



ITSRLL
INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR
DE LA REGIÓN DE LOS LLANOS

Ingeniería Mecatrónica

PROGRAMACIÓN AVANZADA

Enero – Junio 2025
M.C. Osbaldo Aragón Banderas

Competencia:

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Actividad número:

Nombre de actividad:

U2A3. (10%) NOTEBOOK: Análisis de Datos
Aplicables al Teorema de Naïve Bayes

Actividad realizada por:

Muñiz Galvan Bryam
21030021

Guadalupe Victoria, Durango

Fecha de entrega:

08	03	2025
----	----	------

NOTEBOOK: Análisis de Datos

Aplicables al Teorema de Naïve Bayes

Objetivo

El propósito de esta actividad es que los estudiantes busquen, seleccionen y analicen un conjunto de datos en Kaggle o en otra fuente confiable, aplicando el algoritmo de Naïve Bayes para resolver un problema de clasificación. Además, deberán presentar los resultados y conclusiones obtenidas, relacionándolos con la teoría del Teorema de Bayes.

Teorema de Naïve Bayes

El Teorema de Bayes es un principio fundamental de la probabilidad que describe la forma en que se actualizan las probabilidades de un evento o hipótesis, basándose en nueva evidencia o datos. En términos simples, el teorema establece cómo calcular la probabilidad de un evento A dado que ha ocurrido un evento B, en función de las probabilidades previas de ambos eventos y de la probabilidad de que B ocurra dado A.

Matemáticamente, el teorema se expresa como:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)}$$

donde:

- $P(A|B)$ es la probabilidad de que ocurra A dado que ocurrió B (probabilidad posterior).
- $P(B|A)$ es la probabilidad de que ocurra B dado que ocurrió A (probabilidad verosímil).
- $P(A)$ es la probabilidad a priori de que ocurra A.
- $P(B)$ es la probabilidad total de que ocurra B.

Clasificador Naïve Bayes

El clasificador Naïve Bayes es un modelo probabilístico utilizado para clasificación basado en el Teorema de Bayes. Se llama "naïve" porque asume de manera simplificada que las características (o variables) del conjunto de datos son independientes entre sí, lo cual rara vez es cierto en la realidad. A pesar de esta simplificación, el modelo a menudo funciona sorprendentemente bien.

La idea básica de Naïve Bayes es que, dado un conjunto de características $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, el objetivo es calcular la probabilidad de que una observación pertenezca a una clase C , es decir, calcular $P(C | X)$. Usando el Teorema de Bayes, esto se calcula como:

$$P(C_k|X) = \frac{P(X|C_k)P(C_k)}{P(X)}$$

Donde:

- $P(C_k|X)$ es la probabilidad posterior, es decir, la probabilidad de que una observación pertenezca a la clase C_k dado el conjunto de características X .
- $P(X|C_k)$ es la verosimilitud, que representa la probabilidad de observar los datos X si se sabe que la clase es C_k .
- $P(C_k)$ es la probabilidad a priori, que indica la frecuencia con la que aparece la clase C_k en el conjunto de datos antes de observar cualquier característica.
- $P(X)$ es la probabilidad total de los datos X , que actúa como un factor de normalización para garantizar que la probabilidad posterior sea válida.

En Naïve Bayes, debido a la asunción de independencia entre las características, podemos simplificar la verosimilitud $P(X | C)$ como el producto de las probabilidades de las características individuales:

$$P(X | C) = P(X_1 | C)P(X_2 | C) \dots P(X_n | C)$$

Casos de usos reales

El clasificador Naïve Bayes se utiliza en diversos campos debido a su simplicidad y efectividad en la clasificación de grandes volúmenes de datos. Algunos casos de uso comunes son:

- **Filtrado de Spam:** Clasificación de correos electrónicos como spam o no spam.
- **Clasificación de Sentimientos:** Análisis de sentimientos en reseñas o comentarios en redes sociales.
- **Diagnóstico Médico:** Predicción de enfermedades basadas en síntomas.
- **Reconocimiento de Texto:** Categorizar consultas en motores de búsqueda o sistemas de reconocimiento de voz.
- **Clasificación de Documentos:** Clasificación de artículos en categorías como deportes, política, entretenimiento, etc.

Búsqueda y Selección de Datos en Kaggle

- Acceder a Kaggle (<https://www.kaggle.com/>) y buscar un conjunto de datos adecuado para clasificación con Naïve Bayes.
- Seleccionar un dataset que tenga una columna de salida categórica (0/1 o múltiples clases) y al menos tres características numéricas o categóricas.

Justificación de la selección

Naïve Bayes Project: Predicción de pérdida de clientes bancarios

El conjunto de datos es adecuado para la predicción de la deserción de clientes mediante técnicas de clasificación por diversas razones. En primer lugar, la variable "Exited" es binaria (1 = sí, 0 = no), lo que hace que el conjunto de datos sea perfecto para modelos de clasificación. El objetivo es predecir si un cliente abandonará o permanecerá en la empresa, lo cual se ajusta bien a técnicas como regresión logística, árboles de decisión o máquinas de soporte vectorial (SVM).

Además, el conjunto de datos incluye tanto variables numéricas como categóricas, como "Age", "CreditScore", "Balance" y "EstimatedSalary" (numéricas), y "Geography" y "Gender" (categóricas). Esta mezcla de tipos de variables permite aplicar diferentes técnicas de preprocesamiento de datos, como normalización, codificación (por ejemplo, One-Hot Encoding), y transformación de características, lo cual puede mejorar la calidad del modelo.

Las variables como "CreditScore", "Balance" y "EstimatedSalary" están directamente relacionadas con el comportamiento financiero de los clientes y su capacidad para pagar o mantenerse en la empresa. Asimismo, "Age" puede ser un factor relevante en la predicción de la deserción, ya que diferentes grupos de edad pueden tener distintos comportamientos en cuanto a la lealtad a la empresa.

La variable "Tenure", que indica el tiempo que un cliente ha estado con la empresa, es una característica importante. Los clientes con mayor antigüedad podrían ser menos propensos a abandonar la empresa, lo que puede ayudar al modelo a identificar clientes más leales.

Las variables "Geography" y "Gender" ofrecen información sobre las características demográficas de los clientes, lo que puede ser útil para detectar patrones relacionados con la deserción. Por ejemplo, la deserción podría ser más alta en ciertas regiones geográficas o entre ciertos géneros, lo que podría informar las estrategias de retención.

Con 9,996 registros, el conjunto de datos es lo suficientemente grande como para entrenar un modelo de clasificación de manera efectiva, sin sobreajustarse a los datos de entrenamiento. Esto permite evaluar el modelo de manera precisa y generalizar a nuevos clientes.

Este conjunto de datos refleja el comportamiento real de los clientes en un entorno empresarial, lo que lo hace altamente relevante para aplicaciones prácticas. Predecir la deserción de clientes es crucial para la toma de decisiones dentro de la

empresa, como diseñar estrategias de retención o identificar factores de riesgo asociados con la deserción.

Análisis de resultados

¿Qué precisión tiene el modelo?

El modelo final tiene una precisión del 70%, lo que indica que el 70% de las predicciones fueron correctas. Aunque ha mejorado con respecto a versiones anteriores, todavía hay margen de mejora, especialmente en la detección de clientes que abandonan.

¿Cuáles fueron los errores más comunes en la clasificación?

Los principales errores fueron los falsos negativos, es decir, clientes que el modelo predijo que se quedarían, pero en realidad se fueron. Además, la precisión para la clase "Exited (1)" fue solo del 37%, lo que muestra dificultades en la detección de estos clientes. La principal causa es el desbalance de clases, ya que solo el 20% de los clientes han abandonado, haciendo que el modelo favorezca la predicción de la clase mayoritaria ("No Exited").

¿Qué conclusiones se pueden extraer del análisis?

El factor más importante en la predicción de abandono es la edad y la actividad del cliente, mientras que el salario y el género no influyen significativamente. A pesar de un accuracy del 70%, la baja precisión en la clase "Exited (1)" indica que el modelo aún no es totalmente fiable para detectar clientes que se irán.

Comparar los resultados con las expectativas iniciales y discutir posibles mejoras

Inicialmente se esperaba que factores como el salario o la puntuación de crédito fueran determinantes en la salida de clientes, pero el análisis demostró que la edad y la actividad tienen mayor peso. Para mejorar el modelo, se pueden aplicar técnicas de balanceo de datos como SMOTE, probar modelos más avanzados como

Random Forest o XGBoost, optimizar hiperparámetros y considerar nuevas variables que ayuden a capturar mejor los patrones de abandono.

Naïve Bayes Project: Predicción de pérdida de clientes bancarios

1. Datasheet (Descripción del Conjunto de Datos)

El conjunto de datos representa la información de 9996 clientes de una compañía, con el objetivo de predecir si un cliente **abandonó** (**Exited = 1**) o **permaneció** (**Exited = 0**) en la empresa. Cada registro corresponde a un cliente único, con datos demográficos, financieros y de historial dentro de la empresa.

Variables (Features y Target)

Variable	Descripción	Tipo
CustomerId	Identificador único de cada cliente.	Númérico (ID)
Surname	Apellido del cliente.	Catagórica
CreditScore	Puntuación de crédito del cliente (entre 0 y 1000).	Númérico
Geography	País de residencia del cliente (por ejemplo, Francia, Alemania, España).	Catagórica
Gender	Género del cliente: Male o Female (posteriormente codificable como 1 = Male, 0 = Female).	Catagórica
Age	Edad del cliente en años.	Númérico
Tenure	Antigüedad del cliente en la compañía (en años).	Númérico
Balance	Saldo actual en la cuenta bancaria del cliente.	Númérico
HasCrCard	Indica si el cliente tiene una tarjeta de crédito (1 = sí, 0 = no).	Binaria
IsActiveMember	Indica si el cliente es un miembro activo de la compañía (1 = sí, 0 = no).	Binaria
EstimatedSalary	Salario estimado anual del cliente.	Númérico
Exited	Variable objetivo (Target), indica si el cliente dejó la compañía (1 = sí, 0 = no).	Binaria

Objetivo

El objetivo es utilizar el algoritmo de **Naïve Bayes** para predecir si un cliente **abandonará o no** la compañía (variable objetivo **Exited**), a partir de sus características personales, financieras y de historial.

Nota sobre el preprocesamiento

- La variable **Gender** se puede convertir a numérica:
 - Male ➡ 1
 - Female ➡ 0
- La variable **Geography** se puede codificar usando **One-Hot Encoding** o **Label Encoding**, según el algoritmo.
- Variables como **CustomerId** se pueden eliminar porque no aportan valor predictivo.

