Autor: Juan Manuel Rodríguez Gómez

Asignatura: Estadística Multivariante (Prácticas)

Tarea Voluntaria 1 (Glaucoma DB)

1. Lectura del Conjunto de Datos

Se han eliminado en Excel los valores no numéricos de la celdas del conjunto de datos

In [1]:
```python
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

In [2]:
```python
# Lectura del conjunto de datos
df = pd.read_csv("C:/Users/LENOVO/Desktop/glaucoma.csv", delimiter=";", header=0)
```

In [3]:
```python
# Mostramos el DataFrame
df
```

Out[3]:

	OJO	TIPO_GLAUCOMA	N_IMPACTOS	CUADRANTES	ENERGIA_IMPACTO	ENERGIA_TOTAL	CIRUJIA_PREVIA	PIO_PRE_SLT	PIO_1_SEMANA	PIO_1_MES	PIO_3_MES	FARMACOS_PRE	FARMACOS_1_MES
0	0.0	0.0	112	4.0	1.5	174.0	NaN	31	0	0.0	0	3.0	0
1	1.0	NaN	108	4.0	1.2	128.0	1.0	29	23	19.0	24	3.0	4
2	0.0	1.0	123	4.0	1.1	133.0	1.0	36	30	30.0	30	1.0	4
3	1.0	2.0	131	4.0	1.5	191.0	1.0	14	0	21.0	14	1.0	0
4	0.0	2.0	156	4.0	1.2	182.0	1.0	14	0	16.0	17	1.0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
116	NaN	16.0	102	4.0	1.4	141.0	NaN	23	0	0.0	0	1.0	0
117	NaN	16.0	107	4.0	1.4	149.0	NaN	26	0	0.0	0	0.0	0
118	1.0	1.0	140	4.0	NaN	211.0	NaN	21	0	0.0	0	2.0	0
119	0.0	1.0	198	45019.0	NaN	235.0	NaN	17	0	0.0	0	0.0	0
120	1.0	1.0	135	4.0	1.5	219.0	NaN	22	0	0.0	0	0.0	0

121 rows × 19 columns

In [4]:
```python
# Breve información del DataFrame
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 121 entries, 0 to 120
Data columns (total 19 columns):
 #   Column           Non-Null Count  Dtype
---  ------           --------------  -----
 0   OJO              117 non-null    float64
 1   TIPO_GLAUCOMA    119 non-null    float64
 2   N_IMPACTOS       121 non-null    int64
 3   CUADRANTES       118 non-null    float64
 4   ENERGIA_IMPACTO  107 non-null    float64
 5   ENERGIA_TOTAL    121 non-null    float64
 6   CIRUJIA_PREVIA   85 non-null     float64
 7   PIO_PRE_SLT      121 non-null    int64
 8   PIO_1_SEMANA     121 non-null    int64
 9   PIO_1_MES        116 non-null    float64
 10  PIO_3_MES        121 non-null    int64
 11  FARMACOS_PRE     117 non-null    float64
 12  FARMACOS_1_MES   121 non-null    int64
 13  FARMACOS_3_MES   121 non-null    int64
 14  DOLOR            61 non-null     float64
 15  SEXO             60 non-null     float64
 16  EDAD             121 non-null    int64
 17  PIO_NORMAL       116 non-null    float64
 18  PIO_NORMAL_CAT   121 non-null    int64
dtypes: float64(11), int64(8)
memory usage: 18.1 KB
```

2. Reemplazamiento de Valores Nulos del Conjunto de Datos

Vamos a sustituir los valores nulos por la mediana de la columna correspondiente

In [5]:
```python
# Vemos las filas del DataFrame que contienen valores nulos
df.isna().any()
```

Out[5]:
```
OJO                 True
TIPO_GLAUCOMA       True
N_IMPACTOS         False
CUADRANTES          True
ENERGIA_IMPACTO     True
ENERGIA_TOTAL      False
CIRUJIA_PREVIA      True
PIO_PRE_SLT        False
PIO_1_SEMANA       False
PIO_1_MES           True
PIO_3_MES          False
FARMACOS_PRE        True
FARMACOS_1_MES     False
FARMACOS_3_MES     False
DOLOR               True
SEXO                True
EDAD               False
PIO_NORMAL          True
PIO_NORMAL_CAT     False
dtype: bool
```

In [6]:
```python
# Seleccionamos las filas con valores nulos
filas_valores_nulos = df[df.isnull().any(axis=1)]
filas_valores_nulos
```

Out[6]:

	OJO	TIPO_GLAUCOMA	N_IMPACTOS	CUADRANTES	ENERGIA_IMPACTO	ENERGIA_TOTAL	CIRUJIA_PREVIA	PIO_PRE_SLT	PIO_1_SEMANA	PIO_1_MES	PIO_3_MES	FARMACOS_PRE	FARMACOS_1_MES
0	0.0	0.0	112	4.0	1.5	174.0	NaN	31	0	0.0	0	3.0	0
1	1.0	NaN	108	4.0	1.2	128.0	1.0	29	23	19.0	24	3.0	4
21	1.0	1.0	135	4.0	1.2	161.0	NaN	12	14	11.0	0	4.0	4
22	0.0	1.0	98	4.0	1.2	124.0	NaN	12	13	11.0	0	4.0	4
25	0.0	1.0	0	0.0	0.0	0.0	NaN	0	0	0.0	0	0.0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
116	NaN	16.0	102	4.0	1.4	141.0	NaN	23	0	0.0	0	1.0	0
117	NaN	16.0	107	4.0	1.4	149.0	NaN	26	0	0.0	0	0.0	0
118	1.0	1.0	140	4.0	NaN	211.0	NaN	21	0	0.0	0	2.0	0
119	0.0	1.0	198	45019.0	NaN	235.0	NaN	17	0	0.0	0	0.0	0
120	1.0	1.0	135	4.0	1.5	219.0	NaN	22	0	0.0	0	0.0	0

64 rows × 19 columns

In [7]:
```python
# Copiamos el conjunto de datos para no alterar el original
df_copy = df.copy()
```

In [8]:
```python
# Rellenamos los valores nulos de cada columna con con la mediana correspondiente
# de cada atributo usando la clase Imputer de Sklearn
from sklearn.impute import SimpleImputer

