



Desentrañando los Secretos del Vino

Análisis de Componentes Principales

Autores: Lucas León González
David Lobos
Euler Diego



El data set '**calidadvino.csv**' consta de 1599 muestras de vino, y contiene 12 columnas que describen diversas propiedades químicas y físicas fundamentales en la producción y calidad del vino.

Las columnas incluyen información sobre:

- * Índice
- * Ácido tartárico
- * Densidad de uva
- * Ácido cítrico
- * Azúcar residual
- * Cloruro de sodio
- * Dióxido de azufre libre
- * Dióxido de azufre combinado
- * Densidad de alcohol
- * Niveles de pH
- * Cloruro de potasio
- * Contenido de alcohol

Estas características son esenciales para entender cómo cada factor contribuye al perfil del vino, su sabor y su calidad.

Índice		Ácido Tartárico	Densidad de Uva	Ácido Cítrico	Azúcar Residual	Cloruro de Sodio	Dióxido de Azufre Libre	Dióxido de Azufre Combinado	Densidad de Alcohol	Niveles de PH	Cloruro de Potasio	Contenido de Alcohol
0	1	7.4	0.700	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.99780	3.51	0.56	9.4
1	2	7.8	0.880	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.99680	3.20	0.68	9.8
2	3	7.8	0.760	0.04	2.3	0.092	15.0	54.0	0.99700	3.26	0.65	9.8
3	4	11.2	0.280	0.56	1.9	0.075	17.0	60.0	0.99800	3.16	0.58	9.8
4	5	7.4	0.700	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.99780	3.51	0.56	9.4
...
1594	1595	6.2	0.600	0.08	2.0	0.090	32.0	44.0	0.99490	3.45	0.58	10.5
1595	1596	5.9	0.550	0.10	2.2	0.062	39.0	51.0	0.99512	3.52	0.76	11.2
1596	1597	6.3	0.510	0.13	2.3	0.076	29.0	40.0	0.99574	3.42	0.75	11.0
1597	1598	5.9	0.645	0.12	2.0	0.075	32.0	44.0	0.99547	3.57	0.71	10.2
1598	1599	6.0	0.310	0.47	3.6	0.067	18.0	42.0	0.99549	3.39	0.66	11.0

1599 rows × 12 columns

Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

Análisis Estadístico Descriptivo de las Características Químicas del Vino

Perfil químico del vino:

Variable	Media	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Ácido Tartárico	8.32	1.74	4.60	15.90
Densidad de Uva	0.53	0.18	0.12	1.58
Ácido Cítrico	0.27	0.19	0.00	1.00
Azúcar Residual	2.54	1.41	0.90	15.50
Cloruro de Sodio	0.09	0.05	0.01	0.61
Dióxido de Azufre Libre	15.87	10.46	1.00	72.00
Dióxido de Azufre Combinado	46.47	32.90	6.00	289.00
Densidad de Alcohol	0.997	0.002	0.99	1.00
Niveles de PH	3.31	0.15	2.74	4.01
Cloruro de Potasio	0.66	0.17	0.33	2.00
Contenido de Alcohol	10.42	1.07	8.40	14.90

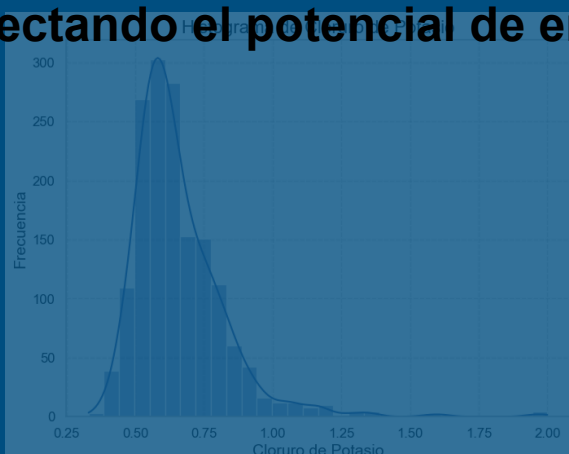
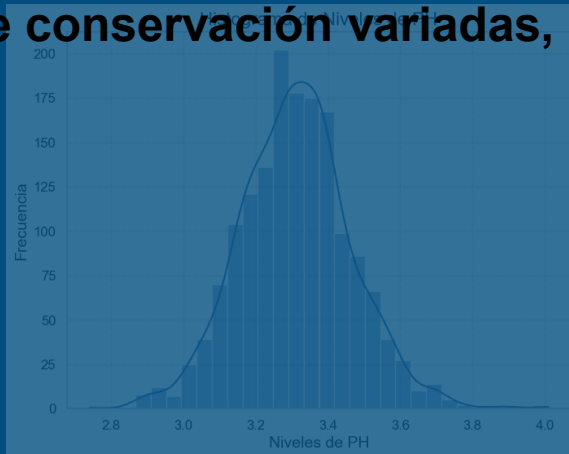
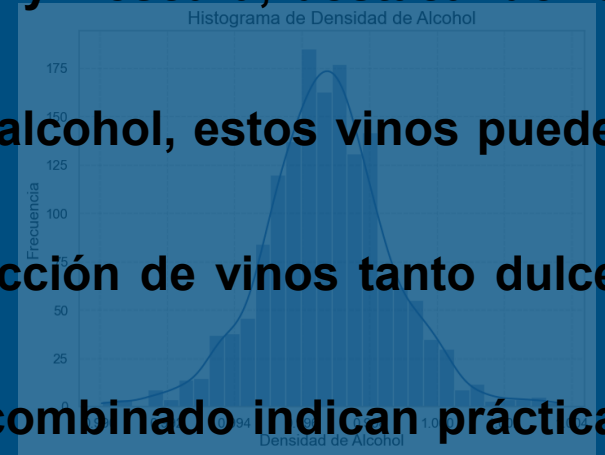
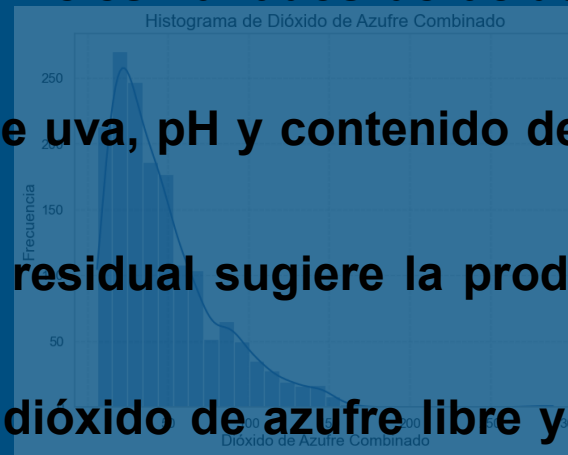
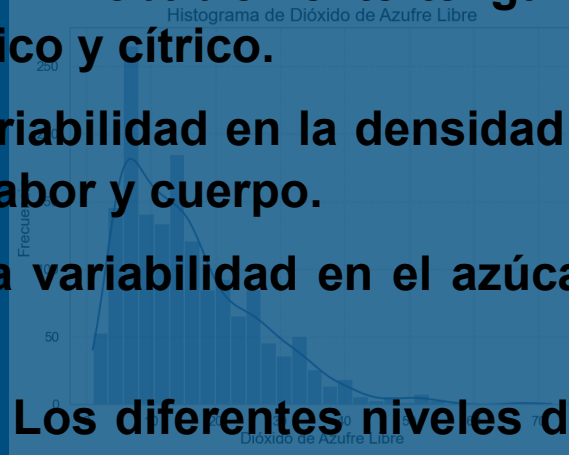
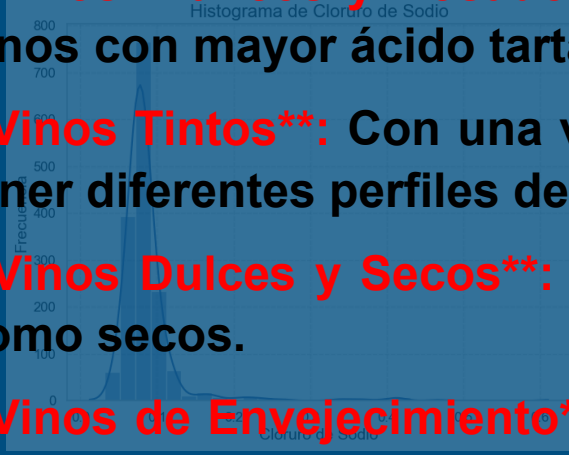
Con base en los análisis de las variables, identificamos tipos de vino producidos:

