

# Projekt Analiza i wizualizacja danych

## Politechnika Świętokrzyska, wydział Elektrotechniki Automatyki i Informatyki

Studia niestacjonarne, kierunek informatyka 2022/2023 2IZ21A

Grupa Przemysław Postrach, Piotr Kaczmarczyk

Przykładowe dane wykorzystane w projekcie zostały pobrane ze strony kaggle.com jest to zbiór danych na temat wynagrodzeń osób pracujących w różnych wydziałach sektora publicznego, zbiór danych zawiera informacje na temat danych takich jak wynagrodzenie podstawowe, wynagrodzenie za nadgodziny, dodatki, premie, oraz suma wynagrodzenia.

(<https://www.kaggle.com/datasets/bf0d8d6198ad19892386db65f867cc2ff9f4ac23bd4bb5decc3ccae6resource=download>) Dane zostały pobrane w formacie csv i umieszczone w repozytorium.

W projekcie zostały wykorzystane biblioteki

- pandas
- numpy
- sklearn
- matplotlib
- seaborn

Import bibliotek oraz załadowanie ramki danych biblioteki pandas z pliku .csv umieszczonego w projekcie. Wyświetlenie parametrów statystycznych dla danych.

```
In [452]: import pandas as pd
import numpy as np

df = pd.DataFrame(pd.read_csv('../data/SanFrancisco_salary_dirty.csv'),
                  columns=['JobTitle', 'Department', 'BasePay', 'OvertimePay', 'OtherPay', 'Benefits', 'TotalPay'],
                  dtype='float64')

df.describe()
```

```
Out [452]:
```

	BasePay	OvertimePay	OtherPay	Benefits	TotalPay
count	111881.000000	111881.000000	111881.000000	111881.000000	111881.000000
mean	67208.464335	5266.537354	3655.130550	25114.682525	76130.132232
std	43417.695515	11764.757612	8038.765165	15372.746237	51269.839386
min	-166.010000	-0.010000	0.000000	-13.800000	0.000000
25%	33644.660156	0.000000	0.000000	12145.089844	37041.430000
50%	65547.040000	0.000000	820.840000	28698.490234	72630.700000
75%	95229.030000	4865.720000	4307.970215	35608.770000	107533.480000
max	319275.010000	220909.480000	342802.630000	96570.660000	471952.640000

W danych występowały błędne rekordy, które należało skorygować.

- Płatność za nadgodziny nie może być mniejsza od 0, dla takich rekordów ustawiamy 0

- Premia nie może być mniejsza od 0, dla takich rekordów ustawiamy 0
- Płaca bazowa nie może być mniejsza od minimalnej płacy, dla takich rekordów ustawiamy średnią wydziału
- Przeliczamy sumę wynagrodzeń

Tak poprawione dane zostały zapisane do pliku SanFrancisco\_salary\_clean.csv

```
In [453]: df = pd.DataFrame(pd.read_csv('../data/SanFrancisco_salary_dirty.csv', delimiter=',',
                                     columns=['JobTitle', 'Department', 'BasePay', 'OvertimePay', 'Other
                                     Benefits', 'TotalPay', 'TotalPayBenefits'])

df[df.OvertimePay < 0] = 0
df[df.Benefits < 0] = 0
df = df[df.Department != 0]

all_depts = df['Department'].unique()
for dept in all_depts:
    dept_mean = df[(df.Department == dept) & (df.BasePay >= 12 * 2720)]['BasePay'].me
    df.loc[(df.Department == dept) & (df.BasePay < 12 * 2720), 'BasePay'] = dept_mean

df['TotalPay'] = df.apply(lambda row: row['BasePay'] + row['OvertimePay'] + row['Othe
df.to_csv('../data/SanFrancisco_salary_clean.csv', index=False)
df.describe()
```

```
Out [453]:
```

	BasePay	OvertimePay	OtherPay	Benefits	TotalPay
count	111879.000000	111879.000000	111879.000000	111879.000000	111879.000000
mean	85482.970594	5266.631501	3655.092817	25114.873611	119519.568523
std	29265.204602	11764.841695	8038.812208	15372.695982	46195.387337
min	32640.300000	0.000000	0.000000	0.000000	33044.390000
25%	65400.405000	0.000000	0.000000	12145.370117	86032.293025
50%	82697.748853	0.000000	820.790000	28698.490234	103694.440000
75%	95229.030000	4865.870000	4307.550049	35608.775000	143171.180000
max	319275.010000	220909.480000	342802.630000	96570.660000	510732.680000

Wyświetlony został kwantyl 0.1

```
In [454]: df.quantile(0.1)
```

`/var/folders/r7/kp46shb15q31g148xwp091jh0000gn/T/ipykernel_7408/3987576084.py:1: FutureWarning: The default value of numeric_only in DataFrame.quantile is deprecated. In a future version, it will default to False. Select only valid columns or specify the value of numeric_only to silence this warning.`

```
df.quantile(0.1)
```

```
Out [454]: BasePay      52168.714000
OvertimePay      0.000000
OtherPay         0.000000
Benefits        206.239999
TotalPay       80702.434000
Name: 0.1, dtype: float64
```

Wyświetlony został kwantyl 0.1

```
In [455]: df.quantile(0.9)
```

```
/var/folders/r7/kp46shb15q31g148xwp091jh0000gn/T/ipykernel_7408/248432318.py:1: FutureWarning: The default value of numeric_only in DataFrame.quantile is deprecated. In a future version, it will default to False. Select only valid columns or specify the value of numeric_only to silence this warning.  
df.quantile(0.9)
```

```
Out[455]: BasePay      122621.030  
OvertimePay    16912.912  
OtherPay       10767.294  
Benefits       41598.390  
TotalPay      186147.982  
Name: 0.9, dtype: float64
```

Wyliczony i wyświetlony został rozkład międzykwantylowy

```
In [456... q1 = df.quantile(0.25)  
q3 = df.quantile(0.75)  
  
q3 - q1
```

```
/var/folders/r7/kp46shb15q31g148xwp091jh0000gn/T/ipykernel_7408/3058336896.py:1: FutureWarning: The default value of numeric_only in DataFrame.quantile is deprecated. In a future version, it will default to False. Select only valid columns or specify the value of numeric_only to silence this warning.  
q1 = df.quantile(0.25)  
/var/folders/r7/kp46shb15q31g148xwp091jh0000gn/T/ipykernel_7408/3058336896.py:2: FutureWarning: The default value of numeric_only in DataFrame.quantile is deprecated. In a future version, it will default to False. Select only valid columns or specify the value of numeric_only to silence this warning.  
q3 = df.quantile(0.75)
```

```
Out[456]: BasePay      29828.625000  
OvertimePay    4865.870000  
OtherPay       4307.550049  
Benefits       23463.404883  
TotalPay      57138.886975  
dtype: float64
```

