

0. Przygotowanie danych

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from scipy.stats import probplot
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression, Ridge
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
```

Wczytanie danych

```
df = pd.read_csv('procesory.csv')
print(df.to_string())
```

	Marka	Model	HT	Rdzenie	Wątki	Cache L1	Cache L2
	Cache L3	Zegar bazowy (GHz)		Zegar boost	(GHz)		
0	Intel	Core i5-9600K	0	6	6	384	1.5
9		3.7		4.6			
1	Intel	Core i7-9700K	0	8	8	512	2.0
12		3.6		4.9			
2	Intel	Core i9-9900K	1	8	16	512	2.0
16		3.6		5.0			
3	Intel	Core i5-10600K	1	6	12	384	1.5
12		4.1		4.8			
4	Intel	Core i7-10700K	1	8	16	512	2.0
16		3.8		5.1			
5	Intel	Core i9-10900K	1	10	20	640	2.5
20		3.7		5.3			
6	Intel	Core i5-11600K	1	6	12	384	3.0
12		3.9		4.9			
7	Intel	Core i7-11700K	1	8	16	512	4.0
16		3.6		5.0			
8	Intel	Core i9-11900K	1	8	16	512	4.0
16		3.5		5.3			
9	Intel	Core i5-12600K	1	10	16	640	9.5
20		3.7		4.9			
10	Intel	Core i7-12700K	1	12	20	768	12.0
25		3.6		5.0			
11	Intel	Core i9-12900K	1	16	24	1250	14.0
30		3.2		5.2			
12	Intel	Core i5-13600K	1	14	20	1000	20.0
24		3.5		5.1			
13	Intel	Core i7-13700K	1	16	24	1250	24.0
30		3.4		5.3			
14	Intel	Core i9-13900K	1	24	32	2000	32.0
36		3.0		5.4			
15	Intel	Core i5-14600K	1	14	20	1000	20.0

24		3.5		5.3			
16	Intel	Core i7-14700K	1	20	28	1500	25.0
35		3.4		5.5			
17	Intel	Core i9-14900K	1	24	32	2000	32.0
36		3.2		5.7			
18	AMD	Ryzen 5 1600X	1	6	12	576	3.0
16		3.6		4.0			
19	AMD	Ryzen 7 1700X	1	8	16	768	4.0
16		3.4		3.8			
20	AMD	Ryzen 5 2600X	1	6	12	384	3.0
16		3.6		4.2			
21	AMD	Ryzen 7 2700X	1	8	16	576	4.0
20		3.7		4.3			
22	AMD	Ryzen 5 3600X	1	6	12	384	3.0
32		3.8		4.4			
23	AMD	Ryzen 7 3700X	1	8	16	512	4.0
32		3.6		4.4			
24	AMD	Ryzen 9 3900X	1	12	24	768	6.0
70		3.8		4.6			
25	AMD	Ryzen 5 5600X	1	6	12	384	3.0
32		3.7		4.6			
26	AMD	Ryzen 7 5700X3D	1	8	16	512	4.0
96		3.4		4.6			
27	AMD	Ryzen 7 5800X	1	8	16	512	4.0
32		3.8		4.7			
28	AMD	Ryzen 7 5800X3D	1	8	16	512	4.0
96		3.4		4.5			
29	AMD	Ryzen 9 5900X	1	12	24	768	6.0
70		3.7		4.8			
30	AMD	Ryzen 9 5950X	1	16	32	1000	8.0
64		3.4		4.9			
31	AMD	Ryzen 5 7600X	1	6	12	384	3.0
32		4.3		5.0			
32	AMD	Ryzen 7 7700X	1	8	16	512	4.0
40		4.5		5.2			
33	AMD	Ryzen 7 7800X3D	1	8	16	512	4.0
96		4.2		5.0			
34	AMD	Ryzen 9 7900X	1	12	24	1000	6.0
64		4.7		5.6			
35	AMD	Ryzen 9 7900X3D	1	12	24	1000	6.0
128		4.4		5.6			
36	AMD	Ryzen 9 7950X	1	16	32	1000	8.0
80		4.5		5.7			

Wybór cech numerycznych do analizy