- Vinos Blancos y Rosados:** Probablemente tengan niveles variados de acidez y frescura, destacando los vinos con mayor ácido tartárico y cítrico.

- Vinos Tintos:** Con una variabilidad en la densidad de uva, pH y contenido de alcohol, estos vinos pueden tener diferentes perfiles de sabor y cuerpo.

- Vinos Dulces y Secos:** La variabilidad en el azúcar residual sugiere la producción de vinos tanto dulces como secos.

- Vinos de Envejecimiento:** Los diferentes niveles de dióxido de azufre libre y combinado indican prácticas de conservación variadas, afectando el potencial de envejecimiento de los vinos.



Análisis de Correlación

	Ácido Tartárico	Densidad de Uva	Ácido Cítrico	Azúcar Residual	Cloruro de Sodio	Dióxido de Azufre Libre	Dióxido de Azufre Combinado	Densidad de Alcohol	Niveles de PH	Cloruro de Potasio	Contenido de Alcohol
Ácido Tartárico	1.000000	-0.256131	0.671703	0.114777	0.093705	-0.153794	-0.113181	0.668047	-0.682978	0.183006	-0.061668
Densidad de Uva	-0.256131	1.000000	-0.552496	0.001918	0.061298	-0.010504	0.076470	0.022026	0.234937	-0.260987	-0.202288
Ácido Cítrico	0.671703	-0.552496	1.000000	0.143577	0.203823	-0.060978	0.035533	0.364947	-0.541904	0.312770	0.109903
Azúcar Residual	0.114777	0.001918	0.143577	1.000000	0.055610	0.187049	0.203028	0.355283	-0.085652	0.005527	0.042075
Cloruro de Sodio	0.093705	0.061298	0.203823	0.055610	1.000000	0.005562	0.047400	0.200632	-0.265026	0.371260	-0.221141
Dióxido de Azufre Libre	-0.153794	-0.010504	-0.060978	0.187049	0.005562	1.000000	0.667666	-0.021946	0.070377	0.051658	-0.069408
Dióxido de Azufre Combinado	-0.113181	0.076470	0.035533	0.203028	0.047400	0.667666	1.000000	0.071269	-0.066495	0.042947	-0.205654
Densidad de Alcohol	0.668047	0.022026	0.364947	0.355283	0.200632	-0.021946	0.071269	1.000000	-0.341699	0.148506	-0.496180
Niveles de PH	-0.682978	0.234937	-0.541904	-0.085652	-0.265026	0.070377	-0.066495	-0.341699	1.000000	-0.196648	0.205633
Cloruro de Potasio	0.183006	-0.260987	0.312770	0.005527	0.371260	0.051658	0.042947	0.148506	-0.196648	1.000000	0.093595
Contenido de Alcohol	-0.061668	-0.202288	0.109903	0.042075	-0.221141	-0.069408	-0.205654	-0.496180	0.205633	0.093595	1.000000

El análisis de correlación permite entender la relación entre diferentes variables químicas y físicas en el conjunto de datos de producción de vino.

El objetivo es transformar este conjunto de variables correlacionadas en un conjunto más pequeño de variables no correlacionadas .

Análisis de la Media de Cada Variable

```
-----  
Media de cada variable  
-----  
Ácido Tartárico          8.319637  
Densidad de Uva          0.527821  
Ácido Cítrico            0.270976  
Azúcar Residual          2.538806  
Cloruro de Sodio          0.087467  
Dióxido de Azufre Libre  15.874922  
Dióxido de Azufre Combinado 46.467792  
Densidad de Alcohol       0.996747  
Niveles de PH            3.311113  
Cloruro de Potasio        0.658149  
Contenido de Alcohol      10.422983  
dtype: float64
```

El análisis de las medias de las variables indica que el Dióxido de Azufre Combinado tiene una media de 46.467792, que es aproximadamente tres veces mayor que la media del Dióxido de Azufre Libre, que es de 15.874922. Además, la media del Dióxido de Azufre Combinado es aproximadamente 4.46 veces mayor que la media del Contenido de Alcohol, que es de 10.422983.

Análisis de la Varianza de Cada Variable

```
-----  
Varianza de cada variable  
-----  
Ácido Tartárico           3.031416  
Densidad de Uva           0.032062  
Ácido Cítrico             0.037947  
Azúcar Residual           1.987897  
Cloruro de Sodio          0.002215  
Dióxido de Azufre Libre   109.414884  
Dióxido de Azufre Combinado 1082.102373  
Densidad de Alcohol       0.000004  
Niveles de PH             0.023835  
Cloruro de Potasio        0.028733  
Contenido de Alcohol      1.135647  
dtype: float64
```

Si no se estandarizan las variables para que tengan media cero y desviación estándar uno antes de realizar el análisis PCA, las variables con mayor media y dispersión, como Dióxido de Azufre Combinado (1082.102373) y Dióxido de Azufre Libre (109.414884), dominarán la mayoría de las componentes principales.