imputer = SimpleImputer(strategy="median")
```

In [9]:
```python
# Se le proporcionan los atributos numéricos (en este caso, todos los atributos del dataframe son numéricos, pero
# hay que tener cuidado ya que la clase imputer no admite valores categoricos, solo valores numéricos)
# para que calcule los valores
imputer.fit(df_copy)
```

Out[9]:
```
SimpleImputer(strategy='median')
```

In [10]:
```python
# Rellenamos los valores nulos
df_copy_nonan = imputer.transform(df_copy)
```

In [11]:
```python
# Transformamos el resultado a un DataFrame de Pandas
df_copy = pd.DataFrame(df_copy_nonan, columns=df.columns)
```

In [12]:
```python
df_copy.head(10)
```

Out[12]:

	OJO	TIPO_GLAUCOMA	N_IMPACTOS	CUADRANTES	ENERGIA_IMPACTO	ENERGIA_TOTAL	CIRUJIA_PREVIA	PIO_PRE_SLT	PIO_1_SEMANA	PIO_1_MES	PIO_3_MES	FARMACOS_PRE	FARMACOS_1_MES
0	0.0	0.0	112.0	4.0	1.5	174.0	1.0	31.0	0.0	0.0	0.0	3.0	0.0
1	1.0	4.0	108.0	4.0	1.2	128.0	1.0	29.0	23.0	19.0	24.0	3.0	4.0
2	0.0	1.0	123.0	4.0	1.1	133.0	1.0	36.0	30.0	30.0	30.0	1.0	4.0
3	1.0	2.0	131.0	4.0	1.5	191.0	1.0	14.0	0.0	21.0	14.0	1.0	0.0
4	0.0	2.0	156.0	4.0	1.2	182.0	1.0	14.0	0.0	16.0	17.0	1.0	0.0
5	1.0	1.0	125.0	4.0	1.4	170.0	0.0	30.0	0.0	18.0	20.0	2.0	3.0
6	0.0	1.0	178.0	4.0	1.4	249.0	0.0	36.0	0.0	20.0	19.0	2.0	3.0
7	0.0	3.0	164.0	4.0	1.9	301.0	0.0	25.0	0.0	18.0	0.0	1.0	0.0
8	0.0	1.0	109.0	4.0	1.0	109.0	1.0	23.0	0.0	10.0	16.0	2.0	2.0
9	1.0	1.0	116.0	4.0	2.2	238.0	0.0	22.0	22.0	20.0	20.0	0.0	0.0

In [13]:
```python
# Comprobamos que el DataFrame ya no tiene valores nulos
df_copy.isna().any()
```

Out[13]:
```
OJO                False
TIPO_GLAUCOMA      False
N_IMPACTOS         False
CUADRANTES         False
ENERGIA_IMPACTO    False
ENERGIA_TOTAL      False
CIRUJIA_PREVIA     False
PIO_PRE_SLT        False
PIO_1_SEMANA       False
PIO_1_MES          False
PIO_3_MES          False
FARMACOS_PRE       False
FARMACOS_1_MES     False
FARMACOS_3_MES     False
DOLOR              False
SEXO               False
EDAD               False
PIO_NORMAL         False
PIO_NORMAL_CAT     False
dtype: bool
```

3. Reemplazamiento de Valores Atípicos del Conjunto de Datos

Usamos el método intercuartílico (IQR) para detectar los outliers del dataframe

In [14]:
```python
def detectar_outliers(df):
    """
    Detecta y devuelve los valores atípicos en cada columna de un DataFrame utilizando el método IQR.
    """
    outliers_dict = {}

