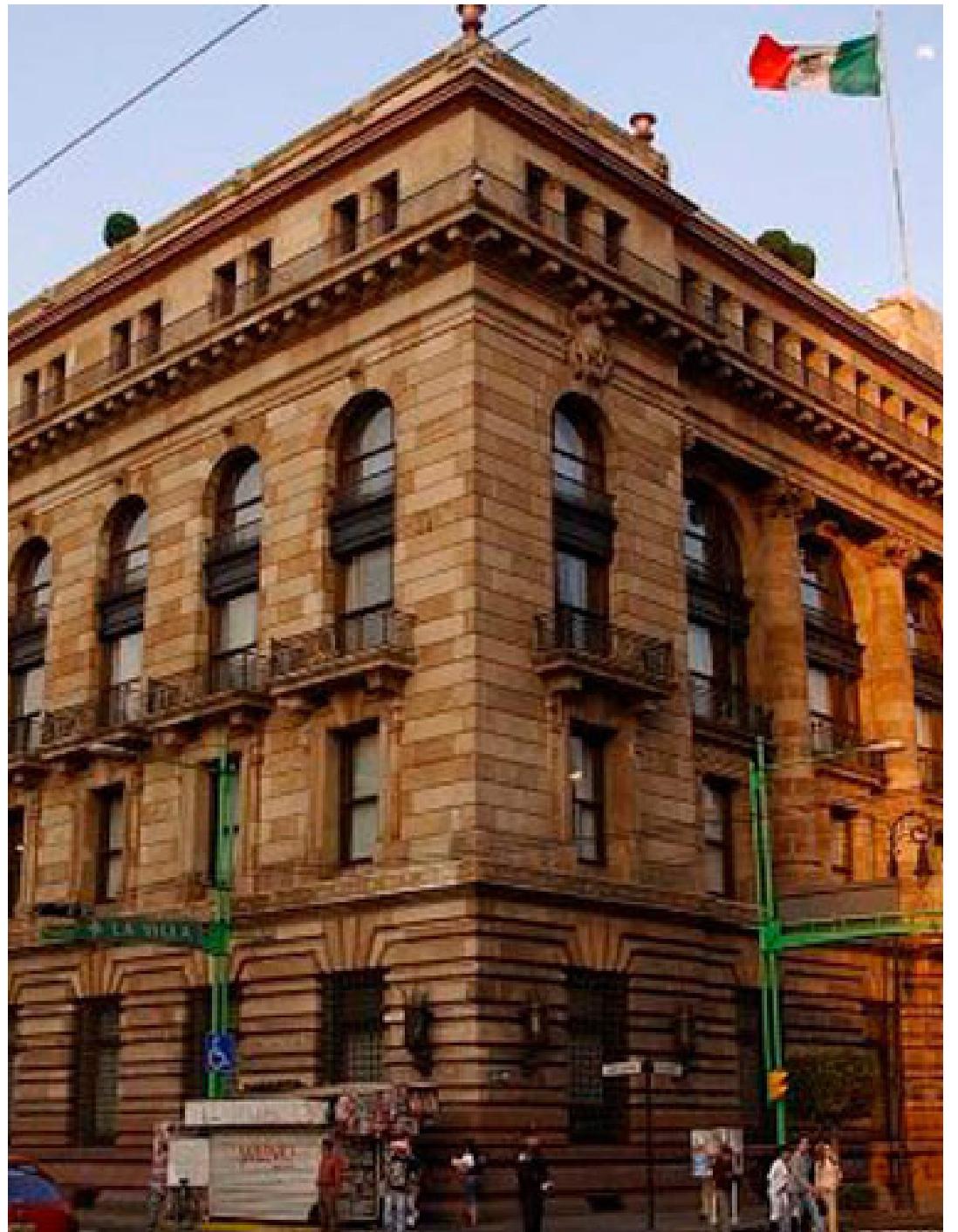


RETO: PRÉSTAMOS

**ALAN URIEL MERLAN ESQUIVEL A0165661
HÉCTOR HIBRAN TAPIA FERNÁNDEZ A0166111
DANIELA JIMÉNEZ TÉLLEZ A01654798
MARÍA FERNANDA PÉREZ RUIZ A01742102**

TABLA DE CONTENIDOS



Situación Problema

03

Metodología

04

Resultados

05

Conclusiones

11

SITUACIÓN PROBLEMA

En México existe un problema respecto al riesgo crediticio en el ámbito de préstamos. Como consecuencia a esto, muchas entidades bancarias necesitan trabajar en sus métodos de selección para ver a qué usuarios se les puede hacer un préstamo y a cuáles no sin causar un daño significativo a sus finanzas.

En este proyecto se trabajará con la base de datos “Loan default dataset”, para así poder proporcionar una posible solución a la problemática anteriormente mencionada.

Asimismo, para poder obtener resultados se plantean las siguientes preguntas de investigación: **¿qué características tiene un cliente que es mal pagador?** y **¿a qué cliente sí conviene hacerle un préstamo?**. Así mismo se tiene la siguiente hipótesis: **los no pagadores son aquellas personas con baja solvencia y mayormente hombres.**