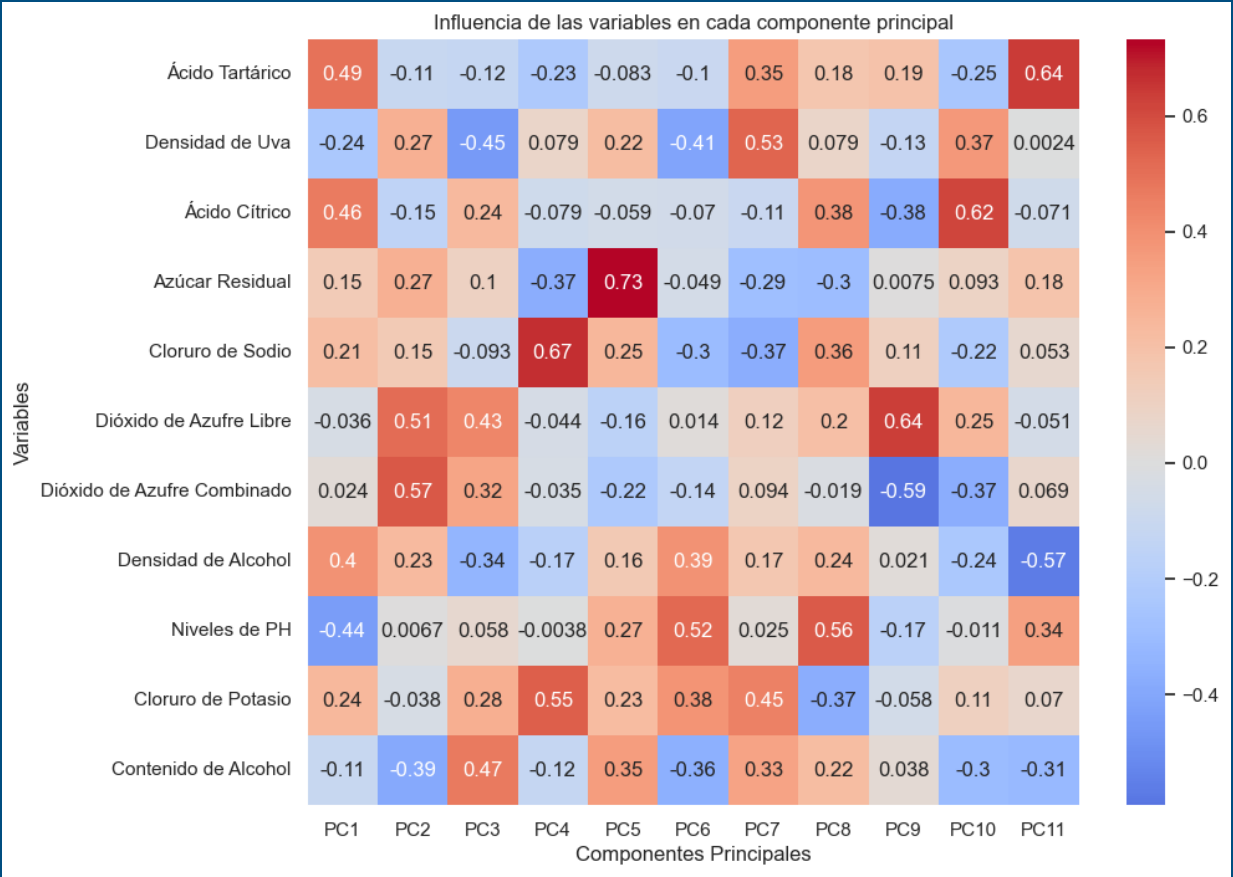
Análisis de Componentes Principales

Interpretación General:

	Ácido Tartárico	Densidad de Uva	Ácido Cítrico	Azúcar Residual	Cloruro de Sodio	Dióxido de Azufre Libre	Dióxido de Azufre Combinado	Densidad de Alcohol	Niveles de PH	Cloruro de Potasio	Contenido de Alcohol
PC1	0.489314	-0.238584	0.463632	0.146107	0.212247	-0.036158	0.023575	0.395353	-0.438520	0.242921	-0.113232
PC2	-0.110503	0.274930	-0.151791	0.272080	0.148052	0.513567	0.569487	0.233575	0.006711	-0.037554	-0.386181
PC3	-0.123302	-0.449963	0.238247	0.101283	-0.092614	0.428793	0.322415	-0.338871	0.057697	0.279786	0.471673
PC4	-0.229617	0.078960	-0.079418	-0.372793	0.666195	-0.043538	-0.034577	-0.174500	-0.003788	0.550872	-0.122181
PC5	-0.082614	0.218735	-0.058573	0.732144	0.246501	-0.159152	-0.222465	0.157077	0.267530	0.225962	0.350681
PC6	-0.101479	-0.411449	-0.069593	-0.049156	-0.304339	0.014000	-0.136308	0.391152	0.522116	0.381263	-0.361645
PC7	0.350227	0.533735	-0.105497	-0.290663	-0.370413	0.116596	0.093662	0.170481	0.025138	0.447469	0.327651
PC8	0.177595	0.078775	0.377516	-0.299845	0.357009	0.204781	-0.019036	0.239223	0.561391	-0.374604	0.217626
PC9	0.194021	-0.129110	-0.381450	0.007523	0.111339	0.635405	-0.592116	0.020719	-0.167746	-0.058367	0.037603
PC10	-0.249523	0.365925	0.621677	0.092872	-0.217671	0.248483	-0.370750	-0.239990	-0.010970	0.112320	-0.303015
PC11	0.639691	0.002389	-0.070910	0.184030	0.053065	-0.051421	0.068702	-0.567332	0.340711	0.069555	-0.314526