    for columna in df.columns:
        # Calcular el IQR (rango intercuartílico) para la columna actual
        Q1 = df[columna].quantile(0.25)
        Q3 = df[columna].quantile(0.75)
        IQR = Q3 - Q1

        # Calcular los límites para identificar outliers en la columna actual
        limite_inferior = Q1 - 1.5 * IQR
        limite_superior = Q3 + 1.5 * IQR

        # Identificar los valores atípicos en la columna actual
        outliers = df[(df[columna] < limite_inferior) | (df[columna] > limite_superior)][columna]

        # Almacenar los valores atípicos en el diccionario de resultados
        outliers_dict[columna] = outliers

    return outliers_dict
```

In [15]:
```python
outliers_df_copy = detectar_outliers(df_copy)
print(outliers_df_copy)
```

```
{'OJO': Series([], Name: OJO, dtype: float64), 'TIPO_GLAUCOMA': 89     14.0
103    15.0
104    15.0
105    15.0
111    16.0
112    16.0
113    16.0
114    16.0
115    16.0
116    16.0
117    16.0
Name: TIPO_GLAUCOMA, dtype: float64, 'N_IMPACTOS': 14     246.0
24     202.0
25       0.0
68     246.0
101      0.0
119    198.0
Name: N_IMPACTOS, dtype: float64, 'CUADRANTES': 20         3.0
25         0.0
26         3.5
29         3.5
32         3.0
33         3.0
35         3.0
37         3.0
83         2.0
90         3.0
91         3.0
92         3.0
93         3.0
101        0.0
119    45019.0
Name: CUADRANTES, dtype: float64, 'ENERGIA_IMPACTO': 25    0.0
75    2.4
Name: ENERGIA_IMPACTO, dtype: float64, 'ENERGIA_TOTAL': 7      301.0
14     307.0
17     312.0
19     326.0
24     388.0
25       0.0
68     307.0
71       0.0
74       0.0
101      0.0
Name: ENERGIA_TOTAL, dtype: float64, 'CIRUJIA_PREVIA': 5     0.0
6     0.0
7     0.0
9     0.0
10    0.0
14    0.0
18    0.0
20    0.0
35    0.0
36    0.0
37    0.0
41    0.0
45    0.0
46    0.0
Name: CIRUJIA_PREVIA, dtype: float64, 'PIO_PRE_SLT': 15    46.0
25     0.0
30    46.0
35    39.0
46    40.0
74     0.0
86     0.0
Name: PIO_PRE_SLT, dtype: float64, 'PIO_1_SEMANA': Series([], Name: PIO_1_SEMANA, dtype: float64), 'PIO_1_MES': Series([], Name: PIO_1_MES, dtype: float64), 'PIO_3_MES': 46    43.0
Name: PIO_3_MES, dtype: float64, 'FARMACOS_PRE': Series([], Name: FARMACOS_PRE, dtype: float64), 'FARMACOS_1_MES': Series([], Name: FARMACOS_1_MES, dtype: float64), 'FARMACOS_3_ME
