

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 < >		

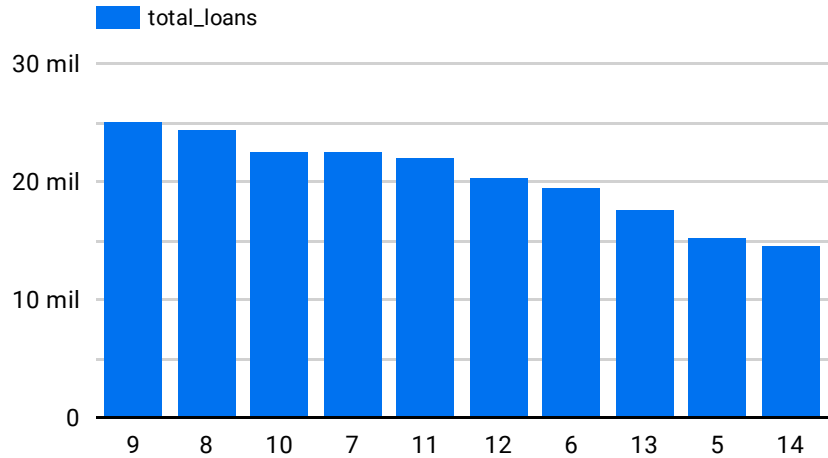
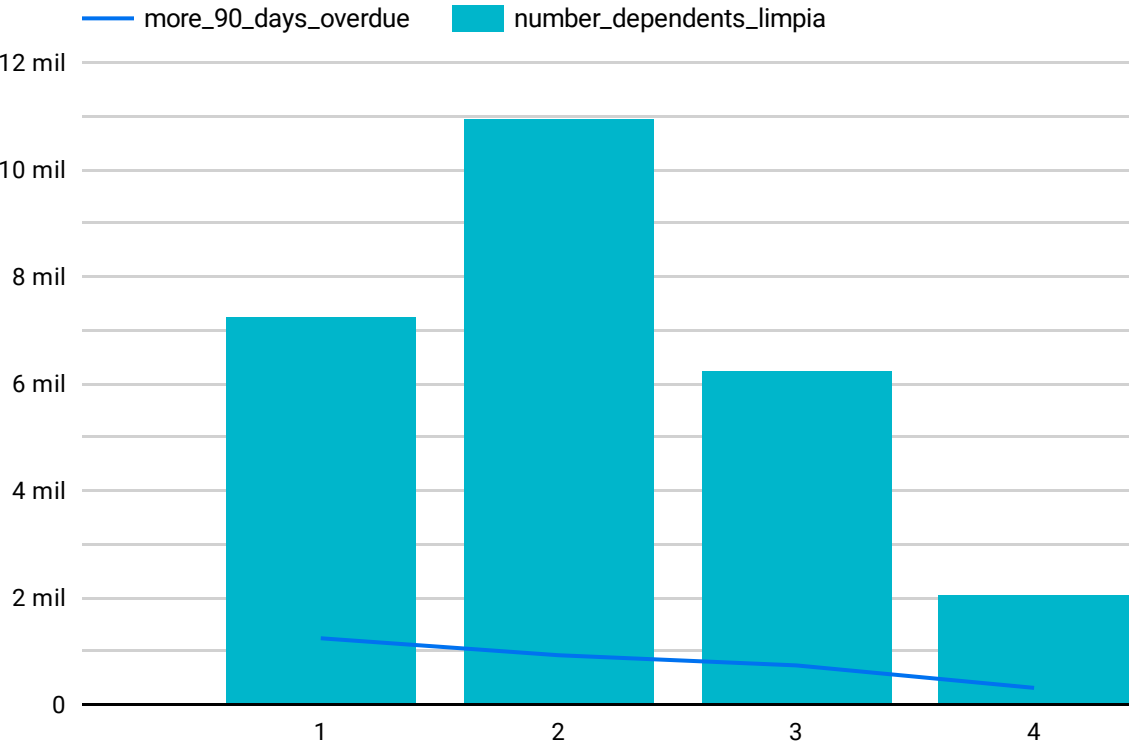
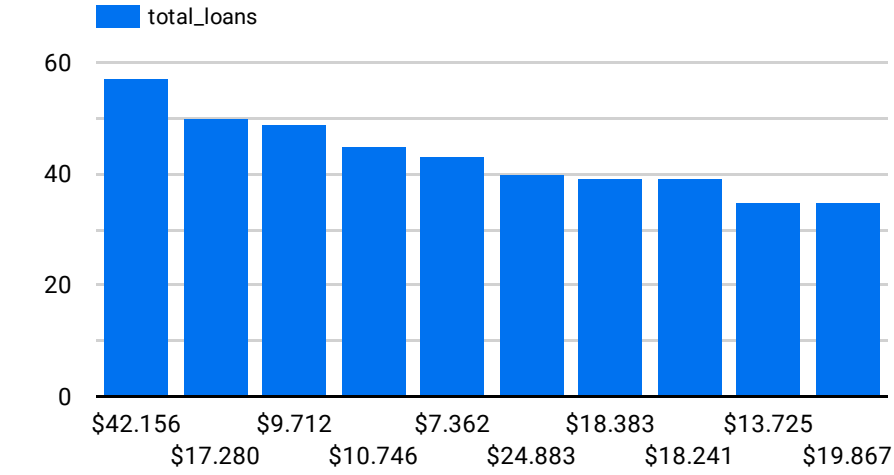