```
numeryczne_kolumny = ['HT', 'Rdzenie', 'Wątki', 'Cache L1', 'Cache L2', 'Cache L3', 'Zegar bazowy (GHz)']
```

```
df[['Cache L1', 'Cache L2', 'Cache L3']] = df[['Cache L1', 'Cache L2', 'Cache L3']].replace(' MB', '', regex=True).astype(float)
```

```

# Sprawdzenie brakujących wartości i uzupełnienie ich średnimi
if df[numeryczne_kolumny].isnull().sum().any():
    df[numeryczne_kolumny] =
df[numeryczne_kolumny].fillna(df[numeryczne_kolumny].mean())

# Definicja cech (X) i wartości docelowej (y)
X = df[numeryczne_kolumny]
y = df['Zegar boost (GHz)']

# Podział na zbiór treningowy i testowy
X_treningowe, X_testowe, y_treningowe, y_testowe = train_test_split(X,
y, test_size=0.2, random_state=42)

# Liniowa regresja
lr = LinearRegression()
lr.fit(X_treningowe, y_treningowe)
y_przewidywane_lr = lr.predict(X_testowe)
mse_lr = mean_squared_error(y_testowe, y_przewidywane_lr)

# Regresja Ridge
ridge = Ridge(alpha=1.0)
ridge.fit(X_treningowe, y_treningowe)
y_przewidywane_ridge = ridge.predict(X_testowe)
mse_ridge = mean_squared_error(y_testowe, y_przewidywane_ridge)

# Sieć neuronowa
siec_neuronowa = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(10,), max_iter=500,
random_state=42)
siec_neuronowa.fit(X_treningowe, y_treningowe)
y_przewidywane_siec_neuronowa = siec_neuronowa.predict(X_testowe)
mse_siec_neuronowa = mean_squared_error(y_testowe,
y_przewidywane_siec_neuronowa)

# Wyniki
print(f"Regresja liniowa MSE: {mse_lr}")
print(f"Regresja Ridge MSE: {mse_ridge}")
print(f"Sieć Neuronowa MSE: {mse_siec_neuronowa}")

Regresja liniowa MSE: 0.1372718296056184
Regresja Ridge MSE: 0.10572016293326525
Sieć Neuronowa MSE: 23.127786419331983

C:\Hubert\Programy\anaconda\Lib\site-packages\sklearn\neural_network\
_multilayer_perceptron.py:691: ConvergenceWarning: Stochastic
Optimizer: Maximum iterations (500) reached and the optimization
hasn't converged yet.
  warnings.warn(

# 2. Zbadaj wpływ zmiennych objaśniających na predykcję (analiza
ważności cech w Ridge).

```

```

from sklearn.linear_model import Ridge
import numpy as np

model_ridge = Ridge(alpha=1.0) # Możesz dostosować wartość alpha
model_ridge.fit(X_treningowe, y_treningowe) # Dopasowanie modelu do
danych treningowych
waznosci = model_ridge.coef_ # Współczynniki ważności cech
nazwy_cech = X.columns

# Wypisanie ważności cech
for feature, waznosc in zip(nazwy_cech, waznosci):
    print(f'Cecha: {feature}, ważność: {waznosc}') # Wyniki ważności
cech

# Predykcja na zbiorze testowym
y_przewidywane_ridge = model_ridge.predict(X_testowe)
mse_ridge = np.mean((y_testowe - y_przewidywane_ridge)**2) #
Obliczenie MSE
print(f"Regresja Ridge MSE: {mse_ridge}")

Cecha: HT, ważność: 0.10713334012991896
Cecha: Rdzenie, ważność: 0.26058991170363016
Cecha: Wątki, ważność: -0.03648659326375331
Cecha: Cache L1, ważność: -0.0014705934913741671
Cecha: Cache L2, ważność: -0.011273933273744265
Cecha: Cache L3, ważność: -0.002232405384124981
Cecha: Zegar bazowy (GHz), ważność: 0.5346284890367008
Regresja Ridge MSE: 0.10572016293326525

import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from scipy.stats import probplot

# 3. Wykonaj analizę reszt dla modelu regresji liniowej.

# Obliczenie reszt
reszty = y_testowe - y_przewidywane_lr

# Histogram reszt
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.histplot(reszty, kde=True, bins=10, color='blue')
plt.title('Histogram reszt - Regresja liniowa')
plt.xlabel('Reszty')
plt.ylabel('Częstość')
plt.show()