S': 1    4.0
2    4.0
5    3.0
6    3.0
8    2.0
10   2.0
14   1.0
18   4.0
19   2.0
20   3.0
27   2.0
28   3.0
30   4.0
31   2.0
32   2.0
33   2.0
34   2.0
35   2.0
48   2.0
49   2.0
51   1.0
52   1.0
Name: FARMACOS_3_MES, dtype: float64, 'DOLOR': 0    0.0
7   0.0
8   0.0
Name: DOLOR, dtype: float64, 'SEXO': 1     0.0
2    0.0
7    0.0
9    0.0
13   0.0
18   0.0
21   0.0
22   0.0
27   0.0
28   0.0
31   0.0
32   0.0
33   0.0
34   0.0
35   0.0
37   0.0
44   0.0
45   0.0
46   0.0
47   0.0
48   0.0
49   0.0
53   0.0
54   0.0
58   0.0
59   0.0
Name: SEXO, dtype: float64, 'EDAD': Series([], Name: EDAD, dtype: float64), 'PIO_NORMAL': Series([], Name: PIO_NORMAL, dtype: float64), 'PIO_NORMAL_CAT': Series([], Name: PIO_NORMA
L_CAT, dtype: float64)}
```

El outlier más a destacar es el de la fila 119 de la columna "CUADRANTES", luego, solo vamos a sustituir dicho outlier por la mediana de la columna correspondiente

In [16]:
```python
df_copy.at[119, "CUADRANTES"] = df_copy["CUADRANTES"].median()
```

In [17]:
```python
df_copy
```

Out[17]:

	OJO	TIPO_GLAUCOMA	N_IMPACTOS	CUADRANTES	ENERGIA_IMPACTO	ENERGIA_TOTAL	CIRUJIA_PREVIA	PIO_PRE_SLT	PIO_1_SEMANA	PIO_1_MES	PIO_3_MES	FARMACOS_PRE	FARMACOS_1_MES
0	0.0	0.0	112.0	4.0	1.5	174.0	1.0	31.0	0.0	0.0	0.0	3.0	0.0
1	1.0	4.0	108.0	4.0	1.2	128.0	1.0	29.0	23.0	19.0	24.0	3.0	4.0
2	0.0	1.0	123.0	4.0	1.1	133.0	1.0	36.0	30.0	30.0	30.0	1.0	4.0
3	1.0	2.0	131.0	4.0	1.5	191.0	1.0	14.0	0.0	21.0	14.0	1.0	0.0
4	0.0	2.0	156.0	4.0	1.2	182.0	1.0	14.0	0.0	16.0	17.0	1.0	0.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
116	0.0	16.0	102.0	4.0	1.4	141.0	1.0	23.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0
117	0.0	16.0	107.0	4.0	1.4	149.0	1.0	26.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
118	1.0	1.0	140.0	4.0	1.5	211.0	1.0	21.0	0.0	0.0	0.0	2.0	0.0
119	0.0	1.0	198.0	4.0	1.5	235.0	1.0	17.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
120	1.0	1.0	135.0	4.0	1.5	219.0	1.0	22.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

121 rows × 19 columns

4. Matriz de Correlación

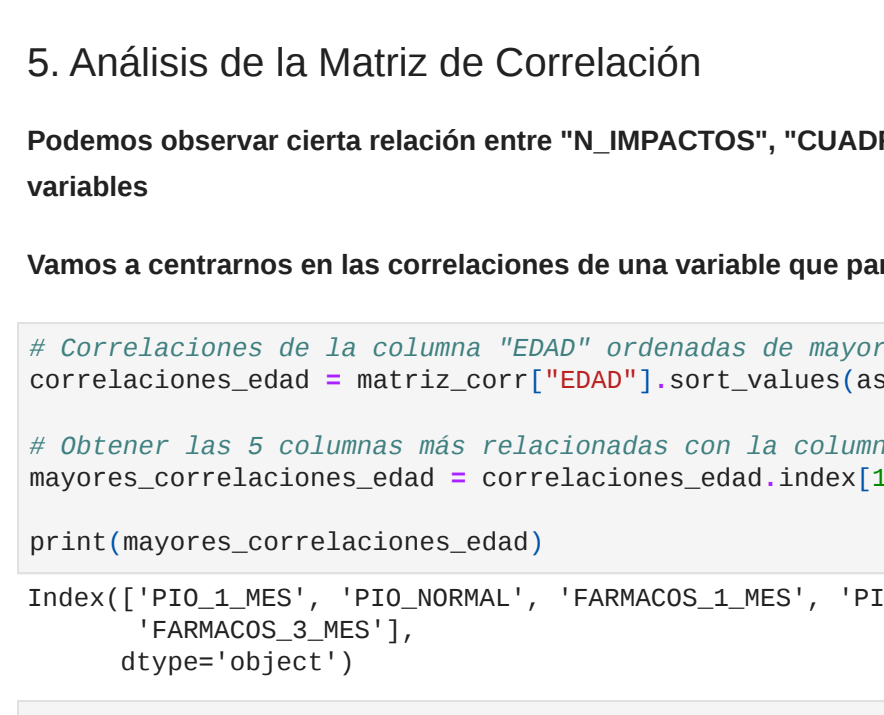
Una vez tratados todos los datos del dataframe, visualizamos su matriz de correlación para poder sacar alguna conclusión

In [18]:
```python
# Matriz de Correlación
matriz_corr = df_copy.corr()

