Riesgo Relativo



Entidad Financiera "Super Caja"



Análisis de datos para evaluación de riesgo crediticio

Por: Ysabel Mata





Objetivo!

Armar un score crediticio a partir de un análisis de datos y la evaluación del riesgo relativo que pueda clasificar a los solicitantes en diferentes categorías de riesgo basadas en su probabilidad de incumplimiento

Algunos Conceptos!







Riesgo Relativo

Es una medida estadística que compara la probabilidad de un evento entre dos grupos. Se calcula dividiendo la tasa de incidencia del evento en el grupo expuesto entre la tasa en el grupo no expuesto.

- Un RR > 1: indica un mayor riesgo en el grupo expuesto.
- Un RR = 1: indica que no hay diferencia en el riesgo entre los grupos.
- Un RR < 1 : indica un menor riesgo en el grupo expuesto.</p>





Matriz de Confusión

Es una herramienta en machine learning que muestra el desempeño de un modelo de clasificación al comparar las predicciones del modelo con los valores reales.

Se organiza en una tabla que contiene las siguientes categorías: verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP), verdaderos negativos (TN) y falsos negativos (FN). Esto ayuda a evaluar la precisión, sensibilidad, especificidad y otros métricos del modelo.



Regresión Logistica

Es un método estadístico utilizado para modelar la relación entre una variable dependiente binaria (con dos posibles resultados) y una o más variables independientes. En lugar de predecir valores continuos, como en la regresión lineal, la regresión logística estima la probabilidad de que un evento ocurra (resultado positivo) utilizando una función logística, que produce resultados entre 0 y 1.





Análisis









Clientes Dependientes Ratio deuda Ratio de Crédito Retraso +90 dias

Generaciones - 35.558 1 347 6 0



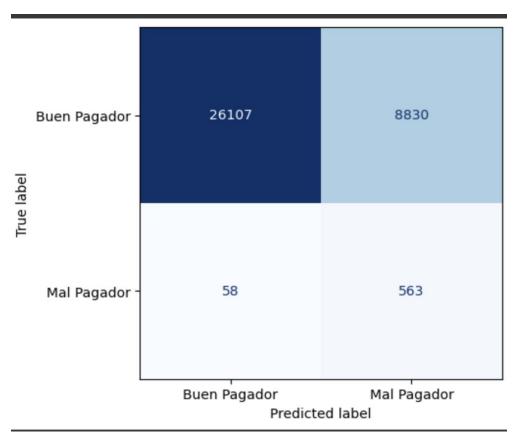
Perfíl Mal pagador

	Variable	Mal Pagador	Buen pagador	Quartil	Riesgo relativo ▼
1.	ratio_credito	583	8306	4	46,03
2.	mas_90dias	582	8307	4	44,77
3.	last_month_salary	275	8615	2	2,38
4.	edad	268	8622	1	2,28
5.	total_loans	257	8633	1	2,12
6.	deb_ratio	203	8686	3	1,46
7.	dependientes	197	8692	4	1,39

Segmentación:

- Se crearon variables dummies para cada una de las variables de nuestro análisis,
- Se realizó una segmentación de clientes.
- Se calculó un score por usuario sumando cada una de las variables dummies seleccionadas para el análisis y obteniendo un puntaje.
- Con este puntaje se clasificó a los clientes como <u>Buen Pagador si su puntaje era menor o</u>
 igual a 3 y <u>Mal Pagador si su puntaje era mayor que 4.</u>

Matriz de Confusión



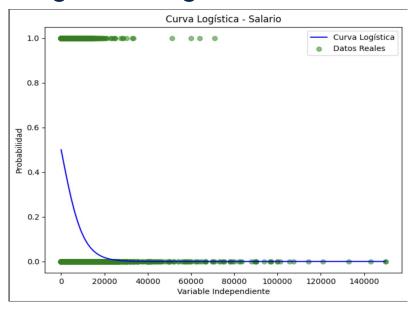
Reporte de Cla	sificación: precisión	recall	f1-score	support
Buen Pagador	1.00	0.75	0.85	34937
Mal Pagador	0.06	0.91	0.11	621
accuracy			0.75	35558
macro avg	0.53	0.83	0.48	35558
weighted avg	0.98	0.75	0.84	35558

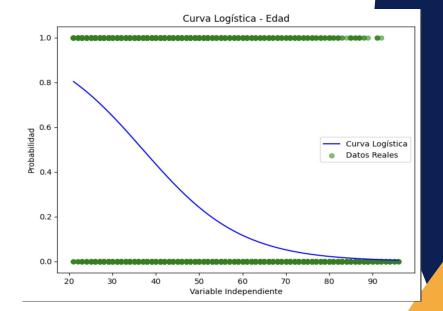
- **26107 (True Positives TP):** Casos correctamente clasificados como "Buen Pagador".
- 8830 (False Positives FP): Casos incorrectamente clasificados como "Buen Pagador" pero que realmente son "Mal Pagador".
- **58 (False Negatives FN):** Casos incorrectamente clasificados como "Mal Pagador" pero que realmente son "Buen Pagador".
- **563 (True Negatives TN):** Casos correctamente clasificados como "Mal Pagador".



