MODELO PREDICTIVO: VERIFICACIÓN DE MEDIDORES

Unidad de Gestión Perdidas y Servicio Técnico
Gerencia Técnica Gas
Vicepresidencia Gas

Contexto

¿Creen que es posible
predecir la probabilidad de
que un medidor residencial
falle?

IMPACTO EN LA CAÍDA DEL CONSUMO

Después de realizar el cambio de 2207 medidores, se evidenció que la hipótesis inicial de recuperar un volumen significativo no sucede, Por lo que se procede a buscar un nuevo enfoque al piloto

PROBABILIDAD DE FALLA EN EL MEDIDOR

Ahora, se busca darle prioridad de cambio a medidores que a partir de diferentes variables tengan mayor probabilidad de fallar en la medición del volumen

TIEMPO EN USO

La vida útil de cada medidor es uno de los factores de mayor peso que incide en el daño de estos

MARCA MEDIDOR

Cada proveedor tiene una vida útil diferente, materiales diferentes y diferentes procesos de fabricación

CANTIDAD DE SALIDAS DE GAS

Medidores que alcanzan fácilmente el Qmax debido a la alta demanda de gas

LOCALIDAD

Factores meteorológicos, de orden público, antigüedad, estrato, etc

EXTERNO O INTERNA

Factores de humedad, temperatura, polvo y suciedad en general podrían afectar el correcto funcionamiento de los medidores

REVOLUCIONES POR VOLUMEN CICLICO

Desgaste de las piezas mecánicas por las revoluciones del sistema desde su inicio hasta la última lectura

RELACION CON OTROS SERVICIOS

Comparar el comportamiento del gas frente al consumo de energía y agua a través del tiempo.

REVOLUCIONES POR VOLUMEN CICLICO

Funcionamiento de un medidor de gas tipo diafragma

CANTIDAD DE SALIDAS DE GAS

Perdidas de presión en medidores G1.6 después de más de 20 años en uso

NUEVO ENFOQUE

MEDIDORES RESIDENCIALES 20 AÑOS

Flujo de trabajo, pasos a seguir

Contextualización

Estudiar la información que se tiene acerca del piloto, de donde nace este proyecto y bajo que estudios sustentados existe una viabilidad para este.

Datos

Recolección y el pre-procesamiento de los datos con los que se van a trabajar para el modelo predictivo

Entrenar

Realizar los diferentes modelos de machine learning en python para ser entrenados y cumplir con los objetivos propuestos

Predecir

Extrapolar y/o predecir valores que sean determinantes bajo criterios asociados para cumplir con el objetivo de este piloto

Preprocesamiento de datos

Rangos_Qma	Rangos_Qt	Rangos_Qmin	RESULTADO_PR
probabilidad de fa	probabilidad de fal	Alta probabilidad de fallar	NO CONFORME
probabilidad de fa	probabilidad de fal	Alta probabilidad de fallar	NO CONFORME
Bueno	Bueno	Bueno	CONFORME
Bueno	Bueno	Bueno	CONFORME
probabilidad de fa	Bueno	Bueno	NO CONFORME
probabilidad de fa	probabilidad de fallar	Alta probabilidad de fallar	NO CONFORME
Bueno	Bueno	Bueno	CONFORME
probabilidad de fa	Bueno	Alta probabilidad de fallar	NO CONFORME
Bueno	Bueno	Bueno	CONFORME
Bueno	Bueno	Bueno	CONFORME
Bueno	Bueno	Bueno	CONFORME
probabilidad de fa	probabilidad de fallar	Alta probabilidad de fallar	NO CONFORME

RANGOS CAUDALES	VALOR
$66\% \leq \text{Medida} \leq 100\%$	Bueno
$33\% \leq \text{Medida} < 66\%$	Regular
$0\% \leq \text{Medida} < 33\%$	Aceptable
Medida $\neq$	No_Conforme

RANGOS CAUDALES	VALOR
$20\% \leq \text{Medida}$	Bueno
Medida $< 20\%$	Alta probabilidad de fallar