matriz_corr
```

Out[18]:

	OJO	TIPO_GLAUCOMA	N_IMPACTOS	CUADRANTES	ENERGIA_IMPACTO	ENERGIA_TOTAL	CIRUJIA_PREVIA	PIO_PRE_SLT	PIO_1_SEMANA	PIO_1_MES	PIO_3_MES	FARMACOS_PRE
OJO	1.000000	-0.167514	0.091125	0.011817	0.119807	0.061519	-0.072722	0.127733	0.071269	-0.036483	-0.014383	-0.027256
TIPO_GLAUCOMA	-0.167514	1.000000	-0.084669	0.146277	-0.046804	-0.050582	0.194776	-0.127291	-0.095710	-0.260416	-0.267442	-0.076669
N_IMPACTOS	0.091125	-0.084669	1.000000	0.489310	0.294747	0.719566	-0.259216	0.200045	-0.006277	0.157316	0.236205	0.049481
CUADRANTES	0.011817	0.146277	0.489310	1.000000	0.218216	0.416060	0.030013	0.131072	0.086378	0.084690	0.042076	-0.009880
ENERGIA_IMPACTO	0.119807	-0.046804	0.294747	0.218216	1.000000	0.623847	-0.259178	0.205444	0.071358	0.085472	0.080678	0.115466
ENERGIA_TOTAL	0.061519	-0.050582	0.719566	0.416060	0.623847	1.000000	-0.235751	0.204123	0.062095	0.155687	0.151153	0.115815
CIRUJIA_PREVIA	-0.072722	0.194776	-0.259216	0.030013	-0.259178	-0.235751	1.000000	-0.204823	-0.062799	-0.336719	-0.401157	-0.249314
PIO_PRE_SLT	0.127733	-0.127291	0.200045	0.131072	0.205444	0.204123	-0.204823	1.000000	0.166867	0.329483	0.361240	-0.041010
PIO_1_SEMANA	0.071269	-0.095710	-0.006277	0.086378	0.071358	0.062095	-0.062799	0.166867	1.000000	0.645000	0.401204	0.222228
PIO_1_MES	-0.036483	-0.260416	0.157316	0.084690	0.085472	0.155687	-0.336719	0.329483	0.645000	1.000000	0.655155	0.213929
PIO_3_MES	-0.014383	-0.267442	0.236205	0.042076	0.080678	0.151153	-0.401157	0.361240	0.401204	0.655155	1.000000	0.126318
FARMACOS_PRE	-0.027256	-0.076669	0.049481	-0.009880	0.115466	0.115815	-0.249314	-0.041010	0.222228	0.213929	0.126318	1.000000
FARMACOS_1_MES	0.033726	-0.334635	0.112346	0.045985	-0.051138	0.016898	-0.397909	0.218931	0.459330	0.557144	0.494319	0.578539
FARMACOS_3_MES	-0.032198	-0.267179	0.122463	-0.003316	-0.122274	-0.046931	-0.303160	0.311207	0.261183	0.457294	0.695327	0.262714
DOLOR	0.150476	0.124673	-0.035937	-0.044630	0.024400	-0.053863	0.108485	-0.085066	0.176953	0.008433	0.000245	-0.057546
SEXO	0.009994	0.291284	-0.047523	-0.010138	-0.084614	0.012506	0.251098	-0.080761	-0.377146	-0.523678	-0.377150	-0.281299
EDAD	0.005645	-0.383580	0.142094	0.101568	0.079057	0.114027	-0.331514	0.236717	0.455598	0.779466	0.537433	0.287287
PIO_NORMAL	-0.036483	-0.260416	0.157316	0.084690	0.085472	0.155687	-0.336719	0.329483	0.645000	1.000000	0.655155	0.213929
PIO_NORMAL_CAT	-0.115876	0.181156	-0.150884	-0.106993	-0.101655	-0.196440	0.273627	-0.178382	-0.373689	-0.662403	-0.396379	-0.122846

In [19]:
```python
# Mapa de Calor de la Matriz de Correlación