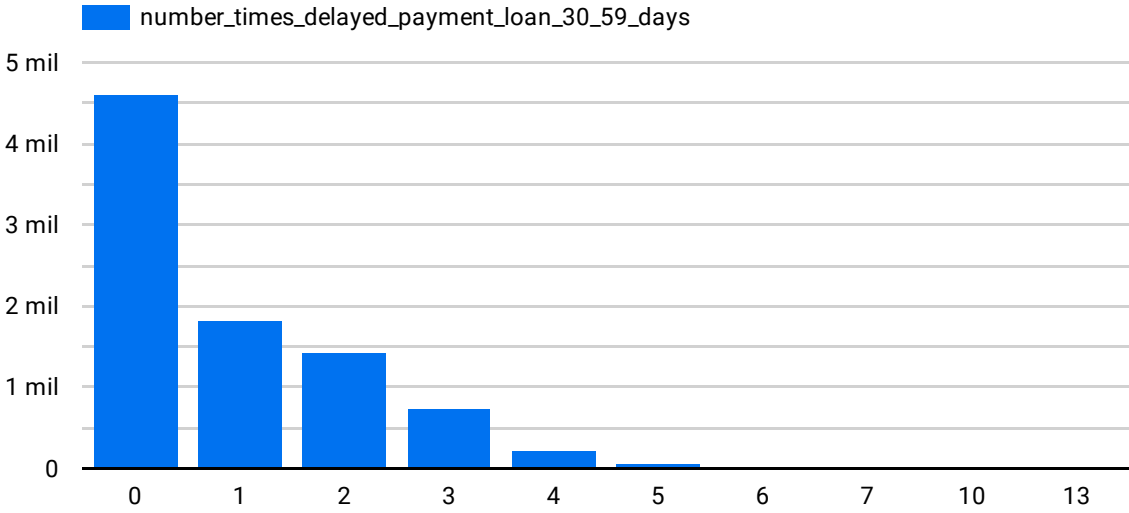
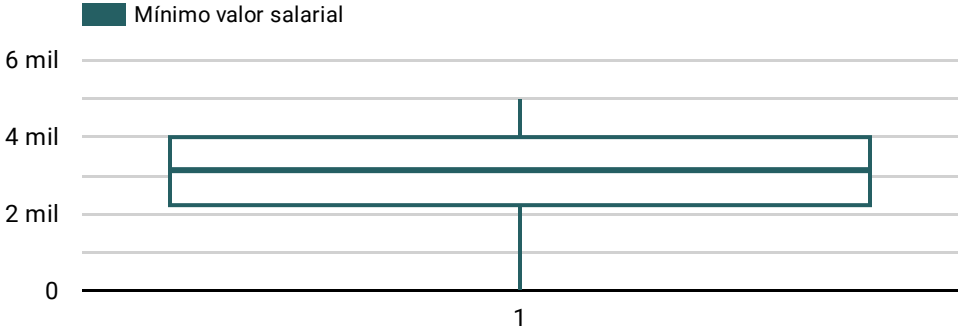
default_flag ▾				default_flag	default_flag	default_flag
1.	1			632		1,77 %
2.	0			35.123		98,23 %
				1 - 2 / 2 < >		

