Ejercicio 5

Out[6]:

	age	lwt	race	smoke	ptd	ht	ui	ftv	bwt
0	19	182	2	0	0	0	1	0	2523
1	33	155	3	0	0	0	0	3	2551
2	20	105	1	1	0	0	0	1	2557
3	21	108	1	1	0	0	1	2	2594
4	18	107	1	1	0	0	1	0	2600
184	28	95	1	1	0	0	0	2	2466
185	14	100	3	0	0	0	0	2	2495
186	23	94	3	1	0	0	0	0	2495
187	17	142	2	0	0	1	0	0	2495
188	21	130	1	1	0	1	0	3	2495

189 rows × 9 columns

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distribu tions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density es timate.

warnings.warn(msq, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distribu tions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density es timate.

warnings.warn(msg, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distribu tions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density es timate.

warnings.warn(msg, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distributions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density estimate.

warnings.warn(msg, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distribu tions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density es timate.

warnings.warn(msq, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distribu tions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density es timate.

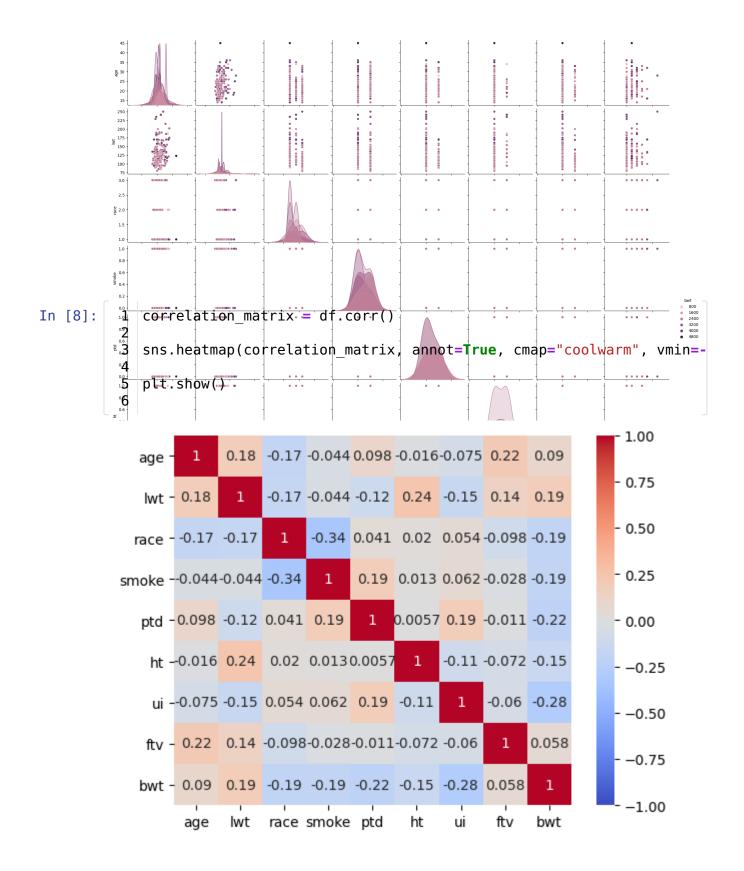
warnings.warn(msg, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distribu tions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density es timate.

warnings.warn(msg, UserWarning)

/home/jl_deleon/anaconda3/lib/python3.8/site-packages/seaborn/distributions.py:306: UserWarning: Dataset has 0 variance; skipping density estimate.

warnings.warn(msg, UserWarning)



```
In [14]:
          1 import statsmodels.api as sm
          2
          3 # Crear variables binarias para la raza
          4 | df['race white'] = (df['race'] == 1).astype(int)
             df['race black'] = (df['race'] == 2).astype(int)
          6
          7
             # Seleccionar las variables predictoras (X) y la variable dependien
             X = df[['age', 'lwt', 'race white', 'race black', 'smoke', 'ptd',
             y = df['bwt']
          9
         10
          11
             # Agregar una constante al conjunto de variables predictoras (inter
         12
             X = sm.add constant(X)
         13
         14
             # Ajustar el modelo de regresión lineal con variables categóricas
             model = sm.OLS(y, X).fit()
         15
         16
         17
             # Obtener un resumen del modelo
         18
             print(model.summary())
         19
         20
            # Obtener los residuos del modelo
         21
             residuals = model.resid
         22
         23 # También puedes obtener otras estadísticas relacionadas con los re
             print("Estadísticas sobre los residuos:")
         25 print("Media de los residuos:", residuals.mean())
            print("Desviación estándar de los residuos:", residuals.std())
```

