

Banco "Super Caja" | Análisis exploratorio

	sex	Record Count ▾
1.	M	21.459
2.	F	14.296

1 - 2 / 2 < >

	sex ▾	real_estate	others	total_loans
1.	M	21.982	160.988	182.970
2.	F	14.543	106.842	121.385
1 - 2 / 2 < >				

default_flag ▾		default_flag	default_flag
1.	1	632	1,77 %
2.	0	35.123	98,23 %
1 - 2 / 2 < >			

	default_flag ▾	using_lines_limpia
1.	1	571,31
2.	0	10.708,69
		1 - 2 / 2 < >

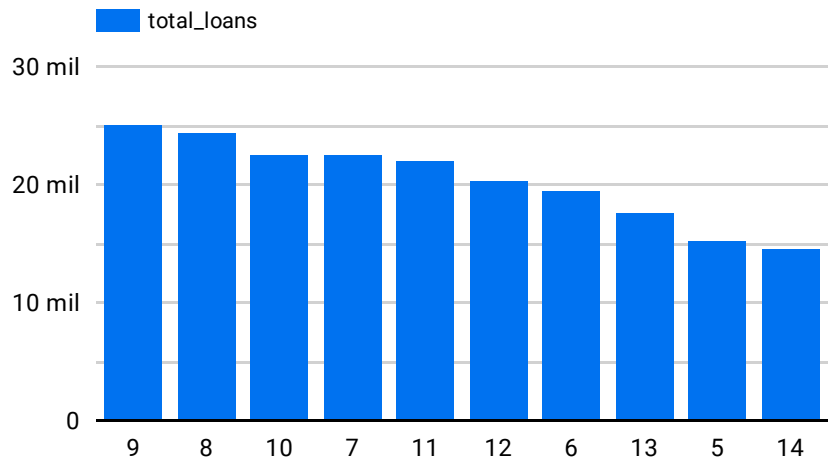
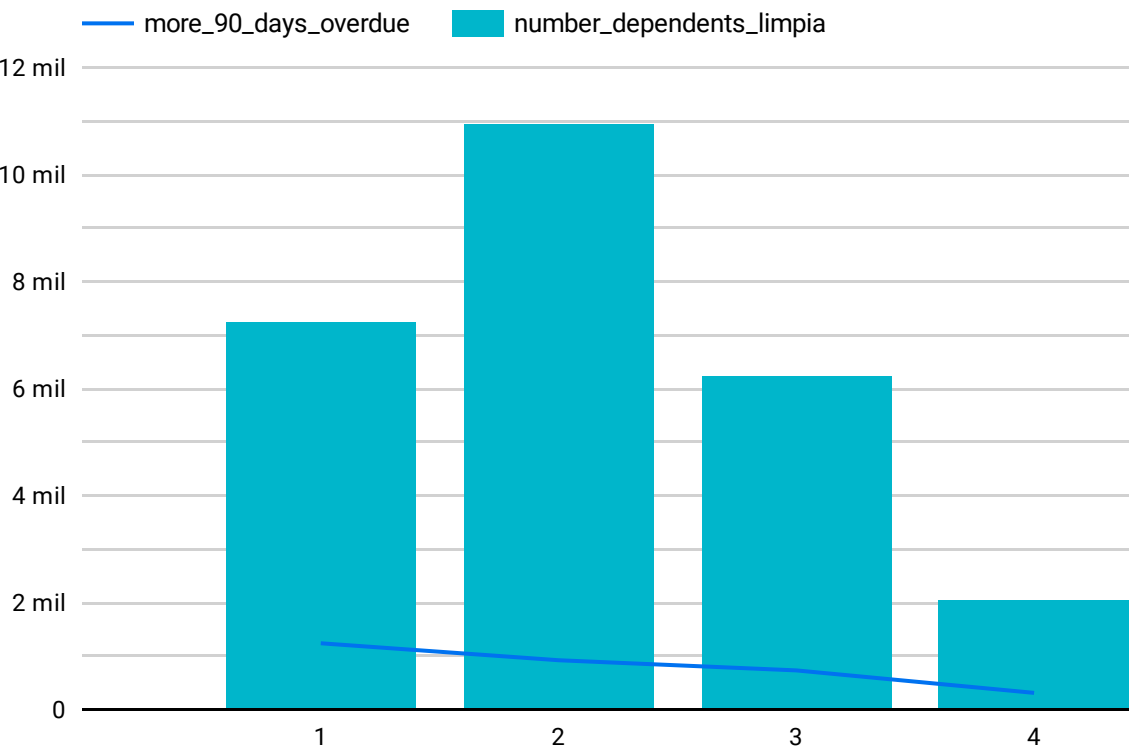
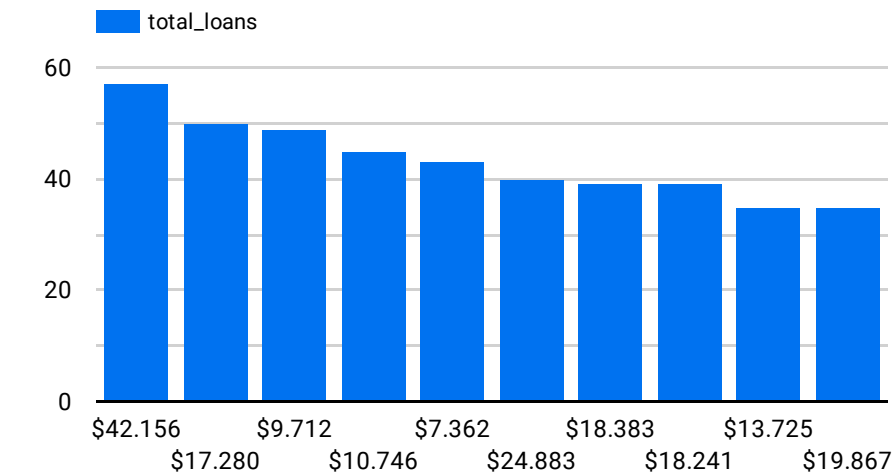
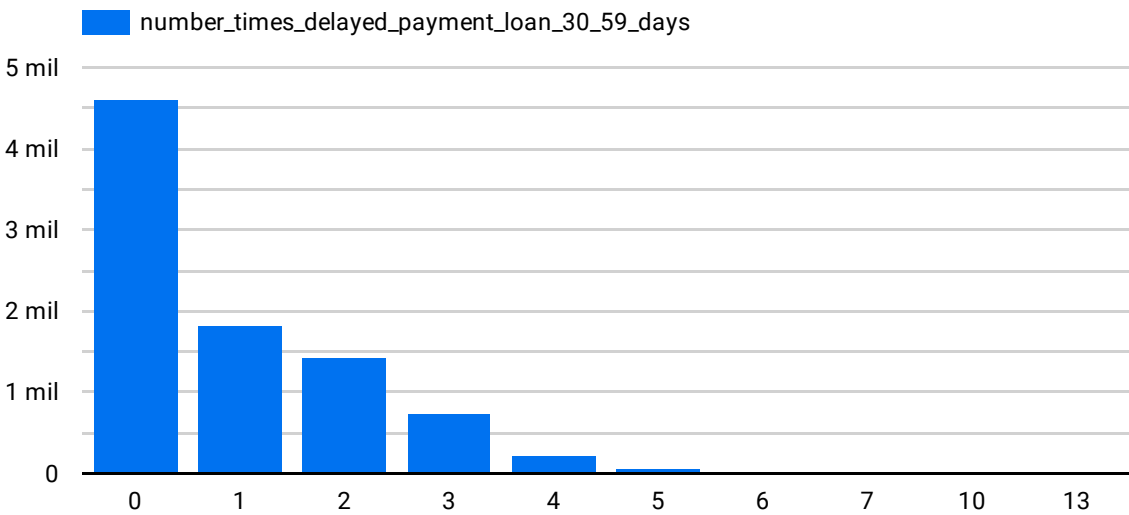
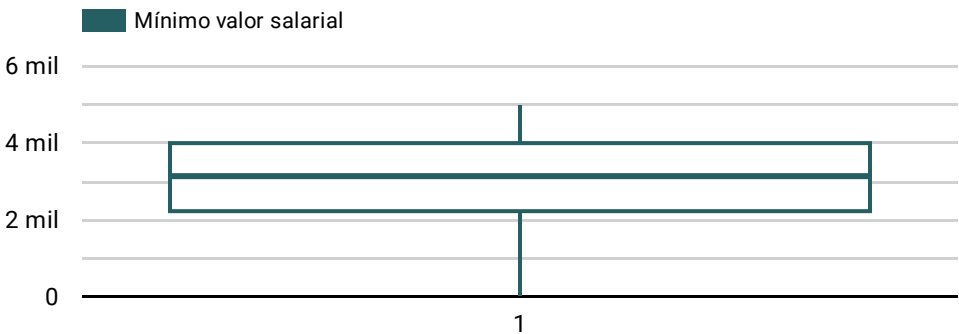
	number_dependents_limpiabank	debt_ratio_limpiabank	number_times_delayed_payment_loan_30_59_days
1.	0	0,5	0,21
2.	1	0,4	0,29
3.	2	0,43	0,3

