Alumno: Rodriguez Mallqui Rolando Maycol

CASO 8 – LA FUGA DORADA: Cómo salvar a los clientes valiosos antes de que cierren su cuenta

BankUnity, un banco mediano con operaciones en Perú, Chile y Colombia, ha invertido en los últimos años en captar clientes de alto valor: personas que usan múltiples productos, manejan grandes saldos y tienen comportamiento digital activo.

Sin embargo, durante el último año, el equipo de inteligencia comercial detectó un fenómeno preocupante: clientes valiosos están cerrando sus cuentas sin previo aviso. Algunos incluso migran a bancos 100% digitales. Estas salidas son especialmente críticas porque cada cliente premium perdido representa no solo ingresos directos perdidos, sino pérdida de potencial de venta cruzada futura.

El comité ejecutivo ha pedido un modelo predictivo capaz de:

• Identificar clientes con riesgo de cerrar su cuenta.   
• Generar insights sobre qué variables están más correlacionadas con la fuga.   
• Poder aplicar diferentes políticas de retención según el perfil.

Este modelo será usado por el área de fidelización y por los gestores comerciales del banco.

Objetivo:

Construir un modelo predictivo explicable para predecir cerrara\_cuenta, evaluar métricas, simular escenarios, y responder preguntas estratégicas para negocio.

Preguntas:

1. ¿Cuál es el porcentaje de clientes que cerraron su cuenta? ¿Está balanceado el dataset?

El porcentaje de los clientes que cerraron su cuenta es de 14.04%, lo cual nos indica un desbalance en la clase predictora

2. ¿Qué variables tienen mayor correlación con cerrara\_cuenta?.

Las variables con mayor correlación va en este orden  
satisfaccion\_encuesta  
segmento  
numero\_productos

3. ¿Cuál es el mejor modelo en AUC? ¿Y en Recall?

Naive Bayes  
ROC AUC: 0.5835 RECALL: 0.0937

4. ¿Qué combinación de variables permite identificar clientes silenciosos que se van (sin reclamos)?

df[(df['cerrara\_cuenta'] == 1) & (df['reclamos\_6m'] == 0)]

la combinación de cerrara\_cuenta = 1 y reclamos\_6m = 0  
nos permite identificar a los clientes silenciosos que se fueron sin hacer reclamos

5. ¿Qué pasa si el modelo predice mal un cliente que no se iba (falso positivo)? ¿Y uno que sí se iba (falso negativo)?

Un falso positivo cuesta dinero en recursos y promociones que no eran necesarias.

Un falso negativo es casi siempre el error mas grave y costoso.

En resumen, el falso negativo es casi siempre el error mas grave y costoso para una empresa.

6. ¿Qué umbral de score (default 0.5 vs optimizado por KS) deberías usar para reducir la pérdida financiera?

Para reducir la pérdida financiera, debemos usar un umbral optimizado en lugar del default de 0.5

7. ¿Cómo explicarías con SHAP que un cliente Premium con buen saldo igual fue predicho como fuga?

8. ¿Debería el modelo incluir la tasa de interés ofrecida como predictor, si luego esta puede cambiar según la política de retención?

No, no es recomendable incluir la tasa de interés como predictor en el modelo principal. Hacerlo crearía un problema de causalidad inversa y haría que el modelo sea menos útil para la toma de decisiones.

9. ¿Cómo usarías este modelo en un sistema de reglas mixtas (modelo + regla de negocio) para que los gestores humanos no pierdan confianza?

La clave para que los gestores confíen en el modelo es presentarlo como una herramienta de apoyo a la decisión, no como un reemplazo autoritario. Un sistema mixto que combine la inteligencia del modelo con la experiencia humana es la mejor estrategia.