OLS Regression Results

```
======
Dep. Variable:
                              bwt
                                    R-squared:
0.251
Model:
                              0LS
                                    Adj. R-squared:
0.217
Method:
                     Least Squares
                                    F-statistic:
7.528
                  Fri, 24 Nov 2023
                                    Prob (F-statistic):
Date:
1.18e-08
Time:
                                    Log-Likelihood:
                          21:04:50
-1486.3
No. Observations:
                              189
                                    AIC:
2991.
Df Residuals:
                               180
                                    BIC:
3020.
Df Model:
Covariance Type:
                         nonrobust
=======
               coef std err t P>|t| [0.025]
0.9751
          2580.7070 280.969 9.185 0.000 2026.289
const
3135.124
            -2.3633
                     9.434 -0.251 0.802
                                                    -20.979
age
16.252
```

lwt 7 FOO	4.1270	1.711	2.413	0.017	0.752	
7.503 race_white 563.727	338.5422	114.120	2.967	0.003	113.357	
race_black 176.633	-135.1935	158.028	-0.856	0.393	-447.020	
smoke -119.063	-328.1404	105.957	-3.097	0.002	-537.217	
ptd 65.561	-202.2497	135.722	-1.490	0.138	-470.060	
ht -182.255	-576.5515	199.823	-2.885	0.004	-970.848	
ui -223.926	-493.5903	136.661	-3.612	0.000	-763.254	
========				=======		:==
Omnibus: 0.613		1.4	167 Durbin	-Watson:		
Prob(Omnibus	s):	0.4	180 Jarque	-Bera (JB)	:	
Skew:		-0.1	L78 Prob(JI	B):		

2.736 Cond. No.

=======

Notes:

0.460 Kurtosis:

820.

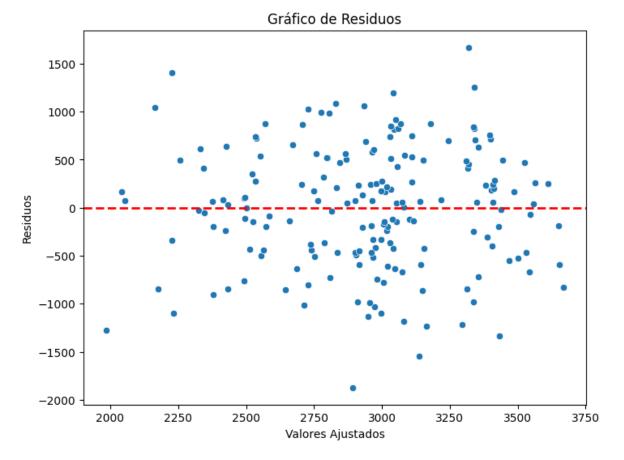
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

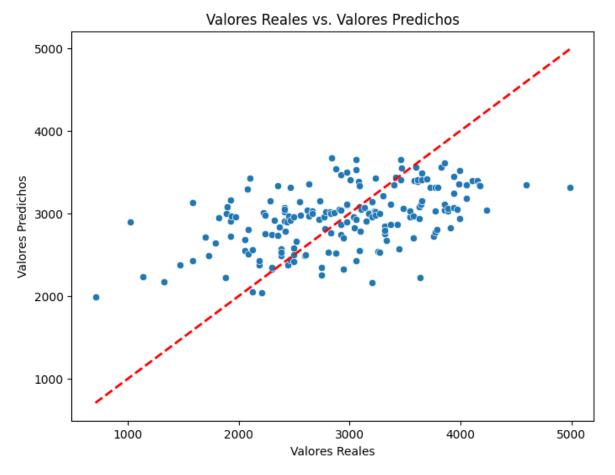
Estadísticas sobre los residuos:

Media de los residuos: 2.9835275931175424e-12

Desviación estándar de los residuos: 631.2283273593328

```
In [15]: 1 # Crear un gráfico de dispersión de los residuos
2 plt.figure(figsize=(8, 6))
3 sns.scatterplot(x=model.fittedvalues, y=residuals)
4 plt.axhline(y=0, color='red', linestyle='--', linewidth=2) # Línea
5 plt.title('Gráfico de Residuos')
6 plt.xlabel('Valores Ajustados')
7 plt.ylabel('Residuos')
8 plt.show()
```





Comentarios

Después de analizar con varias variables del data set el modelo que mejor se ajusta es quitando la variable del ftv: visitas al médico durante los primeros tres meses del embarazo.

Esto tambien se puede ver en que es de las variables que menos correlación tiene en nuestra matriz de correlación, hablando de razones reales puede deberse a que visitas al medico durante los primeros tres meses del embarazo no tiene alguna relación proporcional con el peso, ya que se puede interpretar que muchas visitas al médico puede significar un estado delicado del embarazo lo que puede resultar en un peso bajo, pero se puede hacer la misma interpretación de pocas visitas.