1 - 12 / 12 < >

	age	Record Count	real_estate...	others	last_month_salary_limpia	debt_ratio_limpia	number_times_delayed_payment_loan_30_59_days
1.	49	931	1.219	7.584	7.955,4	0,48	0,31
2.	50	945	1.199	7.518	7.296,15	0,49	0,33
3.	48	925	1.189	7.050	7.095,07	0,48	0,35
4.	52	873	1.145	7.085	7.024,47	0,5	0,32
5.	51	869	1.132	6.841	7.174,19	0,48	0,34
6.	63	913	1.118	7.905	7.070,34	0,5	0,18
7.	56	879	1.110	7.457	6.896,14	0,5	0,26
8.	47	900	1.108	6.807	6.776,48	0,49	0,32
9.	57	803	1.057	6.792	7.079,24	0,49	0,23
10.	53	898	1.041	7.503	6.783,21	0,5	0,3
11.	58	816	1.041	7.068	7.377,45	0,51	0,19
12.	46	869	1.039	6.401	6.556,61	0,49	0,29

1 - 69 / 69 < >

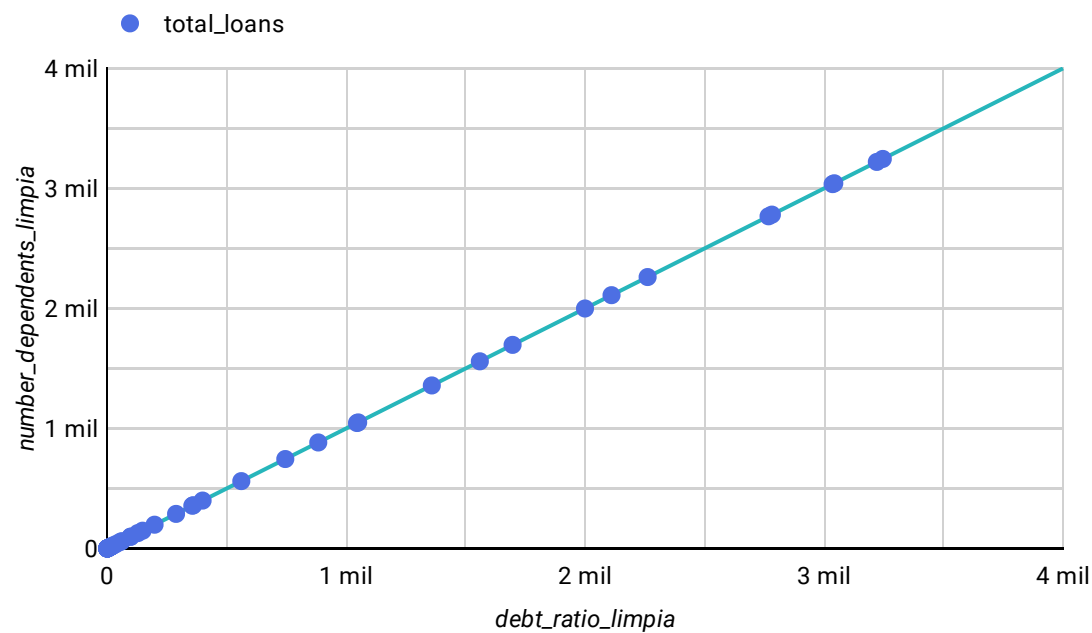
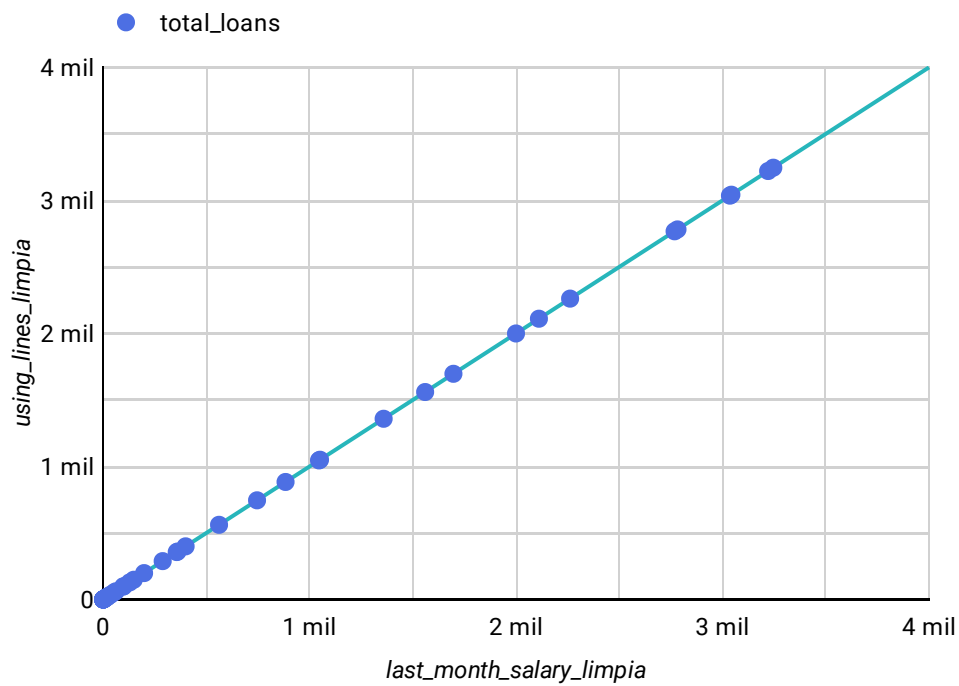
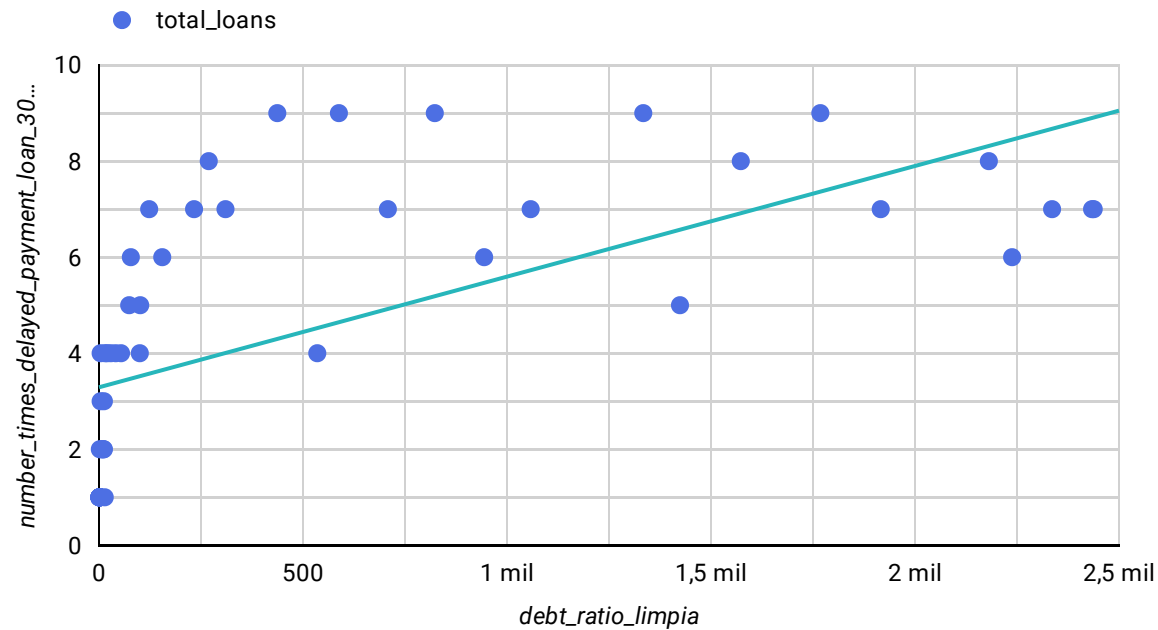
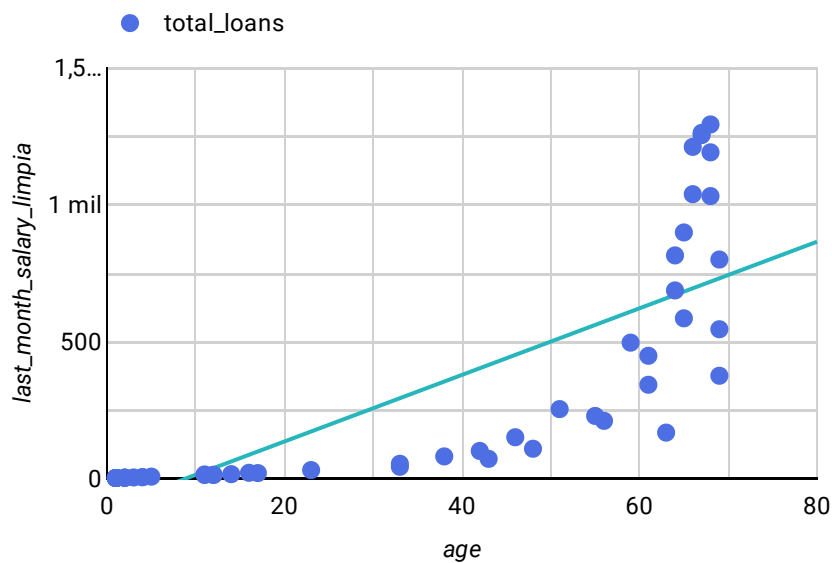
Banco "Super Caja" | Análisis exploratorio