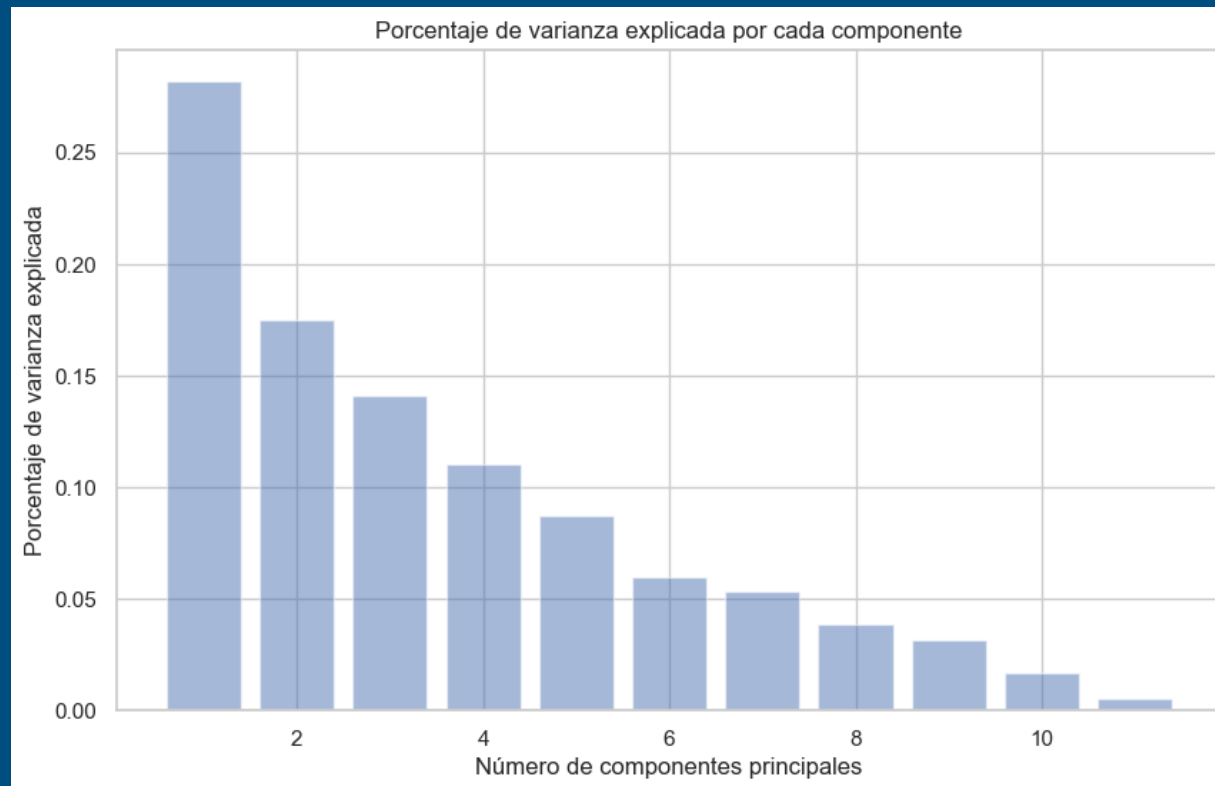
- **PC1** parece estar fuertemente influenciado por variables químicas como los ácidos y la densidad de alcohol, con una diferenciación significativa de pH.
- **PC2** está principalmente influenciado por las concentraciones de dióxido de azufre y el contenido de alcohol.
- **PC3** también está influenciado por el contenido de alcohol y la densidad de uva.
- **PC4 y PC5** muestran influencias fuertes de cloruros y azúcar residual.
- **Otros componentes (PC6-PC11)** tienen contribuciones significativas de varias combinaciones de las variables originales, indicando la complejidad y la multidimensionalidad de los datos.

Análisis del Heatmap de Componentes Principales



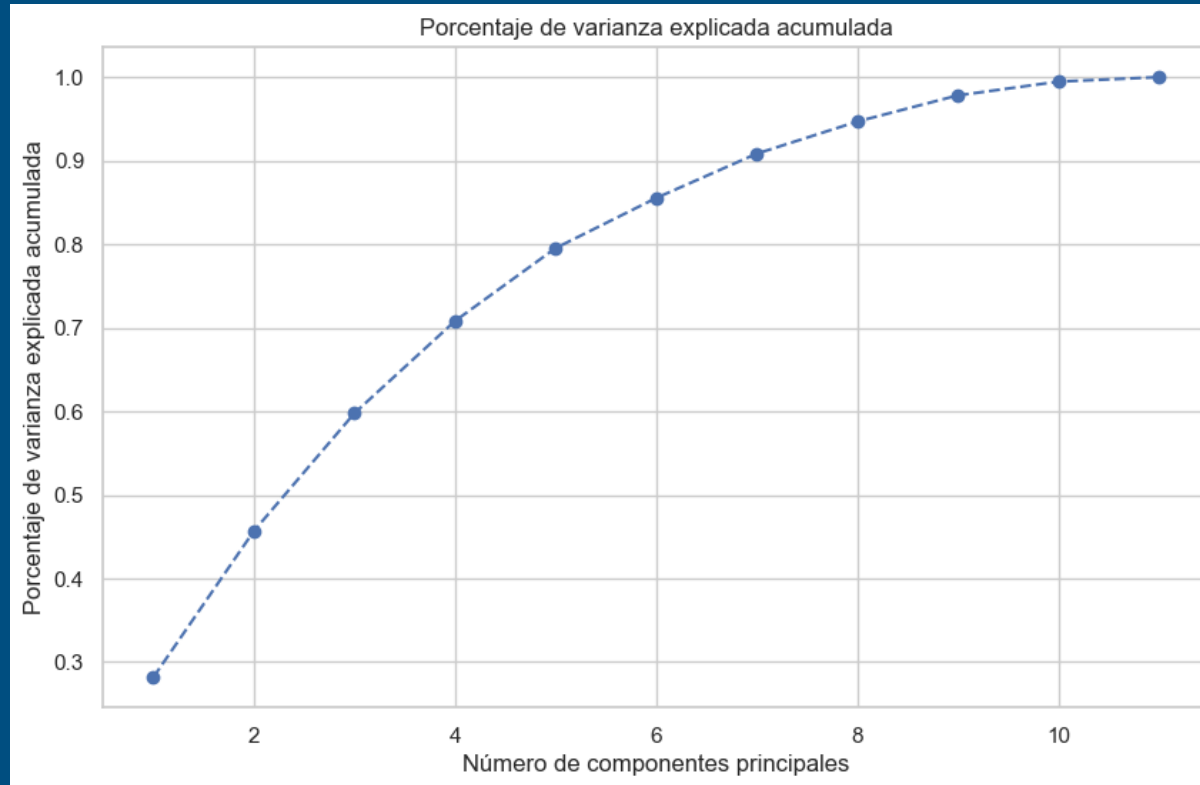
Este gráfico de calor muestra la influencia de diferentes variables químicas en los 11 componentes principales (PCs) de un análisis de componentes principales (PCA). Variables como ácido tartárico, azúcar residual, cloruro de sodio y contenido de alcohol destacan por su influencia significativa en varios PCs. Algunas variables tienen influencias tanto positivas como negativas, indicando su importancia en la variabilidad del conjunto de datos.

Gráfico de porcentaje de varianza explicada por cada componente:



El **PC1** explica el **26%** de la varianza total, mientras que el **PC2** abarca el **18%**, sumando juntos el **44%**. El **PC3** añade un **13%**, totalizando más del **57%** con los tres primeros componentes. Los componentes a partir del **PC4** explican progresivamente menos varianza, capturando detalles más específicos de los datos. En conjunto, **los primeros 3 a 5 componentes** son suficientes para representar la mayor parte de la variabilidad en los datos originales.

Gráfico de porcentaje de varianza explicada acumulada:



- Los primeros **3 a 5 componentes** explican gran parte de la varianza, alrededor del **60%** con 3 componentes y más del **80%** con 5.
- Después del componente **6 o 7**, el aumento en varianza explicada disminuye.
- Los componentes **9 y 10** capturan casi el **100%** de la variabilidad total.
- Los primeros **5 componentes** explican aproximadamente el **80%** de la varianza, suficientes para capturar la mayoría de la información relevante.

Transformación de datos:

	PC1	PC2	PC3
0	-1.619530	0.450950	-1.774454
1	-0.799170	1.856553	-0.911690
2	-0.748479	0.882039	-1.171394
3	2.357673	-0.269976	0.243489
4	-1.619530	0.450950	-1.774454
...
1594	-2.150500	0.814286	0.617063
1595	-2.214496	0.893101	1.807402
1596	-1.456129	0.311746	1.124239
1597	-2.270518	0.979791	0.627965
1598	-0.426975	-0.536690	1.628955
1599 rows x 3 columns			

Finalmente, los datos originales se transforman utilizando los componentes principales seleccionados. Esto reduce la dimensionalidad del conjunto de datos al proyectarlo en un nuevo espacio de características definido por estos componentes principales.



