## Данилов Д. С. ИУ5-61Б РК1 Вариант 4

### Задача

Для заданного набора данных проведите корреляционный анализ. В случае наличия пропусков в данных удалите строки или колонки, содержащие пропуски. Сделайте выводы о возможности построения моделей машинного обучения и о возможном вкладе признаков в модель.

### Дополнительное требование

Для студентов групп ИУ5-61Б, ИУ5Ц-81Б - для пары произвольных колонок данных построить график "Диаграмма рассеяния".

#### Задание

```
In [ ]:
         import pandas as pd
         import matplotlib.pyplot as plt
         import numpy as np
         import seaborn as sns
         data = pd.read_csv('../datasets/heart.csv')
In [ ]:
         data.head()
In [ ]:
Out[]:
                            trestbps
                                             fbs
                                                            thalach exang
                                                                             oldpeak
                                       chol
                                                  restecg
                                                                                       slope
                                                                                                   th
             52.0
          0
                                125.0
                                      212.0
                                              0.0
                                                         1
                                                              168.0
                                                                        0.0
                                                                                   1.0
                                                                                           2
                                                                                               2
                                                                                                    3
             53.0
                                NaN
                                      203.0
                                              1.0
                                                         0
                                                              155.0
                                                                        1.0
                                                                                  3.1
                                                              125.0
             70.0
                                145.0
                                       NaN
                                              0.0
                                                         1
                                                                        1.0
                                                                                  2.6
                                                                                           0
                                                                                               0
                                                                                                    3
             61.0
                                148.0
                                      203.0
                                              0.0
                                                         1
                                                              161.0
                                                                        0.0
                                                                                  0.0
                                                                                                    2
            62.0
                         0
                                138.0 294.0
                                                         1
                                                               NaN
                                                                        0.0
                                                                                   1.9
                                                                                               3
```

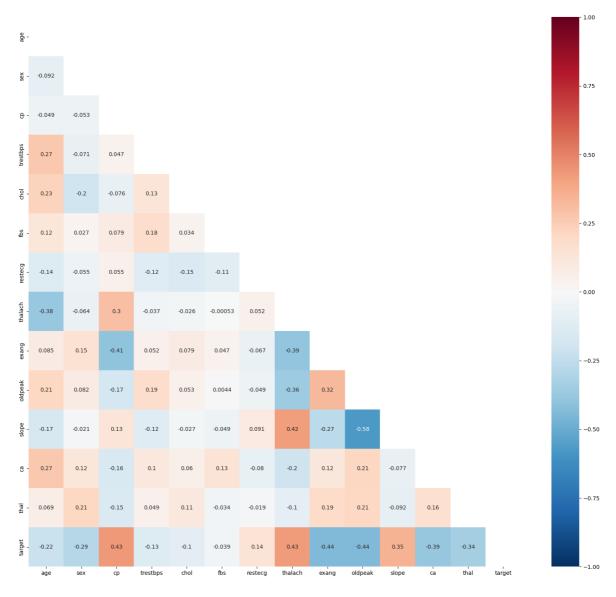
Количество строк с пустыми значениями

```
In [ ]: data.isna().sum()
```

127.0.0.1:5500/rk1/index.html 1/6

```
Out[]: age
                   3
        sex
                   0
        ср
                   0
        trestbps 17
        chol
        fbs
                   4
        restecg
                   0
                  10
        thalach
                   2
        exang
                   0
        oldpeak
                    0
        slope
        ca
        thal
                    1
        target
                    1
        dtype: int64
        Удаление строк с пустыми значениями
In [ ]: data.dropna(inplace=True, axis=0, subset=['age', 'trestbps', 'chol', 'fbs', 'that
        data.isna().sum()
Out[]: age
                   0
        sex
                   0
                   0
        ср
        trestbps 0
        chol
        fbs
                   0
        restecg
        thalach
        exang
        oldpeak
        slope
                   0
        ca
                   0
        thal
        target
        dtype: int64
        Корреляция
In [ ]: plt.figure(figsize=(20, 18))
        mask=np.triu(np.ones_like(data.corr(), dtype=bool))
        sns.heatmap(data.corr(), mask=mask, annot=True, vmin=-1.0, vmax=1, center=0, cma
Out[]: <AxesSubplot: >
```

