## Рубежный контроль №1

Бессонова Ксения ИУ5-61Б

## Задание.

import numpy as np import seaborn as sns

import matplotlib.pyplot as plt

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. Для пары произвольных колонок данных построить график "Диаграмма рассеяния"

#Импорт библиотек import pandas as pd from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

In [1]:

In [3]:

Out[3]:

**0** 52

**1** 53

**3** 61

slope

target

dtype: object

ca thal

sex

chol fbs

trestbps

restecg thalach exang

target

dtype: int64

Out[6]:

Out[7]:

1 0

**2** 70 1 0

data.shape

В качестве датасета возьмём данные о болезнях сердца

In [2]:

#Загрузка датасета data = pd.read\_csv("heart.csv")

data.head()

140 203 1

125 212

145 174

Проверка типов данных и наличие пропусков

int64

int64

int64 int64

Диаграмма рассеяния

age sex cp trestbps chol fbs restecg thalach exang oldpeak slope ca thal target

148 203 161 2 1 3 **4** 62 0 0 138 294 1 106 1.9 1 3 2

168

155

125

1.0

3.1

2 2

0 0 3

0 0 3

(1025, 14) Целевым признаком будет наличие сердечных заболеваний у пациента (поле "target")

#Проверка типов data.dtypes

int64 age

int64 sex

int64 trestbps int64 chol int64

fbs int64 int64 restecg

thalach int64 exang int64 float64 oldpeak

In [6]: data.isnull().sum()

oldpeak slope ca thal

In [7]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,8)) ax.set title("Диаграмма рассеяния для колонок age и trestbps") sns.scatterplot(ax=ax, x='age', y='trestbps', data=data)

<AxesSubplot:title={'center':'Диаграмма рассеяния для колонок age и trestbps'}, xlabel='age', ylabel='trestbps'>

200

180 160 120 100 50 70 sns.pairplot(data) <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x2bfabb00e50>

Диаграмма рассеяния для колонок age и trestbps

- 0.8

- 0.6

-0.03 0.04 -0.08 0.08 0.04 0.31 -0.40 -0.17 0.13 -0.18 -0.16 0.03 -0.15 -0.02 0.07 0.06 -0.01 0.07 0.10 -0.10

- 0.4 -0.10 -0.01 0.05 -0.13 -0.06 0.04 -0.12 -0.15 -0.10 1.00 0.05 -0.07 -0.05 0.09 - 0.2 -0.38 -0.35 0.40 -0.21 -0.10 0.42 -0.05 0.31 -0.04 -0.02 -0.01 0.05 1.00 0.31 -0.27 0.11 0.20 -0.44 0.14 -0.40 0.06 0.07 0.05 -0.07 -0.38 1.00 - 0.0 0.08 -0.17 0.19 0.06 0.01 -0.05 -0.35 0.31 1.00 0.22 0.20 -0.44 -0.17 -0.03 0.13 -0.12 -0.01 -0.06 0.09 0.40 -0.27 -0.58 - -0.2 - -0.4 -0.09 0.15 1.00 0.20 -0.16 0.06 0.10 -0.04 -0.02 -0.10 0.20 0.20 0.43 -0.14 -0.10 -0.04 0.13 0.42 -0.44 -0.44 0.35 -0.38 -0.34 1.00 cp trestbps chol fbs restecg thalach exang oldpeak slope

Все признаки слабо коррелируют с целевым признаком target. Наиболее сильно коррелируют с целевым признаком поля ср, thalach и slope.

In [9]:

Out[9]:

<AxesSubplot:>

0.27

-0.28

thalach restecg

In [ ]:

На основе корреляционной матрицы можно сделать следующие выводы.

Следовательно для обучения модели лучше выбрать поля ср, thalach и slope.

Корреляционный анализ

-0.08 0.04 1.00

0.22 -0.20 -0.08 0.13 1.00

fig, ax = plt.subplots(1,1, figsize=(13,10))

Создадим корреляционную матрицу используя коэффициент Пирсона

-0.10 -0.07 0.27 0.22 0.12 -0.13 -0.39 0.09 0.21 -0.17 0.27 0.07 -0.23

sns.heatmap(data.corr("pearson"), annot=True, fmt=".2f")

-0.04 -0.08 -0.20 0.03 -0.06

0.18 0.03 1.00