Wyświetlony został współczynnik korelacji pomiędzy dodatkami a całkowitą pensją

```
In [457... df['OtherPay'].corr(df['TotalPay'])
```

```
Out[457]: 0.4738587347958158
```

Wyświetlony został współczynnik korelacji pomiędzy całkowitą pensją a dodatkami

```
In [458... df['TotalPay'].corr(df['Benefits'])
```

```
Out[458]: 0.7347010670274019
```

Wyświetlony został współczynnik korelacji pomiędzy płatnościami za nadgodziny a dodatkami

```
In [459... df['OvertimePay'].corr(df['Benefits'])
```

```
Out[459]: 0.2996627006803852
```

Zbudowano regresję liniową w oparciu o bibliotekę sklearn LinearRegression, została ona zwizualizowana przy użyciu biblioteki matplotlib. Zawiera ona pensji podstawowej i premii

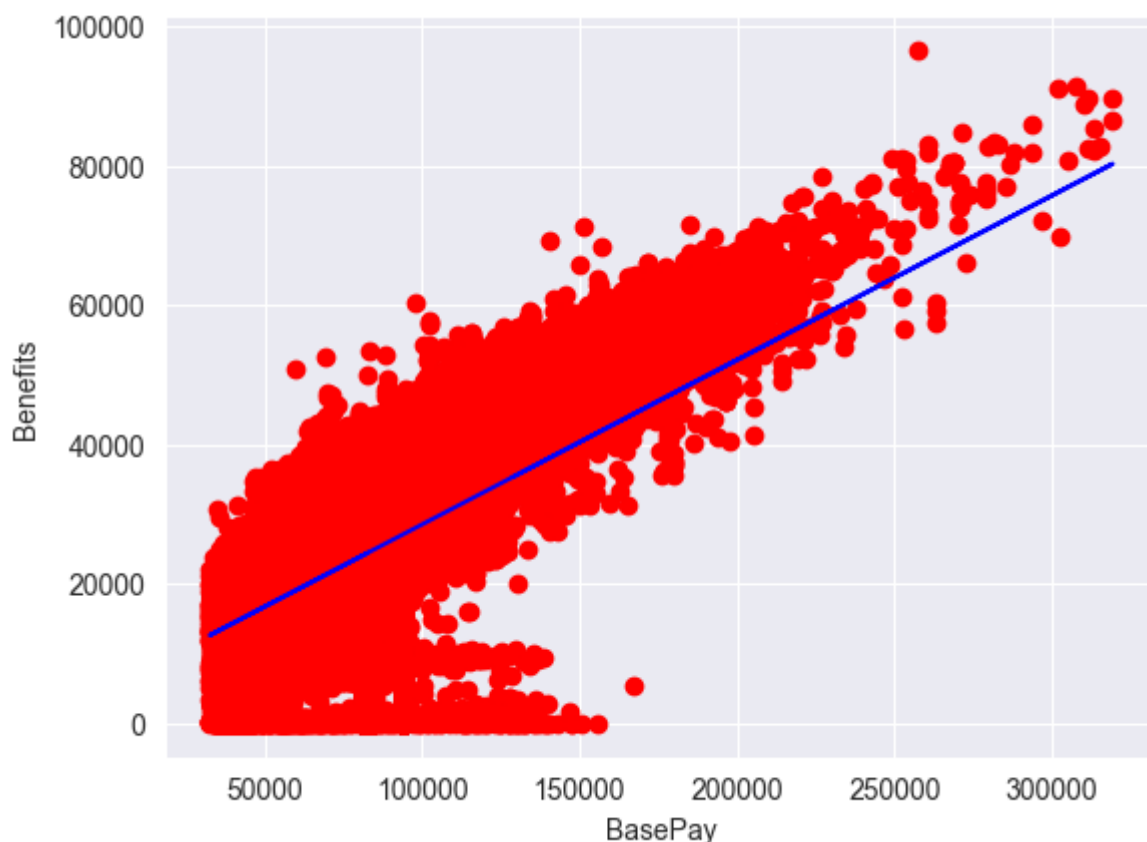
```
In [460... from sklearn.linear_model import LinearRegression
import matplotlib.pyplot as plt

X = df[["BasePay"]]
y = df[["Benefits"]]

regressor = LinearRegression()
regressor.fit(X, y)

_pred = regressor.predict(X)

plt.scatter(X, y, color='red')
plt.plot(X, regressor.predict(X), color='blue')
plt.xlabel('BasePay')
plt.ylabel('Benefits')
plt.show()
```