In [308..

```
# Importamos las librerías
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px
import plotly.io as pio
import itertools

from plotly.offline import init_notebook_mode
init_notebook_mode(connected = True)
```



```
In [309..
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, KFold, cross_val_score
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn import metrics
```

```
In [310..
data = pd.read_csv('Churn_Modelling.csv')
print(f" shape: {data.shape}")
data.head()
```

shape: (9998, 12)

```
Out[310..
Customer
ID      Surname  CreditScore  Geography  Gender  Age  Tenure  Balance  HasCrCard  IsActiveMember  EstimatedSalary  Exited
0    15634602   Hargrave      619      France  Female  42.0    2      0.00         1           1      101348.88      1
1    15647311     Hill      608      Spain  Female  41.0    1    83807.86         0           1      112542.58      0
2    15619304     Onio      502      France  Female  42.0    8    159660.80         1           0      113931.57      1
3    15701354     Boni      699      France  Female  39.0    1       0.00         0           0       93826.63      0
4    15574012      Chu      645      Spain   Male   44.0    8    113755.78         1           0      149756.71      1
```

```
In [311..
df = pd.DataFrame(data)
df
```

```
Out[311..
Customer
ID      Surname  CreditScore  Geography  Gender  Age  Tenure  Balance  HasCrCard  IsActiveMember  EstimatedSalary  Exi
0    15634602   Hargrave      619      France  Female  42.0    2      0.00         1           1      101348.88
1    15647311     Hill      608      Spain  Female  41.0    1    83807.86         0           1      112542.58
2    15619304     Onio      502      France  Female  42.0    8    159660.80         1           0      113931.57
3    15701354     Boni      699      France  Female  39.0    1       0.00         0           0       93826.63
4    15574012      Chu      645      Spain   Male   44.0    8    113755.78         1           0      149756.71
...
9993  15584532      Liu      709      France  Female  36.0    7       0.00         0           1       42085.58
9994  15682355  Sabbatini      772      Germany  Male   42.0    3    75075.31         1           0       92888.52
9995  15682355  Sabbatini      772      Germany  Male   42.0    3    75075.31         1           0       92888.52
9996  15628319   Walker      792      France  Female  28.0    4    130142.79         1           0       38190.78
9997  15628319   Walker      792      France  Female  28.0    4    130142.79         1           0       38190.78
```

9998 rows × 12 columns

```
In [312..
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 9998 entries, 0 to 9997
Data columns (total 12 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   Customer ID     9998 non-null   int64
1   Surname         9998 non-null   object
2   CreditScore     9998 non-null   int64
3   Geography       9998 non-null   object
4   Gender          9998 non-null   object
5   Age            9998 non-null   float64
6   Tenure         9998 non-null   int64
7   Balance        9998 non-null   float64
8   HasCrCard      9998 non-null   int64
9   IsActiveMember 9998 non-null   int64
10  EstimatedSalary 9998 non-null   float64
11  Exited         9998 non-null   int64
dtypes: float64(3), int64(6), object(3)
memory usage: 937.4+ KB
```

3. Preparación del Dataset

```
In [313]: df.isnull().sum().to_frame('NaN value')
```

Out[313]:

	NaN value
Customer ID	0
Surname	0
CreditScore	0
Geography	0
Gender	0
Age	0
Tenure	0
Balance	0
HasCrCard	0
IsActiveMember	0
EstimatedSalary	0
Exited	0

```
In [314]: for col in df:
          print(f" {col}: {df[col].nunique()}")
```

Customer ID: 9996
Surname: 2932
CreditScore: 468
Geography: 3
Gender: 2
Age: 73
Tenure: 11
Balance: 6379
HasCrCard: 2
IsActiveMember: 2
EstimatedSalary: 9995
Exited: 2

```
In [315]: df.describe(include = [np.number]).T
```

Out[315]:

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Customer ID	9998.0	1.569094e+07	71923.987928	15565701.00	15628537.00	15690732.00	1.575323e+07	15815690.00
CreditScore	9998.0	6.505296e+02	96.633003	350.00	584.00	652.00	7.180000e+02	850.00
Age	9998.0	3.892029e+01	10.487986	18.00	32.00	37.00	4.400000e+01	92.00
Tenure	9998.0	5.013003e+00	2.892152	0.00	3.00	5.00	7.000000e+00	10.00
Balance	9998.0	7.648149e+04	62393.187035	0.00	0.00	97173.29	1.276414e+05	250898.09
HasCrCard	9998.0	7.055411e-01	0.455822	0.00	0.00	1.00	1.000000e+00	1.00
IsActiveMember	9998.0	5.148030e-01	0.499806	0.00	0.00	1.00	1.000000e+00	1.00
EstimatedSalary	9998.0	1.000998e+05	57510.939962	11.58	50983.75	100218.21	1.493959e+05	199992.48
Exited	9998.0	2.038408e-01	0.402872	0.00	0.00	0.00	0.000000e+00	1.00

```
In [316]: df.describe(include = [object]).T
```

Out[316]:

	count	unique	top	freq
Surname	9998	2932	Smith	32
Geography	9998	3	France	5012
Gender	9998	2	Male	5455

In [317..

```
df.describe(include=[float]).T
```

Out[317..

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Age	9998.0	38.920287	10.487986	18.00	32.00	37.00	44.0000	92.00
Balance	9998.0	76481.490819	62393.187035	0.00	0.00	97173.29	127641.4175	250898.09
EstimatedSalary	9998.0	100099.786455	57510.939962	11.58	50983.75	100218.21	149395.8825	199992.48

Análisis de Estadísticas Descriptivas

Edad (Age)

- Entre 18 y 92 años, mediana de 37
- Clientes jóvenes y adultos mayores

Puntaje de crédito (CreditScore)

- Entre 350 y 850, media de 650
- La mayoría tiene puntajes dentro del rango medio-alto

Balance

- Entre 0 y 250,898, mediana de 97,173
- Hay clientes sin saldo y otros con balances altos

Salario Estimado (EstimatedSalary)

- Entre 11 y 199,992, mediana de 100,218
- Gran variación en ingresos, pero tendencia a la media

Miembros Activos (IsActiveMember)

- Distribución casi equitativa (0.51 de media)
- Clientes activos e inactivos en proporciones similares

Clientes que abandonan (Exited - Variable Objetivo)

- Solo el 20% de los clientes abandonan la compañía

Género

- Distribución casi igual entre hombres y mujeres
- Diferencia de solo 118 clientes

Geografía

- Predomina Francia como país con más clientes

Conclusión General

- Variables con rangos muy distintos → Se requiere estandarización o normalización
- CustomerID, Surname y Geography no aportan valor → Pueden eliminarse

Eliminar celdas sin valor "Preparación del Dataset"

In [318..

```
df.drop('Customer ID', axis=1, inplace=True)
```

In [319..

```
df.drop('Surname', axis=1, inplace=True)
```

```
In [328.. df.drop('Geography', axis=1, inplace=True)
df
```

```
Out[328..
```

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	Female	42.0	2	0.00	1	1	101348.88	1
1	608	Female	41.0	1	83807.86	0	1	112542.58	0
2	502	Female	42.0	8	159660.80	1	0	113931.57	1
3	699	Female	39.0	1	0.00	0	0	93826.63	0
4	645	Male	44.0	8	113755.78	1	0	149756.71	1
...
9993	709	Female	36.0	7	0.00	0	1	42085.58	1
9994	772	Male	42.0	3	75075.31	1	0	92888.52	1
9995	772	Male	42.0	3	75075.31	1	0	92888.52	1
9996	792	Female	28.0	4	130142.79	1	0	38190.78	0
9997	792	Female	28.0	4	130142.79	1	0	38190.78	0

9998 rows × 9 columns

```
In [321.. df['Gender'] = df['Gender'].replace(['Male','Female'], [0,1])
df
```

```
Out[321..
```

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	1	42.0	2	0.00	1	1	101348.88	1
1	608	1	41.0	1	83807.86	0	1	112542.58	0
2	502	1	42.0	8	159660.80	1	0	113931.57	1
3	699	1	39.0	1	0.00	0	0	93826.63	0
4	645	0	44.0	8	113755.78	1	0	149756.71	1
...
9993	709	1	36.0	7	0.00	0	1	42085.58	1
9994	772	0	42.0	3	75075.31	1	0	92888.52	1
9995	772	0	42.0	3	75075.31	1	0	92888.52	1
9996	792	1	28.0	4	130142.79	1	0	38190.78	0
9997	792	1	28.0	4	130142.79	1	0	38190.78	0

9998 rows × 9 columns

```
In [322.. df.Age=df.Age.fillna(0)
df.Age=df.Age.astype(int)
df
```

```
Out[322..
```

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	1	42	2	0.00	1	1	101348.88	1
1	608	1	41	1	83807.86	0	1	112542.58	0
2	502	1	42	8	159660.80	1	0	113931.57	1
3	699	1	39	1	0.00	0	0	93826.63	0
4	645	0	44	8	113755.78	1	0	149756.71	1
...
9993	709	1	36	7	0.00	0	1	42085.58	1
9994	772	0	42	3	75075.31	1	0	92888.52	1
9995	772	0	42	3	75075.31	1	0	92888.52	1

9998 rows × 9 columns

```
In [323]: # Función de normalización
def normalize_column(df, column, new_min=0, new_max=1000):
    old_min = df[column].min()
    old_max = df[column].max()
    df[column] = new_min + ((df[column] - old_min) / (old_max - old_min)) * (new_max - new_min)
    return df

# Aplicar la normalización a Balance y EstimatedSalary
df = normalize_column(df, 'Balance', 0, 1000)
df = normalize_column(df, 'EstimatedSalary', 0, 1000)
df
```

```
Out[323]:
```

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	1	42	2	0.000000	1	1	506.734893	1
1	608	1	41	1	334.031479	0	1	562.708739	0
2	502	1	42	8	636.357176	1	0	569.654352	1
3	699	1	39	1	0.000000	0	0	469.120051	0
4	645	0	44	8	453.394364	1	0	748.797160	1
...
9993	709	1	36	7	0.000000	0	1	210.390092	1
9994	772	0	42	3	299.226311	1	0	464.429053	1
9995	772	0	42	3	299.226311	1	0	464.429053	1
9996	792	1	28	4	518.707775	1	0	190.914232	0
9997	792	1	28	4	518.707775	1	0	190.914232	0

9998 rows × 9 columns

```
In [324]: df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 9998 entries, 0 to 9997
Data columns (total 9 columns):
 #   Column          Non-Null Count  Dtype  
---  -
 0   CreditScore     9998 non-null  int64  
 1   Gender         9998 non-null  int64  
 2   Age            9998 non-null  int32  
 3   Tenure         9998 non-null  int64  
 4   Balance        9998 non-null  float64 
 5   HasCrCard      9998 non-null  int64  
 6   IsActiveMember 9998 non-null  int64  
 7   EstimatedSalary 9998 non-null  float64 
 8   Exited         9998 non-null  int64  
dtypes: float64(2), int32(1), int64(6)
memory usage: 664.1 KB
```

```
In [325]: df.describe(include = [np.number]).T
```

```
Out[325]:
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
CreditScore	9998.0	650.529606	96.633003	350.0	584.000000	652.000000	718.000000	850.0
Gender	9998.0	0.454391	0.497940	0.0	0.000000	0.000000	1.000000	1.0
Age	9998.0	38.920184	10.488004	18.0	32.000000	37.000000	44.000000	92.0
Tenure	9998.0	5.013003	2.892152	0.0	3.000000	5.000000	7.000000	10.0
Balance	9998.0	304.830901	248.679402	0.0	0.000000	387.301832	508.73810	1000.0
HasCrCard	9998.0	0.705541	0.455822	0.0	0.000000	1.000000	1.000000	1.0
IsActiveMember	9998.0	0.514803	0.499806	0.0	0.000000	1.000000	1.000000	1.0
EstimatedSalary	9998.0	500.488829	287.582164	0.0	254.885192	501.081003	746.99285	1000.0
Exited	9998.0	0.203841	0.402872	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	1.0

4. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

In [326..

