Questão

Ajuste um modelo linear generalizado de Poisson para a base de dados “motorins.dat”. A variável resposta “Claims” representa o número de reclamos de uma seguradora. As variáveis preditoras são: Kilometers: Kilômetros percorridos em um ano.
Zone: Região Geográfica (Zona).
Bonus: Igual ao número de anos sem reclamos mais 1.
Make: Representa 8 tipos de modelos de automóveis mais o tipo 9 (outros)
Insured: Número de veículos segurados
Claims: Número de reclamos
Payment: Pagamento Total do

1: less than 1000
2: from 1000 to 15 000
3: 15 000 to 20 000
4: 20 000 to 25 000
5: more than 25 000
1: Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings
2: Other large cities with surroundings
3: Smaller cities with surroundings in southern Sweden
4: Rural areas in southern Sweden
5: Smaller cities with surroundings in northern Sweden
6: Rural areas in northern Sweden
7: Gotland

Roteiro

1- **Carregando bibliotecas**
2- **Informações básicas do dataset**
    a. **Print das 5 primeiras linhas**
    b. **Tipo de dado em cada coluna**
    c. **Descrição das colunas numéricas (count, média, mediana, desvio padrão)**
3- **Análise exploratória**
    a. **Dados missing**
    b. **Distribuição da variável**
    c. **Scatter plot das variáveis numéricas com Claims**
4- **Modelagem**
    a. **Correlação de Spearman**
    b. **Teste de Shapiro-wilk**
    c. **Teste de Kruskal-Wallis**
    d. **Teste Mann-Whitney U**
    e. **Teste de qui-quadrado**
5- **Treinamento do modelo**
6- **Análise dos resíduos**

7- Conclusão

1- Carregando bibliotecas

Pacotes

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

import statsmodels.api as sm
import statsmodels.formula.api as smf

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.linear_model import PoissonRegressor
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.pipeline import make_pipeline

from scipy.stats import mannwhitneyu, chi2_contingency, norm, kruskal

import statsmodels.api as sm
from statsmodels.formula.api import ols
from scipy import stats
```

2- Informações básicas do dataset

a. Print das 5 primeiras linhas

```
df1.head()
```

	Kilometers	Zone	Bonus	Make	Insured	Claims	Payment
0	less than 1000	Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings	1	modelo 1	455.13	108	392491
1	less than 1000	Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings	1	modelo 2	69.17	19	46221
2	less than 1000	Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings	1	modelo 3	72.88	13	15694
3	less than 1000	Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings	1	modelo 4	1292.39	124	422201
4	less than 1000	Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings	1	modelo 5	191.01	40	119373

b. Tipo de dado em cada coluna

```
df1.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2182 entries, 0 to 2181
Data columns (total 7 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ------      --------------  -----
 0   Kilometers  2182 non-null   object
 1   Zone        2182 non-null   object
 2   Bonus       2182 non-null   int64
 3   Make        2182 non-null   object
 4   Insured     2182 non-null   float64
 5   Claims      2182 non-null   int64
 6   Payment     2182 non-null   int64
dtypes: float64(1), int64(3), object(3)
memory usage: 119.5+ KB
```

c. **Descrição das colunas numéricas (count, média, mediana, desvio padrão)**

```
df1.describe()
```

	Bonus	Insured	Claims	Payment
count	2182.000000	2182.000000	2182.000000	2.182000e+03
mean	4.015124	1092.195270	51.865720	2.570076e+05
std	2.000516	5661.156245	201.710694	1.017283e+06
min	1.000000	0.010000	0.000000	0.000000e+00
25%	2.000000	21.610000	1.000000	2.988750e+03
50%	4.000000	81.525000	5.000000	2.740350e+04
75%	6.000000	389.782500	21.000000	1.119538e+05
max	7.000000	127687.270000	3338.000000	1.824503e+07

3- Análise exploratória

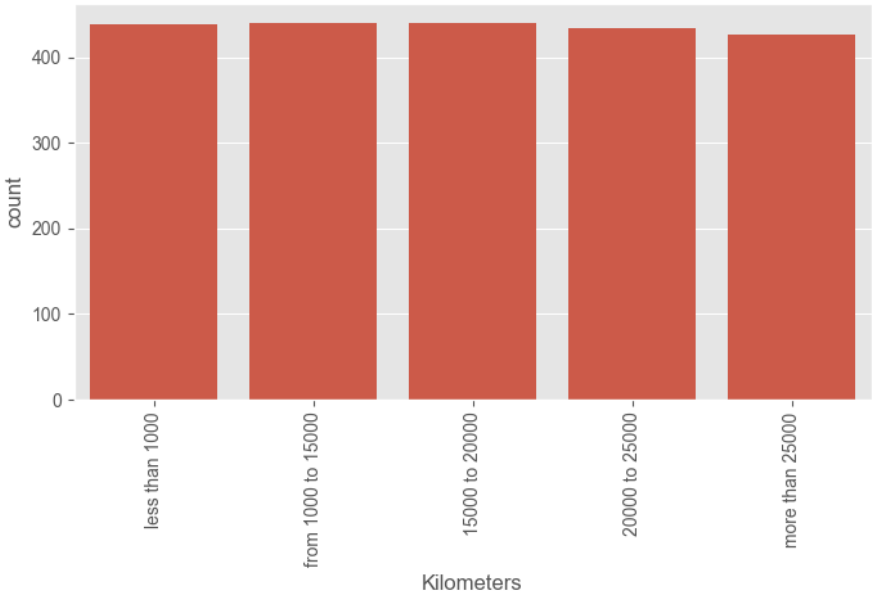
a. **Dados missing**