METODOLOGÍA USADA



Limpieza y preparación de datos



Selección de variables



Análisis discriminante

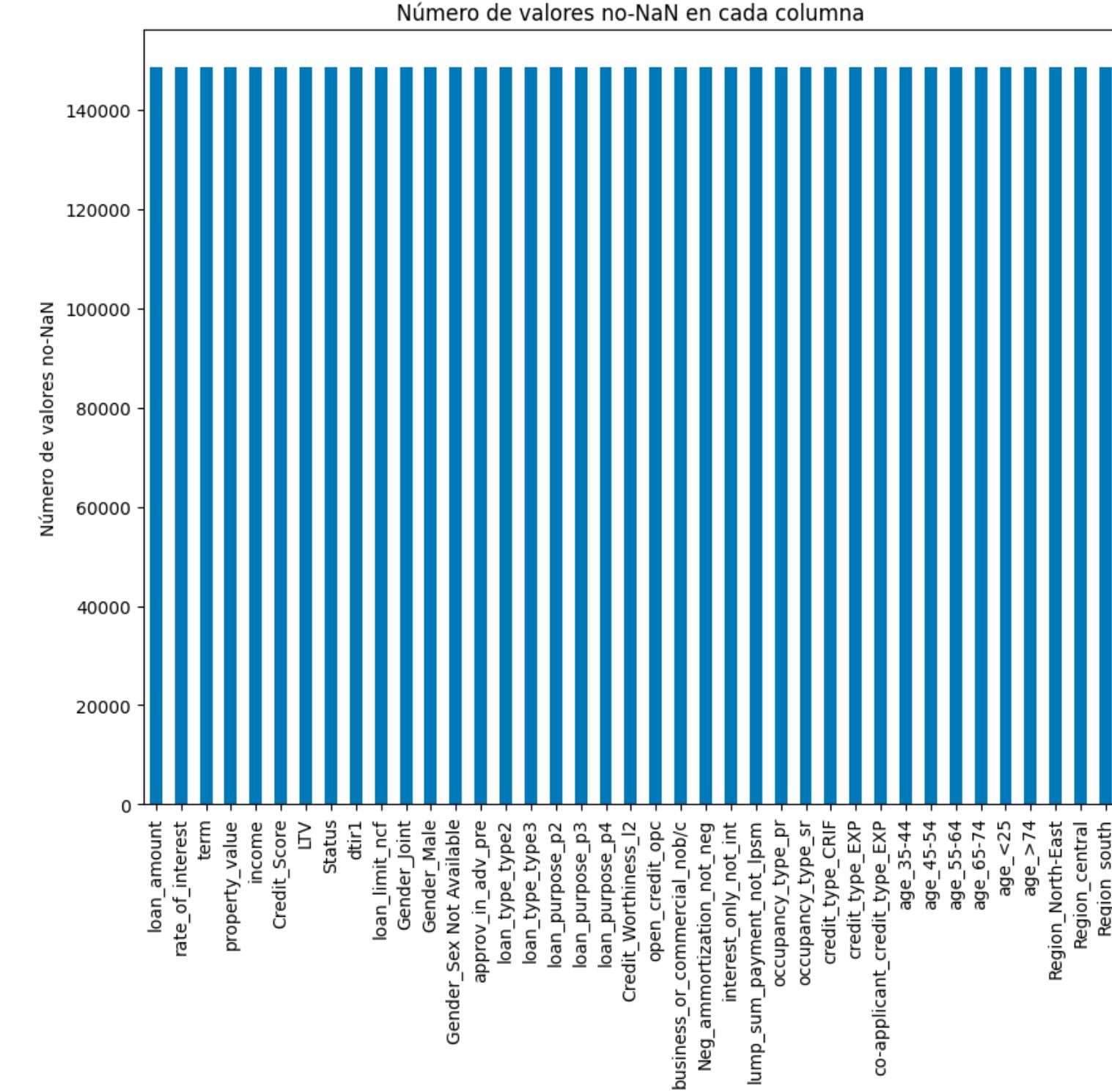
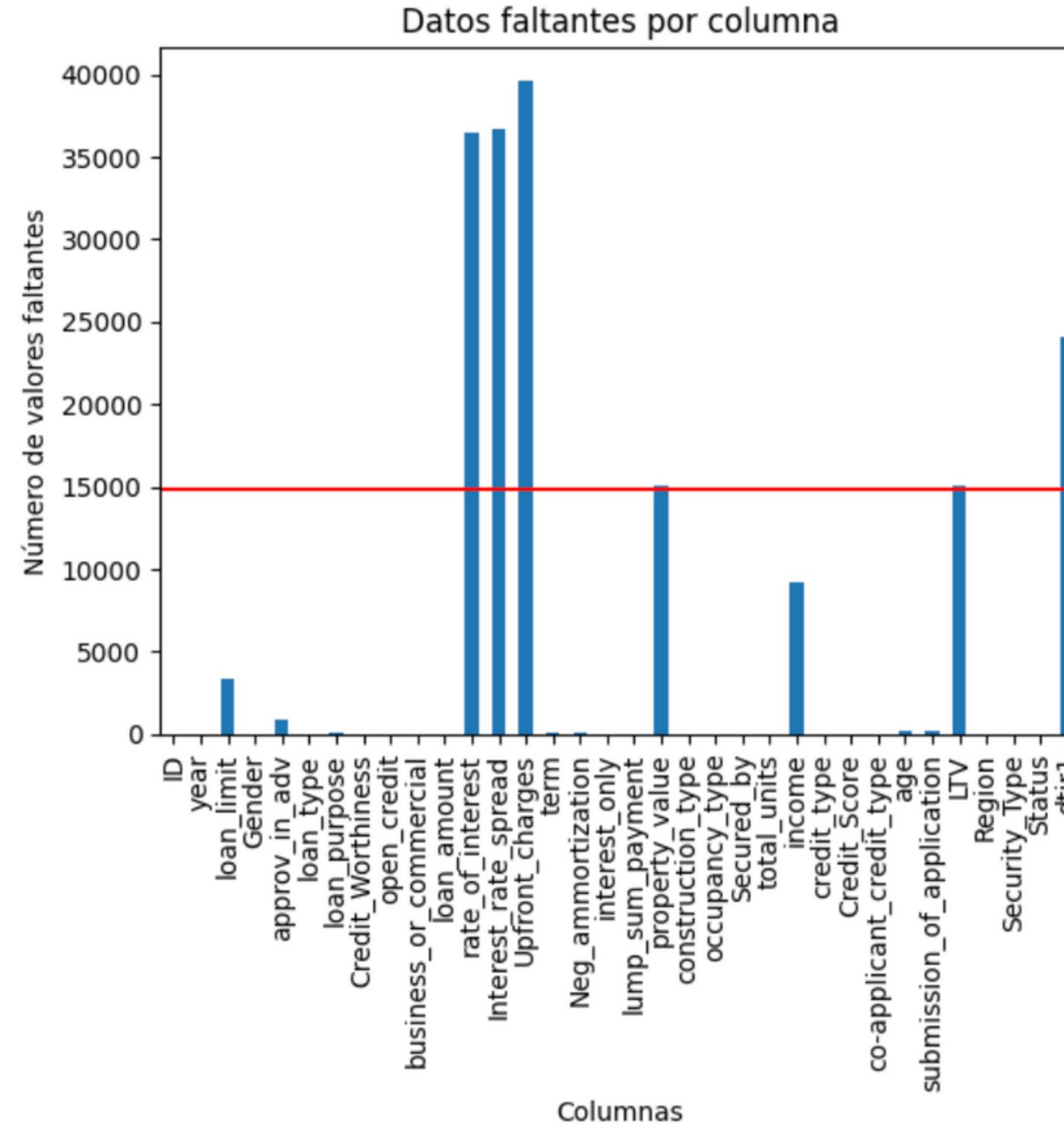


