**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

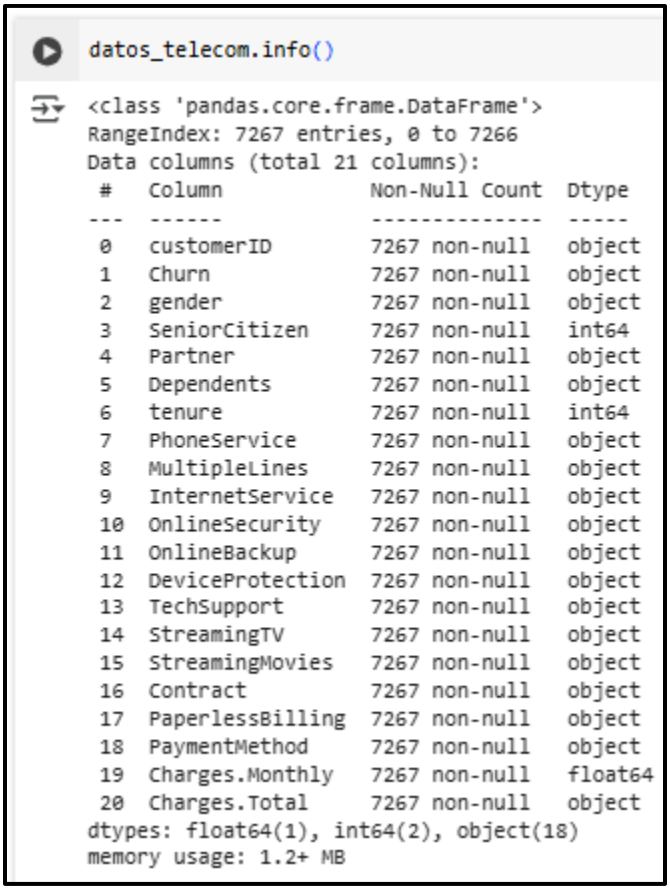
Filas y columnas finales: 7032, 23 columnas

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:



```
datos_telecom.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 7267 entries, 0 to 7266
Data columns (total 21 columns):
 #   Column            Non-Null Count  Dtype  
---  ------            --------------  -----  
 0   customerID        7267 non-null   object 
 1   Churn             7267 non-null   object 
 2   gender            7267 non-null   object 
 3   SeniorCitizen     7267 non-null   int64  
 4   Partner           7267 non-null   object 
 5   Dependents        7267 non-null   object 
 6   tenure            7267 non-null   int64  
 7   PhoneService      7267 non-null   object 
 8   MultipleLines     7267 non-null   object 
 9   InternetService   7267 non-null   object 
 10  OnlineSecurity    7267 non-null   object 
 11  OnlineBackup      7267 non-null   object 
 12  DeviceProtection  7267 non-null   object 