```
missing_values_table(df1)
```

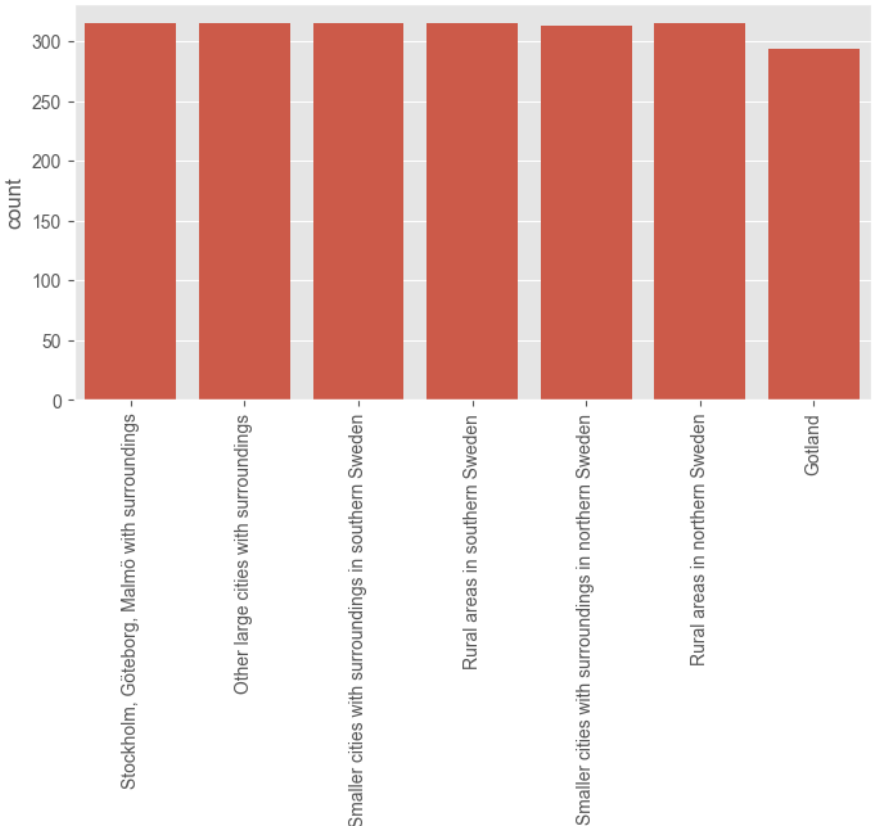
```
Your selected dataframe has 7 columns.
There are 0 columns that have missing values.
```

Missing Values	% of Total Values

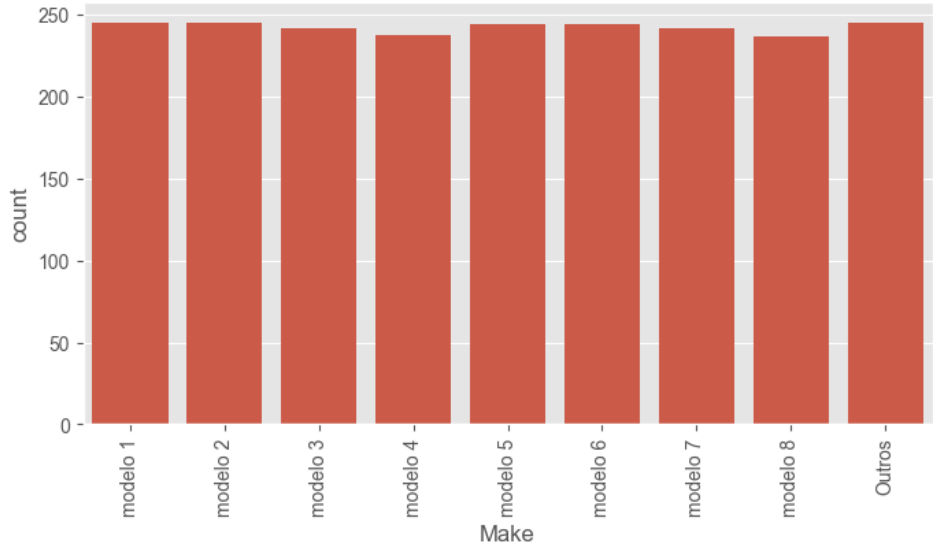
b. **Countplots**



A distribuição das categorias de quilômetros é bastante uniforme.

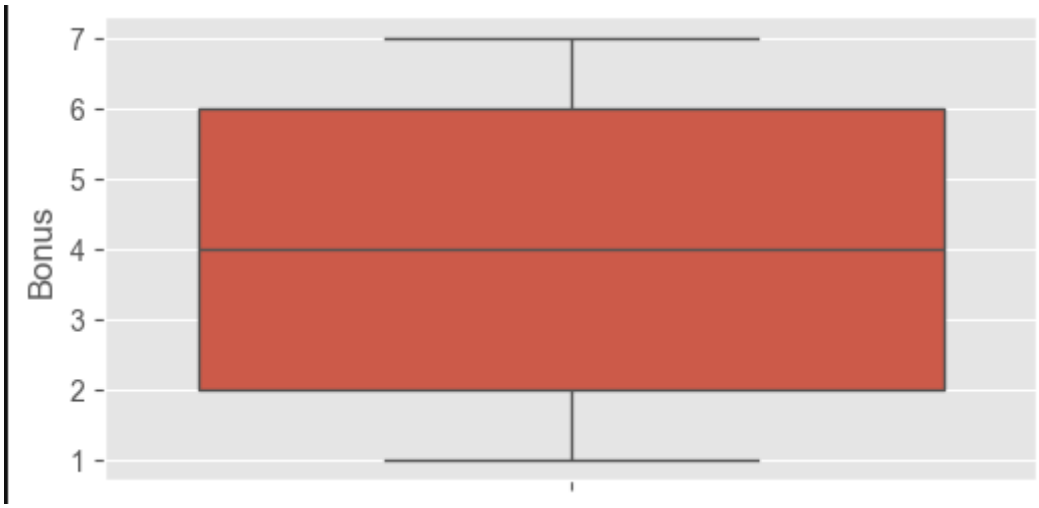


A distribuição das zonas é também relativamente uniforme. Gotland possui um entorno de 20 casos a menos

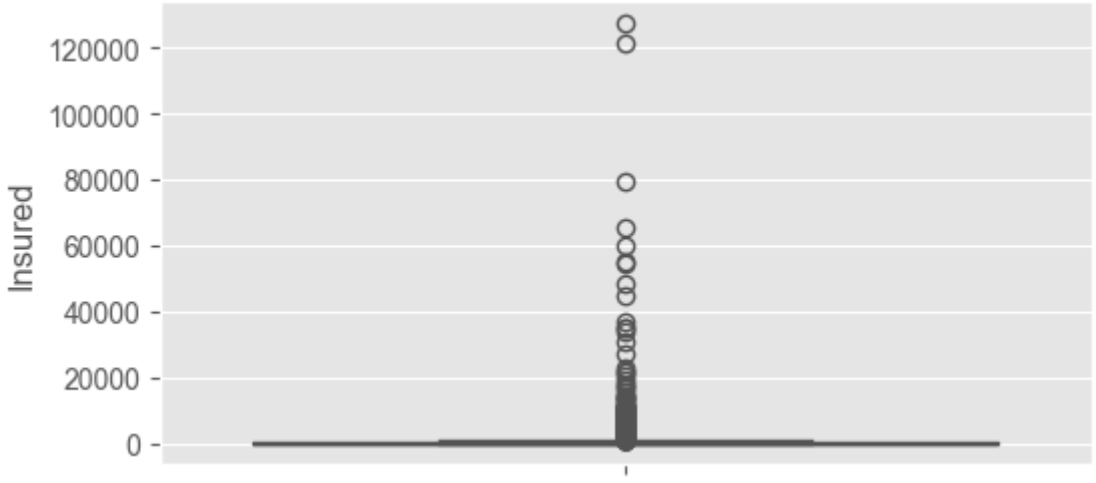


A distribuição dos modelos de automóveis também é bastante uniforme.

c. Boxplots

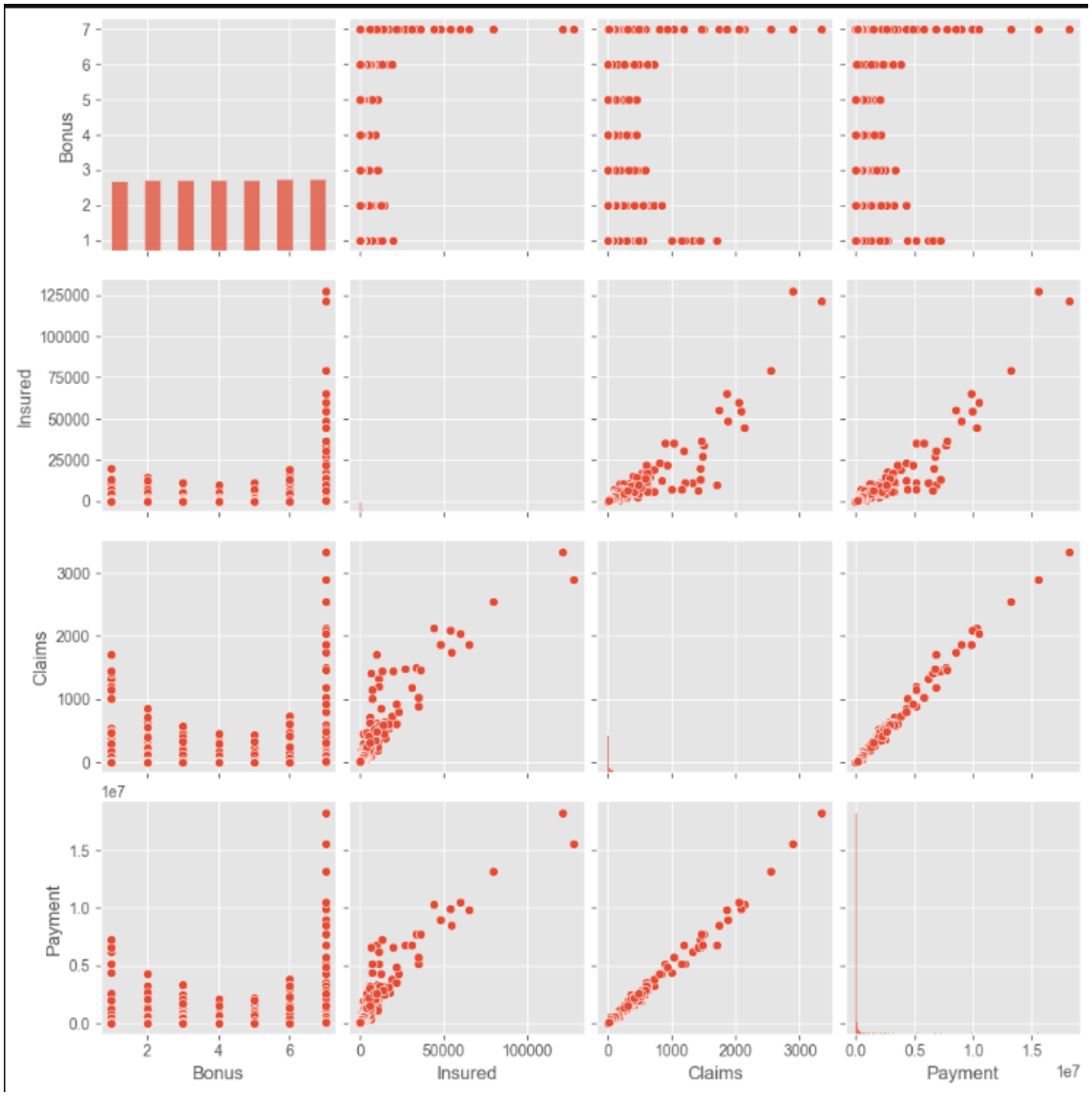


A mediana do bônus é de 4 anos, com um intervalo interquartil de 2 a 6 anos.



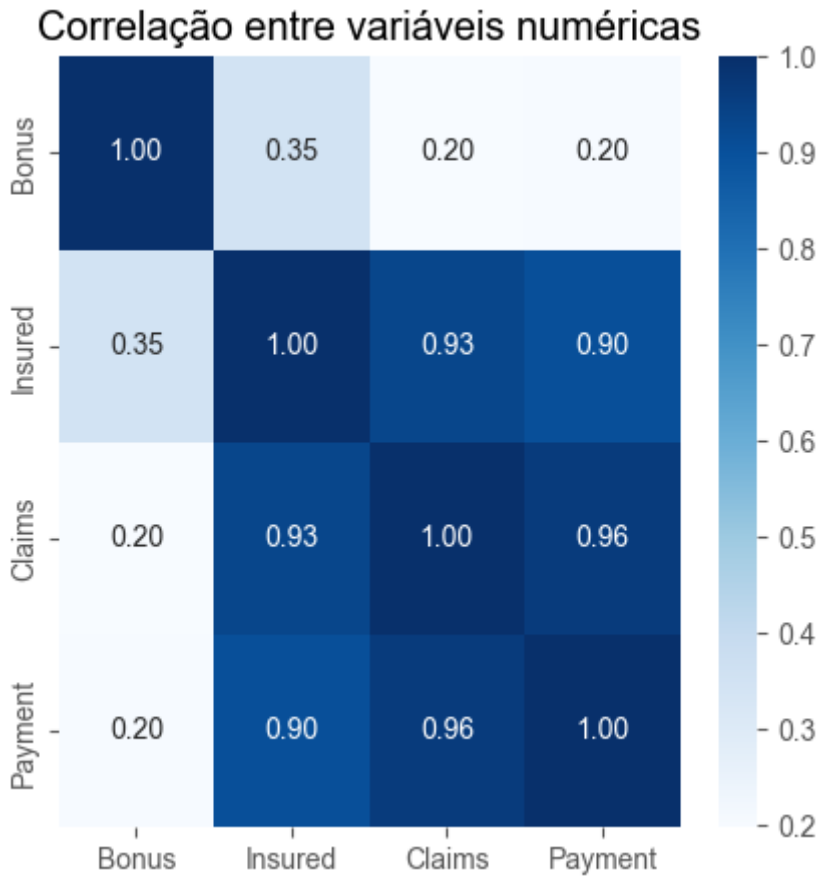