Análisis factorial

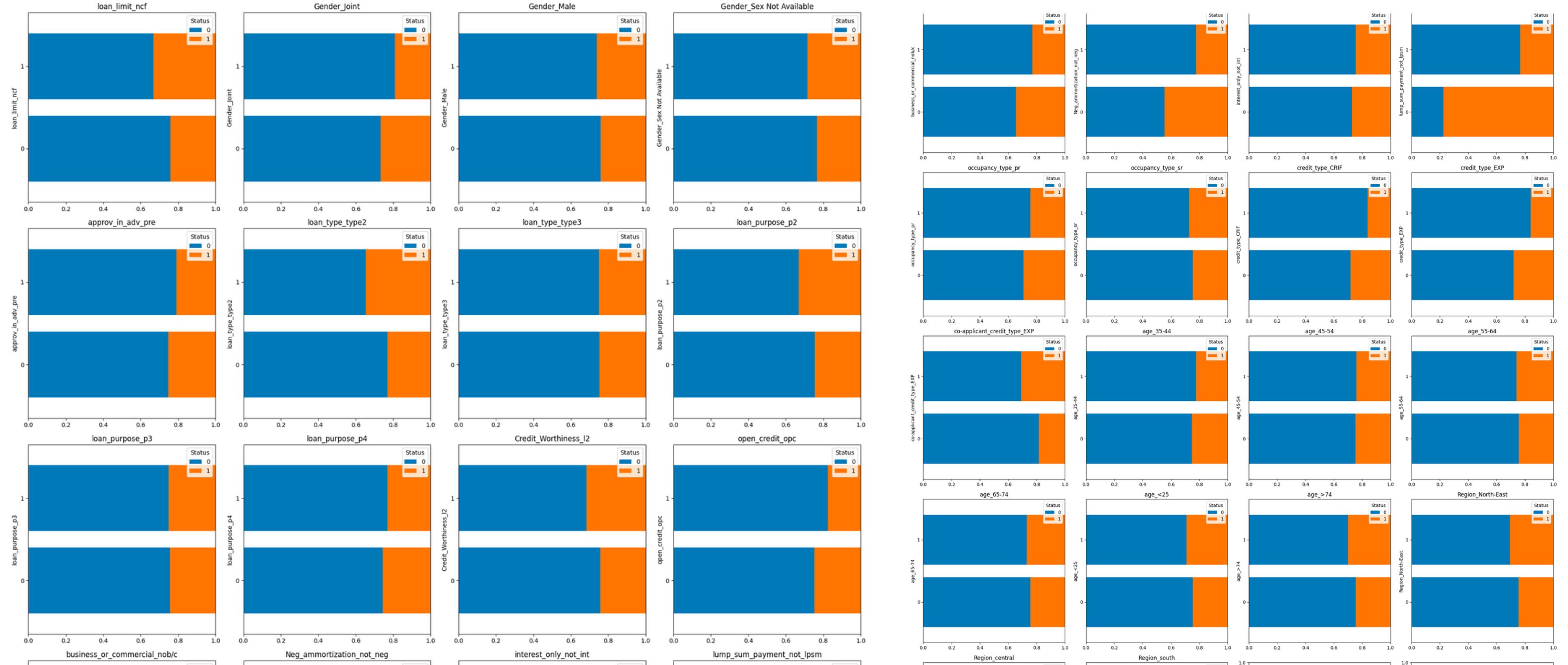


Regresión logística

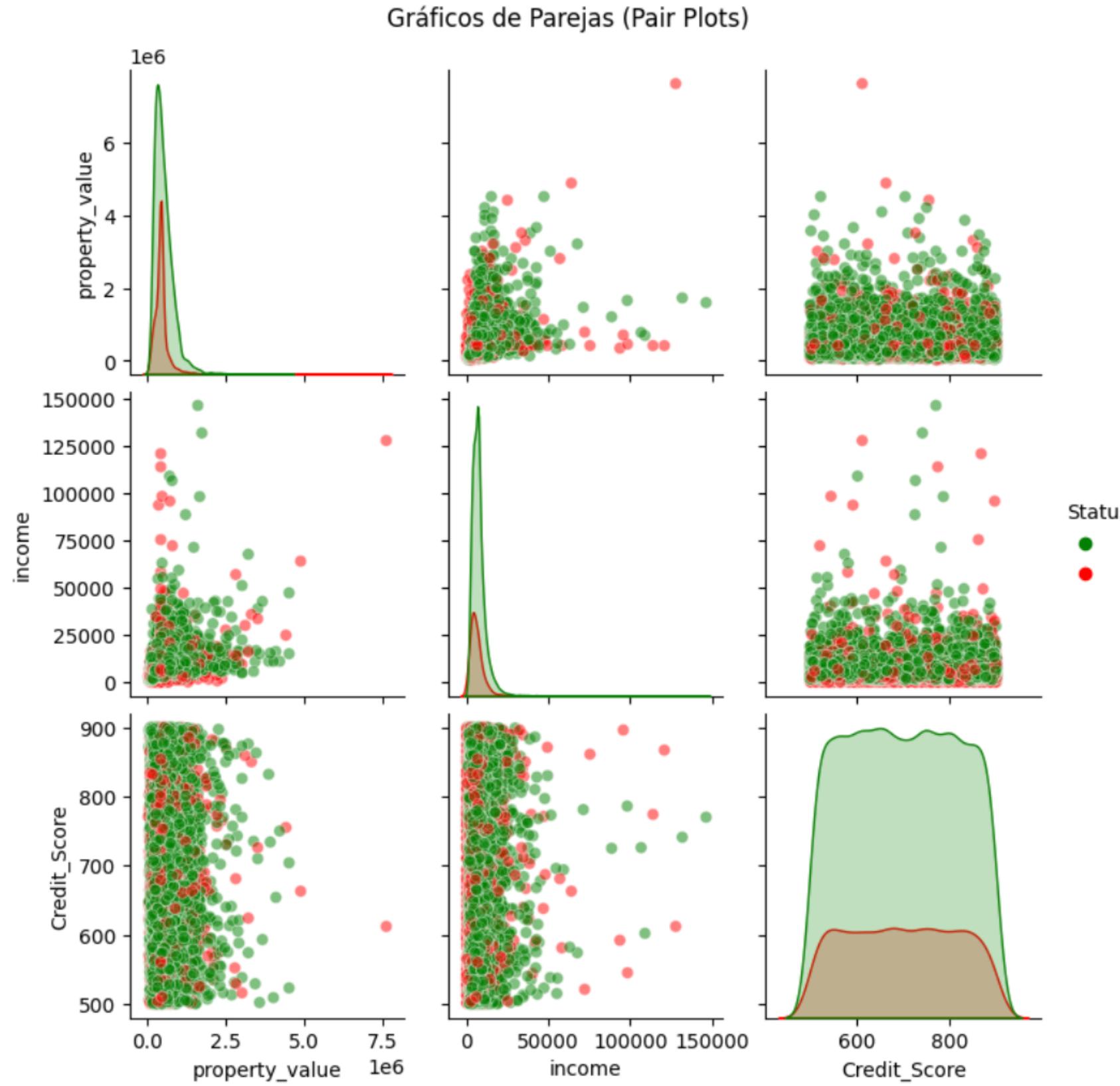
LIMPIEZA Y PREPROCESAMIENTO



ENTENDIENDO LOS DATOS



ENTENDIENDO LOS DATOS



SE PUEDE VER CÓMO SE DISTRIBUYEN LAS DOS CLASES DE 'STATUS' CON RESPECTO A CADA PAR DE VARIABLES. ESTO PUEDE AYUDAR A IDENTIFICAR SI EXISTE ALGUNA SEPARACIÓN CLARA ENTRE LAS CLASES PARA DIFERENTES PARES DE VARIABLES.

ENTENDIENDO LOS DATOS

	loan_amount	rate_of_interest	term	property_value	income	Credit_Score	LTV	Status	dtir1	loan_limit_ncf	...
count	1.486700e+05	148670.000000	148670.000000	1.486700e+05	148670.000000	148670.000000	148670.000000	148670.000000	148670.000000	148670.000000	...
mean	3.311177e+05	4.031879	335.136582	4.897800e+05	6957.338876	699.789103	72.989111	0.246445	37.938508	0.067115	...
std	1.839093e+05	0.488348	58.401029	3.420221e+05	6293.492004	115.875857	37.890714	0.430942	9.663417	0.250222	...
min	1.650000e+04	0.000000	96.000000	8.000000e+03	0.000000	500.000000	0.967478	0.000000	5.000000	0.000000	...
25%	1.965000e+05	3.750000	360.000000	2.880000e+05	3840.000000	599.000000	63.297872	0.000000	33.000000	0.000000	...
50%	2.965000e+05	3.990000	360.000000	4.180000e+05	6000.000000	699.000000	75.135870	0.000000	39.000000	0.000000	...
75%	4.365000e+05	4.250000	360.000000	5.980000e+05	8280.000000	800.000000	84.722222	0.000000	44.000000	0.000000	...
max	3.576500e+06	8.000000	360.000000	1.650800e+07	578580.000000	900.000000	7831.250000	1.000000	61.000000	1.000000	...
8 rows × 39 columns											

Hemos obtenido las estadísticas descriptivas de todas las columnas. Aquí te presento algunas observaciones clave:

La columna loan_amount tiene un rango bastante amplio, con préstamos que van desde 16,500 hasta 3,576,500.

La columna rate_of_interest muestra que las tasas de interés varían de 0% a 8%.