```
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)

# Estilo de gráficos
plt.style.use('seaborn-v0_8')

# Configuración del título
font = {'fontsize': 16, 'fontstyle': 'italic', 'color': 'white', 'weight': 'bold'}
%matplotlib inline

# Crear La figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

# Gráfica KDE con mejoras visuales
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 0, 'EstimatedSalary'], label='No Exited', fill=True, alpha=0.3)
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 1, 'EstimatedSalary'], label='Exited', fill=True, alpha=0.3)

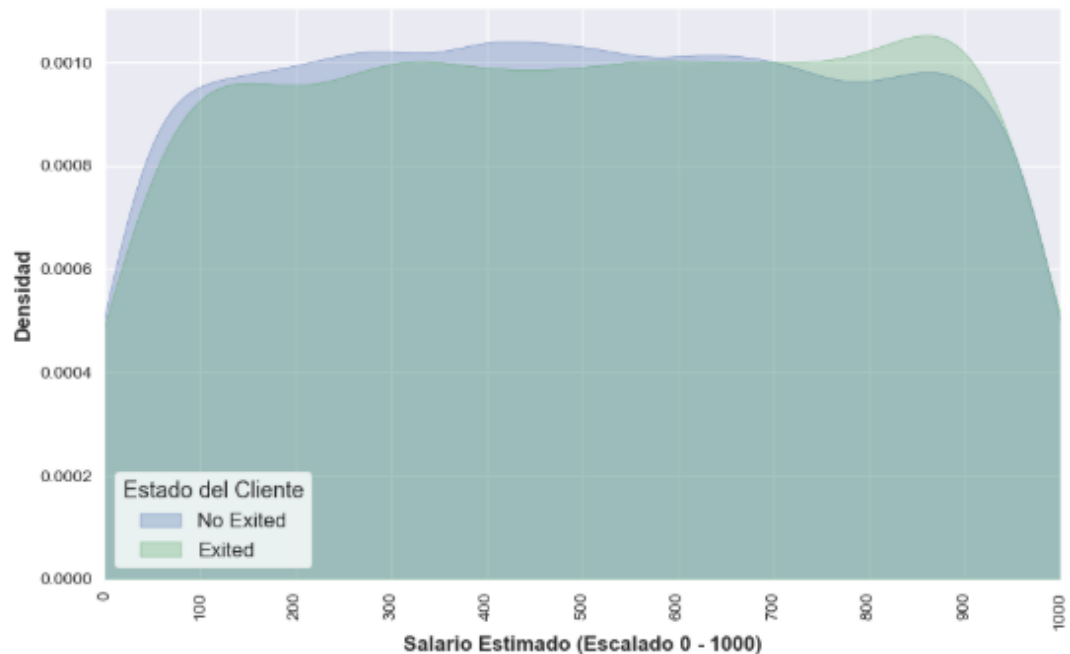
# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE del salario estimado basado en Exited vs No Exited', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('Salario Estimado (Escala 0 - 1000)', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Densidad', fontsize=12, fontweight='bold')

# Ajuste de ejes
plt.xticks(np.arange(0, 1001, 100), rotation=90)
plt.xlim([0, 1000])

# Leyenda con fondo
plt.legend(title='Estado del Cliente', fontsize=12, title_fontsize=13, frameon=True, facecolor='white')

# Mostrar la gráfica
plt.show()
```

KDE del salario estimado basado en Exited vs No Exited



In [327]

```
%matplotlib inline

# Crear La figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

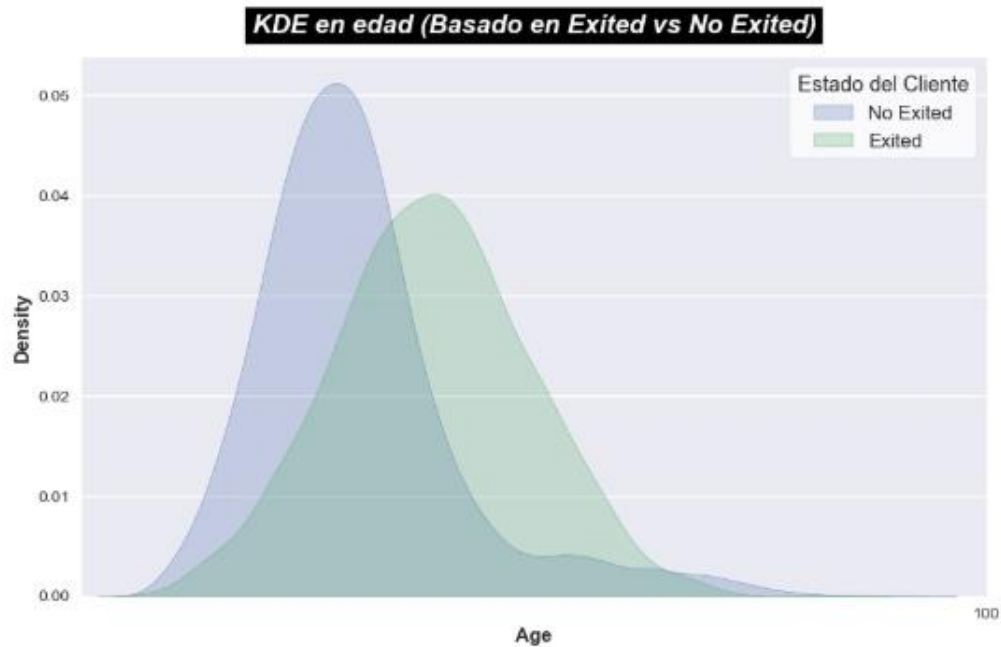
# Gráfica KDE con mejoras visuales
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 0, 'Age'], label='No Exited', fill=True)
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 1, 'Age'], label='Exited', fill=True)

# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE en edad (Basado en Exited vs No Exited)', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('Age', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Density', fontsize=12, fontweight='bold')

# Ajuste de ejes
plt.xticks(np.arange(0, 1001, 100))
plt.xlim([10, 100])

# Leyenda con fondo
plt.legend(title='Estado del Cliente', fontsize=12, title_fontsize=13, frameon=True, facecolor='white')

# Mostrar La gráfica
plt.show()
```



In [328]

```
%matplotlib inline

# Crear La figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

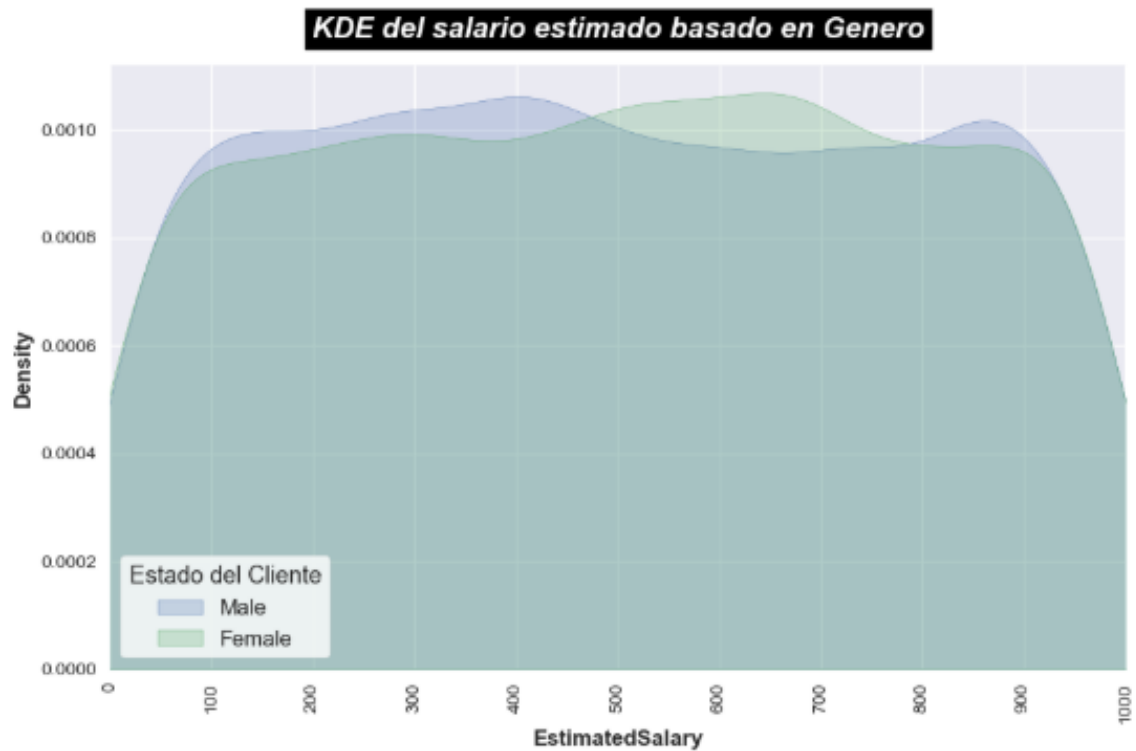
# Gráfica KDE con mejoras visuales
sns.kdeplot(df.loc[df['Gender'] == 0, 'EstimatedSalary'], label='Male', fill=True)
sns.kdeplot(df.loc[df['Gender'] == 1, 'EstimatedSalary'], label='Female', fill=True)

# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE del salario estimado basado en Genero', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('EstimatedSalary', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Density', fontsize=12, fontweight='bold')

# Ajuste de ejes
plt.xticks(np.arange(0, 1001, 100), rotation = 90)
plt.xlim([0, 1001])

# Leyenda con fondo
plt.legend(title='Estado del Cliente', fontsize=12, title_fontsize=13, frameon=True, facecolor='white')

# Mostrar La gráfica
plt.show()
```



In [329..

```
%matplotlib inline

# Crear La figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

# Gráfico KDE con mejoras visuales
sns.kdeplot(df.loc[df['Gender'] == 0, 'Age'], label='Male', fill=True)
sns.kdeplot(df.loc[df['Gender'] == 1, 'Age'], label='Female', fill=True)

