Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана Кафедра «Системы обработки информации и управления»

Лабораторная работа №1 по дисциплине «Методы машинного обучения» на тему «Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных»

Выполнил: студент группы ИУ5-21М Андреев К.А.

```
Цель лабораторной работы
          Изучить различные методы визуализации данных.
          Задание
          Требуется выполнить следующие действия:
            • Выбрать набор данных (датасет).
            • Создать ноутбук, который содержит следующие разделы:
                   1. Текстовое описание выбранного набора данных.
                   2. Основные характеристики датасета.
                   3. Визуальное исследование датасета.
                   4. Информация о корреляции признаков.
            • Сформировать отчет и разместить его в своем репозитории на GitHub.
          Текстовое описание набора данных
          Wine recognition dataset
          Data Set Characteristics:
            Number of
                                                                      178 (50 in each of three classes)
            Instances
            Number of
                                                            13 numeric, predictive attributes and the class
            Attributes
                            Alcohol, , Malic acid, , Ash, , Alcalinity of ash, , Magnesium, , Total phenols, , Flavanoids, ,
             Attribute
                           Nonflava noid\ phenols,\ ,\ Proanthocyanins,\ ,\ Color\ intensity,\ ,\ Hue,\ ,\ OD 280/OD 315\ of\ diluted
           Information
                                                                                   wines, , Proline
              Missing
              Attribute
                                                                                          None
              Values
              Creator
                                                                                      R.A. Fisher
                Date
                                                                                       July, 1988
          This is a copy of UCI ML Wine recognition datasets. <a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-">https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-</a>
          learning-databases/wine/wine.data
          The data is the results of a chemical analysis of wines grown in the same region in Italy by three
          different cultivators. There are thirteen different measurements taken for different constituents
          found in the three types of wine.
 In [0]: import numpy as np
           import pandas as pd
          import seaborn as sns
          import matplotlib.pyplot as plt
          %matplotlib inline
          sns.set(style="ticks")
          from sklearn.datasets import *
 In [0]: def make_dataframe(ds_function):
               ds = ds_function()
               df = pd.DataFrame(data= np.c_[ds['data'], ds['target']],
                                   columns= list(ds['feature_names']) + ['target'])
               return df
          data = make_dataframe(load_wine)
 In [0]:
 In [4]: data.head()
 Out[4]:
              alcohol malic_acid ash alcalinity_of_ash magnesium total_phenols flavanoids nonflavanoid
               14.23
           0
                           1.71 2.43
                                                         127.0
                                                                                3.06
                                               15.6
                                                                       2.80
           1
               13.20
                           1.78 2.14
                                               11.2
                                                         100.0
                                                                       2.65
                                                                                 2.76
                           2.36 2.67
               13.16
                                               18.6
                                                         101.0
                                                                       2.80
                                                                                 3.24
               14.37
                           1.95 2.50
                                               16.8
                                                         113.0
                                                                       3.85
                                                                                 3.49
               13.24
                           2.59 2.87
                                               21.0
                                                         118.0
                                                                       2.80
                                                                                 2.69
 In [5]: print(data.shape)
          print('Bcero cτροκ: {}'.format(data.shape[0]))
          (178, 14)
          Всего строк: 178
 In [6]: data.columns
 Out[6]: Index(['alcohol', 'malic_acid', 'ash', 'alcalinity_of_ash', 'magnesium',
                   'total_phenols', 'flavanoids', 'nonflavanoid_phenols',
                   'proanthocyanins', 'color_intensity', 'hue',
                   'od280/od315_of_diluted_wines', 'proline', 'target'],
                 dtype='object')
 In [7]: data.dtypes
 Out[7]: alcohol
                                                float64
          malic_acid
                                                float64
                                                float64
          ash
                                                float64
          alcalinity_of_ash
          magnesium
                                                float64
          total_phenols
                                                float64
          flavanoids
                                                float64
          nonflavanoid_phenols
                                                float64
          proanthocyanins
                                                float64
          color_intensity
                                               float64
                                                float64
          hue
          od280/od315_of_diluted_wines
                                               float64
                                                float64
          proline
          target
                                                float64
          dtype: object
          проверка пустых значений
 In [8]: for col in data.columns:
               temp_null_count = data[data[col].isnull()].shape[0]
               print('{} - {}'.format(col, temp_null_count))
          alcohol - 0
          malic_acid - 0
          ash - 0
          alcalinity_of_ash - 0
          magnesium - 0
          total_phenols - 0
          flavanoids - 0
          nonflavanoid_phenols - 0
          proanthocyanins - 0
          color_intensity - 0
          hue - 0
          od280/od315_of_diluted_wines - 0
          proline - 0
           target - 0
 In [9]:
          data.describe()
 Out[9]:
                    alcohol malic_acid
                                            ash alcalinity_of_ash magnesium total_phenols flavanoids
           count 178.000000 178.000000 178.000000
                                                                178.000000
                                                                             178.000000 178.00000
                                                      178.000000
                  13.000618
                              2.336348
                                        2.366517
                                                      19.494944
                                                                 99.741573
                                                                               2.295112
                                                                                          2.029270
           mean
                   0.811827
                              1.117146
                                        0.274344
                                                       3.339564
                                                                 14.282484
                                                                               0.625851
                                                                                          0.998859
             std
                              0.740000
                                        1.360000
                                                      10.600000
                                                                               0.980000
                                                                                          0.34000
                  11.030000
                                                                 70.000000
             min
                              1.602500
            25%
                  12.362500
                                        2.210000
                                                       17.200000
                                                                  88.000000
                                                                               1.742500
                                                                                          1.205000
                  13.050000
                              1.865000
                                        2.360000
                                                      19.500000
                                                                 98.000000
                                                                               2.355000
                                                                                          2.13500