La medida se debe encontrar dentro de los límites máximos permitidos. De encontrarse por fuera de este rango o frenados, se catalogarán como “Alta probabilidad de fallar”

Comparativa entre modelos

Modelos Clasificatorios y Métodos estadísticos

Modelo	Pred. Qmax	Pred. Qt	Pred. Qmin
Random Forest	76.02%	80.39%	71.96%
XGBRandomForest	76.17%	81.00%	73.00%
SVM	75.11%	68.78%	70.74%
LGBMClassifier	73.60%	77.83%	68.64%
XGBoost	71.04%	76.23%	70.29%

```
Acc del modelo intermedio Rangos_Qt: 80.39%
Precision del modelo intermedio Rangos_Qt: 83.75%
Acc del modelo intermedio Rangos_Qmax: 76.02%
Precision del modelo intermedio Rangos_Qmax: 77.17%
```

•**Simulaciones/Método de Monte Carlo** → Usa muestreo aleatorio para estimar resultados.

•**Test Chi-cuadrado** → Evalúa si dos variables categóricas son independientes.

•**Test de Correlación** → Mide la relación entre variables numéricas

•**Matriz de Confusión Combinada** → Analiza el rendimiento de modelos de clasificación.

•**Índice V de Cramer** → Mide la fuerza de asociación entre variables categóricas basándose en Chi-cuadrado.

```
#Exactitud del modelo Rangos_Qmax:  
76.02%  
#Exactitud del modelo Rangos_Qmin: 71.96%  
#Exactitud del modelo Rangos_Qt: 80.39%
```

RANDOM FOREST
(Modelo de decisión)

```
#Exactitud del modelo Rangos_Qmax:  
76.17%  
#Exactitud del modelo Rangos_Qmin: 73.00%  
#Exactitud del modelo Rangos_Qt: 81.00%
```

XGBRandom Forest
(Modelo Optimizado)

```
#Exactitud del modelo Rangos_Qmax:  
75.11%  
#Exactitud del modelo Rangos_Qmin: 70.74%  
#Exactitud del modelo Rangos_Qt: 68.78%
```

SVM

Resultados

Métricas

La exactitud mide la proporción de predicciones correctas (tanto positivas como negativas) sobre el total de predicciones.

$$\text{Exactitud (Accuracy)} = \frac{\text{True Positives (TP)} + \text{True Negatives (TN)}}{\text{Total de casos}}$$

$$\text{Total de casos} = \text{True Positives (TP)} + \text{True Negatives (TN)} + \text{False Positives (FP)} + \text{False Negatives (FN)}$$

- **True Negatives (TN):** Predicciones correctas de la clase negativa.
- **False Negatives (FN):** Predicciones incorrectas que deberían ser positivas pero se clasificaron como negativas.

La precisión mide qué proporción de las predicciones positivas realizadas por el modelo son realmente correctas.

$$\text{Precisión} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{True Positives (TP)} + \text{False Positives (FP)}}$$

- **True Positives (TP):** Predicciones correctas de la clase positiva.
- **False Positives (FP):** Predicciones incorrectas que fueron clasificadas como positivas.

Resultados

Matrices de confusión

Q_max

Q_t

Q_min

0 = Alta probabilidad de fallar
1 = Baja probabilidad de fallar

Modelo de decisión

Modelo optimizado

Sustentación resultados

“Si uno de los caudales Q resulta no conforme en la prueba, es criterio suficiente para indicar la No Conformidad del Medidor.”

Correlación entre fallos de Qt y Qmax: 0.13

Estadístico Chi-Cuadrado: 10.77, p-valor: 0.0010

Hay una relación significativa entre los fallos de los modelos.

Índice V de Cramer: 0.1274

Coefficiente de Contingencia: 0.1264

Correlación entre fallos de Qt y Qmin: 0.31

Estadístico Chi-Cuadrado: 62.59, p-valor: 0.0000

Hay una relación significativa entre los fallos de los modelos.

