Retail Financiero



Modelo de predicción para captación de clientes

Advanced Analytics Noviembre 2018

Construcción de un modelo predictivo

Análisis Información disponible



Procesamiento



Modelado (Machine Learning)



Producción

- Fuente de datos
- Depuración de los datos (calidad)

- Análisis descriptivo
- Análisis de las variables
- •Selección de variables
- Análisis de variables (missing, outliers, correlaciones, varianza cero, etc..)

- •Propuesta de modelos
- •Selección del modelo
- •Validación del modelo

- •Puesta en producción
- •Evaluación de pronósticos





Antecedentes: Información disponible

Demográficos

- Rut
- Sexo
- Edad
- Región
- Comuna
- Ciudad

Comportamiento captación

- Historia en la base de Captación
 - Nuevo
 - 12 meses
 - 18 meses
- Historia de asignación a la campaña de captación últimos 12 meses

Comportamiento Compra / Deuda

- SBIF
 - Deuda vigente
 - •Deuda morosa
 - •Deuda vencida
 - •Deuda c.consumo
 - •Deuda c.hipotecario
 - •Monto líneas de c. disponible
 - •Número de instituciones
- Fidelidad
 - Compras por retail

Estas variables cuentan con información de los últimos 13 meses

Antecedentes: Creación nuevas variables

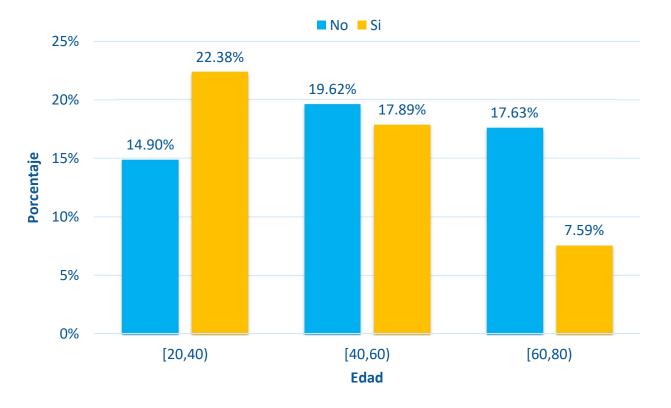
Comportamiento SBIF

- Deuda directa vigente
- Deuda directa morosa
- Deuda directa vencida
- Deuda directa c.consumo
- Deuda directa c.hipotecario
- Monto líneas de c. disponible
- Compra retail últimos 13 m.
- Número de instituciones

Nuevas variables

- Promedio deuda directa vigente
- Tiene deuda (SI/NO)
- Aumento deuda últimos 3 meses (SI/NO)
- Aumento deuda últimos 6 meses (SI/NO)
- Índice tend_1 (deuda directa vigente / máx deuda directa vigente)
- Índice tend_1 (deuda directa vigente / máx deuda directa vigente)
- Frecuencia compra retail últimos 6 meses
- Frecuencia compra retail últimos 13 meses
- Aumento N° instituciones últimos 6 meses

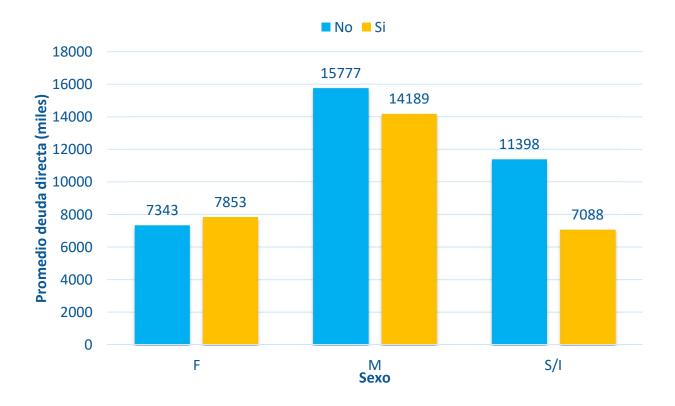
Edad vs tiene/no tiene tarjeta







Promedio deuda directa vigente vs tiene/no tiene tarjeta (SEXO)

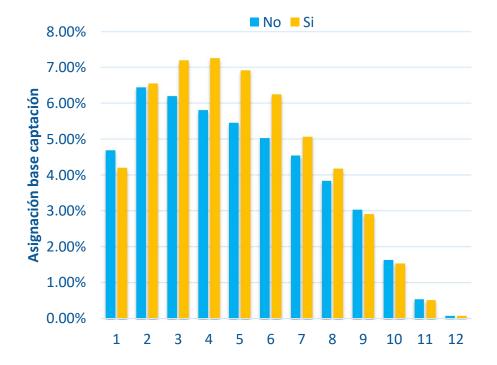








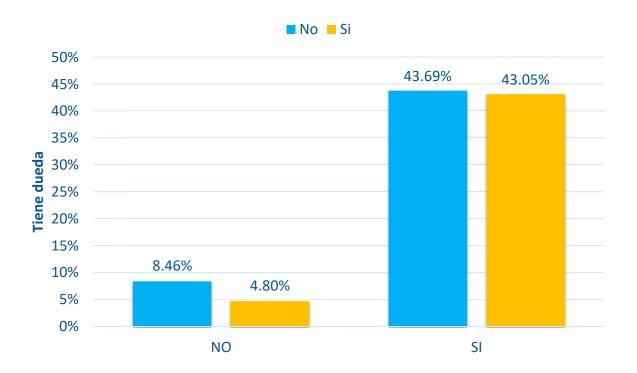
Asignación 12 meses vs tiene/no tiene tarjeta