Medidas de tendencia central

AVG - Last month salary		Mediana - Last month salary		STD - Last month salary	
1.	6.335		5.200		8.877
AVG - Number dependents		Mediana - Number dependents		STD - Number dependents	
1.	1		0		1
AVG - Real estate ▾		Mediana - Real estate		STD - Real estate	
1.	1		1		1
AVG - Others		Mediana - Others		STD - Others ▾	
1.	7		7		5
AVG - More 90 days overdue		Mediana - More 90 days overdue		STD - More 90 days overdue ▾	
1.	0		0		1
AVG - Using lines ▾		Mediana - Using lines		STD - Using lines	
1.	0		0		0
AVG - Total loans		Mediana - Total loans		STD - Total loans	
1.	9		8		5
AVG - Debt ratio		Mediana - Debt ratio		STD - Debt ratio ▾	
1.	0		0		0

Graficos de dispersión | Correlación entre variables



Análisis de la Conducta de Pago de Clientes

Rango de edad

Rango de salario

Número de clientes

35.755

Buenos pagadores

35.123

Malos pagadores

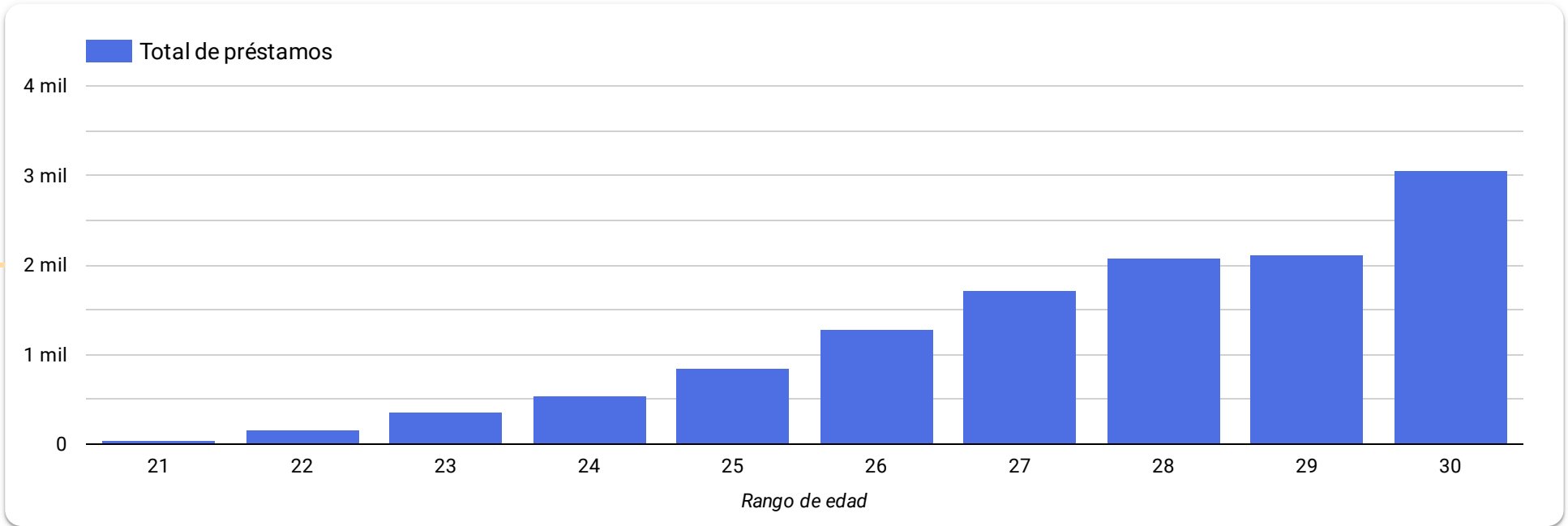
632

Rango de edad	Salario	Número de dependientes	Debt ratio	Uso crédito / límite	Total de préstamos	Pago atrasado más de 90 días
22	1,9 mil	0	0,2	0,5	1,8	0
23	2,2 mil	0,1	0,2	0,5	2,4	0,1
21	2,4 mil	0,1	0,3	0,5	1,2	0
24	2,5 mil	0,1	0,3	0,5	3,1	0,1
25	2,8 mil	0,2	0,3	0,5	3,9	0,2
27	3,5 mil	0,3	0,4	0,5	5,3	0,1
26	3,5 mil	0,3	0,4	0,5	4,4	0,1
28	3,7 mil	0,4	0,4	0,5	5,6	0,2
29	3,9 mil	0,5	0,4	0,5	5,8	0,2