 13  TechSupport       7267 non-null   object 
 14  StreamingTV       7267 non-null   object 
 15  StreamingMovies   7267 non-null   object 
 16  Contract          7267 non-null   object 
 17  PaperlessBilling  7267 non-null   object 
 18  PaymentMethod     7267 non-null   object 
 19  Charges.Monthly   7267 non-null   float64
 20  Charges.Total     7267 non-null   object 
dtypes: float64(1), int64(2), object(18)
memory usage: 1.2+ MB
```

**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):
 #   Column            Non-Null Count  Dtype
---  ------            --------------  -----
 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   bool
 5   dependents        7032 non-null   bool
 6   tenure            7032 non-null   int64
 7   phoneservice      7032 non-null   bool
 8   multiplelines     7032 non-null   bool
 9   internetservice   7032 non-null   string
 10  onlinesecurity    7032 non-null   bool
 11  onlinebackup      7032 non-null   bool
 12  deviceprotection  7032 non-null   bool
 13  techsupport       7032 non-null   bool
 14  streamingtv       7032 non-null   bool
 15  streamingmovies   7032 non-null   bool
 16  contract          7032 non-null   string
 17  paperlessbilling  7032 non-null   bool
 18  paymentmethod     7032 non-null   string
 19  charges.monthly   7032 non-null   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:

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 7032 entries, 0 to 7266
Data columns (total 1 columns):
 #   Column         Non-Null Count  Dtype
---  ------         --------------  -----
 0   seniorcitizen  7032 non-null   Int64
dtypes: Int64(1)
memory usage: 116.7 KB
None
```

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:

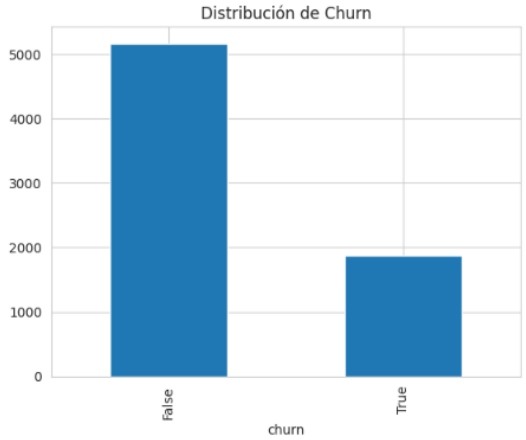



Gráfico de distribución de cuentas diarias

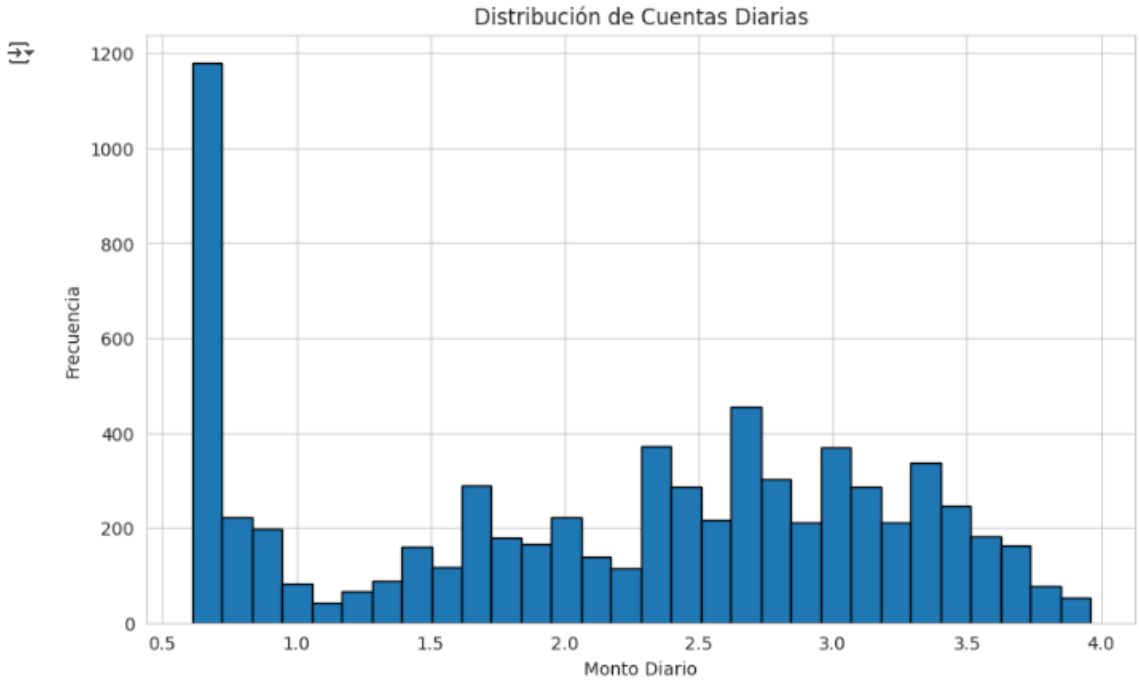
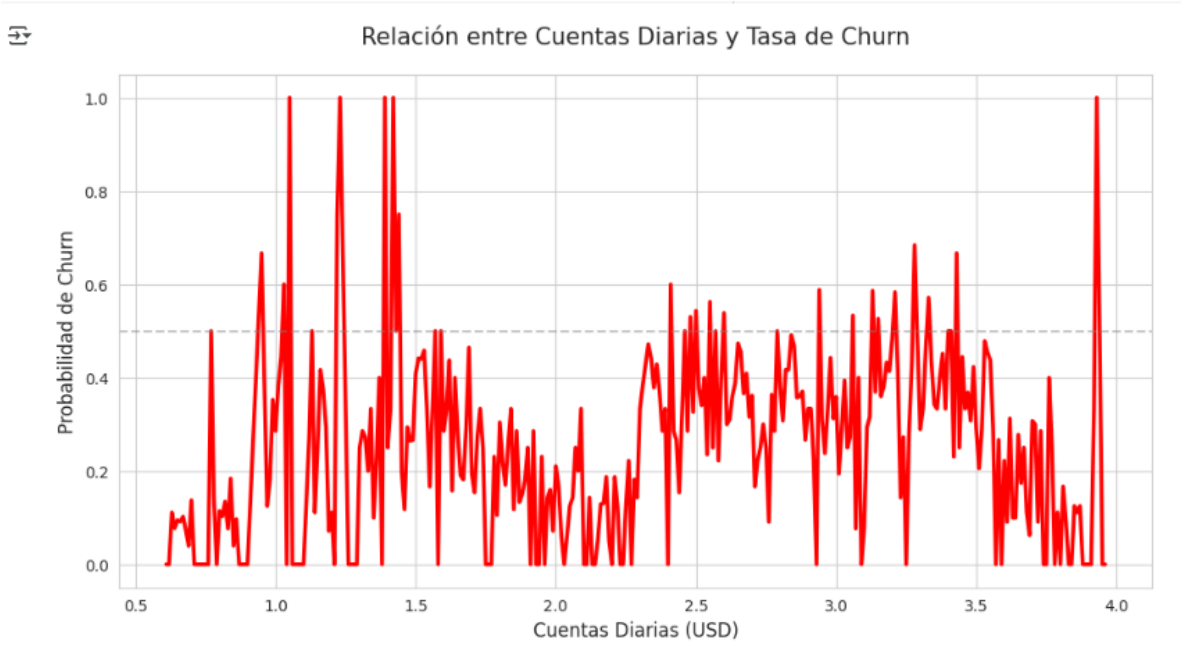
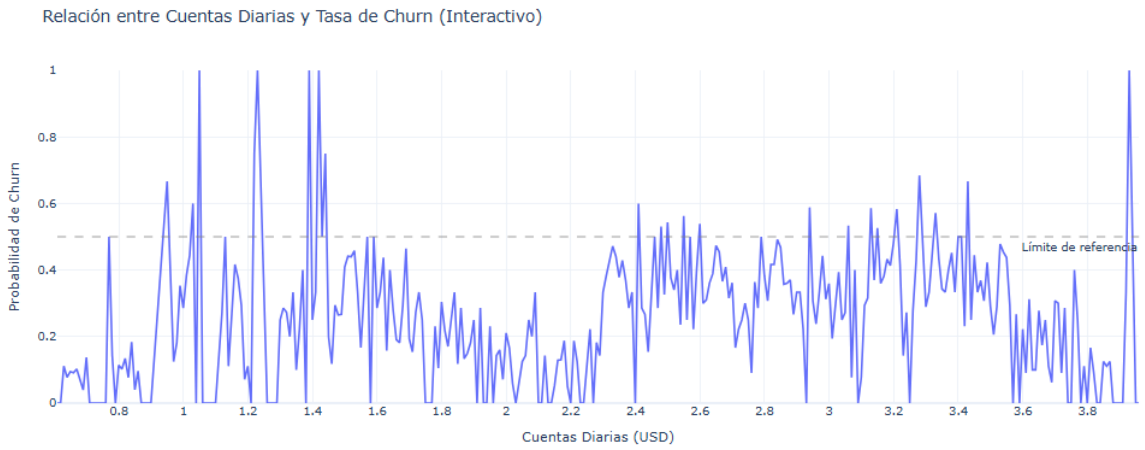



Gráfico Cuentas diarias vs Tasa de Churn vs.




- **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.