Modelo de predicción de crédito (préstamos)

Autores: Lucas León González
David Lobos
Euler Diego



El análisis del data set **Clasificación_banco.csv** incluye 9578 observaciones y 14 variables, abarcando desde la política crediticia hasta variables financieras y demográficas.

El data set está compuesto por las siguientes columnas:

- * política_crediticia
- * propósito
- * tasa_interés
- * cuota
- * ingreso_anual_log
- * dti
- * fico
- * días_con_linea_credito
- * saldo_revolvente
- * utilización_revolvente
- * consultas_últimos_6_meses
- * moras_2_años
- * registro_publico
- * no_pagado_completo

Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

Análisis Estadístico del Comportamiento de Pago en Préstamos

	política_creditoria	tasa_interés	cuota	ingreso_anual_log	diti	fico	días_con_linea_credito	saldo_revolvente
count	9578.000000	9578.000000	9578.000000	9578.000000	9578.000000	9578.000000	9578.000000	9.578000e+03
mean	0.804970	0.122640	319.089413	10.932117	12.606679	710.846314	4560.767197	1.691396e+04
std	0.396245	0.026847	207.071301	0.614813	6.883970	37.970537	2496.930377	3.375619e+04
min	0.000000	0.060000	15.670000	7.547502	0.000000	612.000000	178.958333	0.000000e+00
25%	1.000000	0.103900	163.770000	10.558414	7.212500	682.000000	2820.000000	3.187000e+03
50%	1.000000	0.122100	268.950000	10.928884	12.665000	707.000000	4139.958333	8.596000e+03
75%	1.000000	0.140700	432.762500	11.291293	17.950000	737.000000	5730.000000	1.824950e+04
max	1.000000	0.216400	940.140000	14.528354	29.960000	827.000000	17639.958330	1.207359e+06

	utilización_revolvente	consultas_últimos_6_meses	moras_2_años	moras_ult_7_años
count	9578.000000	9578.000000	9578.000000	9578.000000
mean	46.799236	1.577469	0.163708	0.100335
std	29.014417	2.200245	0.546215	0.300248
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	24.400000	0.000000	0.000000	0.000000
50%	46.800000	1.000000	0.000000	0.000000
75%	69.900000	2.000000	0.000000	0.000000
max	100.000000	33.000000	8.000000	5.000000

Perfil de Comportamiento del Cliente

1. Condiciones Crediticias Favorables: La mayoría accede a préstamos con políticas crediticias favorables (promedio de 0.80).

2. Tasa de Interés Moderada: Promedio del 12.26%, lo que indica una carga financiera manejable.

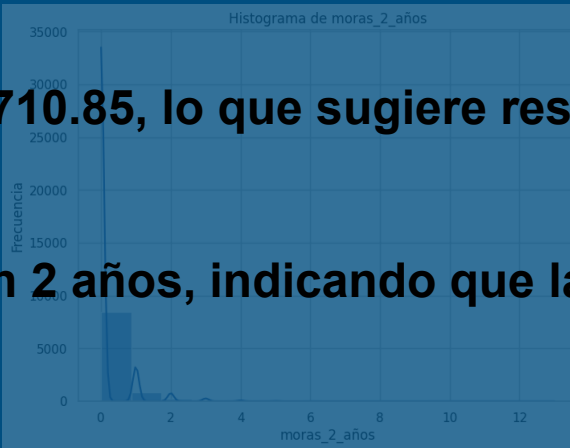
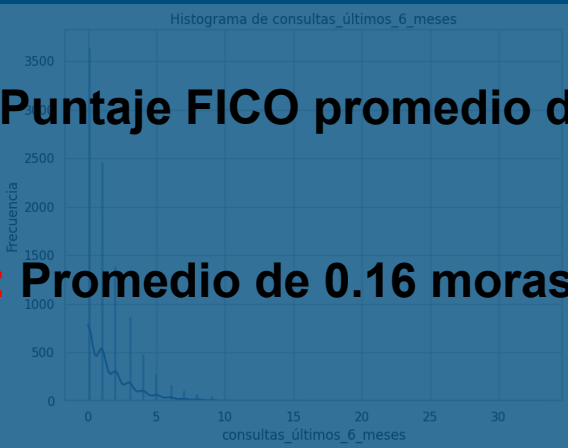
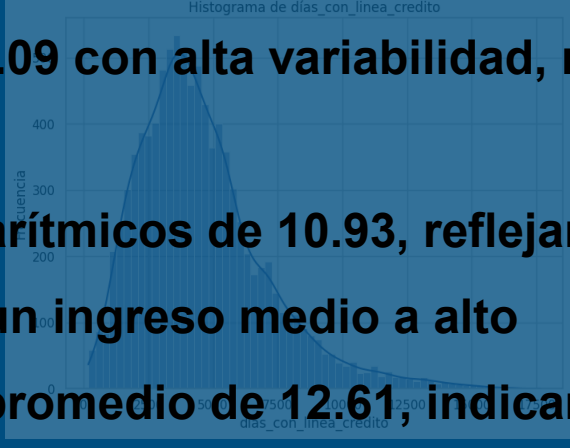
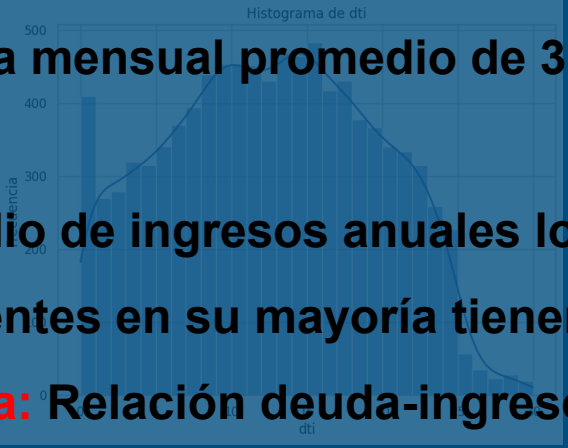
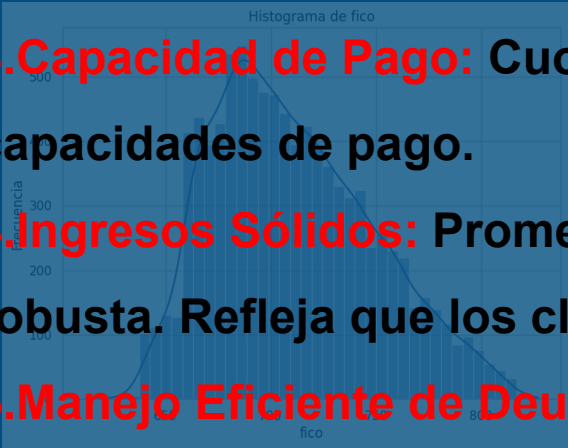
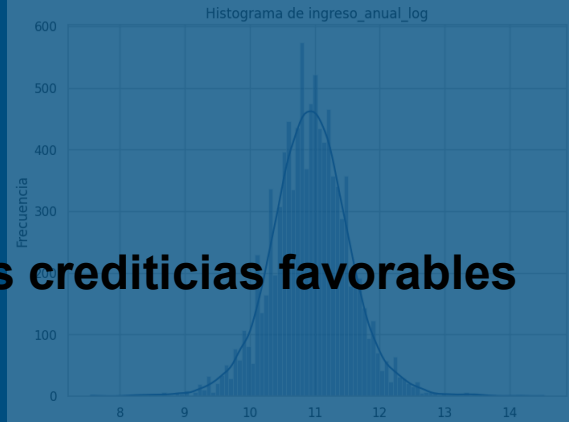
3. Capacidad de Pago: Cuota mensual promedio de 319.09 con alta variabilidad, mostrando diferentes capacidades de pago.