sns.heatmap(matriz_corr, cmap="YlGnBu", vmax=1, vmin=-1)
plt.title('Heatmap Matriz de Correlación')
plt.show()
```



5. Análisis de la Matriz de Correlación

Podemos observar cierta relación entre "N_IMPACTOS", "CUADRANTES", "ENERGIA_IMPACTO" y "ENERGIA_TOTAL", lo cual es totalmente lógico teniendo en cuenta lo que representa cada una de estas variables

Vamos a centrarnos en las correlaciones de una variable que parece ser interesante en vista del heatmap: "EDAD"

In [20]:
```python
# Correlaciones de la columna "EDAD" ordenadas de mayor a menor
correlaciones_edad = matriz_corr["EDAD"].sort_values(ascending=False)

# Obtener las 5 columnas más relacionadas con la columna "EDAD" (excluyendo la propia columna "EDAD")
mayores_correlaciones_edad = correlaciones_edad.index[1:6]

print(mayores_correlaciones_edad)
```

```
Index(['PIO_1_MES', 'PIO_NORMAL', 'FARMACOS_1_MES', 'PIO_3_MES',
       'FARMACOS_3_MES'],
      dtype='object')
```

In [21]:
```python
df_copy[["EDAD", "PIO_1_MES", "PIO_3_MES", "FARMACOS_1_MES", "FARMACOS_3_MES","PIO_NORMAL"]].head(10)
```

Out[21]:

	EDAD	PIO_1_MES	PIO_3_MES	FARMACOS_1_MES	FARMACOS_3_MES	PIO_NORMAL
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	56.0	19.0	24.0	4.0	4.0	19.0
2	56.0	30.0	30.0	4.0	4.0	30.0
3	49.0	21.0	14.0	0.0	0.0	21.0
4	49.0	16.0	17.0	0.0	0.0	16.0
5	74.0	18.0	20.0	3.0	3.0	18.0
6	74.0	20.0	19.0	3.0	3.0	20.0
7	65.0	18.0	0.0	0.0	0.0	18.0
8	60.0	10.0	16.0	2.0	2.0	10.0
9	82.0	20.0	20.0	0.0	0.0	20.0

In [22]:
```python
num_filas_edad_mayor_40 = len(df_copy[df_copy['EDAD'] > 40])

print("Número de filas con EDAD mayor a 40 años:", num_filas_edad_mayor_40)
```

```
Número de filas con EDAD mayor a 40 años: 55
```

In [23]:
```python
num_filas_edad_igual_0 = len(df_copy[df_copy['EDAD'] == 0])

print("Número de filas con EDAD igual a 0 años:", num_filas_edad_igual_0)
```

```
Número de filas con EDAD igual a 0 años: 61
```

In [24]:
```python
contador_filas_aumento_pio = (df_copy["PIO_1_MES"] - df_copy["PIO_3_MES"] < 0).sum()

print("Número de personas cuya PIO ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes:", contador_filas_aumento_pio)
```