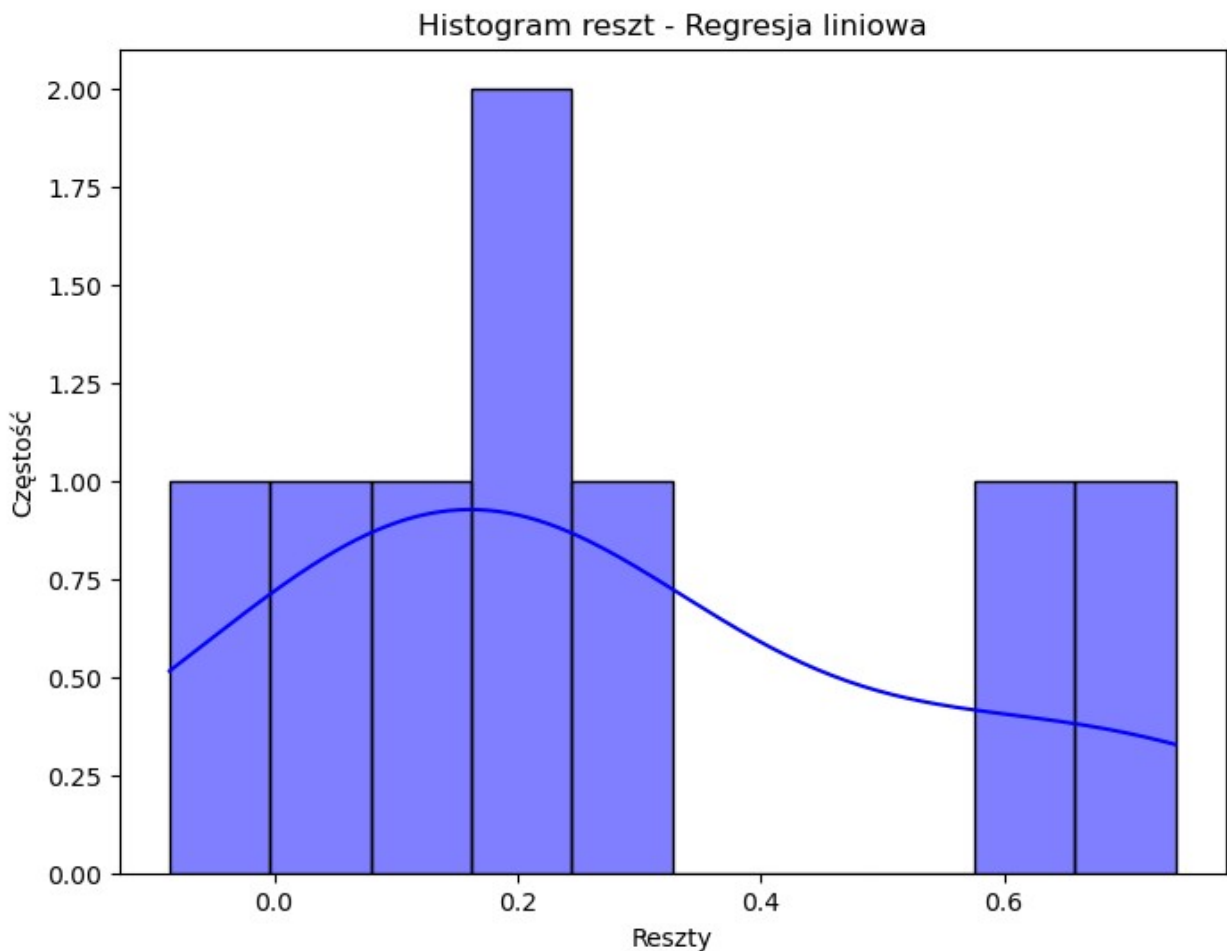
# Wykres reszt względem przewidywanych wartości
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(y_przewidywane_lr, reszty, alpha=0.7, color='blue')
plt.axhline(y=0, color='red', linestyle='--')

