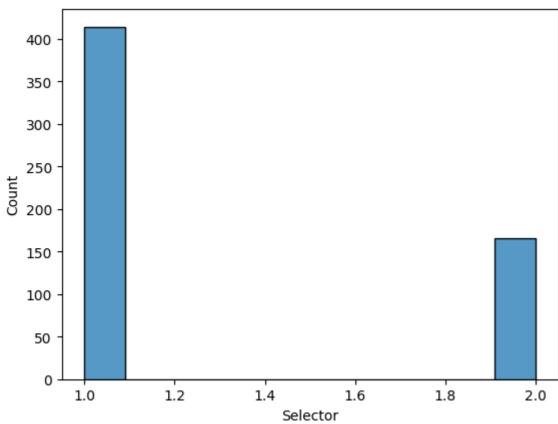
```
In [50]: import pandas as pd
        import seaborn as sns
        import matplotlib.pyplot as plt
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        from sklearn.linear_model import LogisticRegression
        from sklearn.metrics import accuracy_score
        from sklearn import metrics
        import numpy as np
        Analiza, którą przeprowadzę będzie analizą eksploracyjną. Ma na celu pokazanie jakie zmienne zależne i niezależne mogą wpłynąć na marskość wątroby. Następnie przeprowadzę proces uczenia maszynowego w formie regresji logistycznej, aby móc przewidzieć czy posiadając dane cechy możemy mówić o posiadaniu tej choroby. Link do danych:
        https://www.kaggle.com/datasets/fatemehmehrparvar/liver-disorders
In [6]: df = pd.read_csv(r'C:\Users\48797\Documents\ProjektyPython\Analiza+UczenieMaszynoweChorobyWatrtoby\Indian Liver Patient Dataset (ILPD).csv')
In [ ]: Sprawdzam czy baza danych nie posiada wartości pustych, skrajnych.
In [12]: df
Out[12]:
             Age Gender TB DB Alkphos Sgpt Sgot TP ALB A/G Ratio Selector
                                   187 16 18 6.8 3.3
          0 65 Female 0.7 0.1
          1 62 Male 10.9 5.5
                                   699 64 100 7.5 3.2
          2 62 Male 7.3 4.1 490 60 68 7.0 3.3
          3 58 Male 1.0 0.4
                                   182 14 20 6.8 3.4
          4 72 Male 3.9 2.0
                                   195 27 59 7.3 2.4
                                                            0.40
                  Male 0.5 0.1
                                   500 20 34 5.9 1.6
                                    98 35 31 6.0 3.2
                                   245 48 49 6.4 3.2
                                                            1.00
         581 31 Male 1.3 0.5
                                   184 29 32 6.8 3.4
        582 38 Male 1.0 0.3 216 21 24 7.3 4.4 1.50
        579 rows × 11 columns
In [8]: df.info()
       <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
       RangeIndex: 583 entries, 0 to 582
       Data columns (total 11 columns):
        # Column Non-Null Count Dtype
       --- ----- -----
        0 Age
                      583 non-null int64
        1 Gender 583 non-null object
        2 TB
                      583 non-null float64
                      583 non-null float64
        3 DB
        4 Alkphos 583 non-null int64
                     583 non-null int64
        5 Sgpt
        6 Sgot
                     583 non-null int64
        7 TP
                      583 non-null float64
        8 ALB
                      583 non-null float64
        9 A/G Ratio 579 non-null float64
        10 Selector 583 non-null int64
       dtypes: float64(5), int64(5), object(1)
       memory usage: 50.2+ KB
In [10]: df = df.dropna()
In [30]: df.describe()
Out[30]:
                                        TB
                                                                                                    ALB A/G Ratio
         count 579.000000 579.000000 579.000000 579.000000 579.000000 579.000000 579.000000 579.000000 579.000000
         mean 44.782383
                         0.758204 3.315371 1.494128 291.366149 81.126079
                                                                           110.414508
                                                                                      6.481693
                                                                 183.182845 289.850034
                                            2.816499 243.561863
                                                                                                                    0.451792
                          0.428542
                                                                                       1.084641
                                                                                                0.794435
                                                                                                          0.319592
                          0.000000 0.400000 0.100000 63.000000
          min 4.000000
                                                                  10.000000
                                                                           10.000000 2.700000
                                                                                                0.900000
                                                                                                         0.300000
                                                                                                                   1.000000
         25% 33.000000
                                             0.200000 175.500000
                                                                  23.000000
                                                                                                          0.700000
                                                                                                                    1.000000
                          1.000000
                                   0.800000
                                                                            25.000000
                                                                                       5.800000
                                                                                                2.600000
                                            0.300000 208.000000
         50% 45.000000
                          1.000000
                                   1.000000
                                                                 35.000000