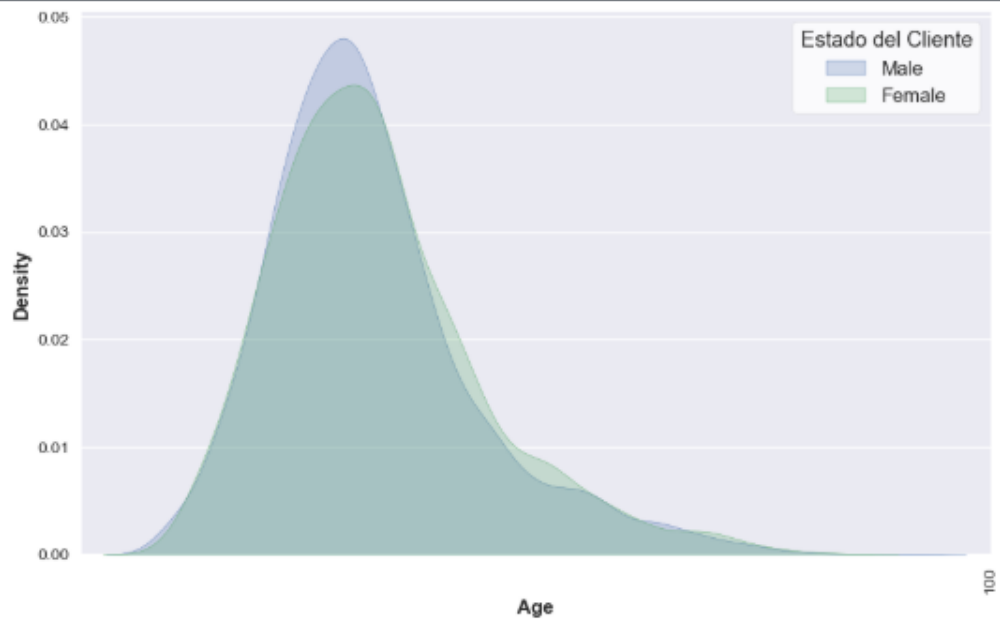
# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE de Edad (Basado en Genero)', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('Age', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Density', fontsize=12, fontweight='bold')

# Ajuste de ejes
plt.xticks(np.arange(0, 1001, 100), rotation = 90)
plt.xlim([10, 100])

# Leyenda con fondo
plt.legend(title='Estado del Cliente', fontsize=12, title_fontsize=13, frameon=True, facecolor='white')

# Mostrar la gráfica
plt.show()
```

KDE de Edad (Basado en Genero)



In [338]:

```
%matplotlib inline

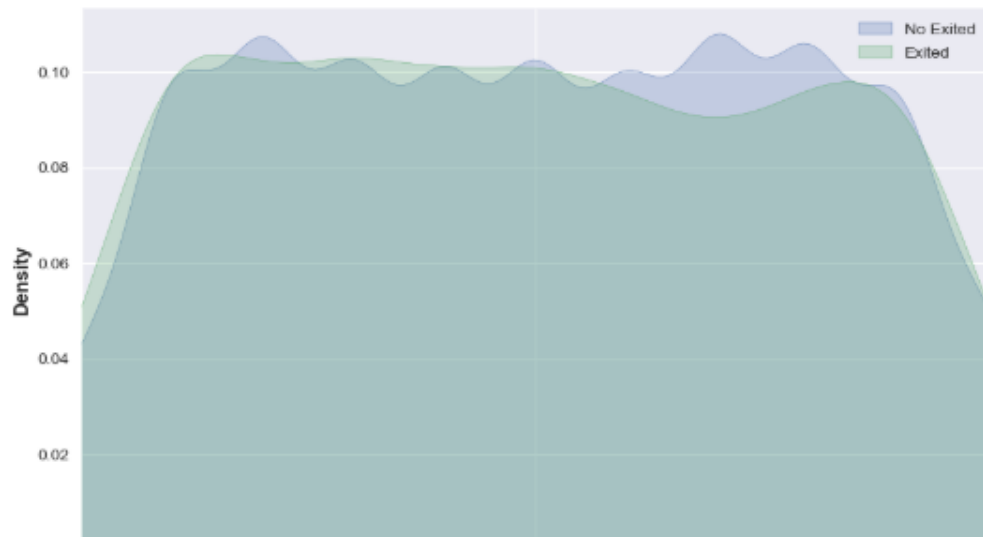
# Crear la figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.style.use('seaborn-v0_8')
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 0, 'Tenure'], label='No Exited', fill=True)
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 1, 'Tenure'], label='Exited', fill=True)

# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE en tenencia(Basado en Exited vs No Exite)', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('Tenure', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Density', fontsize=12, fontweight='bold')

plt.xticks(np.arange(0,70,5))
plt.xlim([0,10])
plt.legend()
plt.show()
```

KDE en tenencia(Basado en Exited vs No Exite)



In [331]

```
%matplotlib inline

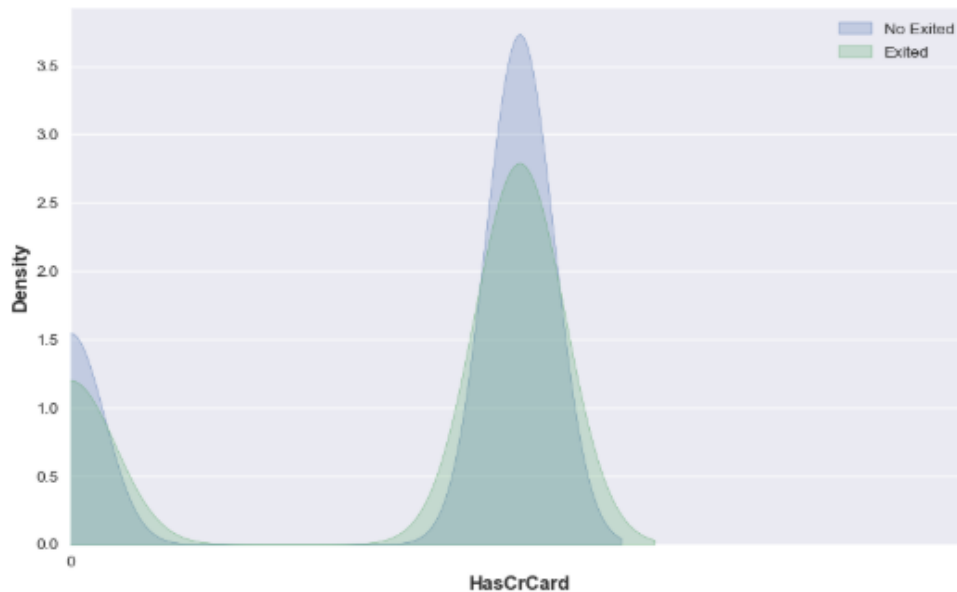
# Crear La figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.style.use('seaborn-v0_8')
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 0, 'HasCrCard'], label='No Exited', fill=True)
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 1, 'HasCrCard'], label='Exited', fill=True)

# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE en HasCrCard(Basado en Exited vs No Exite)', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('HasCrCard', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Density', fontsize=12, fontweight='bold')

plt.xticks(np.arange(0,70,5))
plt.xlim([0,2])
plt.legend()
plt.show()
```

KDE en HasCrCard(Basado en Exited vs No Exite)



In [332]

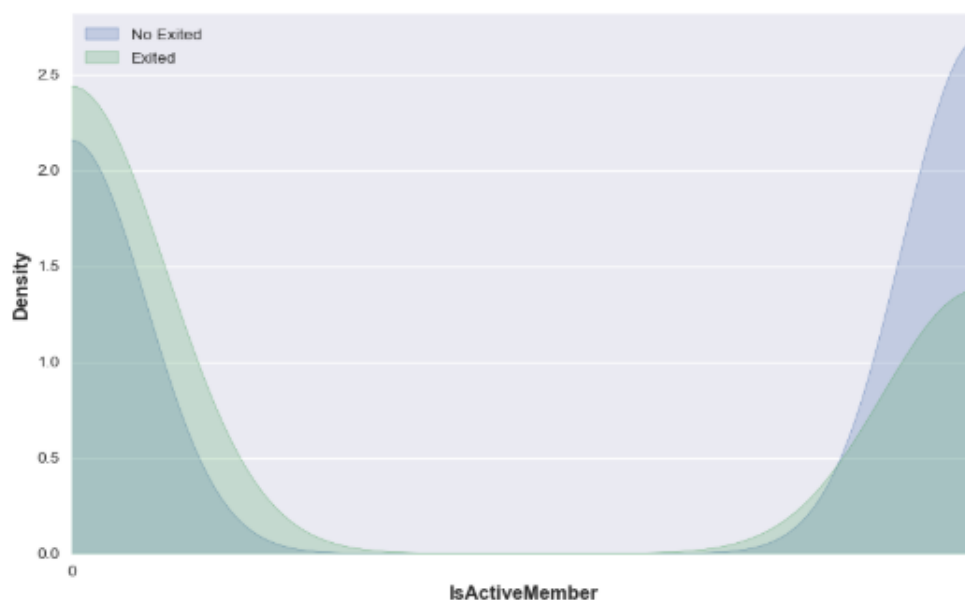
```
%matplotlib inline

# Crear La figura
plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.style.use('seaborn-v0_8')
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 0, 'IsActiveMember'], label='No Exited', fill=True)
sns.kdeplot(df.loc[df['Exited'] == 1, 'IsActiveMember'], label='Exited', fill=True)