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

number_dependents_limpia...				debt_ratio_limpia	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

	last_month_salary_lim...	last_month_salary_limpia	last_month_salary_limpia
1.	6.334,92	5.200	8.876,75
			1 - 1 < >

	number_dependent...	number_dependents_li...	number_dependents_limpia
1.	0,75	0	1,11
<div>1 - 1<></div>			

real_estate ▾		real_estate	real_estate
1.	1,02	1	1,12
			1 - 1 < >

	others	others	others ▾
1.	7,49	7	4,8
		1 - 1	< >

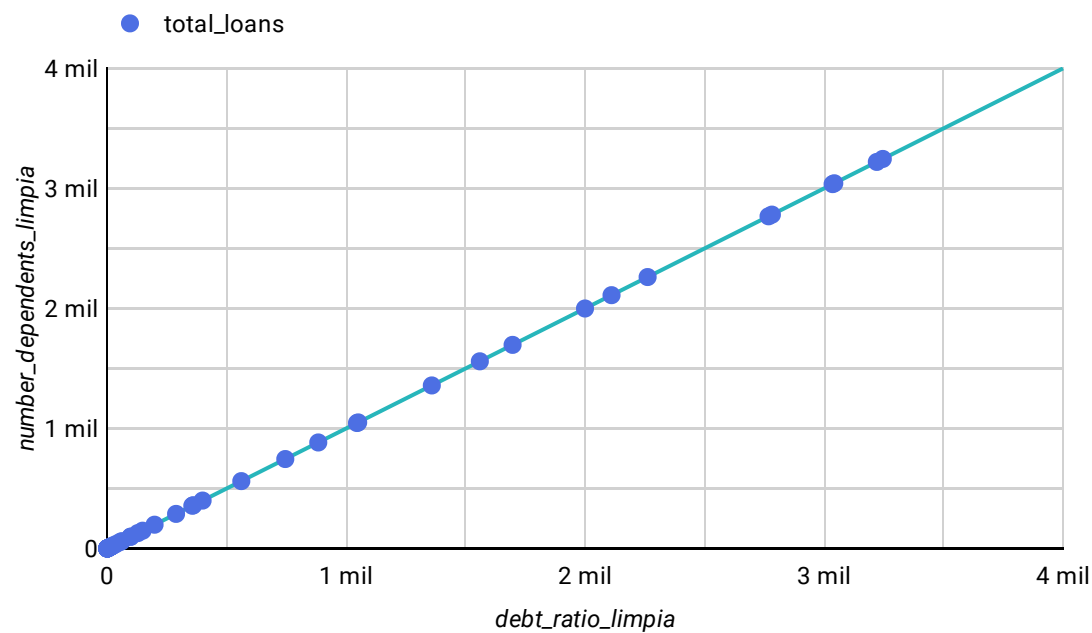
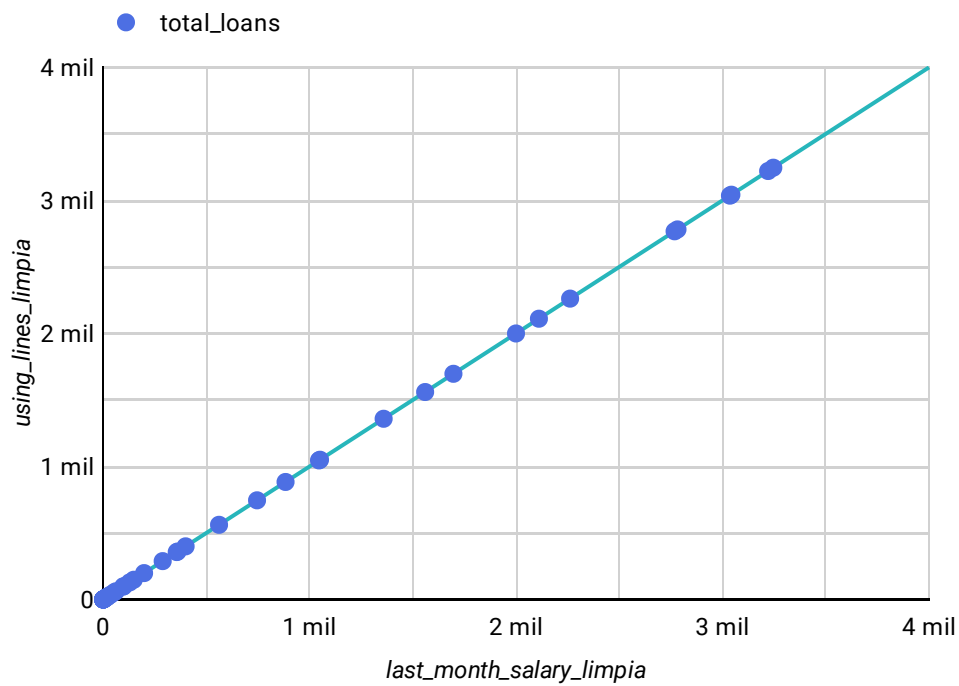
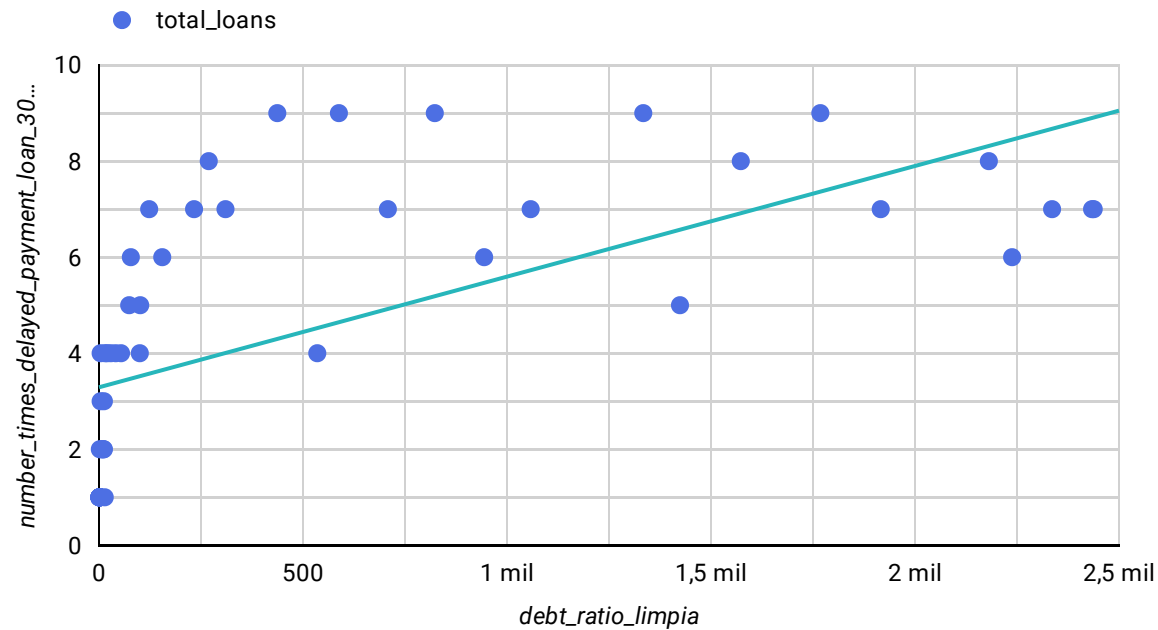
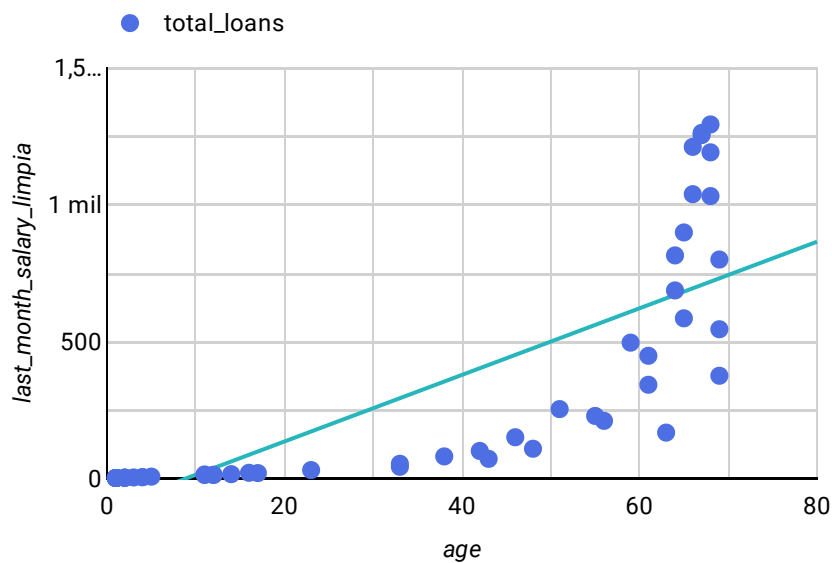
	more_90_days_overdue	more_90_days_overdue	more_90_days_overdue...
1.	0,09	0	0,5
1 - 1 < >			