            50%
                  13.677500
                              3.082500
                                        2.557500
                                                       21.500000
                                                                 107.000000
                                                                               2.800000
                                                                                          2.87500
            75%
                  14.830000
                              5.800000
                                        3.230000
                                                       30.000000
                                                               162.000000
                                                                               3.880000
                                                                                         5.08000
            max
In [10]: data['target'].unique()
Out[10]: array([0., 1., 2.])
          Визуальное ииследование датасета
          Диаграмма рассеяния
In [11]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
           sns.scatterplot(ax=ax, x='flavanoids', y='total_phenols', data=data, hue
Out[11]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f10e9006a58>
                                                                                        target
                                                                                        0.0
                                                                                        0.8
                                                                                        1.6
                                                                                        2.4
              3.5
              3.0
           total_phenols
              2.0
              1.5
              1.0
                                                    flavanoids
          Гистограмма
In [12]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
          sns.distplot(data['alcohol'])
Out[12]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f10e62aeb70>
           0.40
           0.35
           0.30
           0.25
           0.20
           0.15
           0.10
           0.05
           0.00
                                          12
                                                      13
                                                                                15
                                                                   14
                             11
                 10
                                                    alcohol
          Комбинация гистограмм и диаграмм рассеивания
In [13]: sns.jointplot(x='alcohol', y='flavanoids', data=data, kind="kde")
Out[13]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x7f10e67214e0>
               6
               5
               4
           flavanoids
                 10
                        11
                                      13
                                                   15
                                   alcohol
          Парные диаграммы
In [14]: sns.pairplot(data, hue='target')
Out[14]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7f10e5eee940>
          "Ящик с усами"
In [15]: sns.boxplot(x=data['alcohol'])
Out[15]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f10e286e4a8>
            11.0 11.5 12.0 12.5 13.0 13.5 14.0 14.5 15.0
          "Скрипка"
         fig, ax = plt.subplots(2, 1, figsize=(10, 10))
In [16]:
           sns.violinplot(ax=ax[0], x=data['alcohol'])
          sns.distplot(data['alcohol'], ax=ax[1])
Out[16]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f10e29bda90>
                                        12
                                                                                   15
                          11
                                                      13
                                                                     14
                                                    alcohol
           0.40
           0.35
           0.30
           0.25
           0.20
           0.15
           0.10
           0.05
           0.00
                                                      13
                                                                   14
                                                    alcohol
          Корреляция признаков
          Корреляционная матрица
In [17]:
          data.corr()
Out[17]:
                                       alcohol malic_acid
                                                              ash alcalinity_of_ash magnesium total
                                                0.094397 0.211545
                                     1.000000
                                                                        -0.310235
                                                                                   0.270798
                              alcohol
                           malic_acid
                                      0.094397
                                                1.000000
                                                          0.164045
                                                                         0.288500
                                                                                   -0.054575
                                                         1.000000
                                                                         0.443367
                                                                                   0.286587
                                      0.211545
                                                0.164045
                                 ash
                      alcalinity_of_ash -0.310235
                                                0.288500
                                                          0.443367
                                                                         1.000000
                                                                                   -0.083333
                                                         0.286587
                                                                        -0.083333
                                                                                   1.000000
                                      0.270798
                                                -0.054575
                           magnesium
                         total_phenols
                                      0.289101
                                                -0.335167
                                                          0.128980
                                                                        -0.321113
                                                                                    0.214401
                                                                        -0.351370
                           flavanoids
                                      0.236815
                                                -0.411007
                                                          0.115077
                                                                                   0.195784
                  nonflavanoid_phenols -0.155929
                                                0.292977
                                                          0.186230
                                                                         0.361922
                                                                                   -0.256294
                      proanthocyanins 0.136698
                                                -0.220746
                                                         0.009652
                                                                        -0.197327
                                                                                   0.236441
                        color_intensity 0.546364
                                                0.248985
                                                        0.258887
                                                                         0.018732
                                                                                   0.199950
                                 hue -0.071747
                                                        -0.074667
                                                                        -0.273955
                                                                                   0.055398
                                                -0.561296
           od280/od315_of_diluted_wines
                                      0.072343
                                                -0.368710
                                                         0.003911
                                                                        -0.276769
                                                                                   0.066004
                                      0.643720
                                                -0.192011 0.223626
                                                                        -0.440597
                                                                                   0.393351
                              proline
```

target -0.328222

Out[20]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f10df5a4208>

alcohol – malic_acid –

ash

hue -

malic_acid

alcalinity_of_ash

total_phenols flavanoids nonflavanoid_phenols

proline target

alcalinity_of_ash

proanthocyanins -

color_intensity

nonflavanoid_phenols

od280/od315_of_diluted_wines

magnesium total_phenols

flavanoids

Heatmap

In [20]: sns.heatmap(data.corr())

0.437776 -0.049643

0.517859

-1.00

- 0.75

- 0.50

- 0.25

- 0.00

-0.25

-0.50

target

hue

od280/od315_of_diluted_wines

color_intensity

-0.209179