N veces	0	1	Total general
0	0.00%	0.00%	0.00%
1	4.70%	4.21%	8.90%
2	6.45%	6.56%	13.01%
3	6.20%	7.20%	13.40%
4	5.81%	7.26%	13.07%
5	5.46%	6.92%	12.37%
6	5.03%	6.26%	11.29%
7	4.55%	5.07%	9.62%
8	3.83%	4.19%	8.02%
9	3.03%	2.91%	5.94%
10	1.63%	1.54%	3.17%
11	0.54%	0.51%	1.05%
12	0.07%	0.07%	0.15%
	47.31%	52.69%	100%



Tiene deuda últimos 13 meses vs tiene/ no tiene tarjeta





Modelado de datos

- División conjunto de datos inicial en Datos entrenamiento (70%) y Datos de prueba (30%). El propósito de esto es:
 - Método para evaluación rápida del modelo predictivo
 - Comparar las predicciones en los datos de prueba permite calcular una medida de rendimiento para el modelo propuesto
- Propuesta de 8 modelos para predecir la probabilidad de que un cliente pueda ser captado y obtener tarjeta
- Metodologías evaluadas:
 - Regresión Logística
 - Análisis discriminante lineal
 - Árbol de Decisión
 - Random Forest
 - KNN (K-Nearest Neighbors)
 - Maquina vector soporte
 - GBM (Gradient Boosting Model)
 - **Red Neuronal**





Métricas de evaluación

Curva ROC

Una curva ROC es un gráfico que muestra el rendimiento de un modelo de clasificación en todos los umbrales de clasificación. Esta curva representa dos parámetros:

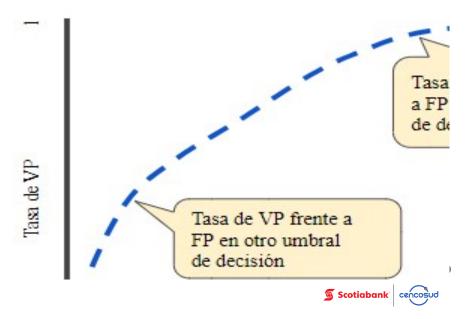
• Tasa de verdaderos positivos

$$TPR = \frac{VP}{VP + FN}$$

• Tasa de falsos positivos

$$FPR = \frac{FP}{FP + VN}$$

Una curva ROC representa TPR frente a FPR en diferentes umbrales de clasificación.



Métricas de evaluación

• Para evaluar la predicción de los modelos, se construye una **matriz de confusión**, la que compara la predicción del modelo con la realidad

		Predicción			
		No Toma TSC	Toma TSC		
Real	No Toma TSC	VN : Valor Negativo	FP : Falso Positivo		
	Toma TSC	FN: Falso Negativo	VP : Valor Positivo		

• A partir de esto, se construyen 4 ratios:

$$Accuracy = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}$$

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP}$$

$$Recall = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$fScore = \frac{2(Recall*Precision)}{(Recall+Precision)}$$

RESULTADOS

M_propuestos	Accuracy	Recal1	Precision	fScore	AUC
modelo1_LO	0.667	0.610	0.666	0.637	0.664
modelo2_LO	0.665	0.611	0.663	0.636	0.663
modelo3_LO	0.625	0.581	0.615	0.598	0.624
modelo4_LO	0.629	0.589	0.617	0.603	0.627
modelo5_LO	0.626	0.558	0.622	0.588	0.624
modelo6_LO	0.631	0.571	0.626	0.597	0.629
modelo7_LO	0.629	0.559	0.626	0.590	0.626
modelo8_LO	0.604	0.521	0.599	0.557	0.601
modelo9_LO	0.604	0.522	0.599	0.558	0.601
modelo10_LO	0.604	0.514	0.601	0.554	0.600
modelo1_AD	0.677	0.671	0.660	0.666	0.677
modelo2_AD	0.676	0.674	0.657	0.666	0.676
modelo3_AD	0.633	0.713	0.598	0.650	0.636
modelo4_AD	0.638	0.674	0.610	0.640	0.639
modelo5_AD	0.637	0.653	0.613	0.632	0.637
modelo6_AD	0.643	0.665	0.618	0.641	0.644
modelo7_AD	0.642	0.673	0.615	0.643	0.643
modelo8_AD	0.604	0.508	0.602	0.551	0.600
modelo9_AD	0.602	0.530	0.594	0.560	0.599
modelo10_AD	0.606	0.643	0.580	0.610	0.608
modelo1_RF	0.679	0.644	0.672	0.658	0.678
modelo2_RF	0.681	0.654	0.671	0.662	0.680
modelo3_RF	0.634	0.688	0.603	0.643	0.636
modelo4_RF	0.643	0.662	0.618	0.639	0.643
modelo5_RF	0.640	0.679	0.612	0.644	0.642
modelo6_RF	0.651	0.633	0.637	0.635	0.645
modelo7_RF	0.650	0.630	0.625	0.640	0.650
modelo8_RF	0.651	0.631	0.630	0.630	0.642
modelo9_RF	0.620	0.625	0.628	0.632	0.620
modelo10_RF	0.625	0.644	0.620	0.633	0.610