```

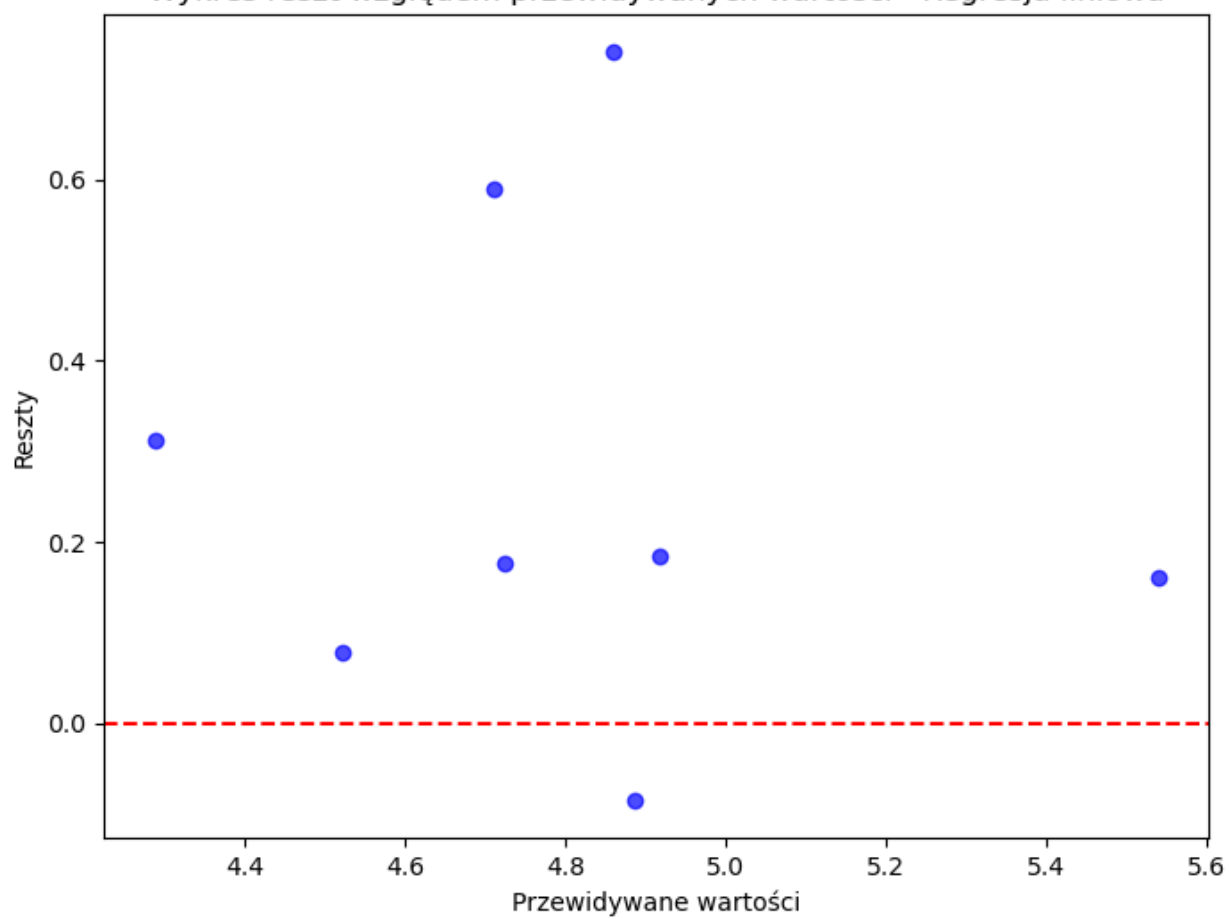
```
plt.title('Wykres reszt względem przewidywanych wartości - Regresja liniowa')
plt.xlabel('Przewidywane wartości')
plt.ylabel('Reszty')
plt.show()