No caso de insured temo a presenta de alguns valores outliers apesar de grande parte dos valores estarem concentrados abaixo de 22

d. Scatter plot das variáveis numéricas com Claims



4- Modelagem

a. Correlação de Spearman



O destaque que merece ser feito aqui é na multicolinearidade entre a variável Insured e Claims, nossa variável a ser predita.

b. Teste de Shapiro-wilk

O teste de Shapiro-Wilk para a variável **Claims** resultou em:

- W = 0.2469
- p-valor = 0.0

Isso indica que a variável **Claims** não segue uma distribuição normal.

c. Teste de Kruskal-Wallis

O teste de Kruskal-Wallis foi realizado para verificar se há diferenças significativas entre as categorias das variáveis "Kilometers", "Zone" e "Make" em relação à variável resposta "Claims".

Teste de Kruskal-Wallis para Kilometers: KruskalResult(statistic=195.72553167450306, pvalue=3.117263894895815e-41)

Teste de Kruskal-Wallis para Zone: KruskalResult(statistic=542.9041459870552, pvalue=4.7798986253134086e-114)

Teste de Kruskal-Wallis para Make: KruskalResult(statistic=691.6308951948237, pvalue=4.5332978426564537e-144)

Há uma diferença significativa entre as diferentes categorias de quilômetros percorridos anualmente em relação ao número de reclamações. O mesmo aconteceu com as demais variáveis Zone e Make

d. Teste Mann-Whitney U

Variáveis numéricas com resultados significativos no teste Mann-Whitney U:

Bonus: p-valor = 1.4647389332811162e-05

Insured: p-valor = 9.184641280479907e-170

O teste de Mann-Whitney U foi realizado para comparar duas variáveis numéricas em relação à variável resposta "Claims". Há uma diferença significativa entre o bônus (número de anos sem reclamações mais 1) e o número de reclamações. E o mesmo acontece com o número de veículos segurados e o número de reclamações

e. Teste de qui-quadrado

Variáveis categóricas com resultados significativos no teste de qui-quadrado:

Kilometers: p-valor = 0.0011081654037870712

Zone: p-valor = 2.1050504276507513e-24

Make: p-valor = 7.774440399334877e-14

O resultado do teste de qui-quadrado corroborou com o de Kruskal-Wallis

5- Treinamento do modelo

Foi implementado a normalização dos dados na variável Bonus. A variável Insured não foi utilizada como uma variável direta do modelo, foi implementado como um offset.