127.0.0.1:5500/rk1/index.html 2/6

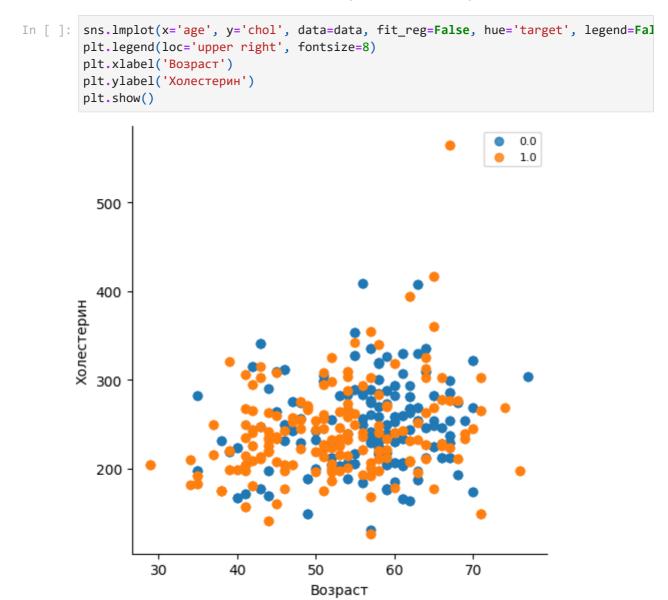


С целевым признаком наиболее сильную корреляцию имеют признаки 'exang' (-0.44), 'oldpeak' (-0.44), 'cp' (0.43), 'thalach' (0.43). Эти признаки будут наиболее информативны при построении моделей машинного обучения. Целевой признак также коррелирует с признаками 'ca' (0.39), 'slope' (0.35), 'trial' (-0.34), 'sex' (-0.29). Эти признаки также стоит использовать при обучении модели. Признаки 'fbs' (-0.039), 'chol' (-0.1), 'trestbps' (-0.13), 'restecg' (0.14), 'age' (-0.22) слабо коррелируют с целевым признаком и могут негативно сказаться на модели машинного обучения, поэтому их стоит исключить из модели. Однако не все признаки, которые имеют сильную корреляцию, стоит использовать для построения модели машинного обучения. Между признаками 'oldpeak' и 'slope' наблюдается очень высокая корреляция (-0.58). Поэтому из этих двух признаков стоит оставить тот, который имеет наибольшую корреляцию с целевым признаком - 'oldpeak'. Остальные нецелвые признаки не коррелируют друг с другом так сильно. Таким образом, на основе признаков 'exang', 'oldpeak', 'cp', 'thalach', 'ca', 'trial', 'sex' могут быть построены модели машинного обучения, первые четыре признака могут иметь наиболее весомый вклад в их обучение.

#### Дополнительное задание

127.0.0.1:5500/rk1/index.html 3/6

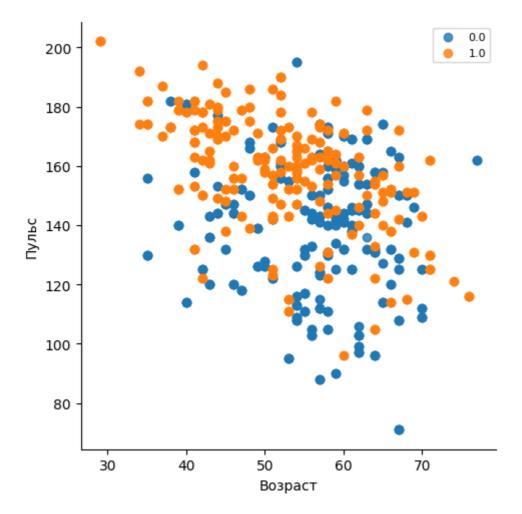
#### Диаграмма рассеяния по возрасту и холестерину



# Диаграмма рассеяния по возрасту и максимально зафиксированному пульсу

```
In [ ]: sns.lmplot(x='age', y='thalach', data=data, fit_reg=False, hue='target', legend=
    plt.legend(loc='upper right', fontsize=8)
    plt.xlabel('Βοσραςτ')
    plt.ylabel('Πульс')
    plt.show()
```

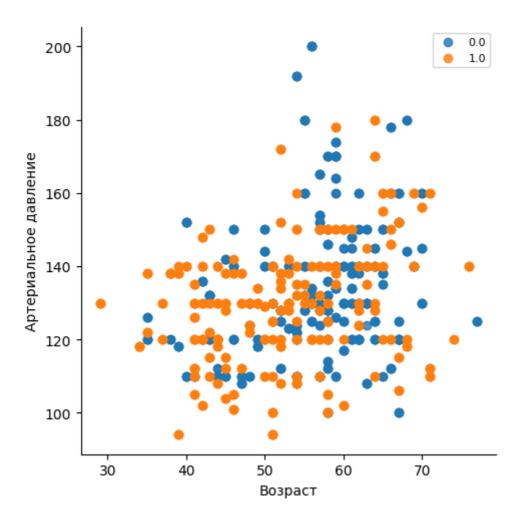
127.0.0.1:5500/rk1/index.html 4/6



## Диаграмма рассеяния по возрасту и по артериальному давлению в покое

```
In [ ]: sns.lmplot(x='age', y='trestbps', data=data, fit_reg=False, hue='target', legend
plt.legend(loc='upper right', fontsize=8)
plt.xlabel('Возраст')
plt.ylabel('Артериальное давление')
plt.show()
```

127.0.0.1:5500/rk1/index.html 5/6



127.0.0.1:5500/rk1/index.html

6/6