MODULO 06 - EJERCICIO 05-A

ALEXIS YURI M.

Analiza diferentes escenarios de aplicación de modelos y decide qué métricas usarías para evaluar el modelo justificando tu elección.

1. Mantenimiento predictivo en fábricas.

Tipo de problema: Regresión. El objetivo es predecir un valor numérico continuo, que es la vida útil restante de una máquina en horas.

Métricas:

- RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio): Es la métrica ideal para este caso porque penaliza fuertemente los errores grandes. En el contexto de mantenimiento, un error de predicción grande (por ejemplo, subestimar la vida útil restante en 500 horas) puede ser extremadamente costoso, ya que podría llevar a una falla inesperada de la maquinaria, deteniendo la producción y generando pérdidas económicas significativas. El RMSE ayuda a minimizar la probabilidad de que ocurran estos errores catastróficos.

- MAE (Error Absoluto Medio): Esta métrica es útil para entender el error promedio del modelo en términos absolutos, que en este caso sería en horas. A diferencia del RMSE, el MAE no penaliza tanto los errores grandes, pero es más fácil de interpretar para los ingenieros y gerentes, ya que proporciona un valor promedio de desviación sin el impacto de elevar el error al cuadrado. Juntas, el RMSE y el MAE ofrecen una visión completa del desempeño del modelo, mostrando tanto el error promedio como el impacto de los errores más grandes.

2. Clasificación de reseñas de clientes.

Tipo de problema: Clasificación. El modelo debe asignar una de las categorías predefinidas (positivo, neutral o negativo) a cada reseña.

Métricas:

- Matriz de Confusión: Es la herramienta principal para este problema porque proporciona una visualización detallada de todos los tipos de errores que el modelo puede cometer (verdaderos positivos, verdaderos negativos, falsos positivos y falsos negativos). Esto es crucial para entender el rendimiento en cada clase (positivo, neutral y negativo). Por ejemplo, permite ver cuántas reseñas negativas fueron incorrectamente clasificadas como neutrales o positivas, lo que es el error más costoso en este escenario.

- Recall (para la clase 'negativo'): El recall mide la capacidad del modelo para identificar correctamente todas las instancias de la clase 'negativo'. Detectar una reseña negativa es vital, ya que a menudo señala un problema con el producto o servicio que requiere atención inmediata. Un falso negativo (una reseña negativa que el modelo no detecta) podría significar la pérdida de una oportunidad para resolver un problema de un cliente y evitar una posible pérdida de ingresos y reputación. Es más importante encontrar todas las reseñas negativas que clasificar erróneamente una reseña neutral como negativa.

3. Detección de intrusiones en ciberseguridad.

Tipo de problema: Clasificación. El sistema debe categorizar cada conexión como "legítima" o "ataque".

Métricas:

- Recall (para la clase 'ataque'): En ciberseguridad, el costo de un falso negativo (un ataque real que se clasifica como legítimo) es catastrófico, ya que podría resultar en una brecha de seguridad, el robo de datos o la interrupción de servicios. El recall es la métrica más importante en este caso porque mide qué tan bien el modelo identifica los ataques reales. Un sistema con un recall alto minimiza la posibilidad de que una amenaza pase desapercibida.

- Precisión (para la clase 'ataque'): La precisión mide la proporción de las conexiones que el modelo clasificó como ataques que realmente lo eran. Aunque el recall es la prioridad, un bajo nivel de precisión puede generar un exceso de falsos positivos (conexiones legítimas que se marcan como ataques), lo que podría sobrecargar a los analistas de seguridad con falsas alarmas, desviar recursos y potencialmente bloquear a usuarios o servicios legítimos. Por lo tanto, se busca un equilibrio entre un recall alto y una precisión razonable para garantizar la eficiencia del sistema.

4. Predicción de consumo energético en hogares inteligentes.

Tipo de problema: Regresión. El modelo predice un valor numérico, que es el consumo energético en las próximas horas.

Métricas:

- MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio): Esta métrica es ideal porque presenta el error como un porcentaje del valor real. Para una empresa eléctrica, un error de 10 kWh no tiene el mismo impacto en un hogar que consume 100 kWh que en uno que consume 1000 kWh. El MAPE proporciona una medida del error que es relativa a la magnitud del consumo, lo que permite a la empresa optimizar mejor la distribución de energía en toda la red, entendiendo la precisión del modelo en diferentes escalas de consumo.

- RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio): El RMSE sigue siendo útil en este caso porque penaliza los errores de predicción grandes, lo cual es vital para evitar situaciones de sobrecarga o subutilización de la red. Un error de predicción significativo en un grupo de hogares podría tener consecuencias operacionales y financieras considerables. El RMSE ayuda a mitigar estos riesgos al forzar al modelo a ser más preciso en las predicciones donde los errores son más grandes.