```python
# Normalizar variáveis numéricas
scaler = StandardScaler()
df1[['Bonus']] = scaler.fit_transform(df1[['Bonus']])

# Ajustar o modelo de Poisson com offset
model = smf.poisson('Claims ~ Kilometers + Zone + Bonus + Make', data=df1).fit(offset=np.log(df1['Insured']))

# Resumo do modelo
print(model.summary())
```

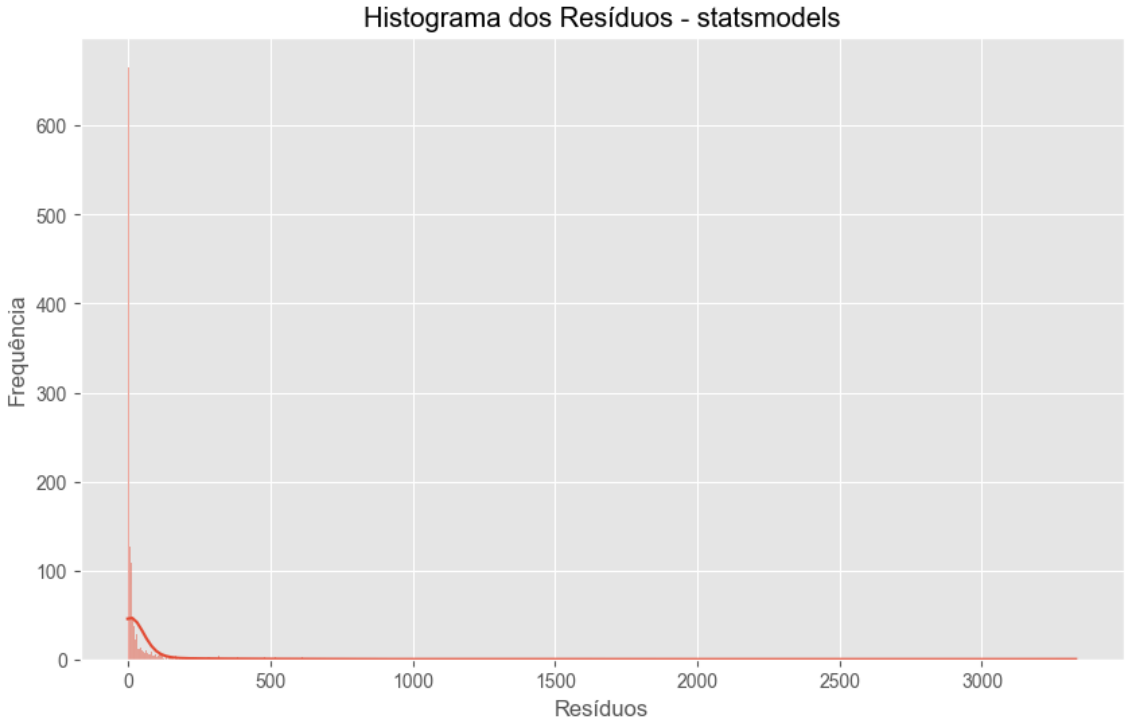
```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 15.980153
         Iterations 12
                          Poisson Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Claims   No. Observations:                 2182
Model:                         Poisson   Df Residuals:                     2162
Method:                           MLE   Df Model:                           19
Date:                Sun, 23 Jun 2024   Pseudo R-squ.:                  0.8426
Time:                        16:01:23   Log-Likelihood:                -34869.
converged:                       True   LL-Null:                   -2.2157e+05
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     0.000
================================================================================================================================
                                                     coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------
Intercept                                         2.5427      0.041     62.586      0.000       2.463       2.622
Kilometers[T.20000 to 25000]                     -0.9732      0.012    -78.763      0.000      -0.997      -0.949
Kilometers[T.from 1000 to 15000]                  0.4998      0.008     60.937      0.000       0.484       0.516
Kilometers[T.less than 1000]                      0.3289      0.008     38.760      0.000       0.312       0.346
Kilometers[T.more than 25000]                    -1.1311      0.013    -86.330      0.000      -1.157      -1.105
Zone[T.Other large cities with surroundings]      3.5339      0.041     86.741      0.000       3.454       3.614
Zone[T.Rural areas in northern Sweden]            2.8036      0.041     67.791      0.000       2.723       2.885
Zone[T.Rural areas in southern Sweden]            3.9382      0.041     97.120      0.000       3.859       4.018
