Informe Final: Tratamiento de Datos y Análisis Exploratorio

Profesional: Carlos Merino Espinoza

Tratamiento de datos: Phyton Google Colaboratory

Dataset: Telecom X (Clientes)

1.- Extracción de datos.

Ruta del archivo: /content/telecomx_data.json

Filas y colunas iniciales: 7267, 6 columnas

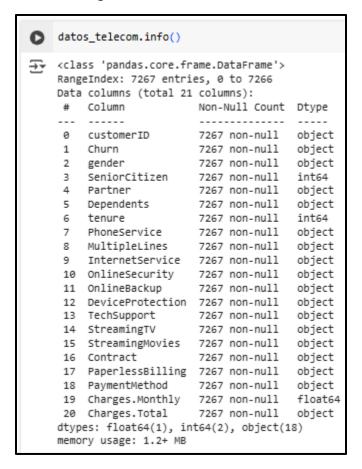
Filas y columnas finales: 7032, 23 columnas

Los datos del tipo json, se importaron desde la API al GoogleColab, y se trabajaron como data frame de nombre:

datos_telecom=pd.read_json('/content/telecomx_data.json')

Se comenzó con DF de 6 columnas que contenía columnas anidadas, las cuales fueron normalizadas, generando 23 columnas de datos.

Se finalizó la extracción con las siguientes características de las columnas del Data frame:



2.- Tratamiento de Datos

2.1.- Análisis preliminar.

Para acelerar y ordenar el análisis de la estructura de los datos, se usó un código para revisar todas las columnas y encontrar características, como: caracteres especiales, filas vacías, comas, espacios, Nan o None.

Listado de las columnas para análisis de los datos disponibles

- Datos Básicos del Cliente

Columna (Original)	Traducción/Significado en Español	Valores Posibles/Descripción
customerID	ID del cliente	Identificador único (ej: "0002-ORFBO")
Churn	Baja (Rotación)	Yes (Sí), No (No) – Indica si el cliente dejó el servicio
gender	Género	Male (Hombre), Female (Mujer)
SeniorCitizen	Adulto Mayor	0 (No), 1 (Sí) - Si el cliente es mayor de 65 años
Partner	Pareja	Yes (Sí), No (No) - Si tiene pareja (conyuge, pareja estable)
Dependents	Dependientes	Yes (Sí), No (No) - Si tiene personas dependientes (hijos, familiares a cargo)
tenure	Antigüedad (meses)	Número de meses que el cliente ha estado en la compañía

- Servicios de Teléfono

Columna (Original)	Traducción/Significado en Español	Valores Posibles/Descripción
PhoneService	Servicio de Teléfono	Yes (Sí), No (No)
MultipleLines	Líneas Múltiples	Yes (Sí), No (No), No phone service (Sin servicio de teléfono)

- Servicios de Internet

Columna (Original)	Traducción/Significado en Español	Valores Posibles/Descripción
InternetService	Tipo de Internet	DSL, Fiber optic (Fibra óptica), No (Sin internet)
OnlineSecurity	Seguridad en Línea	Yes (Sí), No (No), No internet service (Sin internet)
OnlineBackup	Copia de Seguridad en Línea	Yes (Sí), No (No), No internet service
DeviceProtection	Protección de Dispositivos	Yes (Sí), No (No), No internet service
TechSupport	Soporte Técnico	Yes (Sí), No (No), No internet service
StreamingTV	Transmisión de TV	Yes (Sí), No (No), No internet service
StreamingMovies	Transmisión de Películas	Yes (Sí), No (No), No internet service

- Datos de Contrato y Facturación

Columna (Original)	Traducción/Significado en Español	Valores Posibles/Descripción
Contract	Tipo de Contrato	Month-to-month (Mensual), One year (1 año), Two year (2 años)
PaperlessBilling	Facturación sin Papel	Yes (Sí), No (No)
PaymentMethod	Método de Pago	Electronic check (Cheque electrónico), Mailed check (Cheque por correo), Bank transfer (Transferencia bancaria), Credit card (Tarjeta de crédito)