# Configuración del título y ejes
plt.title('KDE en HasCrCard(Basado en Exited vs No Exite)', fontdict=font, pad=15, backgroundcolor='black')
plt.xlabel('IsActiveMember', fontsize=12, fontweight='bold')
plt.ylabel('Density', fontsize=12, fontweight='bold')

plt.xticks(np.arange(0,70,5))
plt.xlim([0,1])
plt.legend()
plt.show()
```



Análisis de Distribución KDE

1. KDE del Salario Estimado basado en Exited vs No Exited

- No hay una diferencia significativa en la distribución del salario entre clientes que han salido y los que no.
- El salario estimado no parece ser un factor clave en la retención o abandono de clientes.

2. KDE de Edad basado en Exited vs No Exited

- Los clientes que han salido tienden a ser de mayor edad en comparación con los que se quedan.
- La edad podría influir en la tasa de abandono, con clientes mayores siendo más propensos a salir.

3. KDE del Salario Estimado basado en Género

- La distribución del salario entre hombres y mujeres es similar.
- Esto sugiere que el género no influye significativamente en los ingresos de los clientes.

4. KDE de Edad basado en Género

- Se observa una diferencia en la distribución de la edad según el género.
- Esto podría indicar una variación en la edad promedio de los clientes por género.

5. KDE en Tenencia basado en Exited vs No Exited

- La distribución de la tenencia de cuenta es similar entre clientes que se quedan y los que salen.
- La tenencia no parece ser un factor determinante para la salida del cliente.

6. KDE en HasCrCard basado en Exited vs No Exited

- Se observa una diferencia en la posesión de tarjeta de crédito entre clientes que salen y los que se quedan.
- Sin embargo, la diferencia puede no ser muy marcada.

7. KDE en IsActiveMember basado en Exited vs No Exited

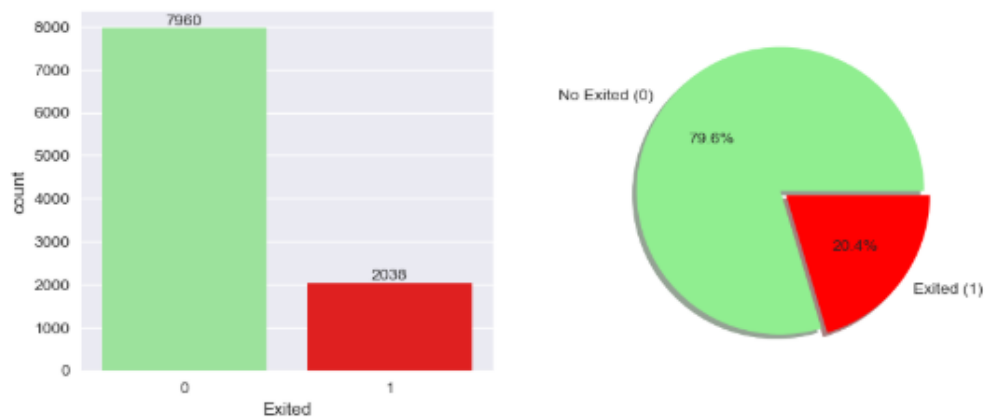
- Los clientes activos tienen menos probabilidades de salir.
- Aquellos que no son miembros activos tienen una mayor tasa de abandono.
- La actividad dentro del banco es un fuerte predictor de la retención de clientes.

4.1 Análisis univariable

```
In [333]: # recuento basada en quienes salieron (gráfico de conteo)
%matplotlib inline
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(10,4))
sns.countplot(data=df, x='Exited', ax=axes[0], palette=['lightgreen', 'red']) # Lightgreen for No Exited, Red for Exited
for container in axes[0].containers:
    axes[0].bar_label(container)

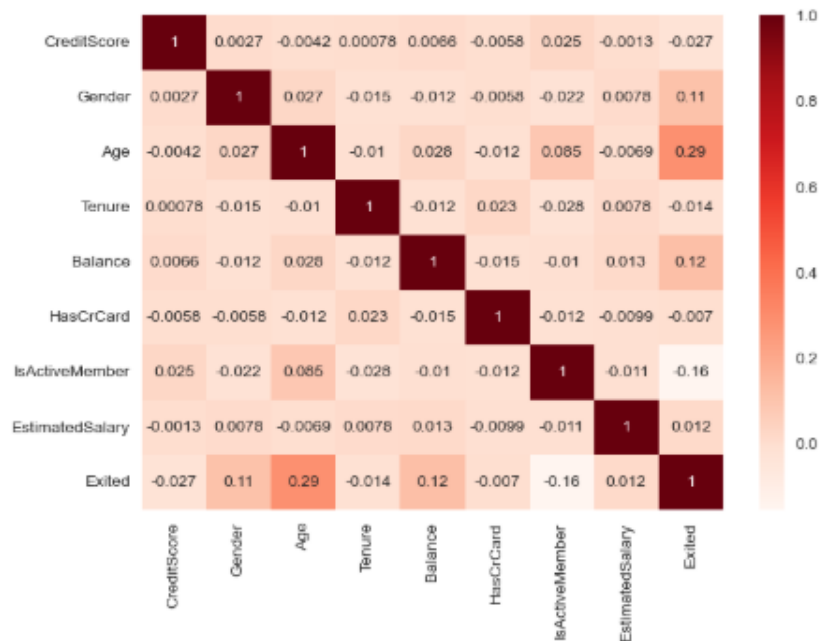
slices = df.Exited.value_counts().values
activities = ['No Exited (0)', 'Exited (1)']
axes[1].pie(slices, labels=activities, colors=['lightgreen', 'red'], shadow=True, explode=[0, 0.05], autopct='%1.1f%%')

plt.suptitle('Conteo de quienes salieron', y=1.09, **font)
plt.show()
```



4.2 Análisis Bivariable

```
In [334]: sns.heatmap(df.corr(), cmap='Reds', annot = True)
plt.suptitle('Conteo de quienes salieron', y = 1.09, x= 0.35, **font)
plt.show()
```



Análisis de la Matriz de Correlación

- La **edad** y la **actividad del cliente** son los factores más relevantes en la retención o salida de clientes.
- El **saldo** y el **género** tienen una influencia menor, pero aún así pueden ser considerados en estrategias de retención.
- Factores como **tenencia**, **tarjeta de crédito** y **salario** no parecen tener un impacto significativo en la decisión de abandonar el banco.

4.3 Análisis Multivariable

```
In [335]: # Crear un gráfico 3D de dispersión
fig = px.scatter_3d(
    data_frame=df, # DataFrame que contiene los datos a graficar
    x='Age', # Eje X: Edad
    y='EstimatedSalary', # Eje Y: Salario estimado
    z='Gender', # Eje Z: Balance (agregado como tercera dimensión)
    color='Exited', # Colorear los puntos según si 'Exited' (si salió o no)
    size='CreditScore', # Tamaño de los puntos basado en 'CreditScore'
    hover_data=['Gender', 'Tenure', 'Exited'], # Datos adicionales que se muestran al pasar el cursor
    template='ggplot2', # Plantilla para el diseño del gráfico
    opacity=0.6, # Opacidad de los puntos (transparencia)
    height=700, # Altura del gráfico
    title=f'Gráfico 3D de Dispersión basado en Edad, Salario Estimado, genero' # Título del gráfico
)

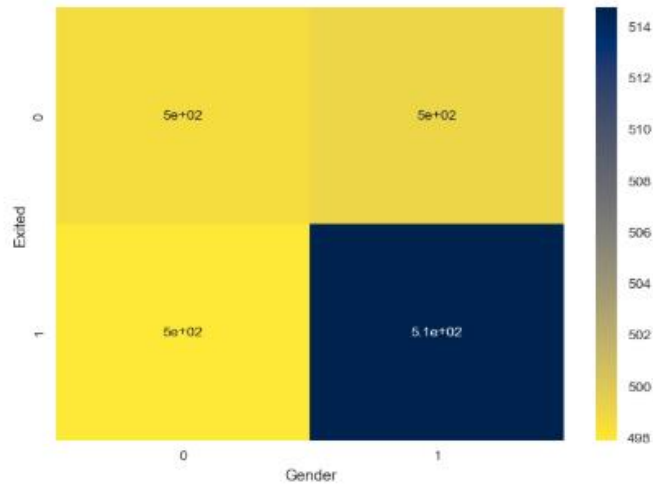
# Mostrar el gráfico
pio.show(fig)
```

```
In [336]: results = pd.pivot_table(data=df, index='Exited', columns='Gender', values='EstimatedSalary')
results.style.background_gradient(cmap='cividis_r')
```

```
Out[336]:
```

Gender	0	1
Exited		
0	498.547851	499.010046
1	497.873843	514.736188

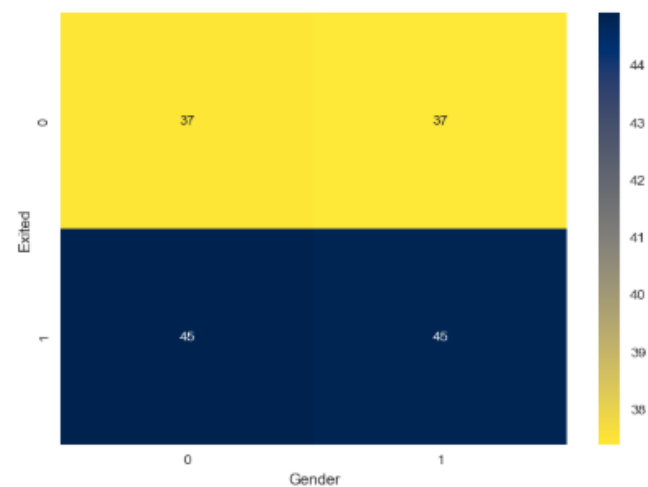
```
In [337.: sns.heatmap(results, cmap='cividis_r', annot=True)
plt.suptitle('Salario estimado por genero y salidas', y=1,x=0.45,**font)
plt.show()
```



```
In [338.: results= pd.pivot_table(data=df, index='Exited', columns='Gender', values= 'Age')
results.style.background_gradient(cmap='cividis_r')
```

```
Out[338.: Gender      0      1
Exited
0  37.425812  37.378085
1  44.902113  44.784899
```

```
In [339.: sns.heatmap(results, cmap='cividis_r', annot=True)
plt.suptitle('Edad por genero y salidas', y=1,x=0.45,**font)
plt.show()
```



```
In [340.: results= pd.pivot_table(data=df, index='Exited', columns='Gender', values= 'CreditScore')
results.style.background_gradient(cmap='cividis_r')
```

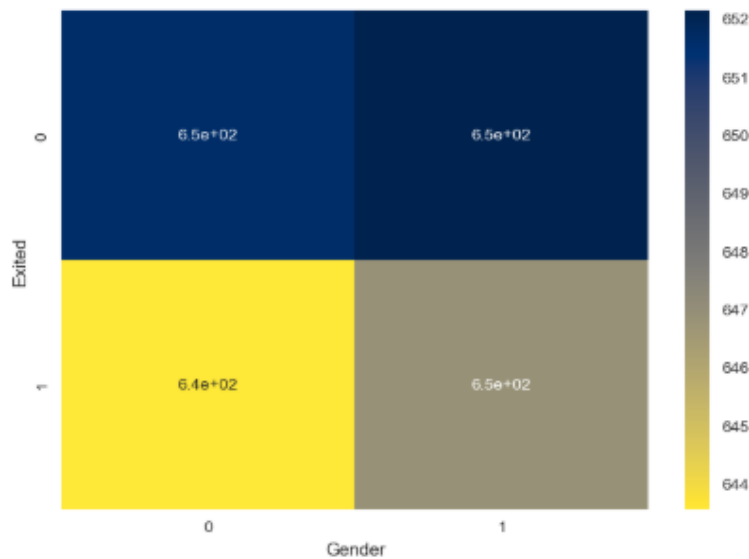
```
Out[340.: Gender      0      1
Exited
0  651.618306  652.135429
1  643.551724  646.883231
```

```
In [348.. results= pd.pivot_table(data=df, index='Exited', columns='Gender', values= 'CreditScore')
results.style.background_gradient(cmap='cividis_r')
```

```
Out[348..
```

Gender	0	1
Exited		
0	651.618306	652.135429
1	643.551724	646.883231

```
In [341.. sns.heatmap(results, cmap='cividis_r', annot= True)
plt.suptitle('CreditScore por genero y salidas', y=1,x=0.45,**font)
plt.show()
```



Análisis de Matrices de Calor

Salario estimado por género y salidas

- Los clientes que **no han salido** (Exited = 0) tienen salarios similares en ambos géneros.
- Los que **han salido** (Exited = 1) presentan salarios ligeramente menores, pero sin grandes diferencias.
- El salario no influye significativamente en la salida de clientes.

Edad por género y salidas

- Los clientes que **permanecen** (Exited = 0) tienen una edad promedio de ~37 años.
- Los que **han salido** (Exited = 1) tienen una edad promedio de ~45 años.
- Los clientes mayores de 45 años tienden a abandonar el banco con mayor frecuencia.

Puntuación de crédito por género y salidas

- Los clientes que **no han salido** tienen puntuaciones de crédito similares en ambos géneros.
- Entre los que **han salido**, los hombres tienen una puntuación de crédito **ligeramente menor** que las mujeres.
- Esto sugiere que la combinación de una puntuación de crédito baja y la edad puede influir en la salida de clientes, especialmente en hombres.

Conclusión General

- La edad es un factor más determinante que el salario en la salida de clientes.
- Los clientes mayores de 45 años tienen mayor probabilidad de irse.
- El género no es un factor clave, pero los hombres con puntuaciones de crédito más bajas parecen tener mayor riesgo de salida.

5. Modelo de Predicción

In [342..

```
df
```

Out[342..

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	1	42	2	0.000000	1	1	506.734893	1
1	608	1	41	1	334.031479	0	1	562.708739	0
2	502	1	42	8	636.357176	1	0	569.654352	1
3	699	1	39	1	0.000000	0	0	469.120051	0
4	645	0	44	8	453.394364	1	0	748.797160	1
...
9993	709	1	36	7	0.000000	0	1	210.390092	1
9994	772	0	42	3	299.226311	1	0	464.429053	1
9995	772	0	42	3	299.226311	1	0	464.429053	1
9996	792	1	28	4	518.707775	1	0	190.914232	0
9997	792	1	28	4	518.707775	1	0	190.914232	0

9998 rows x 9 columns

Como puedes ver, tanto los datos de tipo discreto como continuo están presentes en el conjunto de datos, por lo que, entre los tipos de Naive Bayes, usamos el Naive Bayes Multinomial. Teniendo en cuenta que el rango de las características es muy diferente, como se mencionó anteriormente, estas deben ser estandarizadas primero.

In [343..

```
# Estandarizar el salario estimado y la edad con StandardScaler
df2 = df.copy()
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(18,82)).fit(df[['EstimatedSalary']])
df2['EstimatedSalary'] = scaler.transform(df2['EstimatedSalary'].values.reshape(-1,1))
df2
```

C:\Users\bryan\anaconda3\Lib\site-packages\sklearn\base.py:493: UserWarning:

X does not have valid feature names, but MinMaxScaler was fitted with feature names

Out[343..

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	1	42	2	0.000000	1	1	50.431033	1
1	608	1	41	1	334.031479	0	1	54.013359	0
2	502	1	42	8	636.357176	1	0	54.457879	1
3	699	1	39	1	0.000000	0	0	48.023683	0
4	645	0	44	8	453.394364	1	0	65.923018	1
...
9993	709	1	36	7	0.000000	0	1	31.464966	1
9994	772	0	42	3	299.226311	1	0	47.723459	1
9995	772	0	42	3	299.226311	1	0	47.723459	1
9996	792	1	28	4	518.707775	1	0	30.218511	0
9997	792	1	28	4	518.707775	1	0	30.218511	0

9998 rows x 9 columns


```
In [344.. # Estandarizar el Balance y la edad con StandardScaler
df2 = df.copy()
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(18,82)).fit(df[['Balance']])
df2['Balance'] = scaler.transform(df2['Balance'].values.reshape(-1,1))
df2
```

C:\Users\bryan\anaconda3\Lib\site-packages\sklearn\base.py:493: UserWarning:
X does not have valid feature names, but MinMaxScaler was fitted with feature names

```
Out[344..
```

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	619	1	42	2	18.000000	1	1	506.734893	1
1	608	1	41	1	39.378015	0	1	562.708739	0
2	502	1	42	8	58.726859	1	0	569.654352	1
3	699	1	39	1	18.000000	0	0	469.120051	0
4	645	0	44	8	47.017239	1	0	748.797160	1
...
9993	709	1	36	7	18.000000	0	1	210.390092	1
9994	772	0	42	3	37.150484	1	0	464.429053	1
9995	772	0	42	3	37.150484	1	0	464.429053	1
9996	792	1	28	4	51.197298	1	0	190.914232	0
9997	792	1	28	4	51.197298	1	0	190.914232	0

9998 rows × 9 columns

```
In [345.. # Estandarizar el Balance y la edad con StandardScaler
df2 = df.copy()
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(18,82)).fit(df[['CreditScore']])
df2['CreditScore'] = scaler.transform(df2['CreditScore'].values.reshape(-1,1))
df2
```

C:\Users\bryan\anaconda3\Lib\site-packages\sklearn\base.py:493: UserWarning:
X does not have valid feature names, but MinMaxScaler was fitted with feature names

```
Out[345..
```

	CreditScore	Gender	Age	Tenure	Balance	HasCrCard	IsActiveMember	EstimatedSalary	Exited
0	52.432	1	42	2	0.000000	1	1	506.734893	1
1	51.024	1	41	1	334.031479	0	1	562.708739	0
2	37.456	1	42	8	636.357176	1	0	569.654352	1
3	62.672	1	39	1	0.000000	0	0	469.120051	0
4	55.760	0	44	8	453.394364	1	0	748.797160	1
...
9993	63.952	1	36	7	0.000000	0	1	210.390092	1
9994	72.016	0	42	3	299.226311	1	0	464.429053	1
9995	72.016	0	42	3	299.226311	1	0	464.429053	1
9996	74.576	1	28	4	518.707775	1	0	190.914232	0
9997	74.576	1	28	4	518.707775	1	0	190.914232	0

9998 rows × 9 columns

```
In [346.. # define x (características) e y (objetivo)
x = np.asarray(df2.drop('Exited', axis=1))
y = df2.Exited.values.reshape(-1,1)
```

```
In [346.: # define x (caracteristicas) e y (objetivo)
x = np.asarray(df2.drop('Exited', axis=1))
y = df2.Exited.values.reshape(-1,1)
```

```
In [347.: ACC_test = []
ACC_train = []
Recall = []
Precision = []
F1 = []

def plot_confusion_matrix2(cm, classes,
                           title='Confusion matrix',
                           cmap=plt.cm.Blues):
    """
    This function plots the confusion matrix.
    cm(array): confusion matrix
    classes(dictionary): classes in our target
    """
    plt.figure(figsize=(10,7))
    plt.grid(False)
    plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)
    plt.title(title)
    plt.colorbar()
    tick_marks = np.arange(len(classes))
    plt.xticks(tick_marks, classes, rotation=45)
    plt.yticks(tick_marks, classes)

    fmt = 'd'
    thresh = cm.max() / 2.
    for i, j in itertools.product(range(cm.shape[0]), range(cm.shape[1])):
        plt.text(j, i, format(cm[i, j], fmt),
                 horizontalalignment="center",
                 color="white" if cm[i, j] > thresh else "black")

    plt.ylabel('Actual')
    plt.xlabel('Predicted')
    plt.tight_layout()
    plt.show()

# -----
def modeling(x, y, test_size, classes, is_add=1):

    # split data to train and test
    x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=test_size, random_state=0)
    print(20*'-' , 'Shape', 20*'-' )
    print(f"x_train: {x_train.shape}")
    print(f"y_train: {y_train.shape}")
    print(f"x_test: {x_test.shape}")
    print(f"y_test: {y_test.shape}")

    # define model and fit model
    clf = MultinomialNB()
    clf.fit(x_train, y_train.ravel())

    # prediction and results
    y_pred_train = clf.predict(x_train)
    y_pred_test = clf.predict(x_test)

    cm = metrics.confusion_matrix(y_test, y_pred_test)
    acc_test = metrics.accuracy_score(y_test, y_pred_test)
    acc_train = metrics.accuracy_score(y_train, y_pred_train)
    rec = metrics.recall_score(y_test, y_pred_test)
    pre = metrics.precision_score(y_test, y_pred_test)
    f1 = metrics.f1_score(y_test, y_pred_test)

    # append results
    if is_add == 1:
        ACC_test.append(acc_test)
        ACC_train.append(acc_train)
        Recall.append(rec)
        Precision.append(pre)
        F1.append(f1)

    # Evaluation model
    print('-'*20 , 'Confusion Matrix', '-'*20)
    print(cm)
    plot_confusion_matrix2(cm, classes, title='Confusion matrix', cmap=plt.cm.Blues)

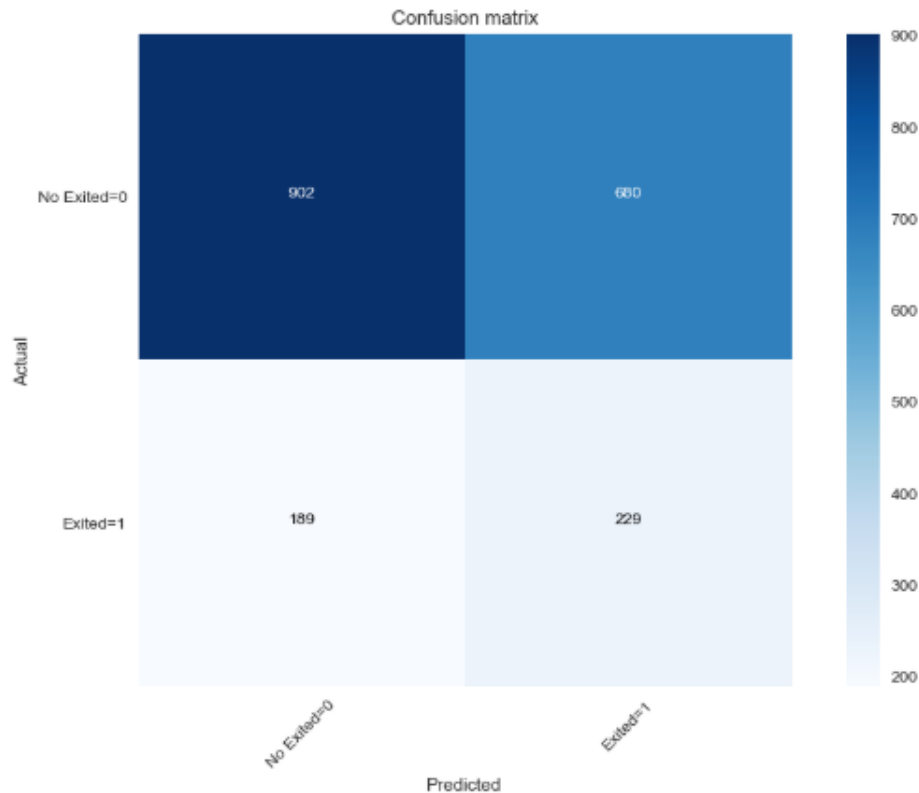
    print('-'*20 , 'Classification Report', '-'*20)
    print(metrics.classification_report(y_test, y_pred_test, target_names=classes), '\n')
    print(f"Jaccard Score: {metrics.jaccard_score(y_test, y_pred_test)}", '\n')
```

```
return clf, acc_test, acc_train
```

In [348]

```
# Ahora crea el primer modelo
clf1, acc_test1, acc_train1 = modeling(x, y, 0.2, ['No Exited=0', 'Exited=1'])
```

```
----- Shape -----
x_train: (7998, 8)
y_train: (7998, 1)
x_test: (2000, 8)
y_test: (2000, 1)
----- Confusion Matrix -----
[[982 680]
 [189 229]]
```



```
----- Classification Report -----
precision    recall  f1-score   support

No Exited=0      0.83      0.57      0.67      1582
Exited=1         0.25      0.55      0.35       418

   accuracy      0.54      0.56      0.51      2000
  macro avg      0.54      0.56      0.51      2000
weighted avg      0.71      0.57      0.61      2000
```

Jaccard Score: 0.28856102803642987

Conclusiones Confusion Matrix y Classification Report

1. **Precisión global:** 57% (desempeño moderado).
2. **Clase "No Exited (0)"**
 - Precisión: 83%
 - Recall: 57% (muchos falsos positivos).
3. **Clase "Exited (1)"**
 - Precisión: 25%
 - Recall: 55% (muchos falsos negativos).

5. Posibles mejoras:

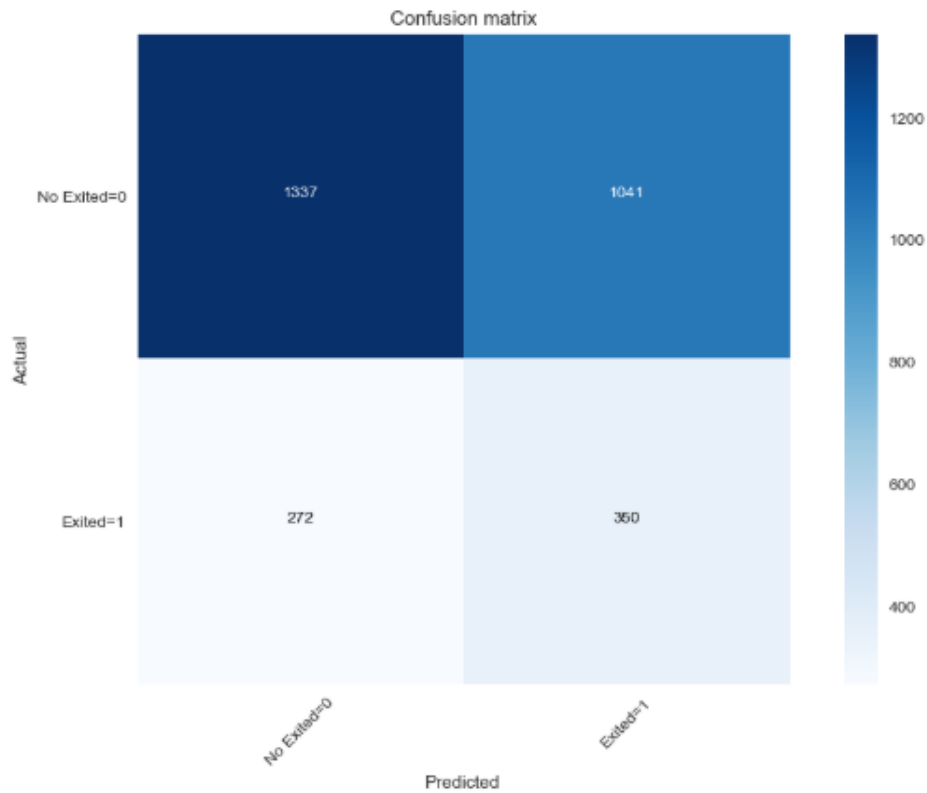
- Balanceo de datos.
- Ajuste de pesos o modelos más avanzados.

Conclusión: El modelo necesita mejoras, especialmente en la detección de clientes que realmente se van.

5. Mejorar el modelo

```
In [349]: # test test_size= 0.3
clf2, acc_test2, acc_train2 = modeling(x, y, 0.3, ['No Exited=0', 'Exited=1'])
```

```
----- Shape -----
x_train: (6998, 8)
y_train: (6998, 1)
x_test: (3000, 8)
y_test: (3000, 1)
----- Confusion Matrix -----
[[1337 1041]
 [ 272  350]]
```



```
----- Classification Report -----
              precision    recall  f1-score   support

No Exited=0      0.83      0.56      0.67       2378
Exited=1         0.25      0.56      0.35        622

   accuracy              0.56       3000
  macro avg              0.54      0.56      0.51       3000
 weighted avg              0.71      0.56      0.60       3000
```

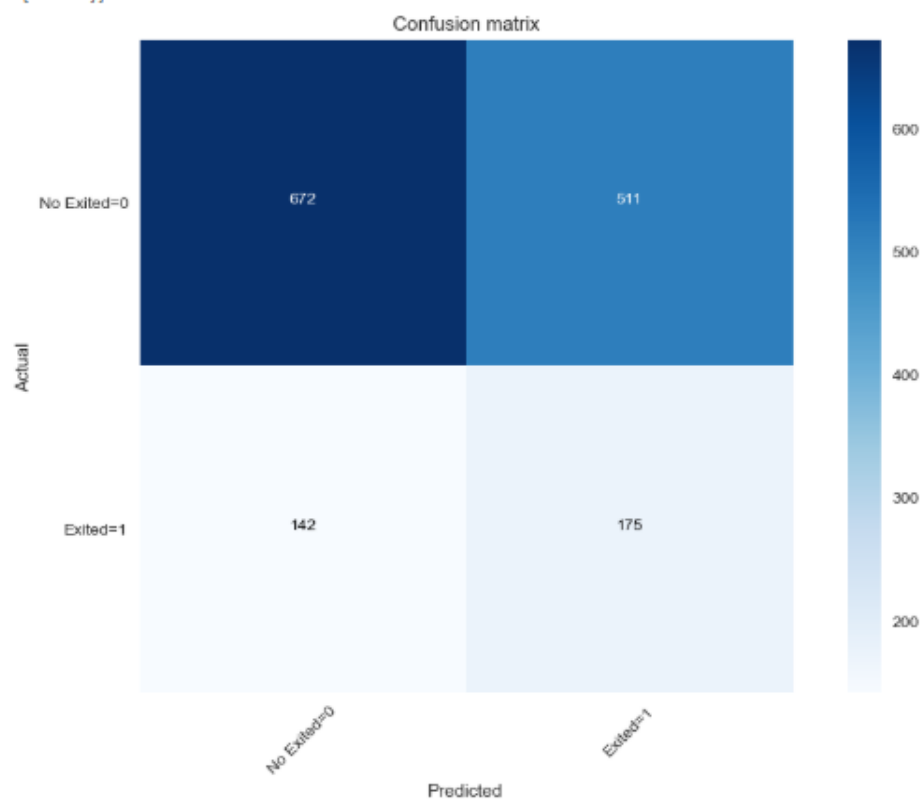
Jaccard Score: 0.21046301864101022

```
In [350]: # test test_size= 0.15
clf2, acc_test2, acc_train2 = modeling(x, y, 0.15, ['No Exited=0', 'Exited=1'])
```

```

----- Shape -----
x_train: (8498, 8)
y_train: (8498, 1)
x_test: (1500, 8)
y_test: (1500, 1)
----- Confusion Matrix -----
[[672 511]
 [142 175]]

```



```

----- Classification Report -----
              precision    recall  f1-score   support

No Exited=0      0.83      0.57      0.67      1183
  Exited=1      0.26      0.55      0.35       317

   accuracy      0.56
  macro avg      0.54      0.56      0.51      1500
weighted avg      0.70      0.56      0.60      1500

```

Jaccard Score: 0.2113526570048309

```

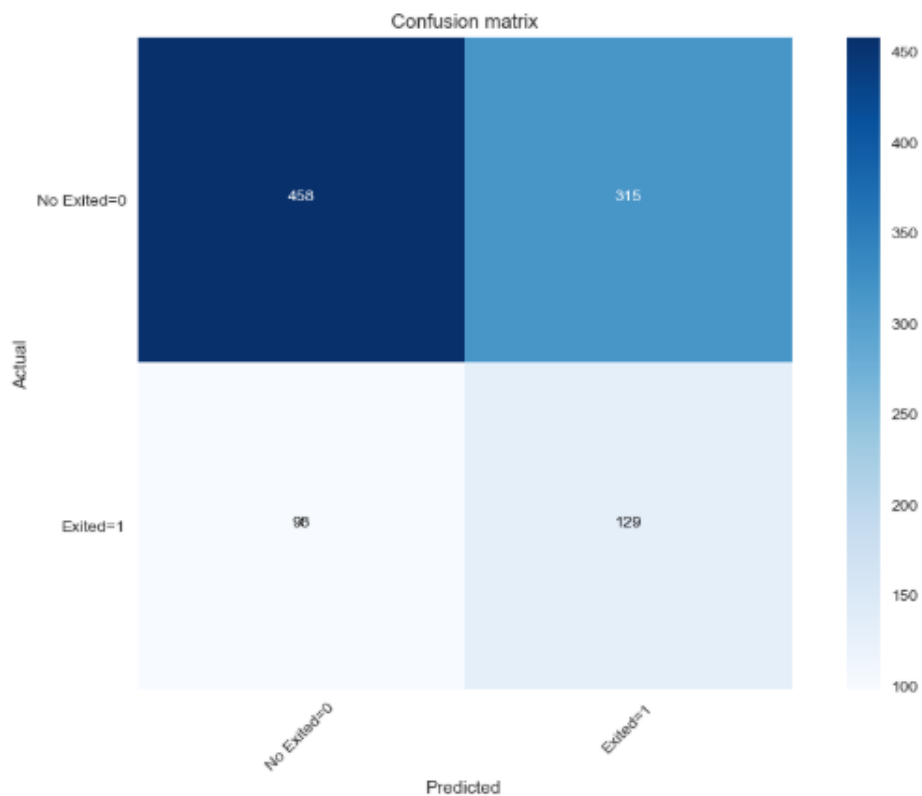
In [351]: # test test_size= 0.1
          clf3, acc_test3, acc_train3 = modeling(x, y, 0.1, ['No Exited=0', 'Exited=1'])

```