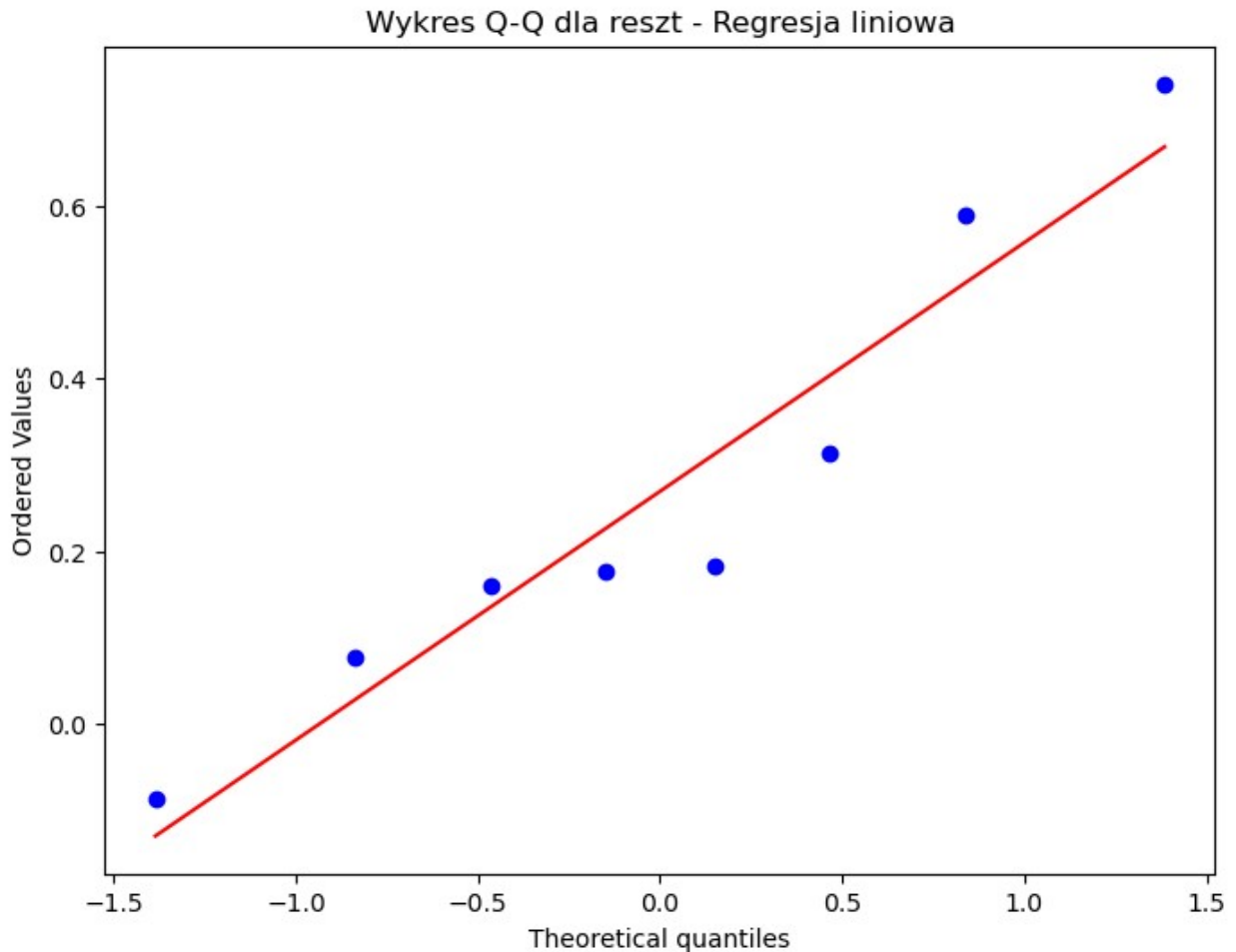
# Normalność reszt - wykres Q-Q
plt.figure(figsize=(8, 6))
probplot(reszty, dist="norm", plot=plt)
plt.title('Wykres Q-Q dla reszt - Regresja liniowa')
plt.show()