	total_loans	total_lo...	total_loans
1.	8,51	8,51	5,18
1 - 1 < >			

	using_lines_limpia	using_lines_limpia	using_lines_limpia ▾
1.	0,32	0,15	0,35
1 - 1 < >			

	debt_ratio_limpia	debt_ratio_limpia	debt_ratio_limpia ▾
1.	0,47	0,37	0,35
1 - 1 < >			

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

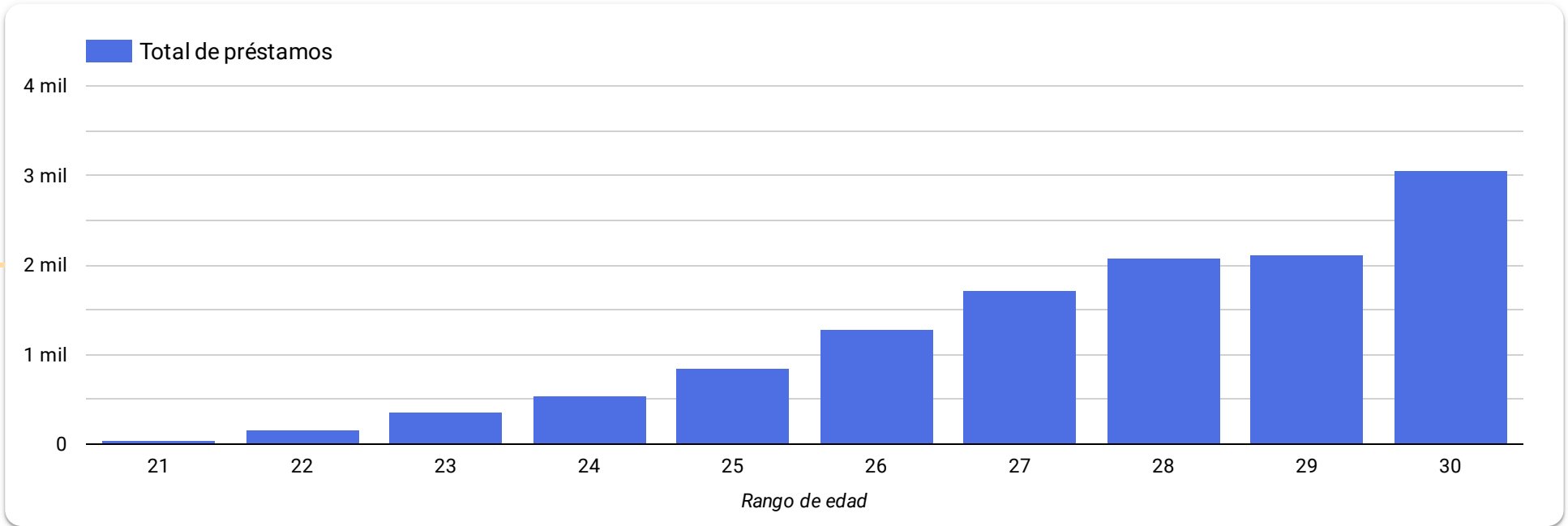