Zone[T.Smaller cities with surroundings in northern Sweden]  2.2609      0.042     53.579      0.000       2.178       2.344
Zone[T.Smaller cities with surroundings in southern Sweden]  3.4678      0.041     85.035      0.000       3.388       3.548
Zone[T.Stockholm, Göteborg, Malmö with surroundings]  3.6182      0.041     88.910      0.000       3.538       3.698
Make[T.modelo 1]                                 -1.9761      0.010   -199.649      0.000      -1.996      -1.957
Make[T.modelo 2]                                 -3.4185      0.019   -176.306      0.000      -3.457      -3.381
Make[T.modelo 3]                                 -3.8153      0.024   -162.191      0.000      -3.861      -3.769
Make[T.modelo 4]                                 -3.7027      0.022   -166.223      0.000      -3.746      -3.659
Make[T.modelo 5]                                 -3.2995      0.018   -180.236      0.000      -3.335      -3.264
Make[T.modelo 6]                                 -2.8891      0.015   -192.039      0.000      -2.919      -2.860
Make[T.modelo 7]                                 -3.6496      0.022   -168.226      0.000      -3.692      -3.607
Make[T.modelo 8]                                 -4.3305      0.030   -142.886      0.000      -4.390      -4.271
Bonus                                             0.4322      0.003    137.392      0.000       0.426       0.438
================================================================================================================================
```

Os coeficientes negativos para algumas categorias de "Kilometers" (Kilometers[T.20000 to 25000] e Kilometers[T.more than 25000]) "Make"(todos os modelos) indicando que influência de forma negativa para o resultado da nossa regressão.

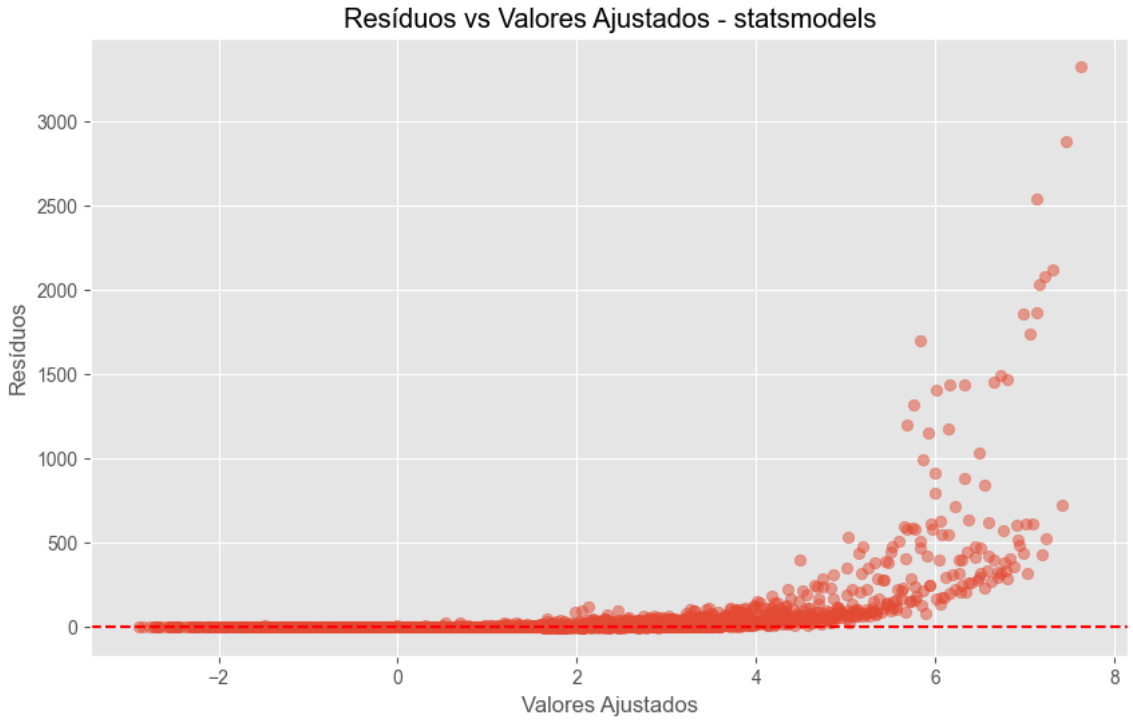
Dialogando com os testes executados anteriormente todos os coeficientes são estatisticamente significativos ($p < 0.001$), indicando que as variáveis preditoras escolhidas têm um efeito significativo no número de reclamações.

Por fim, o valor de R-quadrado (0.8426) indica que o modelo explica uma proporção substancial da variabilidade nos dados de reclamações.

6 - Análise dos resíduos

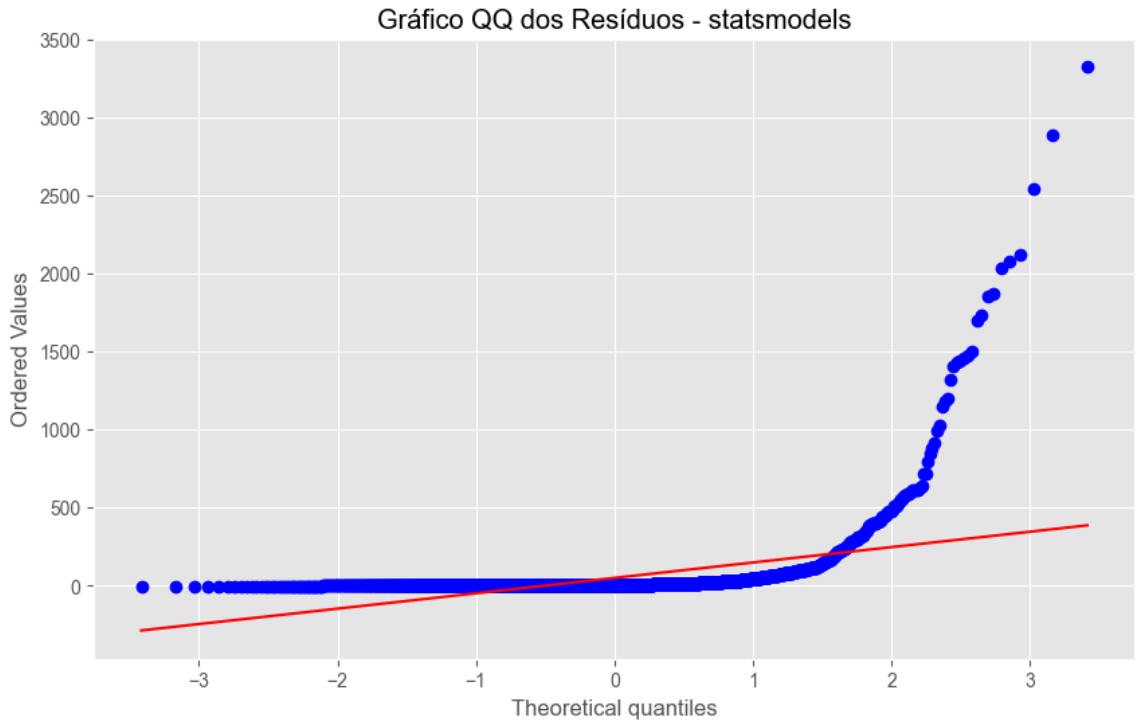