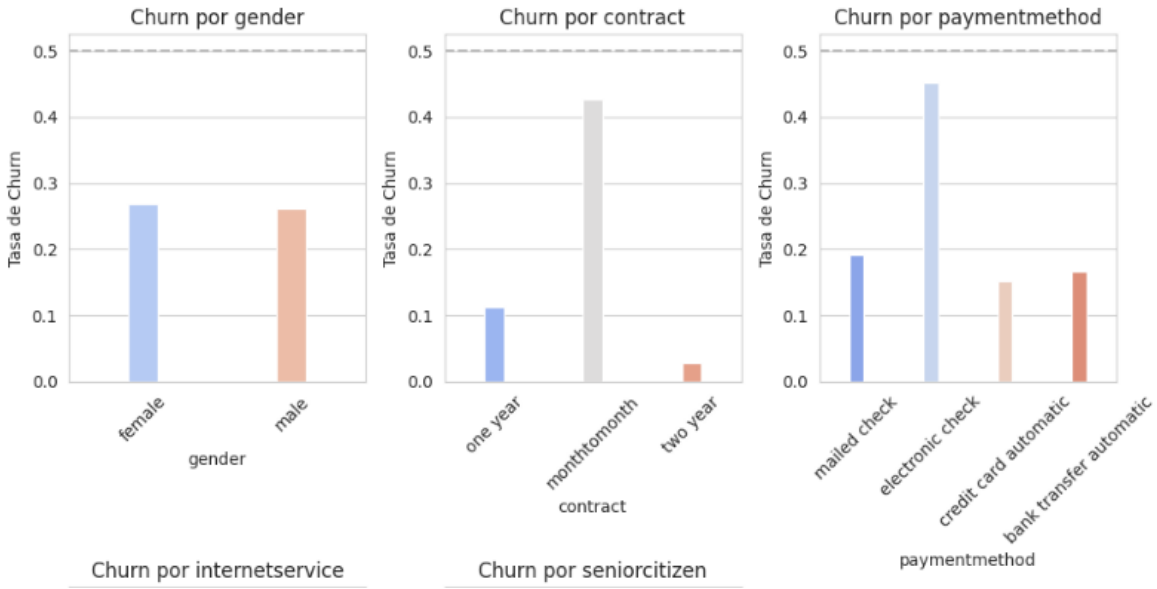
Para trabajar mejor, se mejoró el gráfico, otorgándole carácter interactivo:

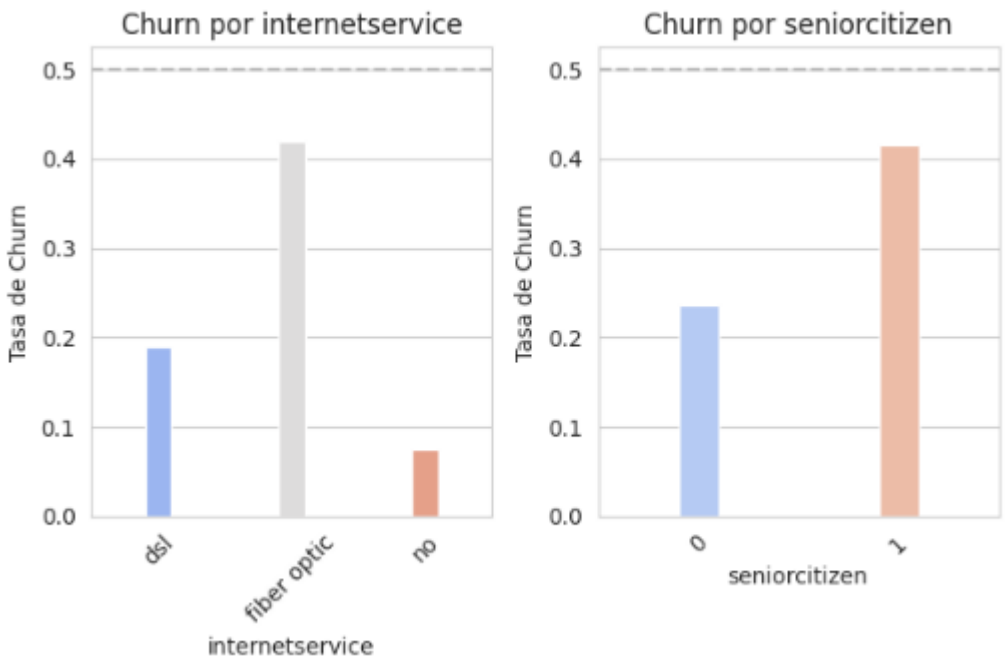



Finalmente se utilizaron más variables, para mejorar evaluar mejor las conjeturas:

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.

**4. Observaciones**

- Variables críticas para retención:
    - Contrato mensual, fibra óptica y métodos de pago tipo electronic check son los mayores predictores de churn.
    - 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**

- Campaña de retención con premios, para clientes con:
  - Contratos mensuales, Que cambien el tipo de contrato a anual o bianual
  - $0.9 \leq$ Gasto diario $\leq 1.46$ USD
  - $3.9 <$ Gasto diario $< 3.94$ USD
- Evaluar el servicio de fibra óptica, directamente con los clientes.

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.**