- Datos Financieros

Columna (Original)	Traducción/Significado en Español	Valores Posibles/Descripción
MonthlyCharges	Cargos Mensuales	Monto en dólares (ej: 65.60) - Factura mensual promedio
TotalCharges	Cargos Totales	Monto en dólares (ej: 593.3) - Suma total histórica pag

Notas para el análisis:

- 1. Churn es la variable objetivo: Ideal para predecir abandono de clientes.
- 2. Columnas binarias: Yes/No pueden convertirse a 1/0 para los análisis posteriores.
- 3. SeniorCitizen: Es numérica (0/1), pero representa una categoría.
- 4. Valores especiales:
 - No internet service y No phone service indican que el cliente no tiene ese servicio contratado. Se cambiarán por 'No'.

2.2. Limpieza y Normalización

Valores nulos:

Se eliminaron filas con valores vacíos en Churn (224) y Charges. Total (11).

Para tomar esta decisión se realizó un test estadístico, que sirva de respaldo, para eliminar el 3.2% de los datos, dando positivo para la eliminación.

- La columna seniorcitizen se dejó como boolean, pero posteriormente hubo que cambiarla al tipo Int64, no se realizaron más cambios en esta columna.
- Normalización de columnas booleanas:
 - Columnas como partner, dependents, phoneservice se convirtieron a Int64 (1/0) desde texto (yes/no).

Limpieza de texto:

- Columnas categóricas (paymentmethod, contract) se estandarizaron a minúsculas y sin caracteres especiales. Se eliminaron incluso los paréntesis redondos (). Todos los datos de texto se convirtieron a minúsculas.
- Se decidió no eliminar los guiones de la columna customerID, ya que se consideró un código alfanumerico válido para identificar clientes.

Se trabajaron todos los datos del data frame para estandarizar y normalizar, cambiando todos los del tipo object:

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 7032 entries, 0 to 7266
Data columns (total 21 columns):
                       Non-Null Count Dtype
     # Column
     0 customerid 7032 non-null string
1 churn 7032 non-null bool
2 gender 7032 non-null string
     3 seniorcitizen 7032 non-null bool
     4 partner 7032 non-null 5 dependents 7032 non-null
                                                bool
                            7032 non-null
     6 tenure
                                                int64
         phoneservice 7032 non-null
multiplelines 7032 non-null
                                                bool
                                                bool
     9 internetservice 7032 non-null
                                                string
     10 onlinesecurity 7032 non-null
                                                bool
                              7032 non-null
     11 onlinebackup
     12 deviceprotection 7032 non-null
                                                bool
     13 techsupport 7032 non-null
                              7032 non-null
     14 streamingtv
                                                bool
     14 Streamingtov
15 streamingmovies 7032 non-null
16 contract 7032 non-null
                                                bool
                                                string
     17 paperlessbilling 7032 non-null bool
     18 paymentmethod 7032 non-null
19 charges.monthly 7032 non-null
                                                string
                                                float64
     20 charges.total 7032 non-null float64
     dtypes: bool(13), float64(2), int64(1), string(5)
     memory usage: 583.7 KB
```

3. Análisis Exploratorio (Gráficos Clave)

3.1.- Últimas depuraciones de datos.

Primero se completó la tarea de cambiar todos los datos tipo True, False a 1,0:

```
Tipos de datos y valores únicos:
churn int64
partner int64
dependents int64
phoneservice int64
paperlessbilling int64
onlinesecurity int64
onlinebackup int64
deviceprotection int64
techsupport int64
streamingtv int64
streamingmovies int64
multiplelines int64
dtype: object
```

Y se dejó para el final la columna seniorcitizen:

También se creó la columna cuentas diarias:

datos_telecom['cuentas_diarias'] = datos_telecom['charges.monthly'] / 30

Se usaron 30 días, pero se puede ajustar si se requiere más precisión

3.1.- Graficar churn y relaciones con otras variables

Solo para comenzar a visualizar la naturaleza del problema:

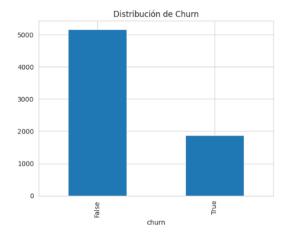


Gráfico de distribución de cuentas diarias

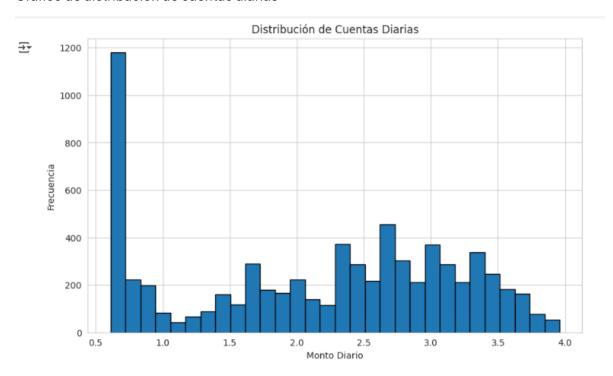
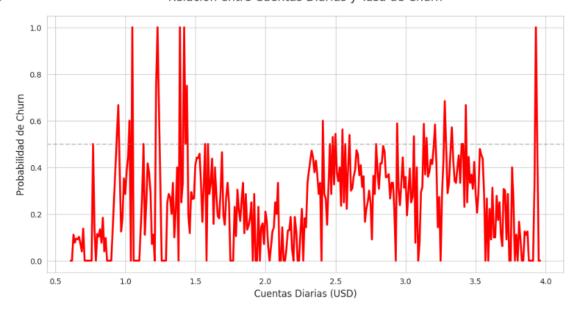


Gráfico Cuentas diarias vs Tasa de Churn vs.

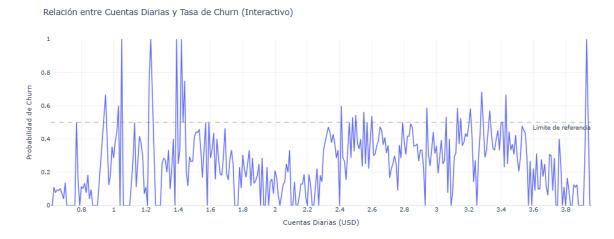
Relación entre Cuentas Diarias y Tasa de Churn



Conjeturas preliminares:

- Clientes con gastos diarios bajos, mayores a 0.9 y menores a 1.46 USD tienen mayor probabilidad de abandono.
- Clientes con gastos diarios muy altos, mayores a 3.91 USD tienen mayor probabilidad de abandono.
- Los clientes de los rangos intermedios a los valores muy altos y muy bajos, se encuentran bajo la probabilidad de 0.5 de tasa de abandono.
- Posible causa: Los que pagan precios gastaos diarios muy bajos, son más sensibles a las ofertas por precio que entrega el mercado, siendo menos fieles a la marca, y se propensos a cambiarse ante cualquier oferta menor en el mercado.
- Posible causa: Los que pagan precios muy altos, tienen más recursos y ueden elegir opciones que consideran de más alta calidad, siendo poco porpensos a fidelizar por otros factores de la marca.

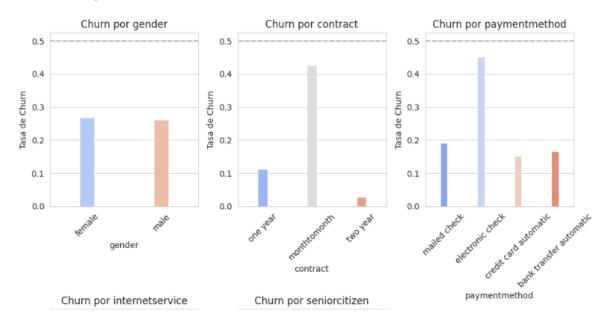
Para trabajar mejor, se mejoró el gráfico, otorgándole carácter interactivo:

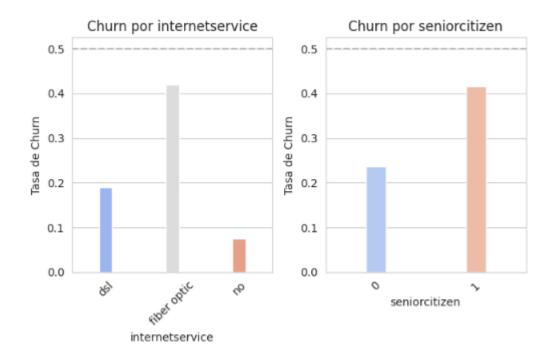


Finalmente se utilizaron más variables, para mejorar evaluar mejor las conjeturas:

Gráficos Lista de columnas categóricas a analizar

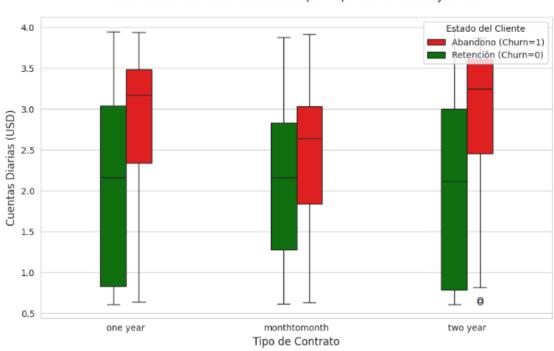
columnas_categoricas = ['gender', 'contract', 'paymentmethod', 'internetservice',
'seniorcitizen']





• Hallazgos:

- Clientes con contratos month-to-month tienen una tasa de churn mayor al resto, con aproximadamente el 65% (vs. ~15% en contratos anuales). Los contratos a dos años tiene las tasas de abandono más bajas (menor al 5%)
- No existe una tendencia diferenciadora del comportamiento de abandono, en cuanto al género.
- El método de pago pago con la tasa d abandono más elevada es electronic check.
- Los senior citizen presentan una tendencia más marcada al abandono del servicio.
- Finalmente, los clientes con fibra óptica son los que tiene mayores tasas de abandono.



Distribución de Cuentas Diarias por Tipo de Contrato y Churn

El gráfico permite visualizar que los contratos tipo mes a mes, generan la menor retención de clientes.

4. Observaciones

- Variables críticas para retención:
 - Contrato mensual, fibra óptica y métodos de pago tipo electronic check son los mayores predictores de churn.
 - o Ideal cambiar contratos a un año o dos años de contrato.
 - Paquetes personalizados para adultos mayores (seniorcitizen=1), que muestran un 40% de churn.

5. Recomendaciones preliminares para ajustar los análisis.

- o Campaña de retención con premios, para clientes con:
 - Contratos tipo mes a mes, que cambien el tipo de contrato a anual o bianual
 - Realizar un análisis detallado de interacción con otras variables, en los siguientes rangos de gastos diarios, para evaluar posibles vías de retención y evitar futuros clientes de estas características:

0.9 ≤ Gasto diario ≤ 1.46 USD

3.9 < Gasto diario < 3.94 USD

- o Evaluar el servicio de fibra óptica, directamente con los clientes.
- o Evaluar a los senior citizen, para entender, mejor su comportamiento.

Herramientas Utilizadas

Python (matplotlib, seaborn, numpy, plotly.express, pandas)

Nota: Todos los análisis mantuvieron la estructura de DataFrame, evitando conversiones a Series. Inicialmente, este aspecto generó serios retrasos en la entrega del challengue, ya qen las clases no se aclaró que ciertos comandos cambian los datos del data frame a series, generando que en algún momento el código se haga inviable, por mezcla de instrucciones en uno u otro sentido. Se generaron 4 informes hasta llegar al informe final, ya que además las soluciones a los errores eran difíciles de encontrar. **Retroalimentar a los alumnos respecto a esto.**