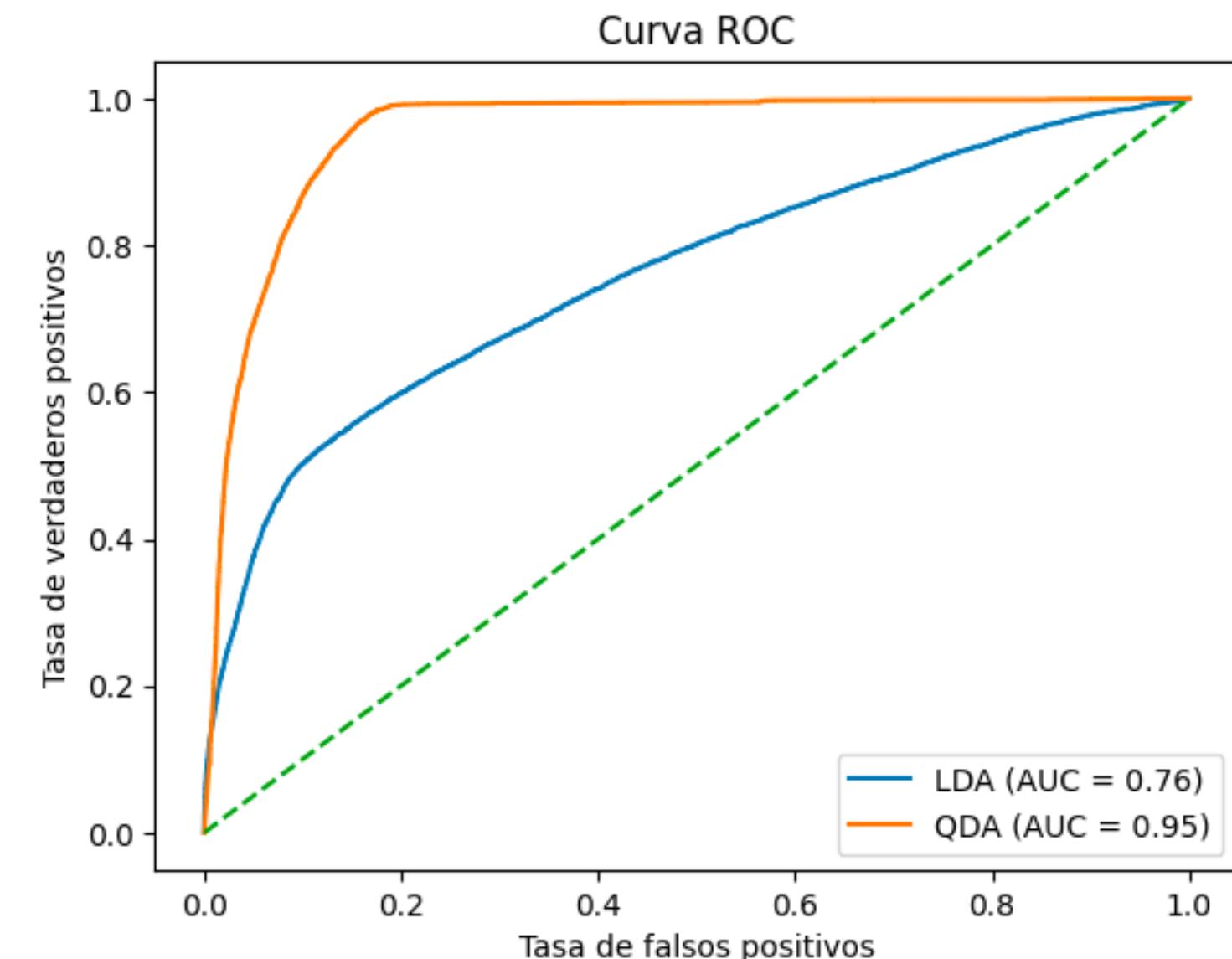
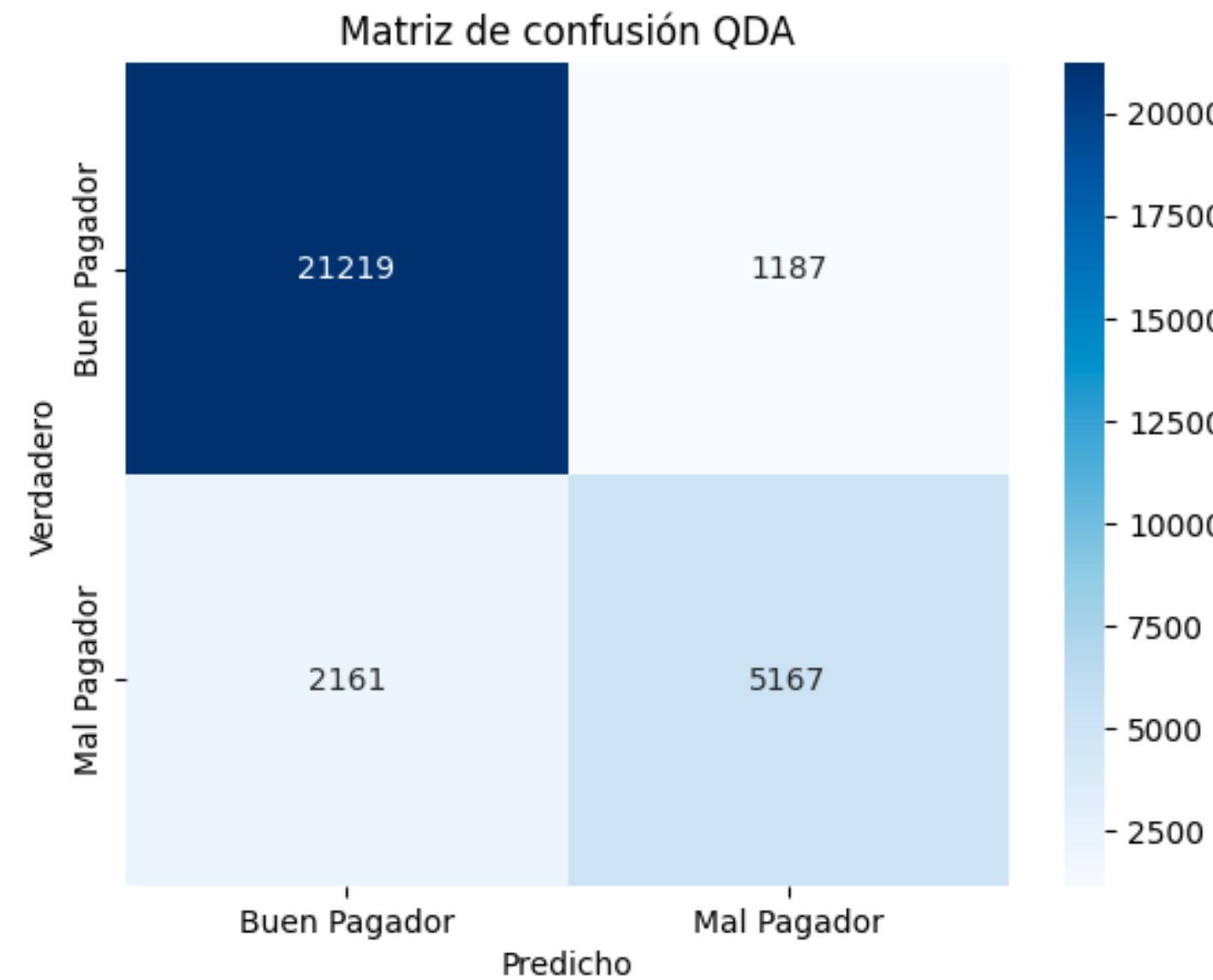
La columna Credit_Score tiene un rango de 500 a 900, lo que está dentro del rango típico de las puntuaciones de crédito.

La variable objetivo Status tiene una media de aproximadamente 0.246, lo que indica que cerca del 24.6% de los préstamos están en estado de "mal pagador".