Zbudowano regresję liniową pensji podstawowej i dodatków

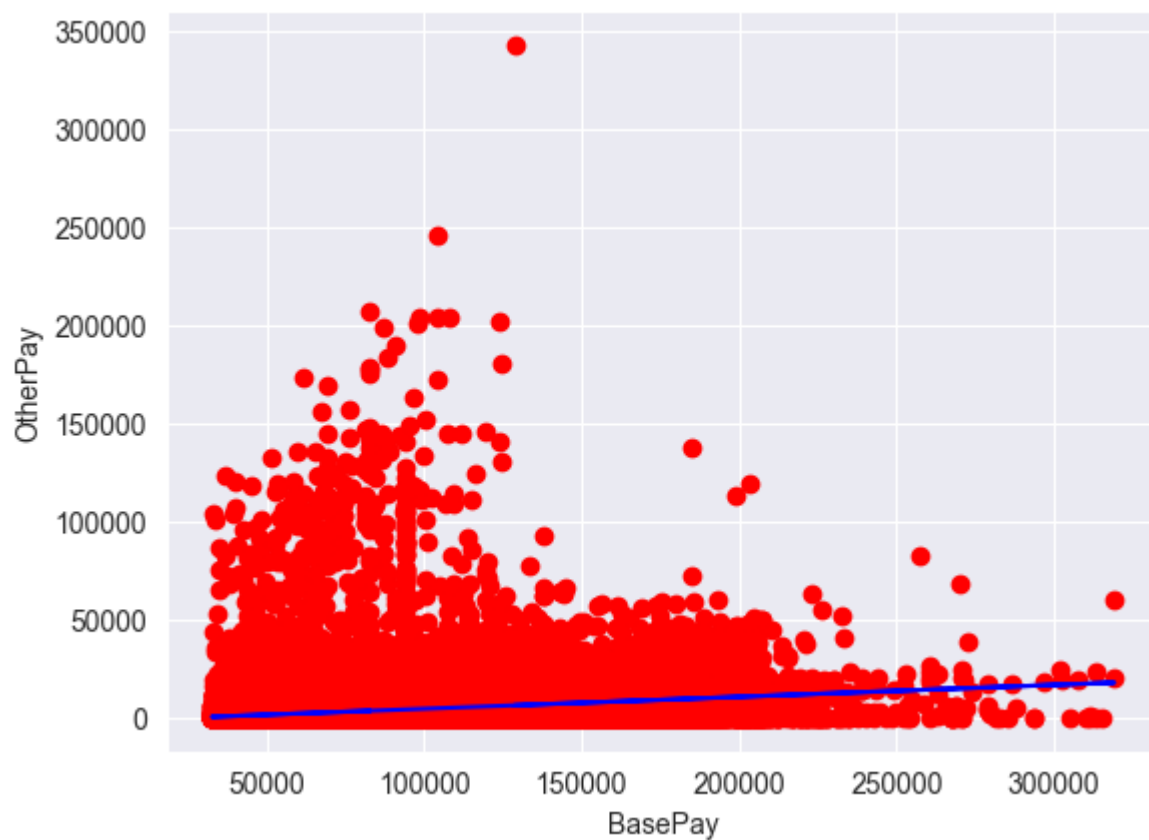
```
In [461... from sklearn.linear_model import LinearRegression
import matplotlib.pyplot as plt

X = df[["BasePay"]]
y = df[["OtherPay"]]

regressor = LinearRegression()
regressor.fit(X, y)

_pred = regressor.predict(X)

plt.scatter(X, y, color='red')
plt.plot(X, regressor.predict(X), color='blue')
plt.xlabel('BasePay')
plt.ylabel('OtherPay')
plt.show()
```



Zbudowano regresję liniową pensji podstawowej i płacności za nadgodziny

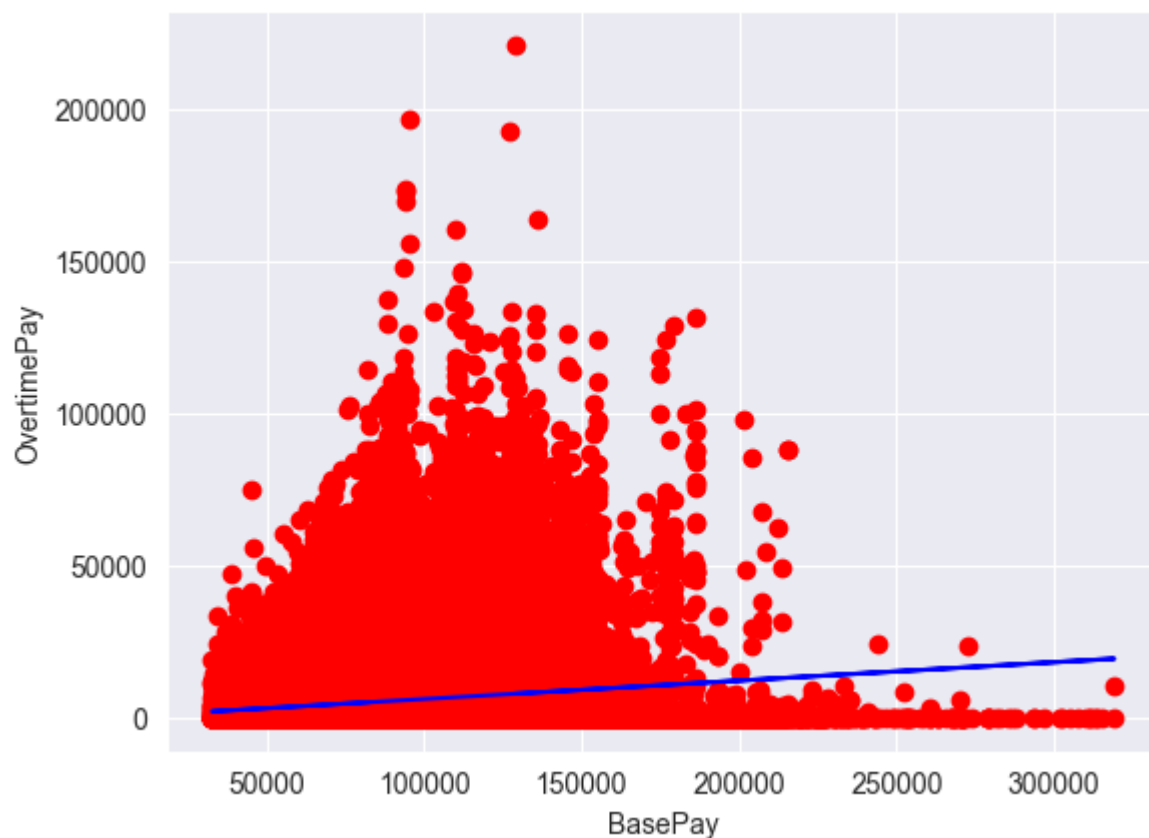
```
In [462... from sklearn.linear_model import LinearRegression
import matplotlib.pyplot as plt

X = df[["BasePay"]]
y = df[["OvertimePay"]]

regressor = LinearRegression()
regressor.fit(X, y)

_pred = regressor.predict(X)

plt.scatter(X, y, color='red')
plt.plot(X, regressor.predict(X), color='blue')
plt.xlabel('BasePay')
plt.ylabel('OvertimePay')
plt.show()
```



## Część eksploracyjna

Zaimportowano potrzebne biblioteki, do analizy eksploracyjnej, pandas, seaborn, matplotlib, sklearn

```
In [463... import pandas as pd
import seaborn as sns

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

from sklearn.neural_network import MLPRegressor

from sklearn import metrics
```

Załadowano wyczyszczone dane z pliku CSV. Zbiór danych to plik o wadze ponad 6MB

```
In [464... df = pd.read_csv("../data/SanFrancisco_salary_clean.csv")
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 111879 entries, 0 to 111878
Data columns (total 7 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   JobTitle        111879 non-null object
1   Department      111879 non-null object
2   BasePay         111879 non-null float64
3   OvertimePay     111879 non-null float64
4   OtherPay        111879 non-null float64
5   Benefits        111879 non-null float64
6   TotalPay        111879 non-null float64
dtypes: float64(5), object(2)
memory usage: 6.0+ MB
```