Comportamiento del Aumento de Préstamos en Relación con la Edad

Rango de préstamos

057

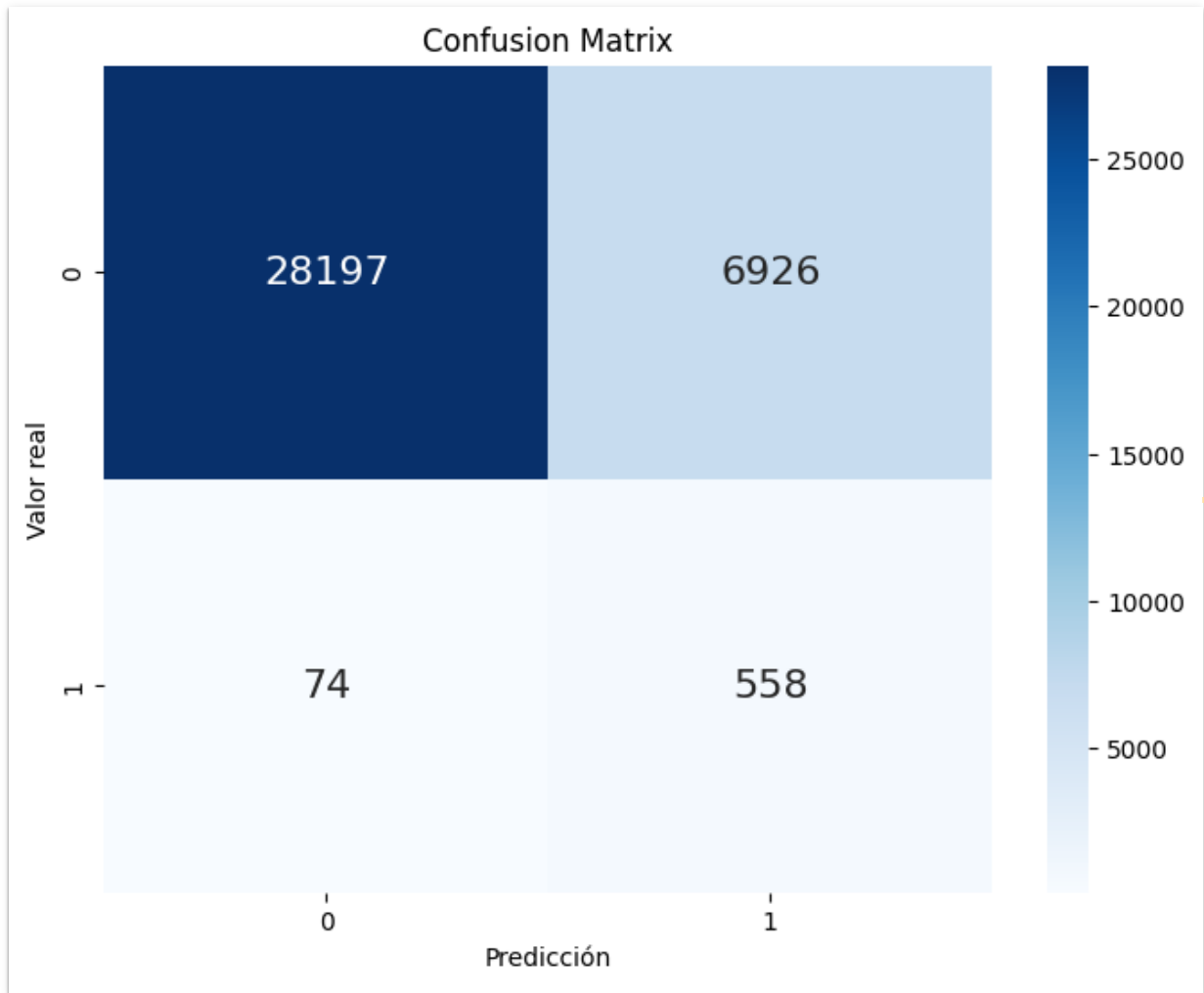


Predicción del comportamiento de pago

Selección de variables

Categoría - Riesgo relativo

Categoría / Riesgo relativo				
Variables	Cuartiles	Menor riesgo de ser mal pagador		
total_loans	1	-	1,69	
	2	-	1,01	
	4	0,67		-
	3	0,64		-
secured_lines	4	-	3,92	
	3	0,21		-
	1	0,05		-
	2	0,01		-
number_dependents	4	-	1,27	
	3	0,9		-
	2	0,57		-
	1		1,27	
more_90_days	4	-	3,95	
	1	0,11		-
	3	0,09		-
	2	0,04		-



- Accuracy (Exactitud):** El 80.42% de las clasificaciones realizadas por el modelo son correctas en términos de identificar si un cliente es buen pagador o mal pagador.
- Precision:** Del total de clientes que el modelo clasificó como buenos pagadores, solo el 7.46% son realmente buenos pagadores.
- Recall (Sensibilidad):** El 88.29% de los clientes que realmente eran malos pagadores fueron correctamente identificados por el modelo.
- F1 Score:** 0.1375. Esto sugiere que el modelo está teniendo dificultades para equilibrar la precisión y el recall.

"Aunque el modelo captura la mayoría de los buenos pagadores (recall alto), también clasifica incorrectamente a muchos malos pagadores como buenos (baja precisión)."

- Accuracy (Exactitud):** La exactitud general del modelo es alta (96.70%), lo que indica que la mayoría de las predicciones son correctas.
- Precision:** La precisión para la clasificación de malos pagadores es baja (36.93%), lo que indica que un porcentaje relativamente bajo de las predicciones positivas son realmente malos pagadores.
- Recall (Sensibilidad):** Es de 98.56%, sugiere que el modelo captura la gran mayoría de los casos reales de malos pagadores.
- Especificidad:** El 96.66% de los casos reales de buenos pagadores fueron capturados.
- F1 Score:** 0.54, representa un equilibrio entre precisión y sensibilidad. Aunque la precisión es baja, el modelo logra un buen equilibrio general.

"Aunque la exactitud es alta, el modelo tiene un desempeño desafiante en términos de precisión para la clase positiva (malos pagadores). La sensibilidad es alta, lo que significa que el modelo es efectivo para capturar la mayoría de los casos positivos reales, pero la precisión es baja, indicando que hay muchos falsos positivos."