ANÁLISIS DISCRIMINANTE

	Metric	LDA					QDA				
0	Accuracy	0.8090401560503128					0.8874016277661936				
1	Classification Report	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support	
		Buen Pagador	0.82	0.95	0.88	22406	Buen Pagador	0.91	0.95	0.93	22406
		Mal Pagador	0.71	0.38	0.50	7328	Mal Pagador	0.81	0.71	0.76	7328
		accuracy			0.81	29734	accuracy			0.89	29734
		macro avg	0.77	0.67	0.69	29734	macro avg	0.86	0.83	0.84	29734
		weighted avg	0.80	0.81	0.79	29734	weighted avg	0.88	0.89	0.88	29734

ANÁLISIS DISCRIMINANTE

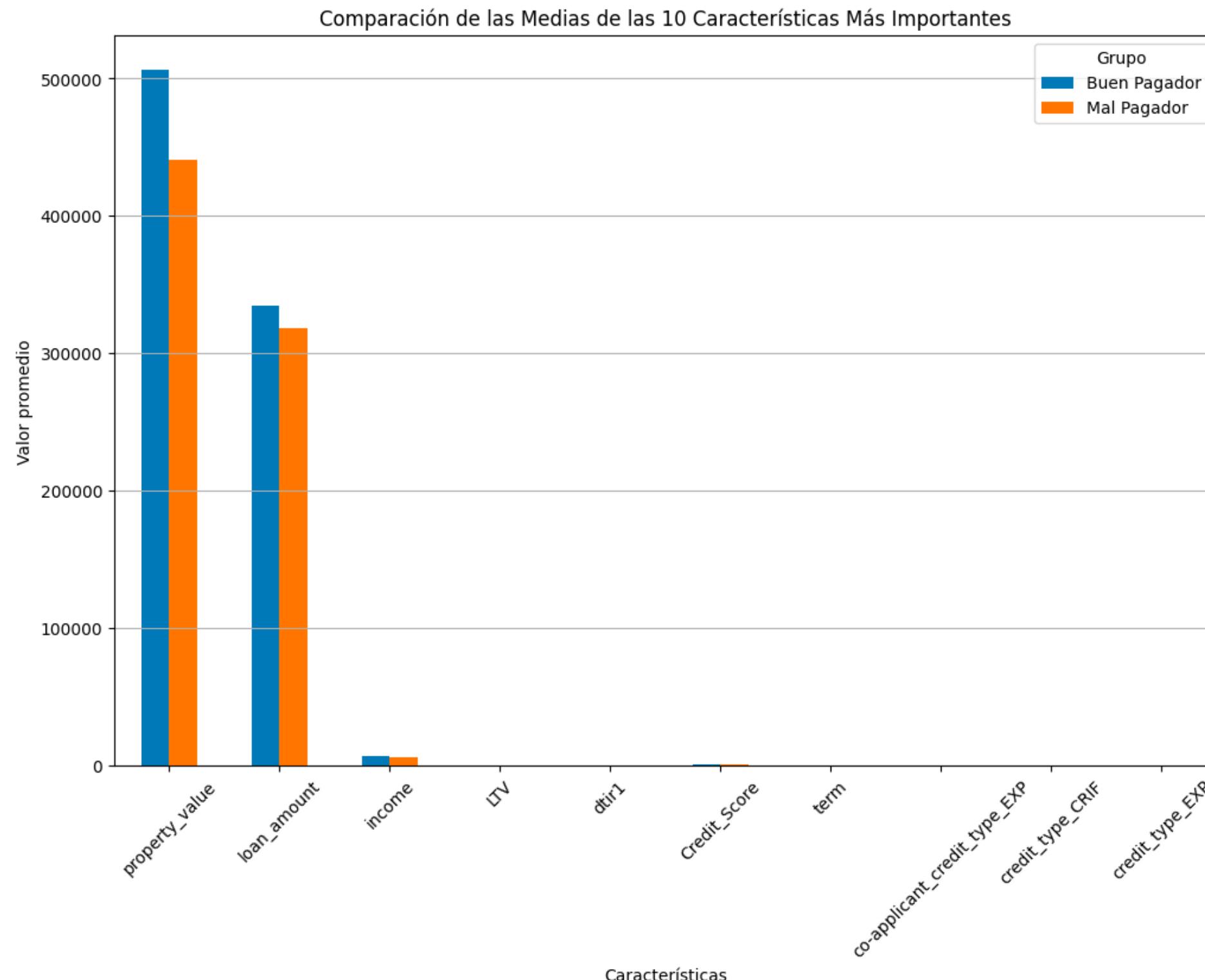


MAL PAGADOR



#	Característica	Media (Buen Pagador)	Media (Mal Pagador)	Diferencia Absoluta
1	Property Value (Valor de la propiedad)	505,908.51 USD	440,732.08 USD	65,176.43 USD
2	Loan Amount (Cantidad del préstamo)	335,089.68 USD	318,452.51 USD	16,637.17 USD
3	Income (Ingresos)	7,201.28 USD	6,225.90 USD	975.38 USD
4	LTV (Relación préstamo-valor)	72.09 %	75.75 %	3.66 %
5	DTIR1 (Relación deuda-ingreso)	37.49 %	39.35 %	1.86 %
6	Credit Score (Puntuación de crédito)	699.61	700.45	0.84
7	Term (Plazo del préstamo)	335.16 días	334.91 días	0.24 días
8	Co-applicant Credit Type EXP	0.46	0.62	0.17
9	Credit Type CRIF	0.33	0.20	0.13
10	Credit Type EXP	0.31	0.18	0.13