Sprawdzono brakujące dane. Nie odnotowano brakujących danych

```
In [465... df.isnull().sum()
```

```
Out[465]: JobTitle      0
          Department    0
          BasePay       0
          OvertimePay   0
          OtherPay      0
          Benefits      0
          TotalPay      0
          dtype: int64
```

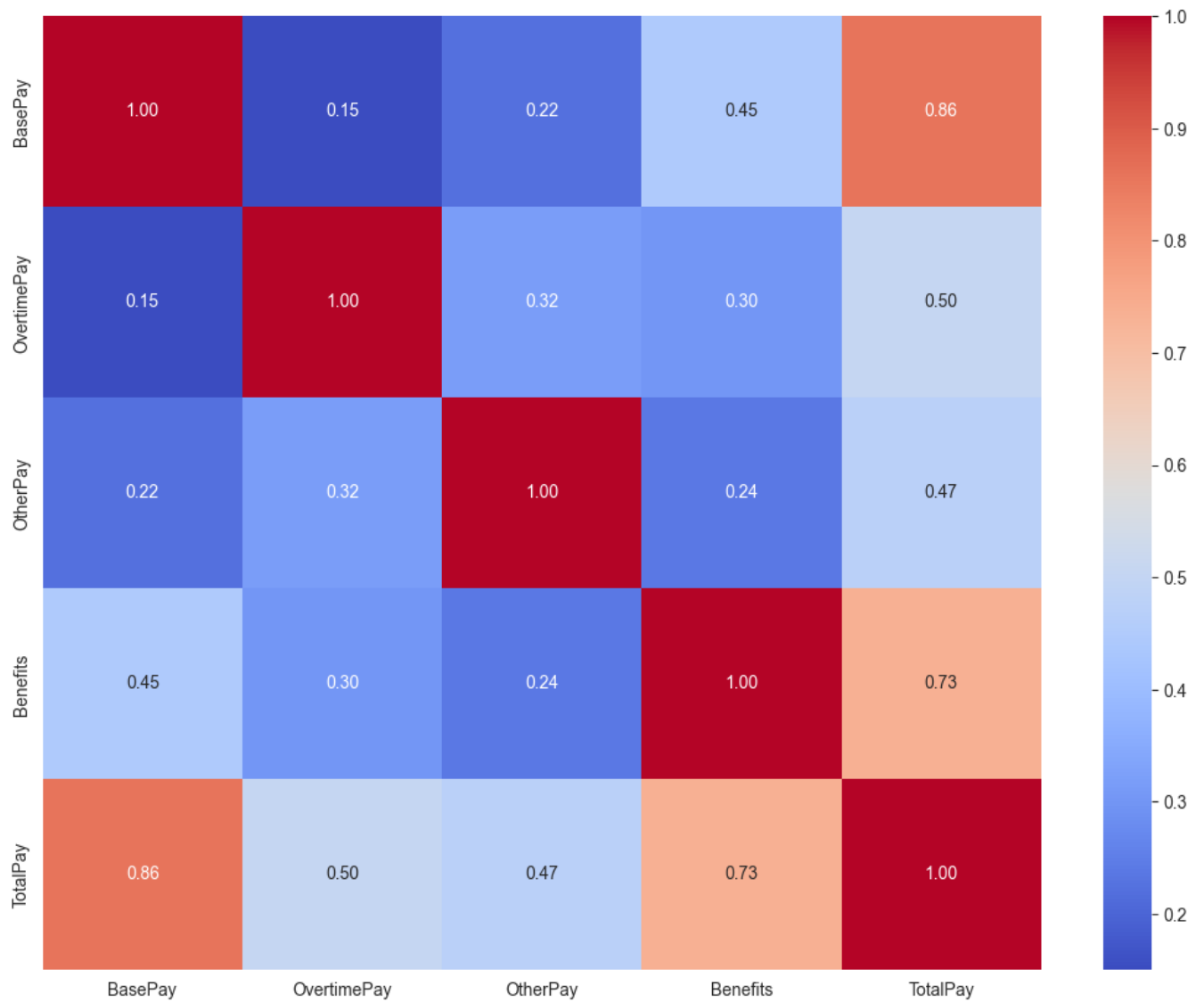
Zbudowano wykres korelacji pomiędzy danymi

```
In [466... plt.figure(figsize=(13, 10))
sns.heatmap(df.corr(), annot=True, fmt=".2f", cmap="coolwarm")
```

```
/var/folders/r7/kp46shb15q31g148xwp091jh0000gn/T/ipykernel_7408/2012754803.py:2: FutureWarning: The default value of numeric_only in DataFrame.corr is deprecated. In a future version, it will default to False. Select only valid columns or specify the value of numeric_only to silence this warning.
```

```
sns.heatmap(df.corr(), annot=True, fmt=".2f", cmap="coolwarm")
```

```
Out[466]: <AxesSubplot: >
```

