revisión manual.

Umbral de legalización: Se estableció un umbral del 80% para la probabilidad de legalización. Las órdenes que superen este umbral serán legalizadas, mientras que las que no lo alcancen serán revisadas manualmente.

División de Datos:

Daniel Alberto explicó que los datos de entrenamiento se dividirán en un 80% para entrenamiento y un 20% para prueba, lo que es crucial para construir modelos supervisados.

División de datos: Daniel Alberto explicó que los datos de entrenamiento se dividirán en un 80% para entrenamiento y un 20% para prueba. Esta división es crucial para construir modelos supervisados efectivos.

Importancia de la división: La división de datos en entrenamiento y prueba es importante para evaluar el desempeño del modelo. El 80% de los datos se utilizará para entrenar el modelo, mientras que el 20% restante se usará para probar su precisión.

Construcción de modelos: La correcta división de los datos es fundamental para la construcción de modelos supervisados. Permite evaluar la capacidad del modelo para generalizar y clasificar correctamente nuevas órdenes.

Variables del Modelo:

Daniel Alberto y el equipo discutieron las variables que se utilizarán en el modelo, incluyendo la respuesta, servicio, observación, consumo, consumo criticado, función de análisis y calificación.

Variables del modelo: Daniel Alberto y el equipo discutieron las variables que se utilizarán en el modelo, incluyendo la respuesta, servicio, observación, consumo, consumo criticado, función de análisis y calificación.

Importancia de las variables: Las variables seleccionadas son cruciales para el funcionamiento del modelo. Cada una de ellas aporta información relevante para la clasificación y análisis de las órdenes.

Función de análisis: La función de análisis es una de las variables clave que se utilizarán en el modelo. Esta variable ayuda a determinar si una orden debe ser legalizada o enviada al terreno.

Históricos de Consumo:

Daniel Alberto mencionó que el modelo también considerará el histórico de consumo del servicio suscrito para realizar pronósticos y comparaciones con el consumo actual.

Histórico de consumo: El modelo considerará el histórico de consumo del servicio suscrito para realizar pronósticos y comparaciones con el consumo actual. Esto permitirá una mejor evaluación de las desviaciones significativas.

Pronósticos de consumo: El histórico de consumo se utilizará para realizar pronósticos y comparar con el consumo actual. Esto ayudará a identificar patrones y posibles desviaciones en el consumo.

Comparación con consumo actual: La comparación entre el histórico de consumo y el consumo actual es fundamental para detectar desviaciones significativas. El modelo utilizará esta información para mejorar su precisión en la clasificación de órdenes.

Tareas de seguimiento: