

**BANCO DEL SOL**



**PROYECTO FINAL:**

**“BANK CHURNERS, Análisis descriptivo de usuarios de tarjetas de crédito”.**

Tapia, Ignacio

Fecha de Presentación: 25/06/2021

# Índice.

<b>Introducción.</b>	<b>3</b>
Objetivos	3
<b>Base de Datos.</b>	<b>4</b>
Descripción de los datos.	4
Diagrama entidad-relación.	5
<b>Visualización.</b>	<b>6</b>
Modelo entidad-relación, generado en PowerBI.	6
Transformación de datos.	6
Análisis funcional del tablero.	6
Datos de Clientes	6
Datos Bajas	8
Otras medidas calculadas	11
<b>Conclusiones.</b>	<b>12</b>

## Introducción.

En este documento se registra toda la información correspondiente al dashboard realizado en base a datos de consumidores de tarjetas de crédito del Banco Del Sol.

En principio se establece el objetivo del proyecto, para luego ver más particularmente aspectos correspondientes a la base de datos seleccionada y a las visualizaciones realizadas en PowerBI.

Finalmente se verán algunas conclusiones y proyectos complementarios que se podrían llevar a cabo para mejorar los resultados.

## Objetivos

El proyecto es un primer acercamiento a una problemática de pérdida de clientes en una entidad bancaria, el objetivo principal es hacer una descripción que permita ver las características de todos los clientes, para luego abordar aquellos que han abandonado el mismo.

De esta manera se tendría un conocimiento general de los consumidores actuales y se responderían a las preguntas planteadas de “¿Quiénes son nuestros clientes?” y “¿Qué tienen en común las bajas?”. El tablero está dirigido a los niveles estratégicos del banco, el usuario final ocupa un puesto gerencial en la organización.

# Base de Datos.

## Descripción de los datos.

El dataset en formato .xlsx consiste de 10.000 clientes de tarjetas de crédito, incluyendo datos como su edad, salario, estado civil, monto límite de la tarjeta, categoría, entre otros. Acumulando 21 columnas (campos) en total.

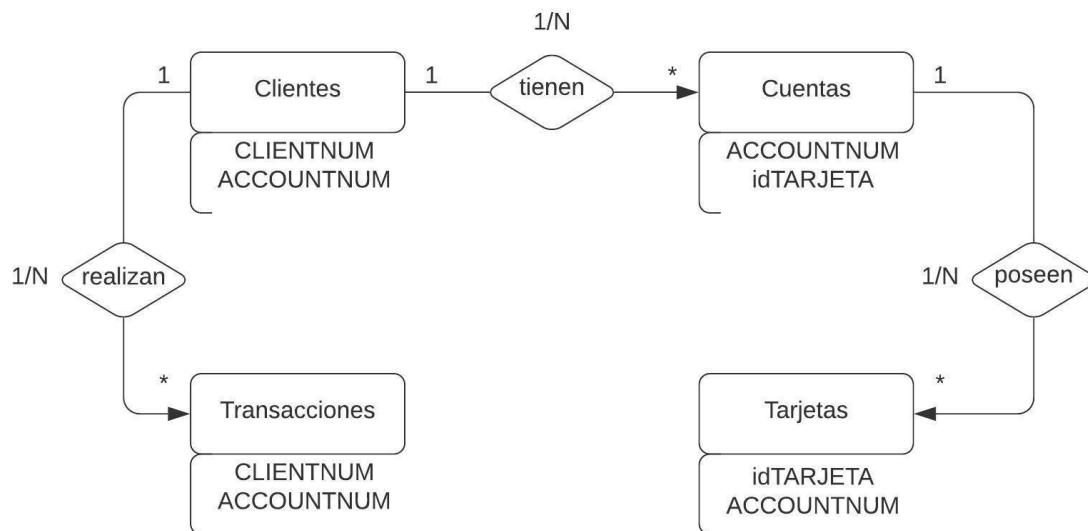
Los datos disponibles de este mercado consumidor pueden ser utilizados para tomar decisiones sobre la estrategia comercial de la empresa, en este caso de una entidad financiera como es un banco. Se podría luego diseñar un modelo que permita predecir clientes propensos a abandonar el uso de la tarjeta, para abordarlos proactivamente y proveerles productos y servicios más acordes a sus necesidades, y evitar la pérdida de los mismos.

La siguiente tabla contiene los campos:

NOMBRE DEL CAMPO	SIGNIFICADO
CLIENTNUM	Id del cliente
Attrition_Flag	Bandera de estado del cliente activo/baja
Customer_Age	Edad del cliente
Gender	Género del cliente M/F
Dependent_count	Personas que dependen del cliente
Education_Level	Nivel de educación
Marital_Status	Estado Civil
Income_Category	Categoría de ingresos
Months_on_book	Meses como socio del banco
Total_Relationship_Count	Número total de productos que tiene el cliente
Months_Inactive_12_mon	Nº de meses inactivo en los últimos 12 meses
Contacts_Count_12_mon	Nº de contactos en los últimos 12 meses
Total_Revolving_Bal	Deuda total del balance de la cuenta
Avg_Open_To_Buy	Veces promedio de compra de línea de crédito, últimos 12 meses
Card_Category	Categoría de tarjeta
Credit_Limit	Límite de crédito de la tarjeta
Avg_Utilization_Ratio	Tasa de Uso Promedio de la Tarjeta

Total_Amt_Chng_Q4_Q1	Cambio en Monto Total de Transacciones, cuartiles del año Q4 vs Q1
Total_Trans_Amt	Monto Total de Transacciones, últimos 12 meses
Total_Trans_Ct	Cantidad Total de Transacciones, últimos 12 meses
Total_Ct_Chng_Q4_Q1	Cambio en Recuento de Transacciones, cuartiles del año Q4 vs Q1
Total_Amt_Chng_Q4_Q1	Cambio en Monto de Transacciones, cuartiles del año Q4 vs Q1

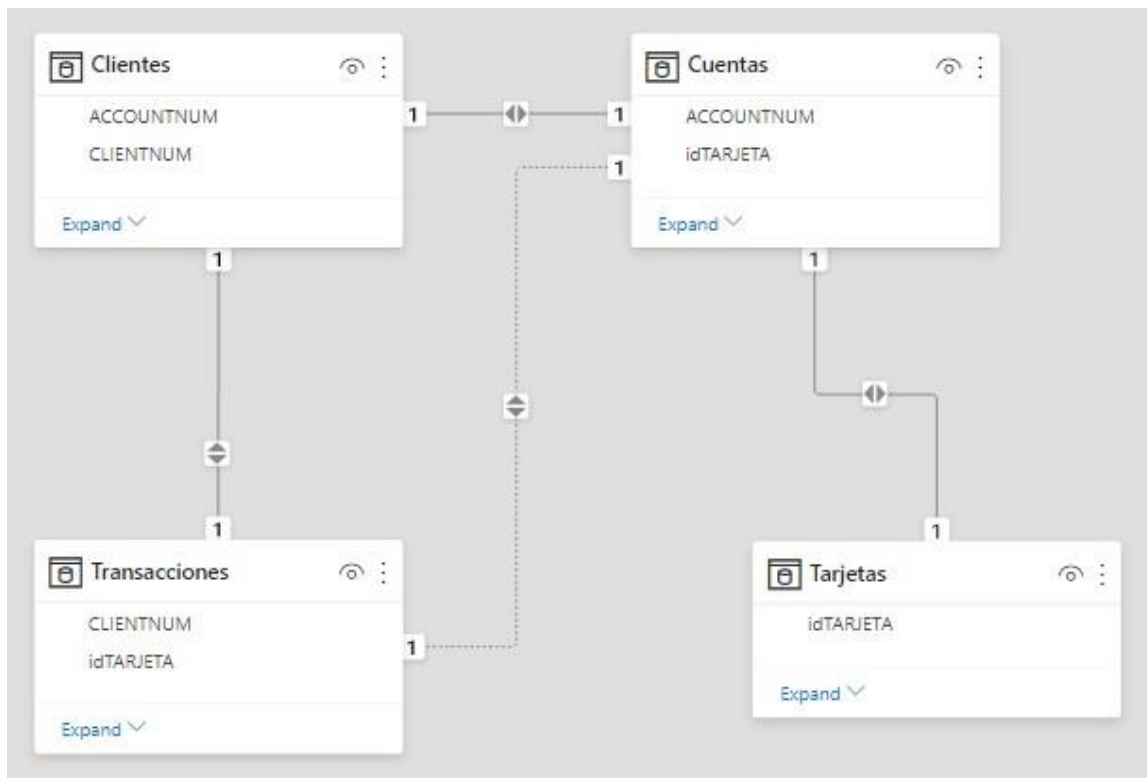
## Diagrama entidad-relación.



## Visualización.

### Modelo entidad-relación, generado en PowerBI.

El modelo generado por el software coincide con el modelo planteado previamente, como vemos en la imagen.



## Transformación de datos.

Previamente limpiamos los datos en Excel, agregamos campos correspondientes a las claves primarias y foráneas, y reemplazamos el separador decimal “.” por “,” en los números.

En Power Bi:

Corroboramos el tipo de dato de las columnas, no fue necesario realizar cambios.

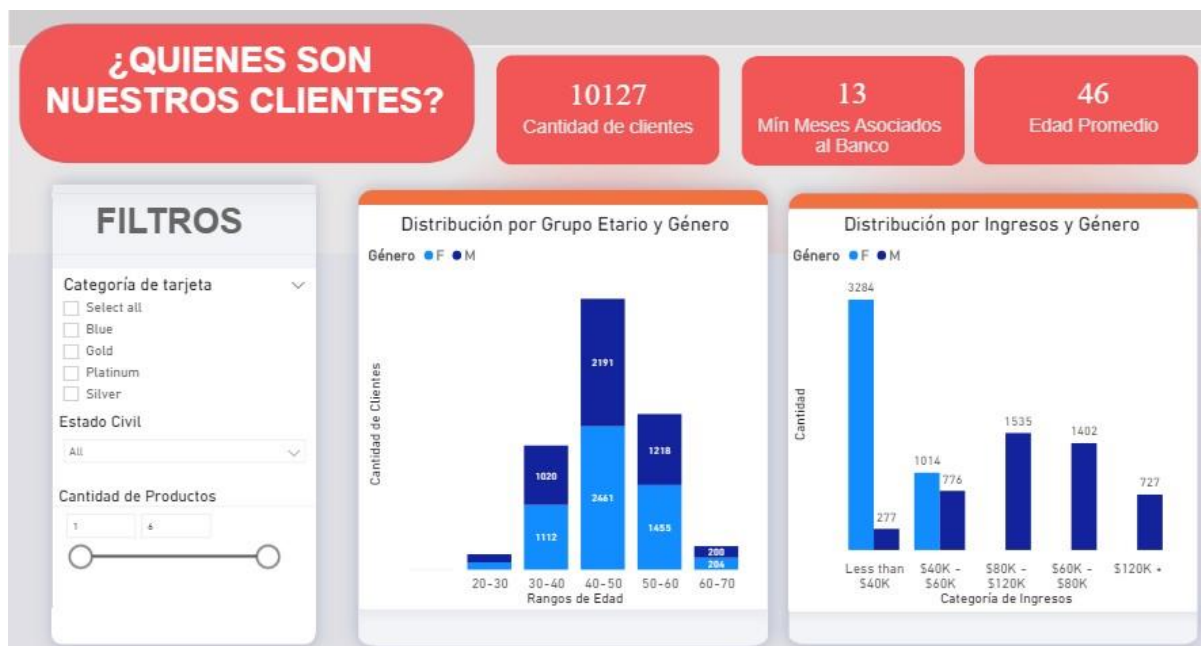
Agregamos el campo “Age\_Group”, agrupando las edades para facilitar los análisis que contengan esta variable.

## Análisis funcional del tablero.

### Datos de Clientes

En las solapas correspondientes a esta sección se hace una descripción de los clientes en cuanto a distintas variables demográficas. Se pretende lograr un entendimiento general de los clientes a través de las visualizaciones y KPI's.

Solapa 1:



### Indicadores

- Cantidad de clientes  
Permite visualizar rápidamente el total de consumidores estudiados, no distingue si se están activos o dados de baja.
- Mín Meses Asociados al Banco  
Permite ver cuál es el mínimo tiempo como socio del banco entre los clientes.
- Edad Promedio  
Años de edad promedio de los clientes.  
 $EDAD\_Promedio = AVERAGE(Clientes[Customer\_Age])$

### Gráficos

- Distribución por Grupo Etario y Género  
Gráfico de columnas apiladas que permite ver cómo se distribuyen los clientes en los grupos etarios definidos, con una diferenciación entre género masculino y femenino.
- Distribución por Ingresos y Género  
Gráfico de columnas para ver cómo se distribuyen los clientes en base a los ingresos que perciben anualmente, además permite comparar entre género masculino y femenino.

### Filtros

- Categoría de Tarjeta (Blue - Gold - Platinum - Silver)
- Estado Civil (Soltero - Casado - Divorciado - Desconocido)
- Cantidad de Productos del Banco

Solapa 2:



## Gráficos

- Nivel de Educación de clientes

Gráfico de Dona que permite ver cómo se distribuyen los clientes en función de su educación, en valor absoluto y porcentaje. (Uneducated - High School - College Graduate - Post Graduate)

- Distribución por género

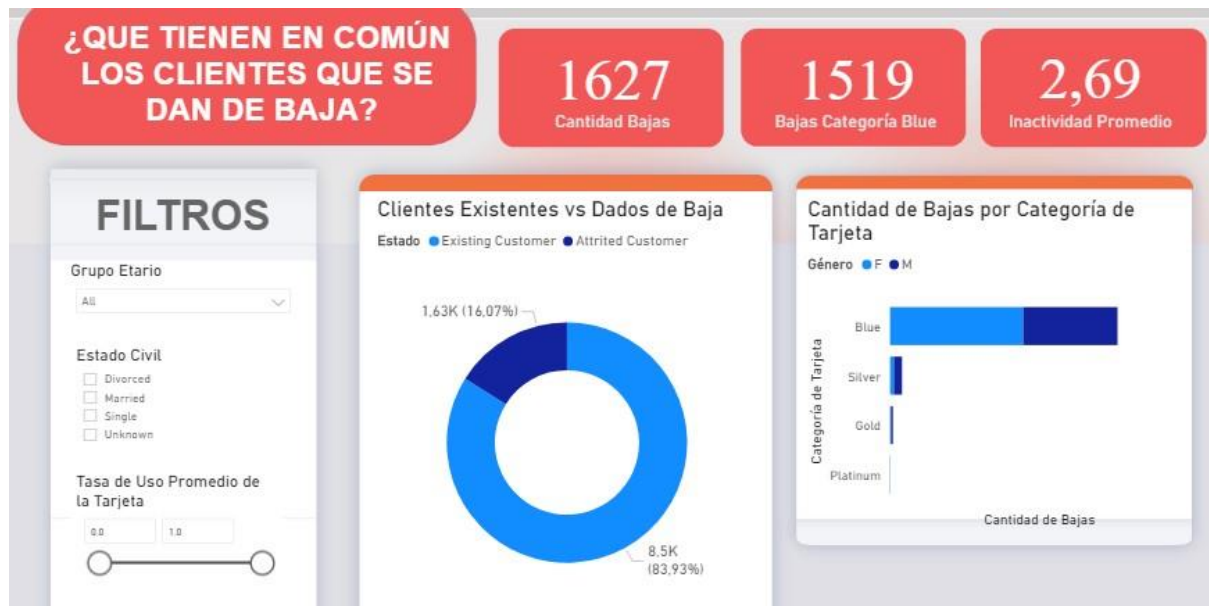
Permite ver cómo se distribuyen el total de los clientes en base a su género (M o F), en valor absoluto y porcentaje. Filtros

- Categoría de Tarjeta (Blue - Gold - Platinum - Silver)
- Estado Civil (Soltero - Casado - Divorciado - Desconocido)
- Categoría de Ingresos

## Datos Bajas

En las solapas correspondientes a esta sección se pretende mostrar las bajas de clientes y las principales variables que las afectan, además de identificar el perfil más común del cliente que decide abandonar el banco.

Solapa 1:



#### Indicadores:

- **Cantidad de Bajas**  
 Cantidad total de clientes dados de baja  
 Cantidad Bajas =  $\text{CALCULATE}(\text{COUNT}(\text{Clientes}[\text{ACCOUNTNUM}] \text{, } \text{Clientes}[\text{Attrition\_Flag}] = \text{"Attrited Customer"})$
- **Bajas Categoría Blue**  
 Cantidad de bajas para la categoría de tarjeta "Blue", representa la mayoría de las bajas, con un 93%.  
 Bajas\_BlueCC =  $\text{CALCULATE}(\text{COUNT}(\text{Clientes}[\text{CLIENTNUM}] \text{, } \text{Tarjetas}[\text{Card\_Category}] = \text{"Blue"} \text{, } \text{Clientes}[\text{Attrition\_Flag}] = \text{"Attrited Customer"})$
- **Inactividad Promedio**  
 Meses de inactividad promedio de los clientes dados de baja.  
 Inactividad\_prom =  $\text{CALCULATE}(\text{AVERAGE}(\text{Cuentas}[\text{Months\_Inactive\_12\_mon}] \text{, } \text{Clientes}[\text{Attrition\_Flag}] = \text{"Attrited Customer"})$

#### Gráficos:

- **Clientes Existentes vs Datos de Baja**  
 Gráfico de dona para ver la cantidad y porcentajes de clientes activos frente a los dados de baja.
- **Cantidad de Bajas por Categoría de Tarjeta**  
 Gráfico de columnas para ver cómo se distribuyen las bajas en función de los distintos tipos de tarjeta

#### tipos de tarjeta Filtros:

- Grupo Etario
- Estado Civil
- Tasa de Uso Promedio de la Tarjeta

#### Solapa 2:





Indicadores:

- Cant. De Bajas Casados `cant_married` =  
`CALCULATE(COUNT(Clientes[CLIENTNUM]),  
Client[Marital_Status] = "Married", Client[Attrition_Flag] = "Attrited Customer")`
- Total de Open to Buy con Comisiones  
`Total_comision_open_buy = CALCULATE(SUM(Cuentas[comision_open_to_buy]),  
Cuentas[Avg_Open_To_Buy])`
- Crédito Bonificado  
`Crédito_Bonificado = [MinCrédito] * 'Aumento Crédito'[Aumento Crédito Value]`

Parámetro: Aumento Crédito = GENERATESERIES(1, 1.5, 0.05) Tabla:

Ordena de forma descendente la cantidad de bajas para distintas características que describen el perfil del cliente, estas son: Género, Nivel de Educación, Categoría de Ingresos, Estado Civil, Categoría de Tarjeta, Deuda Balance.

A partir de lo cual se observa que el perfil con más bajas es : Mujeres graduadas, que ganan menos de 40K USD anuales, solteras y con tarjeta Blue. Seguido en bajas por un perfil igual pero estado civil casadas.

Filtros:

- Estado
- Categoría de tarjeta

## Otras medidas calculadas

- Cantidad de bajas, solteros. `cant_single = CALCULATE(COUNT(Clientes[Marital_Status]), Clientes[Marital_Status] = "Single", Clientes[Attrition_Flag] = "Attrited Customer")`
- Variable: `comision = 0.75`
- `comision_open_to_buy = Cuentas[Avg_Open_To_Buy] * [comision]`
- `MinCrédito = MIN(Tarjetas[Credit_Limit])`
- `Tipos_Tarjetas = DISTINCTCOUNT(Tarjetas[Card_Category])`

## Conclusiones.

A partir de las visualizaciones desarrolladas es posible identificar las características de los clientes del banco para este producto en particular, para luego ver cual el perfil típico del cliente que se da de baja, entre otros datos de interés con respecto a las bajas.

Esto permitirá al gerente evaluar cuáles pueden ser las razones por las que estas personas se dan de baja del banco, y realizar modificaciones en el producto y en el servicio para que este sea más atractivo y evitar la pérdida del usuario. Sin embargo, el modelo no permite realmente predecir quién se va a dar de baja, para esto es necesario desarrollar un modelo de machine learning predictivo con python.