4. Ingresos Sólidos: Promedio de ingresos anuales logarítmicos de 10.93, reflejando una base financiera robusta. Refleja que los clientes en su mayoría tienen un ingreso medio a alto

5. Manejo Eficiente de Deuda: Relación deuda-ingreso promedio de 12.61, indicando un buen control de la deuda.

6. Buen Historial Crediticio: Puntaje FICO promedio de 710.85, lo que sugiere responsabilidad en el manejo del crédito.

7. Bajo Índice de Morosidad: Promedio de 0.16 moras en 2 años, indicando que la mayoría cumple con sus pagos.

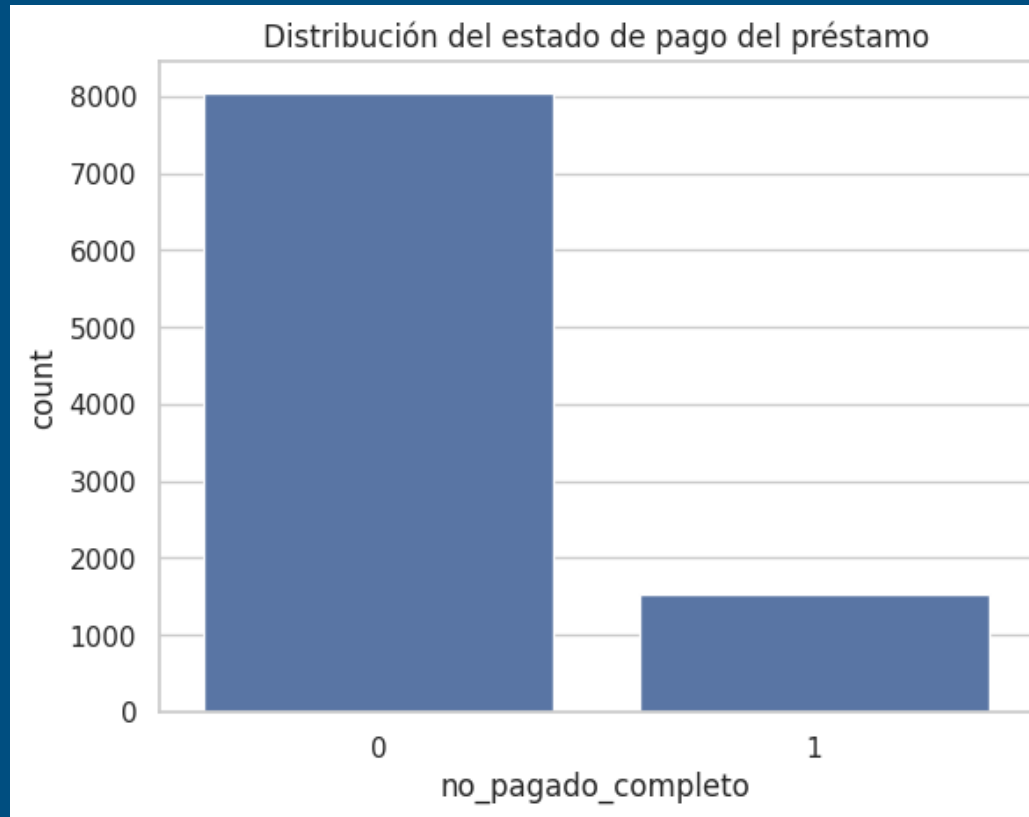


Implementación de los Algoritmos de Clasificación

Desarrollo de un modelo predictivo para determinar la probabilidad de que un cliente no pague un préstamo en su totalidad



Análisis de la Distribución del Estado de Pago del Préstamo



Categoría 0 (Préstamos - pagados completamente)

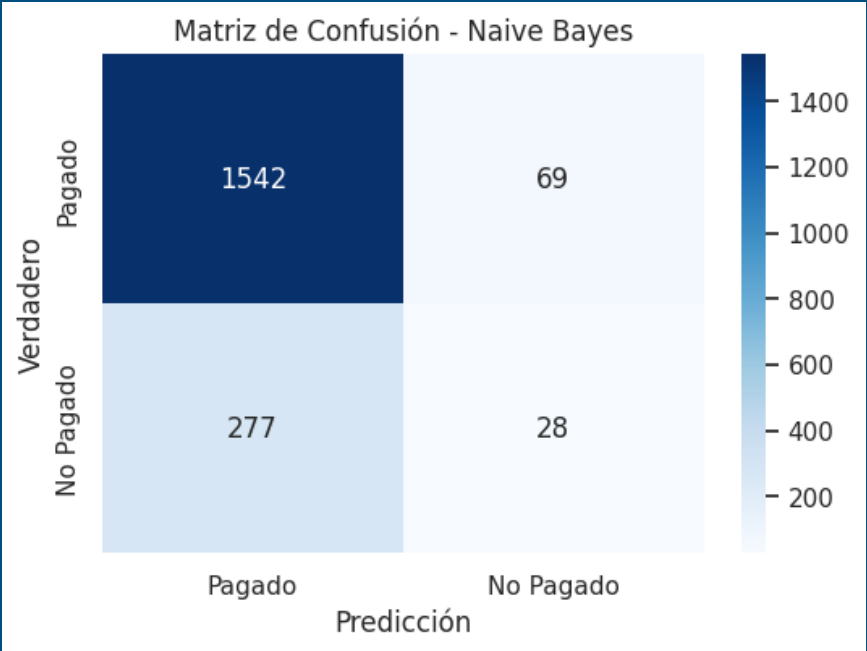
El conteo de préstamos en esta categoría es aproximadamente 8000, lo que indica que la mayoría de los préstamos fueron liquidados en su totalidad.

Categoría 1 (Préstamos - no pagados completamente)

Se observan alrededor de 1000 préstamos en esta categoría, que es significativamente menor en comparación con la categoría de préstamos pagados.