# Średnia kwadratowa błędu (MSE) dla modelu regresji liniowej
print(f"Mean Squared Error (MSE) dla regresji liniowej: {mse_lr:.2f}")
```



Wykres reszt względem przewidywanych wartości - Regresja liniowa





Mean Squared Error (MSE) dla regresji liniowej: 0.14

```
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson
from scipy.stats import shapiro

# 3.1. Sprawdzenie normalności reszt (Shapiro-Wilk)
shapiro_test_stat, shapiro_p_value = shapiro(reszty)
print("Test Shapiro-Wilka dla normalności reszt:")
print(f"Statystyka testowa: {shapiro_test_stat:.4f}, p-wartość: {shapiro_p_value:.4e}")

if shapiro_p_value > 0.05:
    print("Brak podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej: reszty są normalnie rozłożone.")
else:
    print("Odrzucenie hipotezy zerowej: reszty nie są normalnie rozłożone.")

# 3.2. Test autokorelacji reszt (Durbin-Watson)
durbin_watson_stat = durbin_watson(reszty)
print("\nTest Durbin-Watson:")
```

```

print(f"Statystyka Durbin-Watson: {durbin_watson_stat:.4f}")

# Interpretacja wyników testu Durbin-Watson
if durbin_watson_stat < 1.5:
    print("Wskazanie na autokorelację dodatnią reszt.")
elif durbin_watson_stat > 2.5:
    print("Wskazanie na autokorelację ujemną reszt.")
else:
    print("Brak istotnej autokorelacji reszt.")

Test Shapiro-Wilka dla normalności reszt:
Statystyka testowa: 0.9175, p-wartość: 4.1007e-01
Brak podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej: reszty są normalnie
rozłożone.

Test Durbin-Watson:
Statystyka Durbin-Watson: 1.4322
Wskazanie na autokorelację dodatnią reszt.

import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import shapiro, probplot
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson

# 3.1. Sprawdzenie normalności reszt (Shapiro-Wilk)
shapiro_test_stat, shapiro_p_value = shapiro(reszty)
print("Test Shapiro-Wilka dla normalności reszt:")
print(f"Statystyka testowa: {shapiro_test_stat:.4f}, p-wartość:
{shapiro_p_value:.4e}")

if shapiro_p_value > 0.05:
    print("Brak podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej: reszty są
normalnie rozłożone.")
else:
    print("Odrzucenie hipotezy zerowej: reszty nie są normalnie
rozłożone.")

# 3.2. Test autokorelacji reszt (Durbin-Watson)
durbin_watson_stat = durbin_watson(reszty)
print("\nTest Durbin-Watson:")
print(f"Statystyka Durbin-Watson: {durbin_watson_stat:.4f}")

# Interpretacja wyników testu Durbin-Watson
if durbin_watson_stat < 1.5:
    print("Wskazanie na autokorelację dodatnią reszt.")
elif durbin_watson_stat > 2.5:
    print("Wskazanie na autokorelację ujemną reszt.")
else:
    print("Brak istotnej autokorelacji reszt.")

# 3.3. Normalność reszt - wykres Q-Q

```



```

plt.figure(figsize=(8, 6))
probplot(reszty, dist="norm", plot=plt)
plt.title('Wykres Q-Q dla reszt')
plt.show()

# 3.4. Histogram reszt oraz średnia kwadratowa błędu (MSE)
plt.figure(figsize=(12, 6))

# Histogram reszt
sns.histplot(reszty, kde=True, bins=10, color='blue')
plt.title('Histogram reszt')
plt.xlabel('Reszty')
plt.ylabel('Częstość')
plt.subplot(1, 2, 2) # Podział okna na dwie części

# Średnia kwadratowa błędu (MSE)
plt.scatter(przewidywany_y_lr, reszty, alpha=0.7, color='blue')
plt.axhline(y=0, color='red', linestyle='--')
plt.title('Wykres reszt względem przewidywanych wartości')
plt.xlabel('Przewidywane wartości')
plt.ylabel('Reszty')