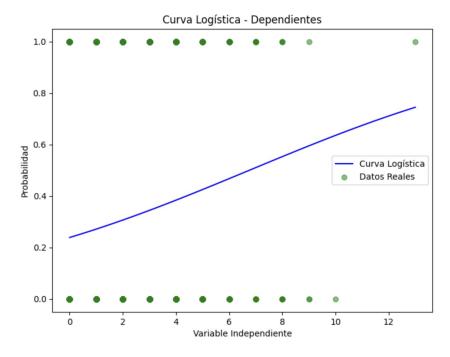


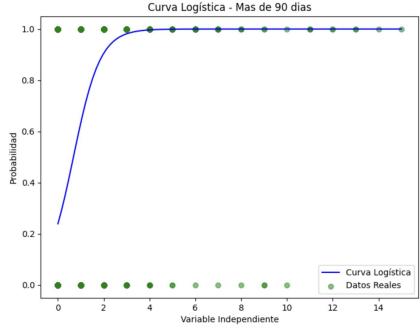
Regresión logística



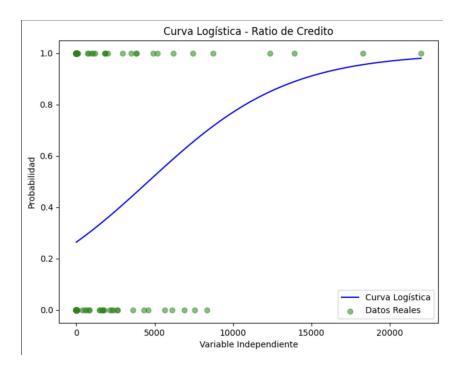


 Podemos observar según nuestra regresión logística, que las personas que tienen mayor salario reportado tienen más probabilidad de ser buenos pagadores. Podemos observar según nuestra regresión logística, que a mayor edad menor probabilidad de ser pagador.





 Podemos observar según nuestra regresión logística, que mientras más dependientes mayor probabilidad de ser mal pagador. Podemos observar según nuestra regresión logística, que con pocos retrasos la probabilidad de incumplimiento es casi del 100%.



 Podemos observar según nuestra regresión logística, que cuando hay más usos de líneas de crédito hay mayor probabilidad de ser mal pagador.





Recomendaciones

Salario como factor Clave:

Dado que las personas con mayor salario tienen más probabilidad de ser buenos pagadores, se podría considerar implementar políticas de crédito más favorables para estos clientes. Esto podría incluir tasas de interés más bajas, mayores montos de crédito, o menos requisitos de garantías.

Dependientes a Cargo:

Como se ha identificado que un mayor número de dependientes incrementa la probabilidad de ser mal pagador, es importante que Super Caja evalúe cuidadosamente las solicitudes de crédito de clientes con muchos dependientes. Esto podría implicar requerir garantías adicionales o ofrecer menores montos de crédito.

Historial de Retrasos:

Dado que pocos retrasos en el pago están fuertemente correlacionados con un alto riesgo de incumplimiento, Super Caja debería monitorear de cerca a los clientes que comienzan a retrasarse en los pagos y considerar intervenciones tempranas, como renegociación de la deuda o programas de asesoría financiera.

Número de Prestamos Activos:

La conclusión de que una menor cantidad de préstamos se asocia con una mayor probabilidad de ser mal pagador podría sugerir la necesidad de políticas preventivas para estos clientes. Podría ser útil realizar una evaluación más exhaustiva del riesgo crediticio para aquellos clientes con pocos préstamos activos.

Debt Ratio (Ratio de endeudamiento)

Aunque el análisis indica que un mayor debt ratio se asocia con una menor probabilidad de incumplimiento, es crucial validar si este resultado es consistente con la realidad del mercado y los perfiles de los clientes. En general, el ratio de endeudamiento debería seguir siendo un indicador de riesgo y ser monitoreado de cerca.

Uso de Líneas de Crédito:

Dado que un mayor uso de líneas de crédito aumenta la probabilidad de ser mal pagador, es recomendable establecer límites de crédito más estrictos o condiciones de pago más rigurosas para aquellos clientes que utilizan intensivamente sus líneas de crédito.

GRACIAS