RESULTADOS

modelo4_RF

- Captación 18 meses
- Asignación 12 meses
- Frecuencia compra retail 6 meses
- Edad
- Tiene deuda
- Frecuencia compra retail 13 meses
- Aumento deuda 6 meses
- Aumento deuda 3 meses
- Sexo
- Captación nuevo
- Aumento N° instituciones 6 meses
- Promedio deuda directa vigente

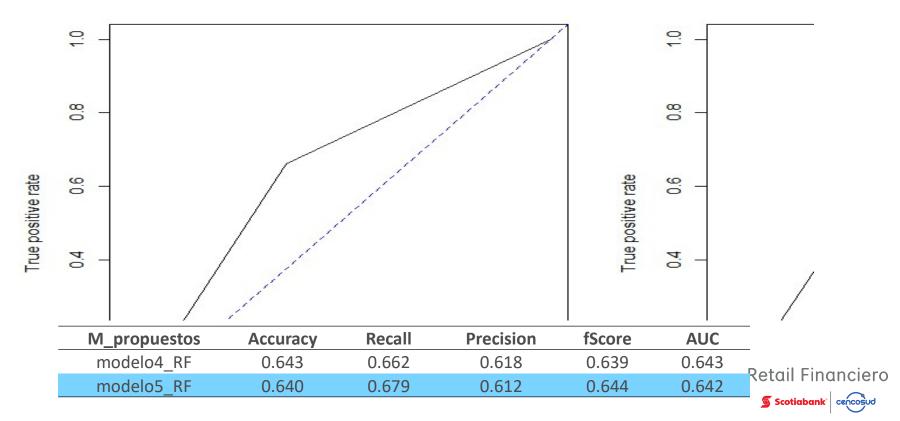
modelo5_RF

- Captación 18 meses
- Asignación 12 meses
- Frecuencia compra retail 6 meses
- Edad
- Tiene deuda
- Frecuencia compra retail 13 meses
- Aumento deuda 6 meses
- Sexo
- Historia base captación nuevo
- Aumento N° instituciones 6 meses
- Promedio deuda directa vigente

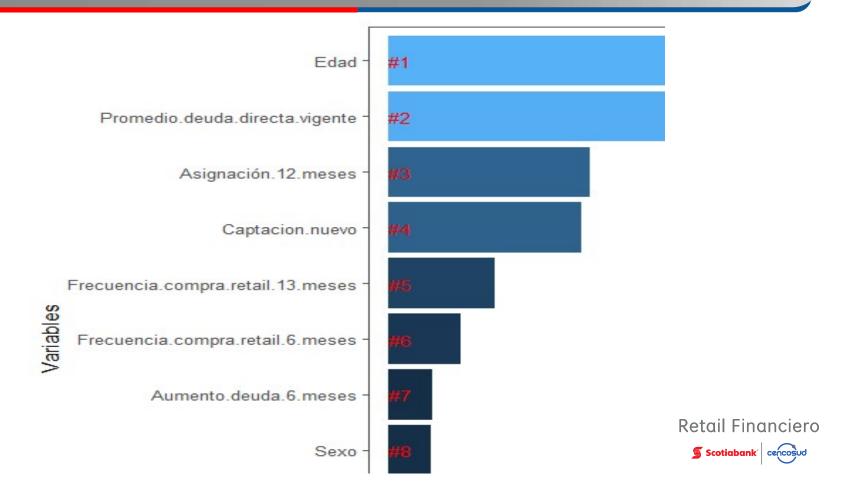
لەر

RESULTADOS

Curva ROC Modelo 4



Variables de importancia en el modelo elegido



Resumen

- Se evaluaron 30 modelos con diferentes predictores (variables de entrada) bajo 4 metodologías distintas.
- Se determinó la probabilidad de que un cliente adquiera tarjeta en base a la historia del comportamiento de estos en el retail.
- El modelo elegido corresponde a un Random Forest el cual presentó mejores métricas de evaluación (Accuracy, Recall, Precision, fScore y AUC)
- Las variables que explican de mejor forma si un cliente tiene o no tiene tarjeta son:
- Edad
- Promedio deuda directa vigente
- Asignación en la base de captación últimos 12 meses





Retail Financiero



Modelo de predicción para captación de clientes

Advanced Analytics
Octubre 2018