Bayesiano Ingenuo:

Clasificador Bayesiano Ingenuo:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.85	0.96	0.90	1611
1	0.29	0.09	0.14	305
accuracy			0.82	1916
macro avg	0.57	0.52	0.52	1916
weighted avg	0.76	0.82	0.78	1916
Precisión: 0.8194154488517745				

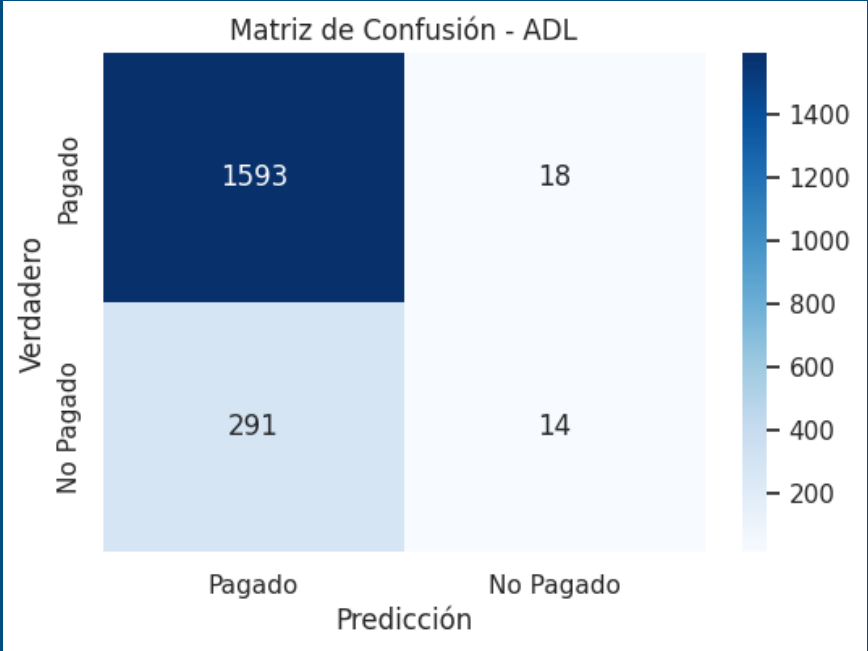


Precisión del 85% para la clase 0 (pagado) y del 29% para la clase 1 (no pagado). El recall es del 96% para la clase 0 y solo del 9% para la clase 1, indicando un mejor rendimiento en la identificación de pagos. El F1-score para la clase 0 es 0.90, sugiriendo un buen equilibrio, mientras que para la clase 1 es 0.14, reflejando un bajo rendimiento. La exactitud general del modelo es del 82%, aunque esta métrica puede ser engañosa en conjuntos de datos desbalanceados. Las medias macro de precisión, recall y F1-score son 0.57, 0.52 y 0.52 respectivamente, mientras que las medias ponderadas son 0.76, 0.82 y 0.78, proporcionando una visión más equilibrada del rendimiento del modelo.

Matriz de Confusión : **Verdaderos Positivos (TP):** 1542 (predicciones correctas de la clase 0) - **Falsos Positivos (FP):** 69 (predicciones incorrectas de la clase 0)- **Falsos Negativos (FN):** 277 (predicciones incorrectas de la clase 1) **Verdaderos Negativos (TN):** 28 (predicciones correctas de la clase 1)

Análisis del Discriminante Lineal:

Análisis del Discriminante Lineal:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.85	0.99	0.91	1611
1	0.44	0.05	0.08	305
accuracy			0.84	1916
macro avg	0.64	0.52	0.50	1916
weighted avg	0.78	0.84	0.78	1916
Precisión: 0.8387265135699373				

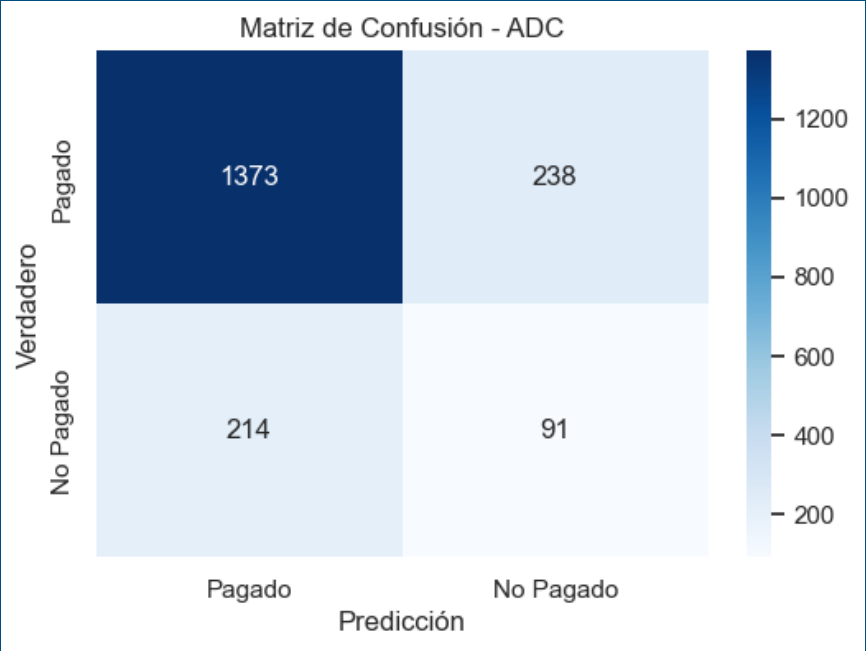


Precisión es del 85% para la clase 0 (pagado) y del 44% para la clase 1 (no pagado). En términos de recall, el modelo identifica correctamente el 99% de los casos de la clase 0, pero solo el 5% de los casos de la clase 1. El F1-score es de 0.91 para la clase 0, indicando un buen equilibrio, pero es de solo 0.08 para la clase 1, lo que sugiere un pobre rendimiento en esta clase. La exactitud general del modelo es del 84%. Las medias macro y ponderada reflejan que el rendimiento del modelo es sensible al desbalanceo de clases, con la media macro de precision en 0.64, recall en 0.52 y F1-score en 0.50, mientras que las medias ponderadas son más altas debido al soporte de cada clase.