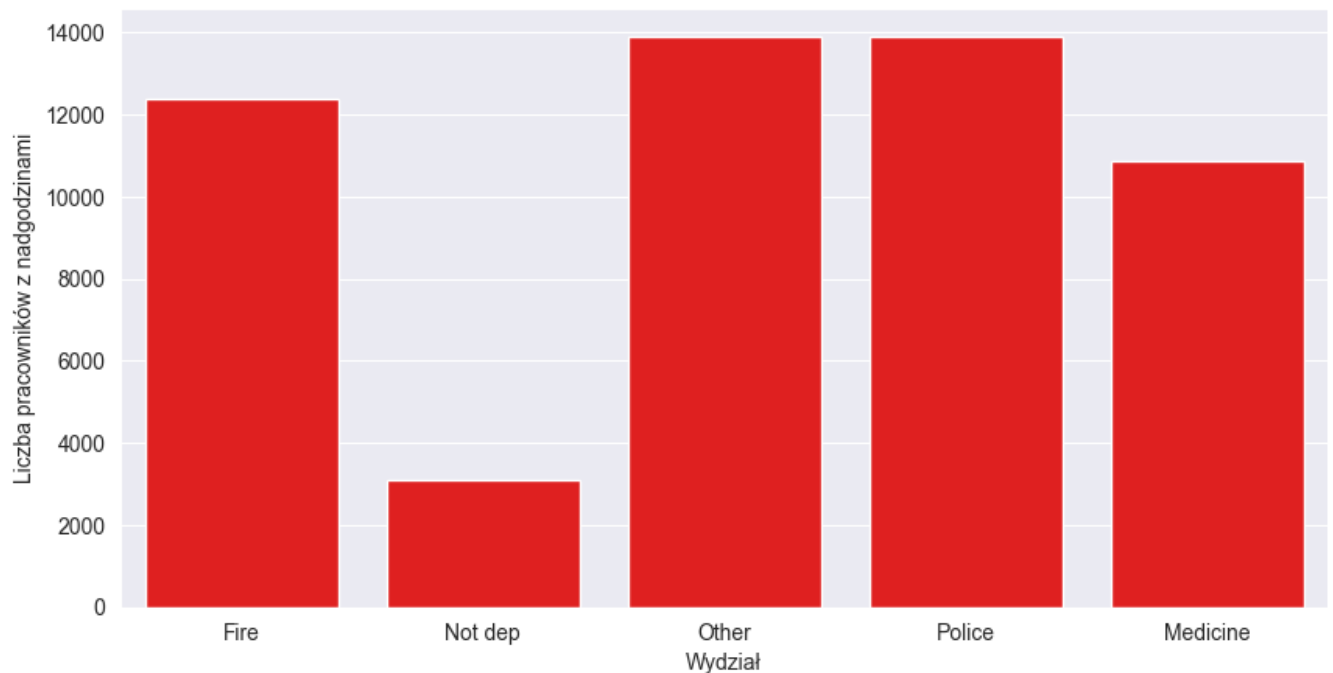


Zbudowano wykres przedstawiający ilość pracowników z wypłatą za nadgodziny w zależności od wydziału

```
In [467... plt.figure(figsize=(10, 5))
g = sns.countplot(x=df["Department"][df["OvertimePay"] > 0], color="Red")
g.set_xlabel("Wydział")
g.set_ylabel("Liczba pracowników z nadgodzinami")
```

```
Out[467]: Text(0, 0.5, 'Liczba pracowników z nadgodzinami')
```

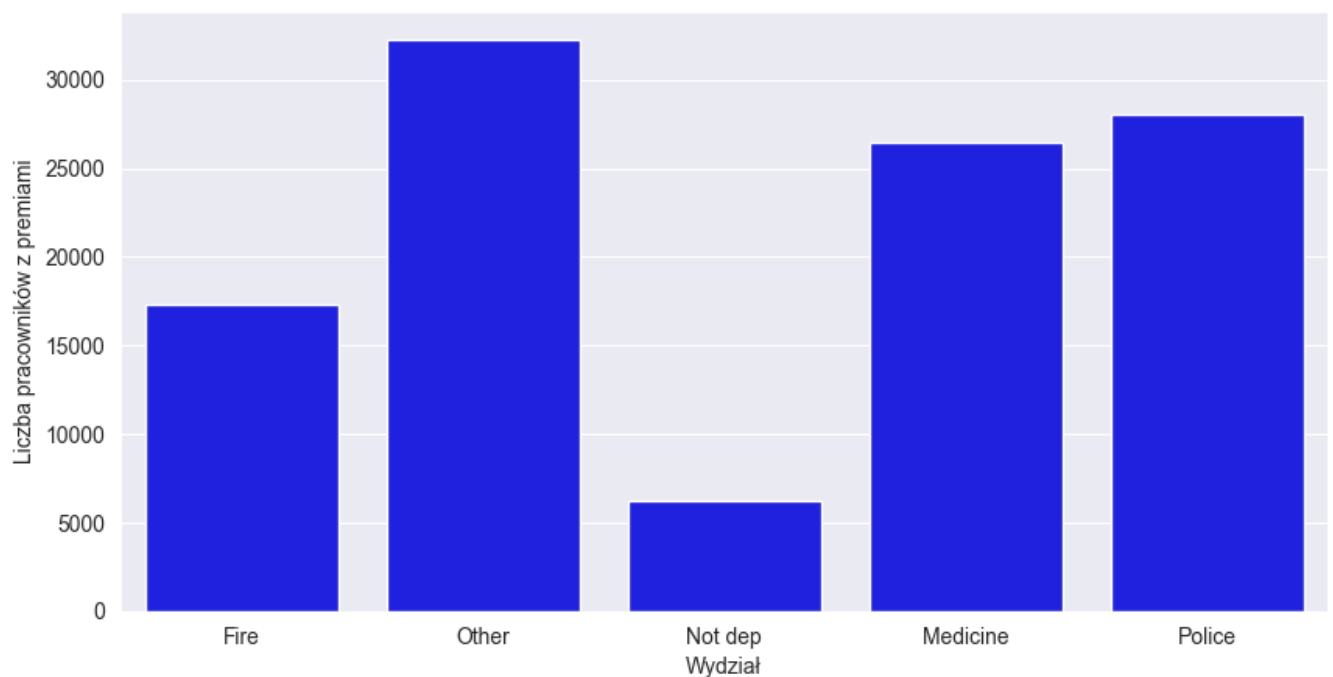




Zbudowano wykres przedstawiający ilość pracowników z premiami w zależności od wydziału

```
In [468... plt.figure(figsize=(10, 5))
g = sns.countplot(x=df["Department"][df["Benefits"] > 0], color="Blue")
g.set_xlabel("Wydział")
g.set_ylabel("Liczba pracowników z premiami")
```

Out[468]: Text(0, 0.5, 'Liczba pracowników z premiami')



Przygotowano dane uczące oraz testowe. Dane testowe stanowią 20% całości zbioru danych.

```
In [469... df_copy = pd.DataFrame(df, columns=['BasePay', 'OvertimePay', 'OtherPay', 'Benefits',
x = df_copy.drop('Benefits', axis=1)
y = df_copy['Benefits']

trainX, testX, trainY, testY = train_test_split(x, y, test_size=0.2)
```

Przeskalowano dane przy użyciu StandardScaler

```
In [470... sc = StandardScaler()

scaler = sc.fit(trainX)
trainX_scaled = scaler.transform(trainX)
testX_scaled = scaler.transform(testX)
```