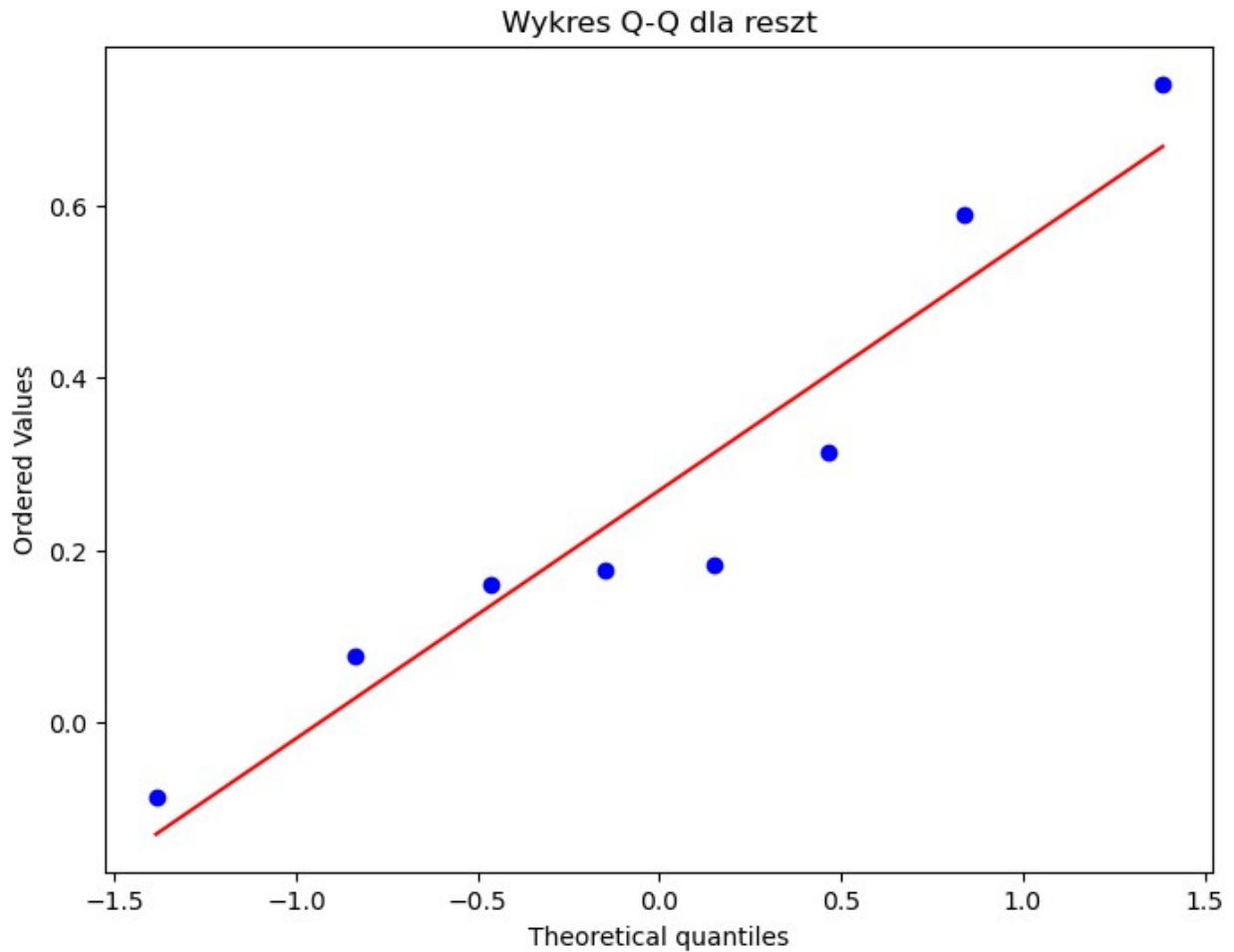
plt.tight_layout()
plt.show()

# 3.5. Średnia kwadratowa błędu (MSE) dla modelu regresji liniowej
print(f"Mean Squared Error (MSE) dla regresji liniowej: {mse_lr:.2f}")

Test Shapiro-Wilka dla normalności reszt:
Statystyka testowa: 0.9175, p-wartość: 4.1007e-01
Brak podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej: reszty są normalnie
rozłożone.

Test Durbin-Watson:
Statystyka Durbin-Watson: 1.4322
Wskazanie na autokorelację dodatnią reszt.

```



```
-----  
-----  
NameError                                Traceback (most recent call  
last)  
Cell In[69], line 45  
    42 plt.subplot(1, 2, 2) # Podział okna na dwie części  
    44 # Średnia kwadratowa błędu (MSE)  
--> 45 plt.scatter(przewidywany_y_lr, reszty, alpha=0.7,  
color='blue')  
    46 plt.axhline(y=0, color='red', linestyle='--')  
    47 plt.title('Wykres reszt względem przewidywanych wartości')  
  
NameError: name 'przewidywany_y_lr' is not defined
```