```
Número de personas cuya PIO ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes: 12
```

In [25]:
```python
edades_aumento_pio = df_copy.loc[(df_copy["PIO_1_MES"] - df_copy["PIO_3_MES"] < 0), "EDAD"]

print("Edades de las personas cuya PIO ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes:")
print(edades_aumento_pio)
```

```
Edades de las personas cuya PIO ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes:
1     56.0
4     49.0
5     74.0
8     60.0
18    64.0
24    35.0
30    60.0
45    49.0
46    49.0
52    59.0
55    25.0
56    25.0
Name: EDAD, dtype: float64
```

In [26]:
```python
contador_filas_aumento_farmacos = (df_copy["FARMACOS_1_MES"] - df_copy["FARMACOS_3_MES"] < 0).sum()
contador_filas_igual_farmacos = (df_copy["FARMACOS_1_MES"] - df_copy["FARMACOS_3_MES"] == 0).sum()

print("Número de personas cuya ingesta de fármacos ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes tras la operación:",
      contador_filas_aumento_farmacos)
print("Número de personas cuya ingesta de fármacos se ha mantenido del 1 Mes al 3 Mes tras la operación:",
      contador_filas_igual_farmacos)
```

```
Número de personas cuya ingesta de fármacos ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes tras la operación: 1
Número de personas cuya ingesta de fármacos se ha mantenido del 1 Mes al 3 Mes tras la operación: 94
```

In [27]:
```python
edad_aumento_farmacos = df_copy.loc[(df_copy["FARMACOS_1_MES"] - df_copy["FARMACOS_3_MES"] < 0), "EDAD"]

print("Número de personas cuya ingesta de fármacos ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes tras la operación:")
print(edad_aumento_farmacos)
```

```
Número de personas cuya ingesta de fármacos ha aumentado del 1 Mes al 3 Mes tras la operación:
31    64.0
Name: EDAD, dtype: float64
```

In [28]:
```python
df.iloc[31]
```

Out[28]:
```
OJO                 0.0
TIPO_GLAUCOMA       1.0
N_IMPACTOS         97.0
CUADRANTES          4.0
ENERGIA_IMPACTO     1.1
ENERGIA_TOTAL      99.0
CIRUJIA_PREVIA      1.0
PIO_PRE_SLT        25.0
PIO_1_SEMANA       22.0
PIO_1_MES          26.0
PIO_3_MES          19.0
FARMACOS_PRE        2.0
FARMACOS_1_MES      1.0
FARMACOS_3_MES      2.0
DOLOR               1.0
SEXO                0.0
EDAD               64.0
PIO_NORMAL         26.0
PIO_NORMAL_CAT      1.0
Name: 31, dtype: float64
```

6. Conclusiones

- Hay una gran relación positiva (mayor que 0) entre las variables "N_IMPACTOS", "CUADRANTES", "ENERGIA_IMPACTO" y "ENERGIA_TOTAL", lo cual es totalmente lógico teniendo en cuenta lo que representa cada una de estas variables.

- Un 45.4% de la muestra son personas mayores de 40 años y un 50.4% son personas con 0 años (suponemos que se tratan de bebés recién nacidos).

- Hay 12 personas cuya presión intraocular ha aumentado del primer mes al tercer mes tras la operación. De esas 12 personas, 9 de ellas son mayores de 40 años, 2 de ellas tienen 25 años y el restante tiene 35 años.

- Hay 94 personas (77.7%) de la muestra que no han tenido que aumentar su ingesta de fármacos del primer al tercer mes tras la operación.

- Solo hay una persona que ha tenido que aumentar su ingesta de fármacos del primer al tercer mes tras la operación, pasando de tomar 1 fármaco a tomar 2, y dicha persona tiene 64 años.