Índice V de Cramer: 0.3073

Coefficiente de Contingencia: 0.2937

Correlación entre fallos de Qmax y Qmin: 0.15

Estadístico Chi-Cuadrado: 13.60, p-valor: 0.0002

Hay una relación significativa entre los fallos de los modelos.

Índice V de Cramer: 0.1432

Coefficiente de Contingencia: 0.1418

1. Correlación entre fallos de Qt y Qmax: 0.13

- Esto indica que existe una correlación muy baja entre los fallos de los modelos para las variables Qt y Qmax. En términos prácticos, los errores de uno no están fuertemente relacionados con los errores del otro.

2. Estadístico Chi-Cuadrado: 10.77, p-valor: 0.0010

- El estadístico Chi-Cuadrado mide si existe una relación significativa entre las categorías de fallos de Qt y Qmax.
- Un p-valor de 0.0010 (< 0.05) indica que hay evidencia estadísticamente significativa para afirmar que existe una relación entre los fallos de ambos modelos.

3. Conclusión sobre la relación significativa

- Dado el p-valor bajo, podemos concluir que los fallos de los modelos Qt y Qmax no son completamente independientes; es decir, hay algún grado de interacción entre ellos, aunque sea leve.

4. Índice V de Cramer: 0.1274

- Este índice mide la intensidad de la relación entre dos variables categóricas. Los valores están entre 0 (sin relación) y 1 (relación perfecta).
- Un valor de 0.1274 indica una relación muy débil entre los fallos de ambos modelos.

5. Coeficiente de Contingencia: 0.1264

- Similar al V de Cramer, este coeficiente mide la asociación entre variables categóricas.
- Un valor de 0.1264 refuerza que la relación entre los fallos de Qt y Qmax es débil.

Sustentación resultados

Distribución de Accuracy en Simulaciones Monte Carlo

Q_max

300 Simulaciones

Distribución de Accuracy en Simulaciones Monte Carlo

Q_t

180.000 posibles datos

Distribución de Accuracy en Simulaciones Monte Carlo

Q_min

Conclusiones

Correlación entre Qt y Qmax

Qt	Qmax	Predic_Qt	Predic_Qmax
Baja probabilidad de fallo			
Baja probabilidad de fallo			
Alta probabilidad de fallo	Alta probabilidad de fallo	Alta probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo
Baja probabilidad de fallo			
Baja probabilidad de fallo			
Alta probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo
Alta probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo	Alta probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo
Baja probabilidad de fallo			
Baja probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo	Baja probabilidad de fallo	Alta probabilidad de fallo

Valores reales

Valores de la predicción

Relación entre fallos de Qt y Qmax

Conclusiones

Correlación entre Qmin y Qmax

Qmax	Qmin	Predic_Qmax	Predic_Qmin
Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla			
Alta probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla			
Baja probabilidad de falla			
Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla			
Alta probabilidad de falla			
Alta probabilidad de falla			
Baja probabilidad de falla			
Alta probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla

Valores reales

Valores de la predicción

Relación entre fallos de Qmax y Qmin

Conclusiones

Correlación entre Qmin y Qt

Qt	Qmin	Predic_Qt	Predic_Qmin
Baja probabilidad de falla			
Baja probabilidad de falla			
Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla			
Alta probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla
Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla			
Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla
Baja probabilidad de falla			
Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla
Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla
Alta probabilidad de falla	Baja probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla	Alta probabilidad de falla

Valores reales

Valores de la predicción

Relación entre fallos de Qt y Qmin

Optimizado

Arboles de
decisión

64.713 Medidores

59.579 Medidores en los
que ambos modelos
coinciden en la predicción

44.852 medidores en los
que ambos modelos
coinciden en una Baja
probabilidad de falla

Ambos modelos coinciden
en que 14.727 medidores
tienen una alta probabilidad
de fallar

¡Gracias!

epm[®]