MAL PAGADOR



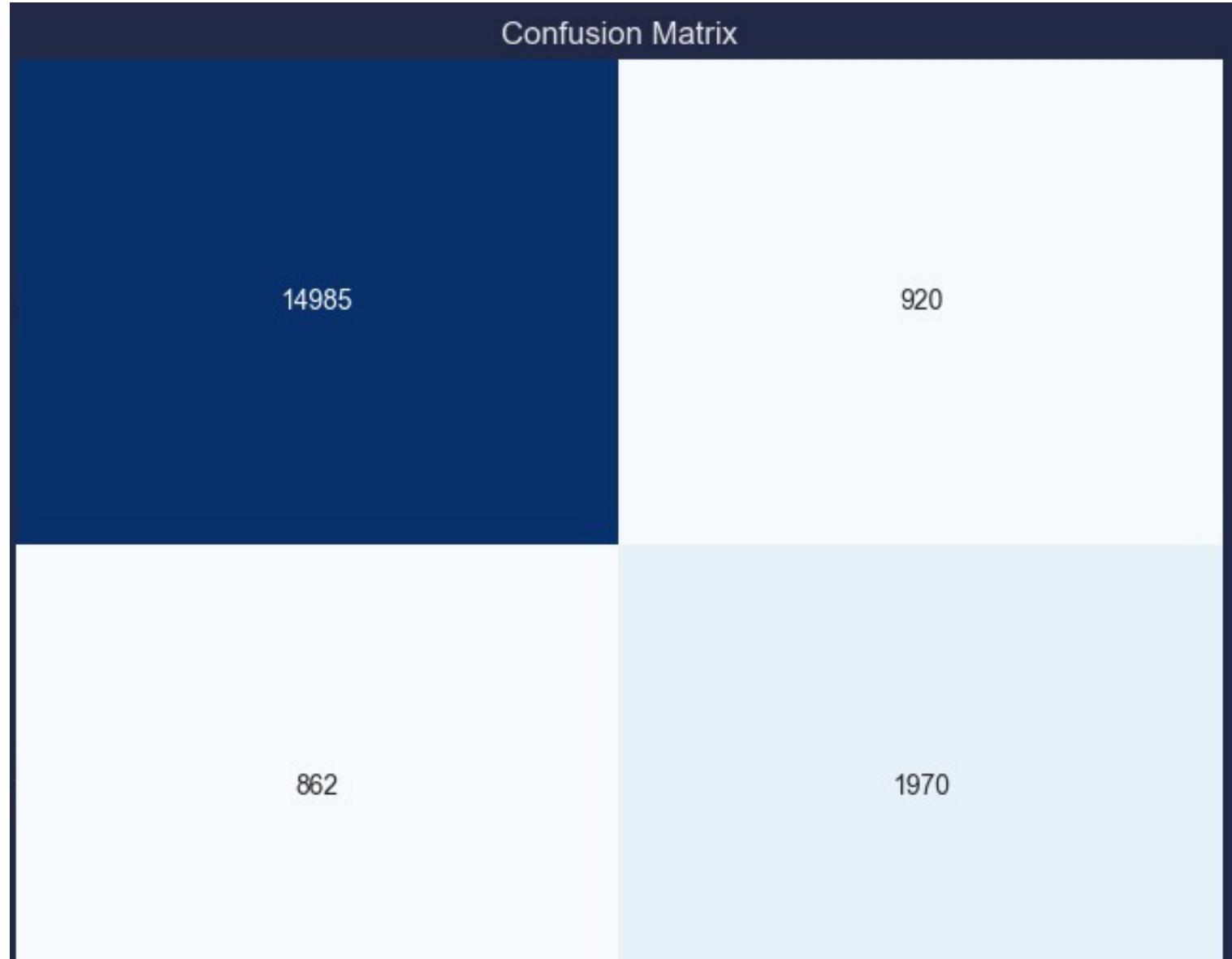
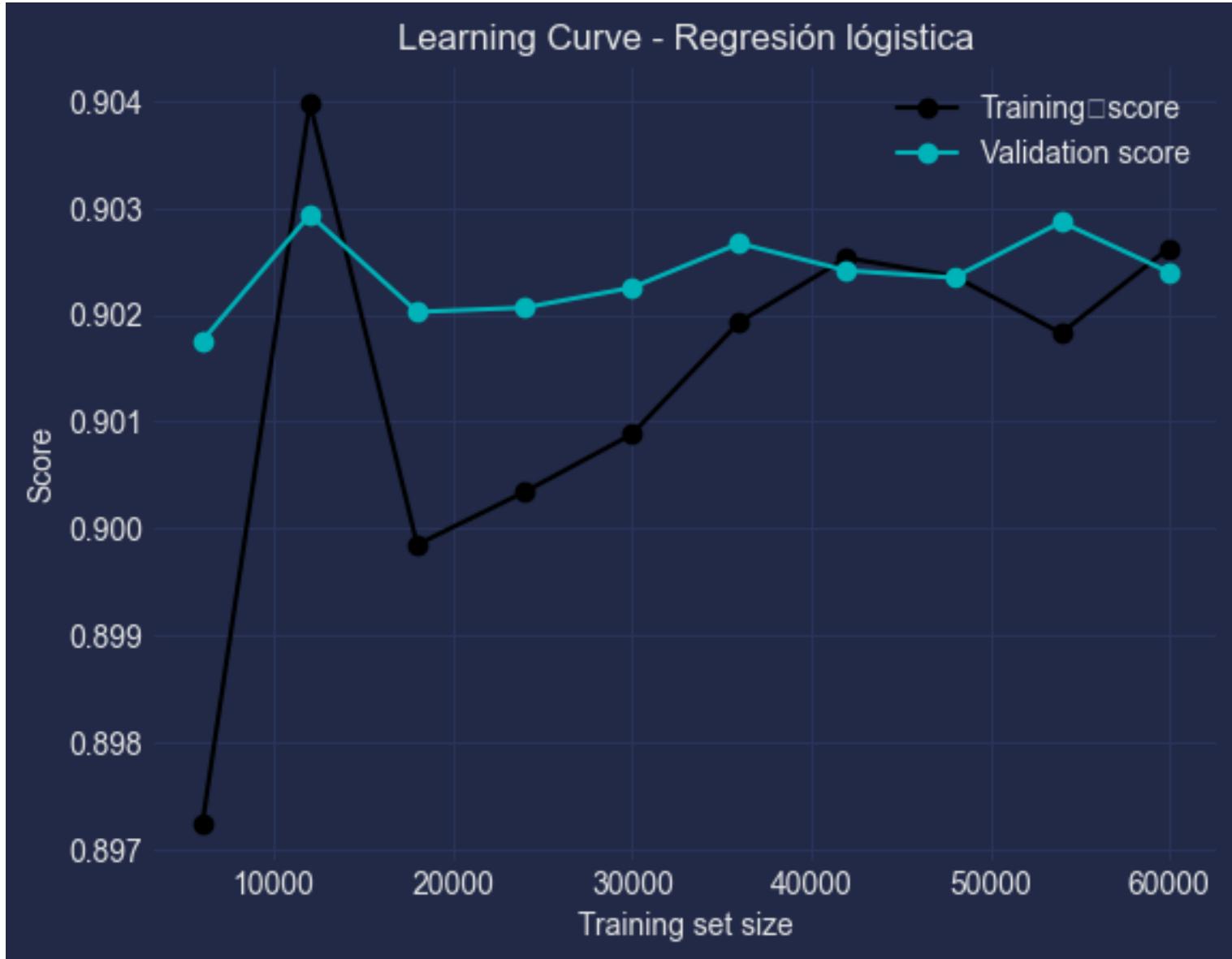
ANÁLISIS FACTORIAL