Użyto wielowarstwowego perceptronu do analizy eksploracyjnej danych. Ilość neuronów w warstwach ukrytych to (5, 5), maksymalna ilość iteracji 50

```
In [471... mlp_reg = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(5, 5), random_state=1,
                        max_iter=50, activation='relu',
                        solver='adam')

mlp_reg.fit(trainX_scaled, trainY)
```

```
/Users/pp/Library/Caches/pypoetry/virtualenvs/salary-analysis-FGrmVZzj-py3.9/lib/python3.9/site-packages/sklearn/neural_network/_multilayer_perceptron.py:702: Convergence
Warning: Stochastic Optimizer: Maximum iterations (50) reached and the optimization h
asn't converged yet.
  warnings.warn(
```

```
Out[471]: ▼ MLPRegressor
MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(5, 5), max_iter=50, random_state=1)
```

Dane rzeczywiste różnią się od przewidywanych ze względu na niewielką ilość neuronów

```
In [472... y_pred = mlp_reg.predict(testX_scaled)

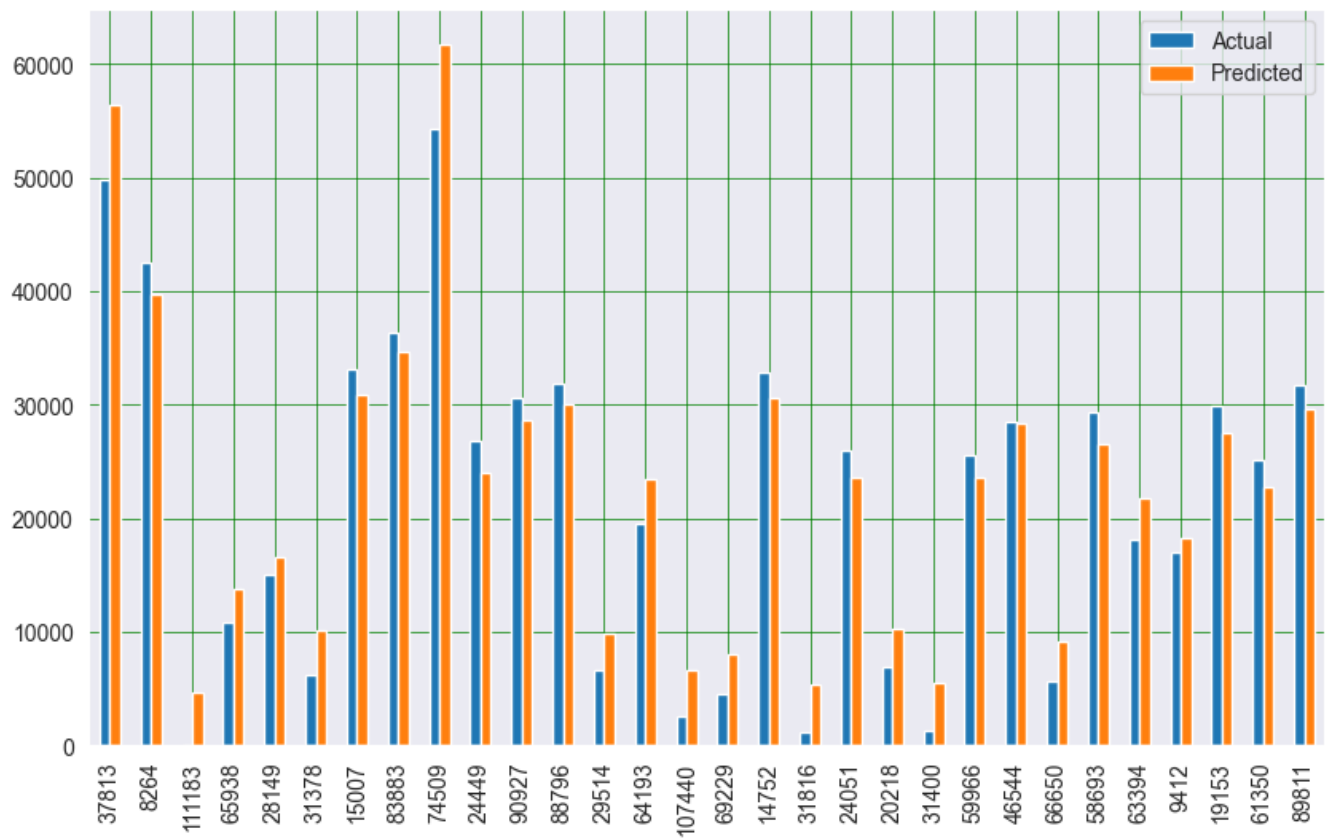
df_temp = pd.DataFrame({'Actual': testY, 'Predicted': y_pred})
df_temp.head()
```

```
Out[472]:
```

	Actual	Predicted
<b>37813</b>	49854.93	56395.100561
<b>8264</b>	42520.26	39675.095711
<b>111183</b>	9.22	4600.789186
<b>65938</b>	10767.16	13762.905680
<b>28149</b>	14981.86	16522.237112

Zbudowano wykres przedstawiający dodatki przewidywane oraz rzeczywiste

```
In [473... df_temp = df_temp.head(30)
df_temp.plot(kind='bar', figsize=(10, 6))
plt.grid(which='major', linestyle='-', linewidth='0.5', color='green')
plt.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth='0.5', color='black')
plt.show()
```