Matriz de Confusión : Verdaderos Positivos (TP): 1593 (predicciones correctas de la clase 0) - Falsos Positivos (FP): 18 (predicciones incorrectas de la clase 0) - Falsos Negativos (FN):291 (predicciones incorrectas de la clase 1) - Verdaderos Negativos (TN): (predicciones correctas de la clase 1)

Análisis del Discriminante Cuadrático

Análisis del Discriminante Cuadrático:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.87	0.85	0.86	1611
1	0.28	0.30	0.29	305
accuracy			0.76	1916
macro avg	0.57	0.58	0.57	1916
weighted avg	0.77	0.76	0.77	1916
Precisión: 0.7640918580375783				

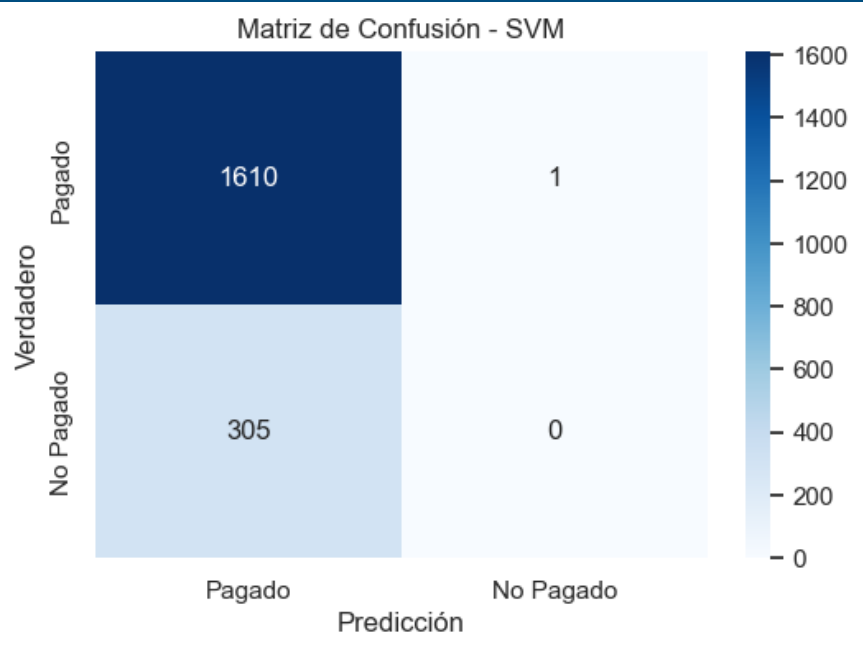


Precisión del 87% para la clase 0 (pagado) y del 28% para la clase 1 (no pagado). El recall es del 85% para la clase 0 y del 30% para la clase 1, indicando un mejor desempeño en la identificación de pagos. El F1-score para la clase 0 es 0.86, sugiriendo un buen equilibrio, mientras que para la clase 1 es 0.29, reflejando un rendimiento limitado. La exactitud general del modelo es del 76%. Las medias macro de precisión, recall y F1-score son 0.57, 0.58 y 0.57 respectivamente, mientras que las medias ponderadas son 0.77, 0.76 y 0.77, proporcionando una visión más equilibrada del rendimiento del modelo.

Matriz de Confusión: Verdaderos Positivos (TP): 1373 (predicciones correctas de la clase 0) - Falsos Positivos (FP): 238 (predicciones incorrectas de la clase 0) - Falsos Negativos (FN): 214 (predicciones incorrectas de la clase 1) - Verdaderos Negativos (TN): 91 (predicciones correctas de la clase 1)

Máquina de Soporte Vectorial

Máquina de Soporte Vectorial:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.84	1.00	0.91	1611
1	0.00	0.00	0.00	305
accuracy			0.84	1916
macro avg	0.42	0.50	0.46	1916
weighted avg	0.71	0.84	0.77	1916
Precisión: 0.8402922755741128				



Precisión del 84% para la clase 0 (pagado), pero del 0% para la clase 1 (no pagado), lo que indica que no se hacen predicciones correctas para esta clase. El recall es del 100% para la clase 0 y del 0% para la clase 1, mostrando una identificación completa de los casos de la clase 0 y ninguna para la clase 1. El F1-score para la clase 0 es 0.91, sugiriendo un buen equilibrio entre precisión y recall, mientras que para la clase 1 es 0.00, reflejando un desempeño nulo. La exactitud general del modelo es del 84%. Las medias macro de precisión, recall y F1-score son 0.42, 0.50 y 0.46 respectivamente, mientras que las medias ponderadas son 0.71, 0.84 y 0.77, proporcionando una visión más equilibrada del rendimiento del modelo.

Matriz de Confusión: - **Verdaderos Positivos (TP):** 1610 (predicciones correctas de la clase 0) - **Falsos Positivos (FP):** 1 (predicciones incorrectas de la clase 0) - **Falsos Negativos (FN):** 305 (predicciones incorrectas de la clase 1) - **Verdaderos Negativos (TN):** 0 (predicciones correctas de la clase 1)

Análisis Comparativo de Modelos de Clasificación

Modelo	Precisión Clase 0	Precisión Clase 1	Recall Clase 0	Recall Clase 1	F1-score Clase 0	F1-score Clase 1	Exactitud	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1-score	Ponderada Precision	Ponderada Recall	Ponderada F1-score
Bayesiano Ingenuo	85%	29%	96%	9%	0.90	0.14	82%	0.57	0.52	0.52	0.76	0.82	0.78
Discriminante Lineal	85%	44%	99%	5%	0.91	0.08	84%	0.64	0.52	0.50	0.79	0.84	0.77
Discriminante Cuadrático	87%	28%	85%	30%	0.86	0.29	76%	0.57	0.58	0.57	0.77	0.76	0.77
Máquina de Soporte Vectorial	84%	0%	100%	0%	0.91	0.00	84%	0.42	0.50	0.46	0.71	0.84	0.77

- 1. Bayesiano Ingenuo:** Muestra un buen rendimiento general con una exactitud del 82%, aunque tiene dificultades para identificar correctamente la clase 1 (no pagado). La alta precisión y recall para la clase 0 (pagado) lo hacen adecuado para escenarios donde es crucial identificar pagos correctamente.
- 2. Discriminante Lineal:** Tiene la mayor precisión y recall para la clase 0, con una exactitud general del 84%. Sin embargo, su rendimiento en la clase 1 es pobre, lo que sugiere que podría no ser adecuado para conjuntos de datos desbalanceados sin ajustes adicionales.

Análisis Comparativo de Modelos de Clasificación

Modelo	Precisión Clase 0	Precisión Clase 1	Recall Clase 0	Recall Clase 1	F1-score Clase 0	F1-score Clase 1	Exactitud	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1-score	Ponderada Precision	Ponderada Recall	Ponderada F1-score
Bayesiano Ingenuo	85%	29%	96%	9%	0.90	0.14	82%	0.57	0.52	0.52	0.76	0.82	0.78
Discriminante Lineal	85%	44%	99%	5%	0.91	0.08	84%	0.64	0.52	0.50	0.79	0.84	0.77
Discriminante Cuadrático	87%	28%	85%	30%	0.86	0.29	76%	0.57	0.58	0.57	0.77	0.76	0.77
Máquina de Soporte Vectorial	84%	0%	100%	0%	0.91	0.00	84%	0.42	0.50	0.46	0.71	0.84	0.77

3. Discriminante Cuadrático: Aunque tiene una precisión moderada en ambas clases, su exactitud general es menor (76%). La mejor identificación de la clase 1 comparado con otros modelos lo hace una opción equilibrada, pero puede requerir más ajustes.

4. Máquina de Soporte Vectorial: Presenta un rendimiento excelente en la clase 0 con una exactitud del 84%, pero no identifica ningún caso de la clase 1, lo que es inaceptable para aplicaciones donde la identificación de no pagos es crítica.



¡Gracias por su atención!