632

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

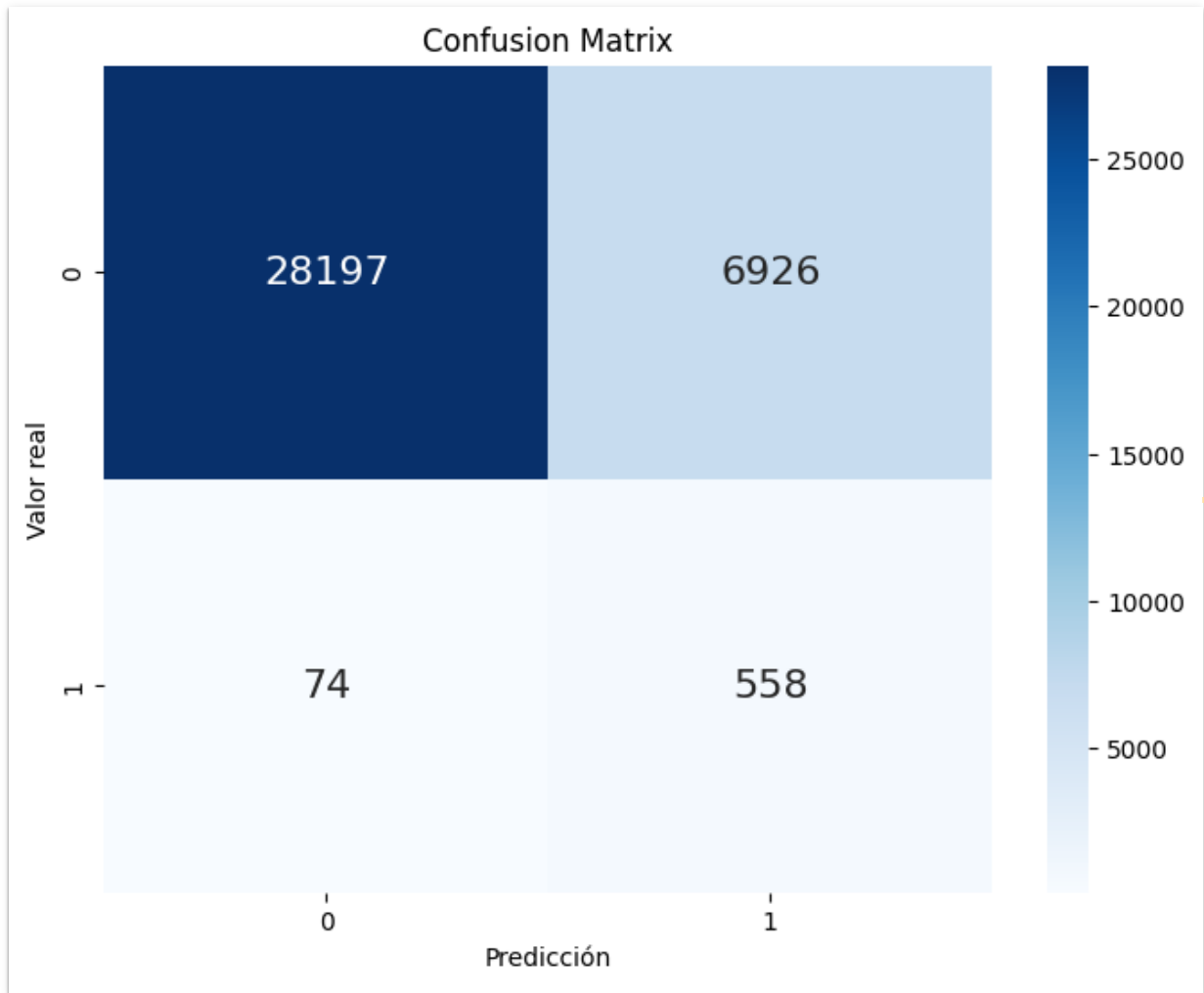


Predicción del comportamiento de pago

Selección de variables

Categoría - Riesgo relativo

Categoría / Riesgo relativo				
Variables	Cuartiles	Menor riesgo de ser mal pagador		Mayor 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."