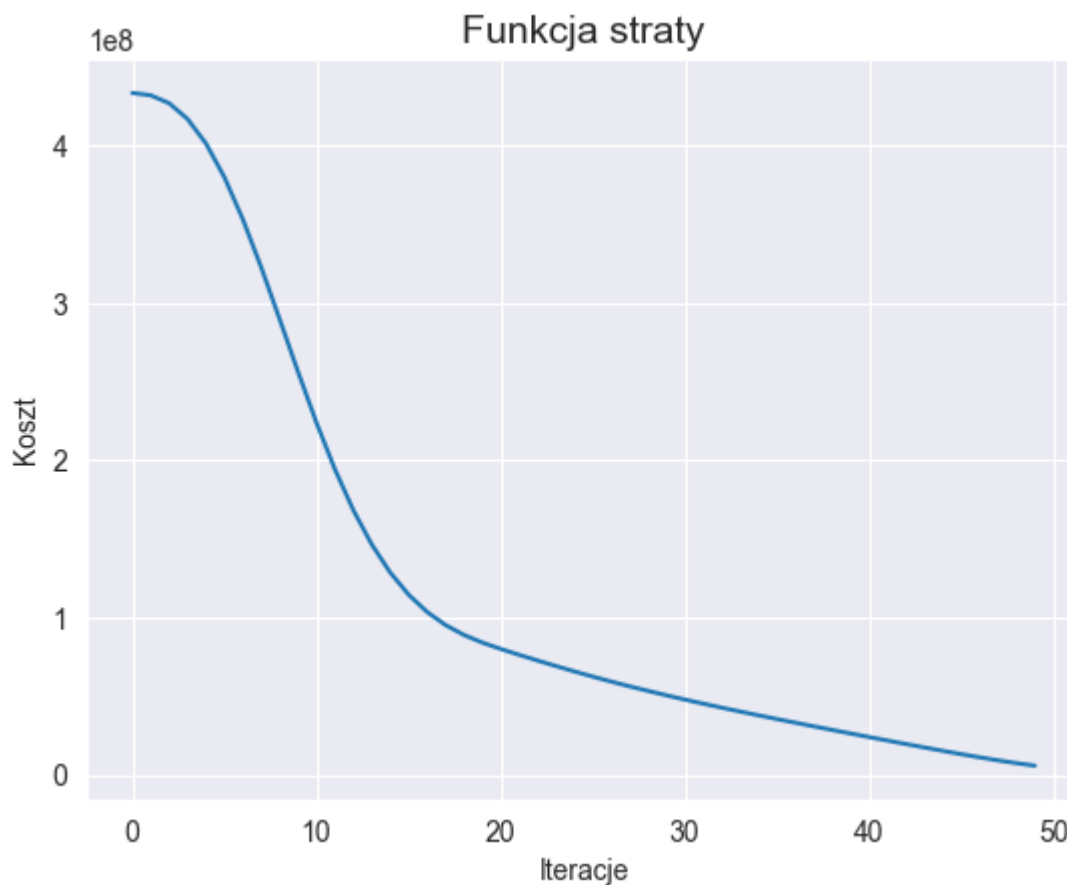
Obliczono średni błąd bezwzględny i kwadratowy dla wyników

```
In [474... print('Średni błąd bezwzględny:', metrics.mean_absolute_error(testY, y_pred))
print('Średni błąd kwadratowy:', metrics.mean_squared_error(testY, y_pred))
```

Średni błąd bezwzględny: 2676.241243734693

Średni błąd kwadratowy: 10967272.064631557

```
In [475... plt.plot(mlp_reg.loss_curve_)
plt.title("Funkcja straty", fontsize=14)
plt.xlabel('Iteracje')
plt.ylabel('Koszt')
plt.show()
```



Podjęto drugą próbę predykcji z większą ilością neuronów (50, 50) i maksymalną ilością iteracji 50

```
In [476... df_copy = pd.DataFrame(df, columns=['BasePay', 'OvertimePay', 'OtherPay', 'Benefits',
x = df_copy.drop('Benefits', axis=1)
y = df_copy['Benefits']

trainX, testX, trainY, testY = train_test_split(x, y, test_size=0.2)
sc = StandardScaler()

scaler = sc.fit(trainX)
trainX_scaled = scaler.transform(trainX)
testX_scaled = scaler.transform(testX)
mlp_reg = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(50, 50), random_state=1,
                        max_iter=50, activation='relu',
                        solver='adam')

mlp_reg.fit(trainX_scaled, trainY)

y_pred = mlp_reg.predict(testX_scaled)

df_temp = pd.DataFrame({'Actual': testY, 'Predicted': y_pred})
df_temp.head()
```

```
/Users/pp/Library/Caches/pypoetry/virtualenvs/salary-analysis-FGrmVZzj-py3.9/lib/python3.9/site-packages/sklearn/neural_network/_multilayer_perceptron.py:702: Convergence
Warning: Stochastic Optimizer: Maximum iterations (50) reached and the optimization hasn't converged yet.
warnings.warn(
```

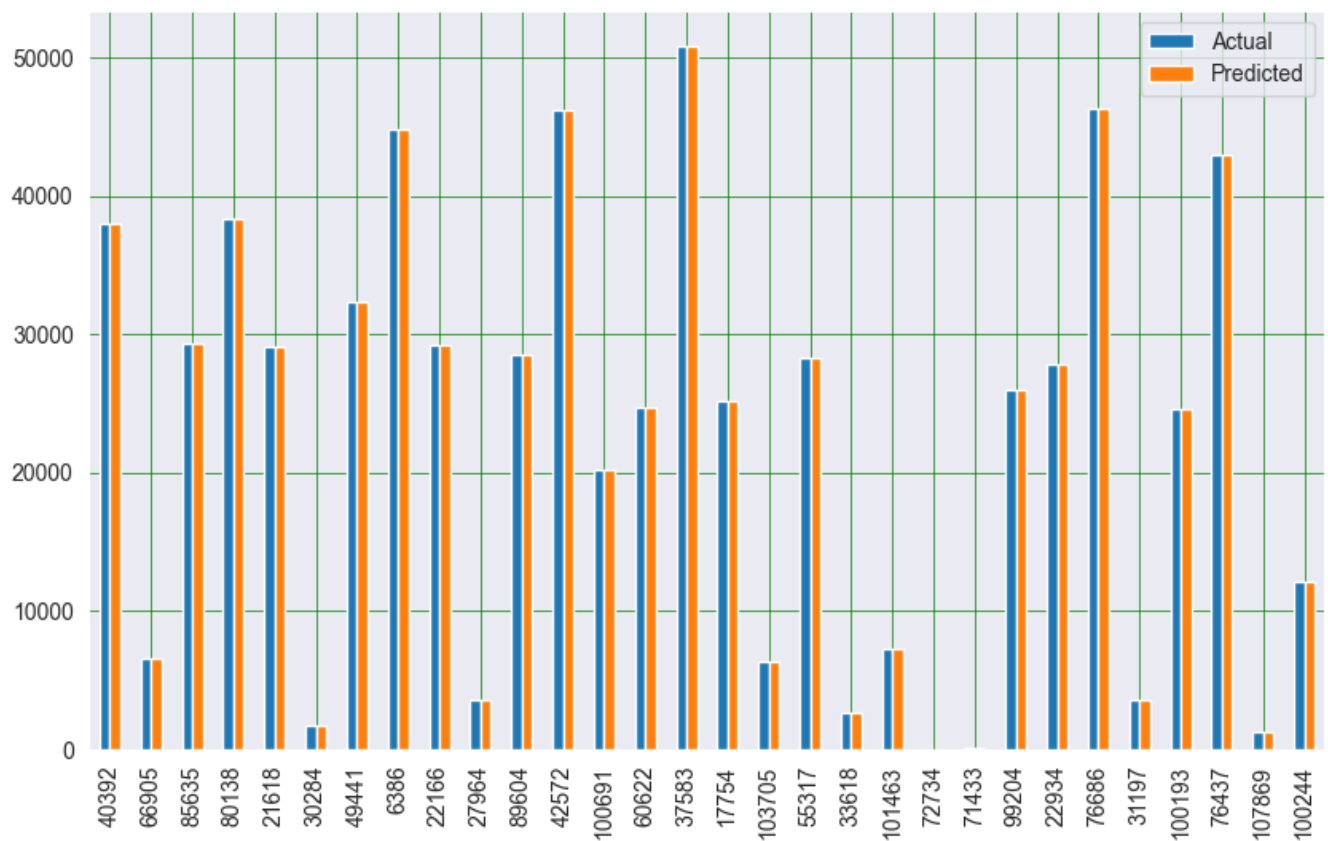
Out [476]:

	Actual	Predicted
<b>40392</b>	37976.14	37970.853597
<b>66905</b>	6503.05	6508.136806
<b>85635</b>	29300.47	29312.674343
<b>80138</b>	38344.38	38350.746696
<b>21618</b>	29100.57	29099.243658

Dane rzeczywiste nie różnią się już tak bardzo od przewidywanych jak w pierwszej próbie

In [477...

```
df_temp = df_temp.head(30)
df_temp.plot(kind='bar', figsize=(10, 6))
plt.grid(which='major', linestyle='-', linewidth='0.5', color='green')
plt.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth='0.5', color='black')
plt.show()
```



In [478...

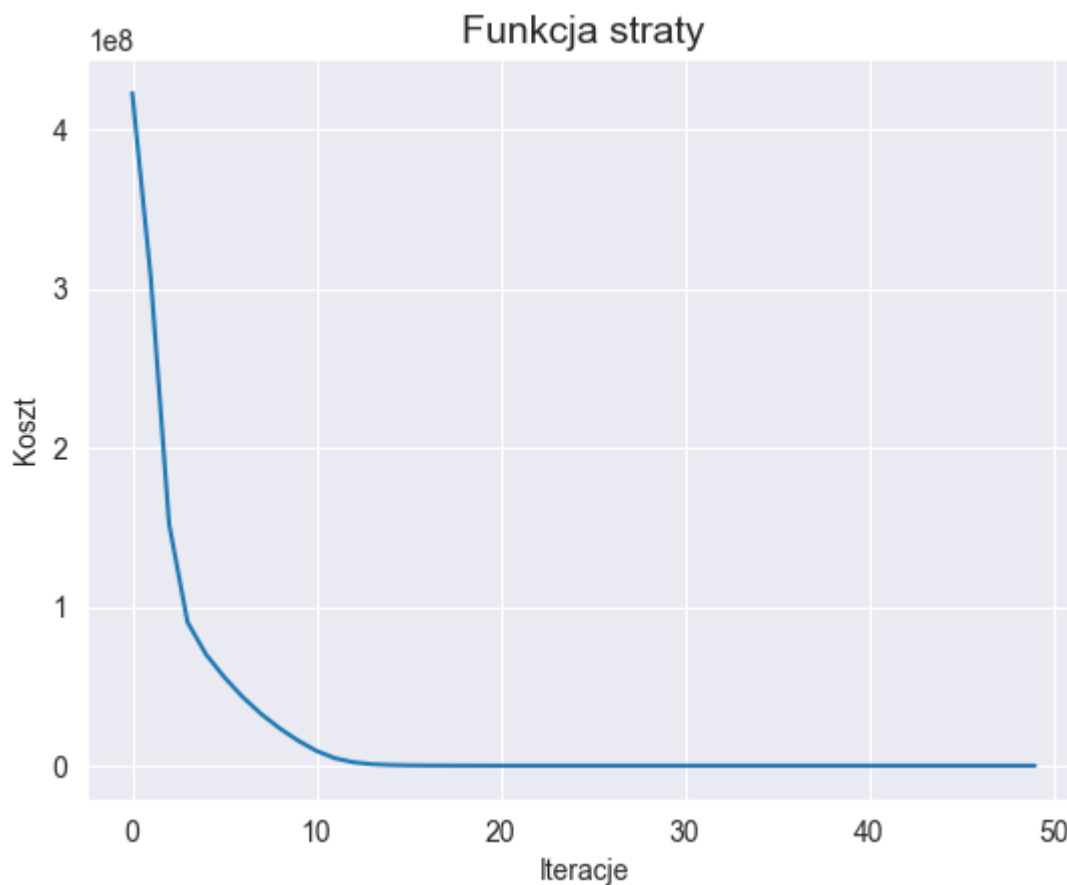
```
print('Średni błąd bezwzględny:', metrics.mean_absolute_error(testY, y_pred))
print('Średni błąd kwadratowy:', metrics.mean_squared_error(testY, y_pred))
```

Średni błąd bezwzględny: 4.132110064894123

Średni błąd kwadratowy: 72.22107343502921

In [479...

```
plt.plot(mlp_reg.loss_curve_)
plt.title("Funkcja straty", fontsize=14)
plt.xlabel('Iteracje')
plt.ylabel('Koszt')
plt.show()
```



## Wnioski

Przeprowadzono analizę statystyczną i eksploracyjną dla przykładowego zbioru danych. Wykorzystano biblioteki języka Python, które są bardzo przyjazne w użyciu i są dobrze opisane w dokumentacji. Rezultaty analizy zobrazowano przy użyciu wykresów biblioteki matplotlib i seaborn.

W części statystycznej dokonano czyszczenia danych, które nie mogły być poprawne. Nie jest możliwe, aby osoba zarabiała mniej niż minimalnie ustalone wynagrodzenie ani nie można posiadać ujemnej premii czy wypłaty za nadgodziny. Dane "brudne" ważyły 12.5 MB, a wyczyszczone dane pozbawione niepotrzebnych kolumn 8.5MB.

W części eksploracyjnej wykorzystano narzędzie jakim jest wielowarstwowy perceptron do stworzenia predykcji premii na podstawie pozostałych parametrów w zbiorze danych. W pierwszym podejściu gdzie zastosowano dwie warstwy ukryte po 5 neuronów predykcja była niedokładna. Następnie zwiększono liczbę neuronów do 50 w każdej warstwie, wyniki okazały się o wiele lepsze, wraz ze wzrostem liczby neuronów można otrzymać dokładniejszą predykcję.