O histograma dos resíduos mostra uma distribuição assimétrica, com muitos resíduos próximos de zero e alguns valores bastante altos. Talvez o modelo tenha subestimado alguns valores.



O gráfico de dispersão dos resíduos versus os valores ajustados revela um padrão claro de heterocedasticidade (cone). Os resíduos aumentam conforme os valores

ajustados aumentam, o que indica que a variabilidade dos resíduos não é constante. Por fim, destacar a presença de alguns outliers para os valores mais altos



O gráfico QQ dos resíduos mostra que os resíduos não seguem uma distribuição normal. Os pontos divergem significativamente da linha de normalidade, especialmente nas caudas. Isso reforça a evidência de que os resíduos são assimétricos e possuem valores extremos (outliers).

7 - Conclusão

A análise descritiva inicial dos dados revelou importantes insights sobre as variáveis preditoras e a variável resposta. Primeiro a uniformidade na distribuição das variáveis categóricas (“Kilometers”), zonas geográficas (“Zone”) e modelos de automóveis (“Make”).

Já quando olhamos para as numéricas Bonus apresentou uma mediana de 4 anos, indicando que muitos segurados tiveram períodos consideráveis sem reclamações. A variável Insured mostrou uma alta variabilidade e presença de outliers.

Os testes estatísticos realizados (Kruskal-Wallis, Mann-Whitney U e qui-quadrado) indicaram que todas as variáveis preditoras (Kilometers, Zone, Make, Bonus, Insured) possuem associações significativas com a variável resposta "Claims".

O modelo de regressão de Poisson foi ajustado com as variáveis preditoras "Kilometers", "Zone", "Bonus" e "Make", e um offset logarítmico da variável "Insured". Todos os coeficientes das variáveis preditoras foram estatisticamente significativos ($p < 0.001$), indicando que essas variáveis têm um efeito significativo no número de reclamações.

O valor de 0.8426 do R-quadrado indica que o modelo explica uma proporção substancial

Os resíduos mostraram um padrão claro de heterocedasticidade, onde a variância dos resíduos aumenta com os valores ajustados.

O histograma e o gráfico QQ indicaram que os resíduos são assimétricos e possuem valores extremos, sugerindo que o modelo subestima significativamente o número de reclamações em alguns casos.