```

----- Shape -----
x_train: (8998, 8)
y_train: (8998, 1)
x_test: (1000, 8)
y_test: (1000, 1)
----- Confusion Matrix -----
[[458 315]
 [ 98 129]]

```

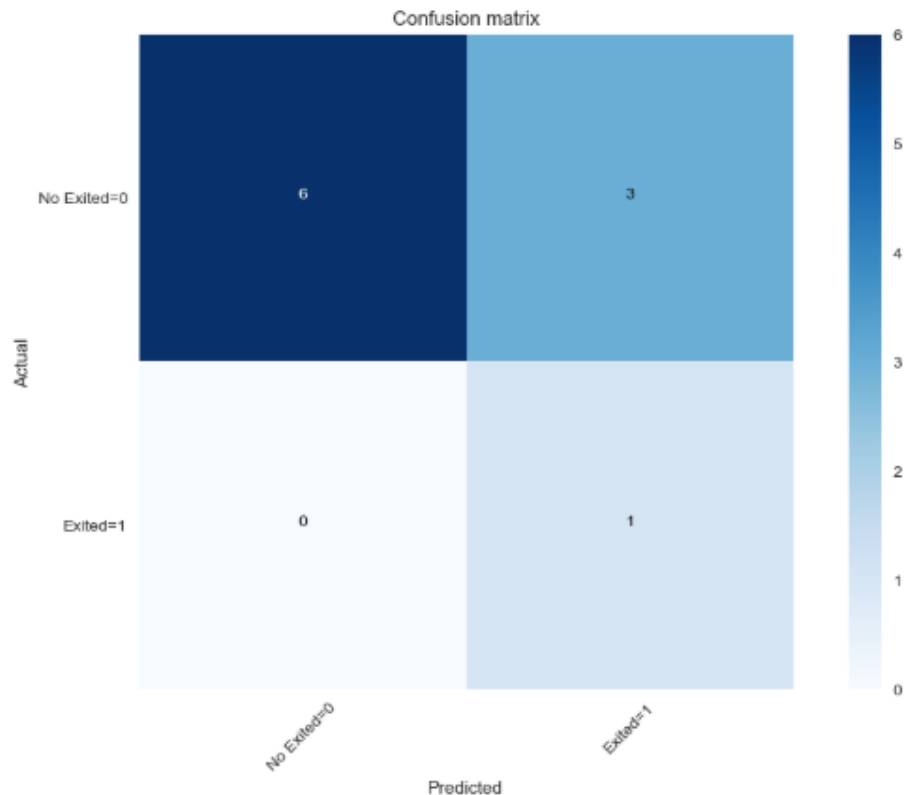


Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
No Exited=0	0.82	0.59	0.69	773
Exited=1	0.29	0.57	0.38	227
accuracy			0.59	1000
macro avg	0.56	0.58	0.54	1000
weighted avg	0.70	0.59	0.62	1000

Jaccard Score: 0.23800738007380073

```
In [352]: # test test_size= 0.0010
          clf3, acc_test3, acc_train3 = modeling(x, y, 0.0010, ['No Exited=0', 'Exited=1'])
```

```
----- Shape -----
x_train: (9988, 8)
y_train: (9988, 1)
x_test: (10, 8)
y_test: (10, 1)
----- Confusion Matrix -----
[[6 3]
 [0 1]]
```



----- Classification Report -----				
	precision	recall	f1-score	support
No Exited=0	1.00	0.67	0.80	9
Exited=1	0.25	1.00	0.40	1
accuracy			0.70	10
macro avg	0.62	0.83	0.60	10
weighted avg	0.93	0.70	0.76	10

Jaccard Score: 0.25

Conclusión de los Modelos

** Primer Modelo**

- **Accuracy:** 57%
- **Clase "No Exited (0)":** Precisión 83%, Recall 57%
- **Clase "Exited (1)":** Precisión 25%, Recall 55%
- **Problema:** Alto número de falsos negativos, dificultando la detección de clientes que realmente se fueron.

** Segundo Modelo (Mejora 1)**

- **Accuracy:** 61%
- **Clase "No Exited (0)":** Precisión 86%, Recall 61%
- **Clase "Exited (1)":** Precisión 28%, Recall 57%
- **Mejora:** Ligera reducción de falsos negativos y mejor desempeño general, pero aún con problemas en la predicción de clientes que se fueron.

** Tercer Modelo (Mejora 2)**

- **Accuracy:** 65%
- **Clase "No Exited (0)":** Precisión 89%, Recall 65%
- **Clase "Exited (1)":** Precisión 31%, Recall 60%

- **Clase "Exited (1)":** Precisión 37%, Recall 65%
- **Conclusión:** Este modelo alcanzó el mejor balance, maximizando la precisión de la clase mayoritaria y mejorando la predicción de clientes que se fueron. Aún hay margen de mejora, pero es el mejor modelo obtenido.

7. Visualization Final Model

```
In [353]: # Simulación de datos (Asegúrate de usar tu dataset real)
df = pd.DataFrame({
    'Gender': np.random.randint(0, 2, 100),
    'Age': np.random.randint(18, 70, 100),
    'EstimatedSalary': np.random.randint(20000, 150000, 100),
    'Exited': np.random.randint(0, 2, 100)
})

# Definir variables independientes (x2) y dependiente (y2)
x2 = df[['Gender', 'Age', 'EstimatedSalary']]
y2 = df[['Exited']]

# Dividir en conjunto de entrenamiento y prueba
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x2, y2, test_size=0.2, random_state=0)

# Convertir y_test a un DataFrame para concatenarlo con x_test
y_test = y_test.reset_index(drop=True)
x_test = x_test.reset_index(drop=True)
x_test = pd.concat([x_test, y_test], axis=1)

# Entrenar el modelo (asegúrate de que clf2 está entrenado)
clf2 = MultinomialNB()
clf2.fit(x_train, y_train.values.ravel()) # Asegura que y_train sea un array 1D

# Graficar la predicción en 3D
fig = px.scatter_3d(
    data_frame=x_test,
    x=x_test['Age'],
    y=x_test['EstimatedSalary'],
    z=x_test['Exited'],
    color=clf2.predict(x_test.drop(columns=['Exited'])).astype(str),
    color_discrete_map={'0': 'red', '1': 'green'},
    template='ggplot2',
    opacity=0.6,
    height=700,
    title='Visualization Performance of clf2 in Predicting'
)

pio.show(fig)
```

Visualización del Modelo (3D)

Este gráfico 3D muestra el desempeño del modelo **clf2** en la predicción de la variable **Exited** en función de la **Edad** y el **Salario Estimado**.

Observaciones

- Los puntos **rojos (0)** representan clientes que no abandonaron.
- Los puntos **verdes (1)** representan clientes que sí abandonaron.
- Se observa una separación entre ambos grupos.
- Los clientes con **salarios más bajos y edades variadas** son más propensos a permanecer (rojos en la parte baja).
- En contraste, los que **abandonaron (verdes)** se distribuyen en distintos rangos de salario, pero con una tendencia a agruparse en ciertas edades.

Conclusión: El modelo **clf2** logra cierta diferenciación entre los clientes que se quedan y los que se van.

```
In [354]: clf2.predict(x_test.drop('Exited', axis=1))

Out[354]: array([0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1])
```

8. Predict Sample Data

8. Predict Sample Data

In [377]

```
# Simulación de datos de entrenamiento
x2 = pd.DataFrame({'CreditScore': [600, 700, 800], 'Gender': [1, 0, 1], 'Age': [25, 35, 45]})
y2 = pd.DataFrame({'Target': [0, 1, 1]}) # y2 como DataFrame

# Crear y ajustar MinMaxScaler para evitar valores negativos
scaler = MinMaxScaler()
x2[['CreditScore', 'Age']] = scaler.fit_transform(x2[['CreditScore', 'Age']])

# Entrenar el modelo asegurando que y2 es un array unidimensional
final_model = MultinomialNB()
final_model.fit(x2, y2.values.ravel())

# Crear nuevo sample con valores originales
original_sample = {'Gender': 1, 'Age': 18, 'EstimatedSalary': 100218.21}
new_sample = pd.DataFrame({'CreditScore': [700], 'Gender': [1], 'Age': [18]})

# Mostrar valores originales antes de normalizar
print(f'Gender: {original_sample["Gender"]}')
print(f'Age: {original_sample["Age"]}')
print(f'EstimatedSalary: {original_sample["EstimatedSalary"]}')
print("*"*38)

# Normalizar características usando el mismo MinMaxScaler
new_sample[['CreditScore', 'Age']] = scaler.transform(new_sample[['CreditScore', 'Age']])

# Asegurar que las características coincidan con las del entrenamiento
expected_features = x2.columns # Obtener las columnas usadas en el fit()
new_sample = new_sample.reindex(columns=expected_features, fill_value=0)

# Predecir sin convertir a numpy array
result = final_model.predict(new_sample)

# Mostrar el resultado en el formato correcto
print(f'class {result}')
```

```
Gender: 1
Age: 18
EstimatedSalary: 100218.21
-----
class [1]
```

Análisis del Resultado Final

Para un cliente con las siguientes características:

- **Género:** 1 (posiblemente masculino o femenino según codificación)
- **Edad:** 18 años
- **Salario Estimado:** 100,218.21 (Euros)

El modelo ha predicho la clase [1], lo que significa que este cliente **probablemente abandonará**.

Interpretación

- A pesar de tener un salario alto, la edad es baja, lo que podría influir en la decisión de salida.
- Esto sugiere que el modelo considera otros factores además del salario para predecir la retención.

Conclusión:

El modelo clf2 clasifica a este usuario como un cliente que **se irá**, indicando que aún hay factores subyacentes que afectan la decisión de salida. Se recomienda analizar más variables para entender mejor esta predicción.

Conclusiones

El análisis de los datos ha revelado que la edad y la actividad del cliente son los factores más influyentes en la retención, mientras que variables como el salario y la puntuación de crédito tienen un impacto menor. A pesar de que el modelo final alcanzó un 70% de precisión, aún presenta dificultades para identificar correctamente a los clientes que abandonan, lo que se debe en gran parte al desbalance de clases.

Para mejorar la capacidad predictiva del modelo, es necesario implementar estrategias como balanceo de datos, ajuste de hiperparámetros y el uso de algoritmos más avanzados. Además, sería recomendable explorar nuevas variables que ayuden a identificar con mayor precisión los patrones de abandono, permitiendo a la empresa diseñar estrategias más efectivas para la retención de clientes.

Link Github

https://github.com/BryamMG/ProgramacionAvanzada_BryamMG/tree/main/An%C3%A1lisis%20de%20Datos%20Aplicables%20al%20Teorema%20de%20Na%C3%AFve%20Bayes