                                                                            42.000000
                                                                                      6.600000
                                                                                                3.100000
                                                                                                          0.930000
                                                                                                                    1.000000
                                             1.300000 298.000000
                          1.000000
                                   2.600000
                                                                  61.000000
                                                                            87.000000
                                                                                       7.200000
                                                                                                 3.800000
                                                                                                          1.100000
                                                                                                                    2.000000
         75% 58.000000
          max 90.000000
                          1.000000 75.000000 19.700000 2110.000000 2000.000000 4929.000000 9.600000 5.500000 2.800000 2.000000
        Zmieniam wartość płci z stringa na wartość liczbową.
In [17]: df['Gender'] = (df['Gender'] == 'Male').astype(int)
         Teraz zwizualizuję zmienne niezależne.
In [20]: sns.histplot(data = df, x = 'Age')
Out[20]: <Axes: xlabel='Age', ylabel='Count'>
          80
          70
          60
          50
         40
          30
          20
          10
In [26]: sns.histplot(data = df, y = 'Gender')
Out[26]: <Axes: xlabel='Count', ylabel='Gender'>
          1.0 -
          0.8
          0.6
          0.4
          0.2 -
                         100
                                      200
                                                                400
                                                   300
                                         Count
In [28]: sns.histplot(data = df, x = 'Selector')
Out[28]: <Axes: xlabel='Selector', ylabel='Count'>
          400
          350
```



```
W zbiorze danych wiek jest rozłożony normalnie, natomiast w strukturze płci dominują mężczyźni, a w strukturze zachorowań na marskość osoby chore.
In [29]: df.corr()
Out[29]:
                                                                                                      ALB A/G Ratio Selector
              Age 1.000000 0.055881 0.011000 0.006784 0.078878 -0.087799 -0.020499 -0.186248 -0.264211 -0.216408 -0.133164
            Gender 0.055881 1.000000 0.088068 0.099160 -0.029368 0.081339 0.079421 -0.095149 -0.095579 -0.003424 -0.081349
               TB 0.011000 0.088068 1.000000 0.874481 0.205739 0.213375 0.237323 -0.007906 -0.222087 -0.206267 -0.220218
               DB 0.006784 0.099160 0.874481 1.000000 0.234008 0.233180 0.257022 0.000033 -0.228409 -0.200125 -0.246273
            Alkphos 0.078878 -0.029368 0.205739 0.234008 1.000000 0.124777 0.166580 -0.027062 -0.163419 -0.234166 -0.183363
              Sgpt -0.087799 0.081339 0.213375 0.233180 0.124777 1.000000 0.791862 -0.042432 -0.028658 -0.002375 -0.163117
              Sgot -0.020499 0.079421 0.237323 0.257022 0.166580 0.791862 1.000000 -0.025751 -0.084915 -0.070040 -0.151834
               TP -0.186248 -0.095149 -0.007906 0.000033 -0.027062 -0.042432 -0.025751 1.000000 0.783112 0.234887 0.033614
              ALB -0.264211 -0.095579 -0.222087 -0.228409 -0.163419 -0.028658 -0.084915 0.783112 1.000000 0.689632 0.159770
          A/G Ratio -0.216408 -0.003424 -0.206267 -0.200125 -0.234166 -0.002375 -0.070040 0.234887 0.689632 1.000000 0.163131
           Selector -0.133164 -0.081349 -0.220218 -0.246273 -0.183363 -0.163117 -0.151834 0.033614 0.159770 0.163131 1.000000
          Istnieje słaba korelacja między marskością wątroby a czynnikami takimi jak bilirubina we krwi(całkowita i właściwa bilirubina)
          Teraz przeprowadzę regresje logistyczną mającą na celu predykcje marskości wątroby.
```

```
In [32]: df.columns
Out[32]: Index(['Age', 'Gender', 'TB', 'DB', 'Alkphos', 'Sgpt', 'Sgot', 'TP', 'ALB',
                'A/G Ratio', 'Selector'],
               dtype='object')
In [39]: X= df[['Age', 'Gender', 'TB', 'DB', 'Alkphos', 'Sgpt', 'Sgot', 'TP', 'ALB','A/G Ratio']]
         y = df['Selector']
         X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25, random_state=15)
         logreg = LogisticRegression(random_state=15, max_iter=1000)
         logreg.fit(X_train, y_train)
         y_pred = logreg.predict(X_test)
         cnf_matrix = metrics.confusion_matrix(y_test, y_pred)
```

cnf\_matrix Out[39]: array([[102, 5], [ 29, 9]], dtype=int64)

Z prawdopodobieństwem 76,5% masz marskość wątroby

In [40]: print(f'Skuteczność regresjii logistycznej wynosi {(102+9)/(102+5+29+9)} %')

Skuteczność regresjii logistycznej wynosi 0.7655172413793103 % Przewidywanie posiadania marskości Wpisz po kolei Wiek, Płeć(1 dla mężczyzny), Poziom całkowitej bilitrubiny, bilirubiny właściwej, Alkphos (Alkaline Phosphatase), SGPT (Alanine Aminotransferase), SGOT, białko całkowite, (Aspartate Aminotransferase), A/G ratio

In [71]: new\_data = [[65, 0,0.7,0.1,187,16,18,6.8,3.3,0.90]] predicted\_class = logreg.predict(new\_data) predicted\_class if predicted\_class == 1 : print('Z prawdopodobieństwem 76,5% masz marskość wątroby') else : print('Z prawdopodobieństwem 76,5% nie masz marskości wątroby')