	0	1	Comunalidad
loan_amount	0.453521	-0.020348	2.056817e-01
Upfront_charges	-0.002152	0.432832	4.629657e-06
LTV	-0.068762	-0.087726	4.728207e-03
rate_of_interest	0.000264	0.703806	6.981835e-08
dtir1	-0.270822	-0.067505	7.334440e-02
Credit_Score	0.003243	-0.008033	1.051942e-05
income	0.997451	0.000573	9.949092e-01
Var	1.278679	0.695418	1.974097e+00
%Var	0.106557	0.057951	1.645080e-01

Donde el **factor 0** es: "Factor de solvencia" contiene las variables de 'loan_amount' e 'income', y engloba la relación entre el monto del préstamo y los ingresos, lo cual indica la capacidad de cierta persona para cumplir con su compromisos financieros.

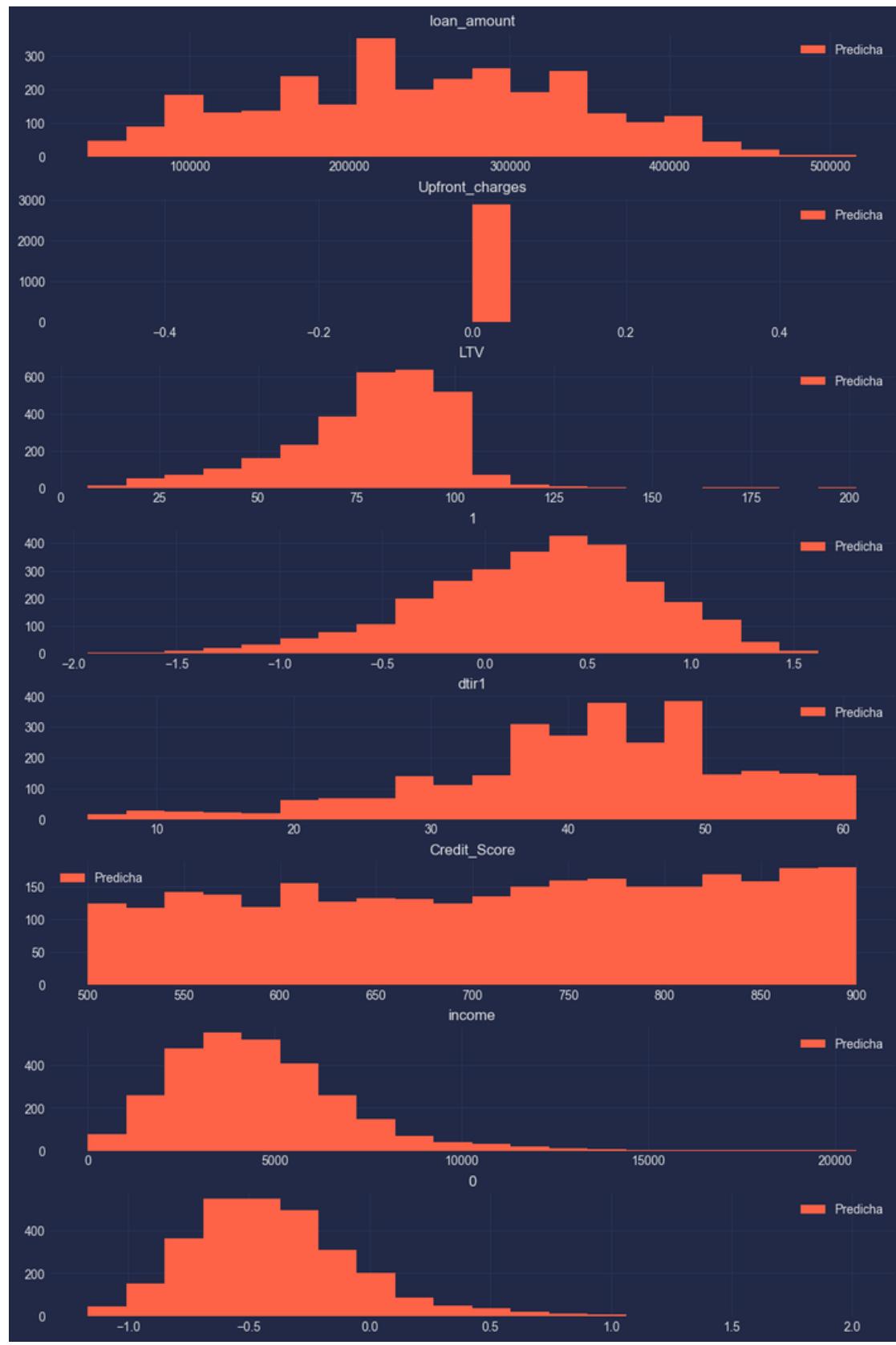
Y el **factor 1** es: "Factor de Costo de Financiamiento Inicial" resalta la relación que hay entre los cargos iniciales y la tasa de interés, indicando el costo inicial de financiamiento que la persona debe pagar.

REGRESIÓN LOGÍSTICA



F-Score: 0.94387

MAL PAGADOR



BUEN PAGADOR



CONCLUSIONES

- Del análisis determinante se concluye que las características que tiene un mal pagador son: property value, loan amount e income.
- De la regresión se infiere que las características principales para determinar si es un buen mal pagador son: nopc, hombre, p3 (compra de un vehículo), l1 (indica un nivel de solvencia crediticia superior o excelente) y de edad entre 45 y 54 años.

GRACIAS

