Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э.

Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

Факультет «Информатика и системы управления»

Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»

Курс «Технологии машинного обучения» Лабораторная работа № 1

> Выполнил: студент группы ИУ5-63Б Попов С. Д.

> > Проверил: Гапанюк Ю. Е.

Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных.

Задание

Выбрать набор данных (датасет). Вы можете найти список свободно распространяемых датасетов здесь. Для первой лабораторной работы рекомендуется использовать датасет без пропусков в данных, например из Scikit-learn. Пример преобразования датасетов Scikit-learn в Pandas Dataframe можно посмотреть здесь. Для лабораторных работ не рекомендуется выбирать датасеты большого размера.

Создать ноутбук, который содержит следующие разделы:

- Текстовое описание выбранного Вами набора данных.
- Основные характеристики датасета.
- Визуальное исследование датасета.
- Информация о корреляции признаков.
- Сформировать отчет и разместить его в своем репозитории на github.

Wine recognition dataset

https://scikit-learn.org/stable/datasets/toy_dataset.html https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/wine/wine.data

Данные представляют собой результаты химического анализа вин, выращенных в одном и том же регионе Италии тремя разными культиваторами. Для различных компонентов, содержащихся в трех типах вина, проводится тринадцать различных измерений.

Датасет содержит 13 целочисленных аттрибутов. А также предиктивный признак: класс вина.

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.datasets import *

/usr/lib/python3/dist-packages/scipy/__init__.py:146: UserWarning: A NumPy version >=
1.17.3 and <1.25.0 is required for this version of SciPy (detected version 1.26.2
    warnings.warn(f"A NumPy version >={np_minversion} and <{np_maxversion}"</pre>
In [2]: data, target = load_wine(return_X_y=True, as_frame = True)
```

```
In [2]: data, target = load_wine(return_x_y=Irue, as_trame = Irue)
In [3]: data.head()
```

Out[3]:		alcohol	malic_acid	ash	alcalinity_of_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanc
	0	14.23	1.71	2.43	15.6	127.0	2.80	3.06	
	1	13.20	1.78	2.14	11.2	100.0	2.65	2.76	
	2	13.16	2.36	2.67	18.6	101.0	2.80	3.24	
	3	14.37	1.95	2.50	16.8	113.0	3.85	3.49	
	4	13.24	2.59	2.87	21.0	118.0	2.80	2.69	

```
(178, 13)
Out[4]:
In [5]:
         list(data.columns) # аттрибуты вина
Out[5]:
         ['alcohol',
          'malic_acid',
          'ash',
          'alcalinity_of_ash',
           'magnesium',
          'total_phenols',
          'flavanoids',
          'nonflavanoid_phenols',
          'proanthocyanins',
          'color_intensity',
          'hue',
           'od280/od315_of_diluted_wines',
           'proline']
In [6]:
         data.dtypes
Out[6]: alcohol
                                            float64
         malic_acid
                                            float64
         ash
                                            float64
         alcalinity_of_ash
                                            float64
                                            float64
         magnesium
         total_phenols
                                            float64
         flavanoids
                                            float64
         nonflavanoid_phenols
                                            float64
         proanthocyanins
                                            float64
         color_intensity
                                            float64
                                            float64
         od280/od315_of_diluted_wines
                                            float64
         proline
                                            float64
         dtype: object
In [7]:
         data[data.isnull().any(axis=1)] # отсутствуют пропущенные значения
Out[7]:
           alcohol malic_acid ash alcalinity_of_ash magnesium total_phenols flavanoids nonflavanoid
In [8]:
         data.describe()
Out[8]:
                    alcohol
                            malic_acid
                                               ash
                                                   alcalinity_of_ash
                                                                     magnesium total_phenols
                                                                                                flavan
         count 178.000000
                            178.000000 178.000000
                                                         178.000000
                                                                     178.000000
                                                                                   178.000000
                                                                                              178.00C
                                                          19.494944
                 13.000618
                              2.336348
                                                                                                 2.029
         mean
                                          2.366517
                                                                      99.741573
                                                                                      2.295112
           std
                   0.811827
                               1.117146
                                          0.274344
                                                           3.339564
                                                                      14.282484
                                                                                      0.625851
                                                                                                 0.998
           min
                 11.030000
                              0.740000
                                          1.360000
                                                          10.600000
                                                                      70.000000
                                                                                     0.980000
                                                                                                 0.340
          25%
                 12.362500
                                          2.210000
                                                          17.200000
                                                                      88.000000
                                                                                      1.742500
                                                                                                 1.205
                              1.602500
          50%
                 13.050000
                              1.865000
                                          2.360000
                                                          19.500000
                                                                      98.000000
                                                                                     2.355000
                                                                                                 2.135
          75%
                 13.677500
                              3.082500
                                          2.557500
                                                          21.500000
                                                                     107.000000
                                                                                     2.800000
                                                                                                 2.875
                 14.830000
                              5.800000
                                          3.230000
                                                          30.000000
                                                                     162.000000
                                                                                     3.880000
                                                                                                 5.080
          max
In [9]:
         target.unique() # классы вин (целевой прризнак)
```

Out[9]: array([0, 1, 2])

In [4]:

data.shape

Визуальное представление

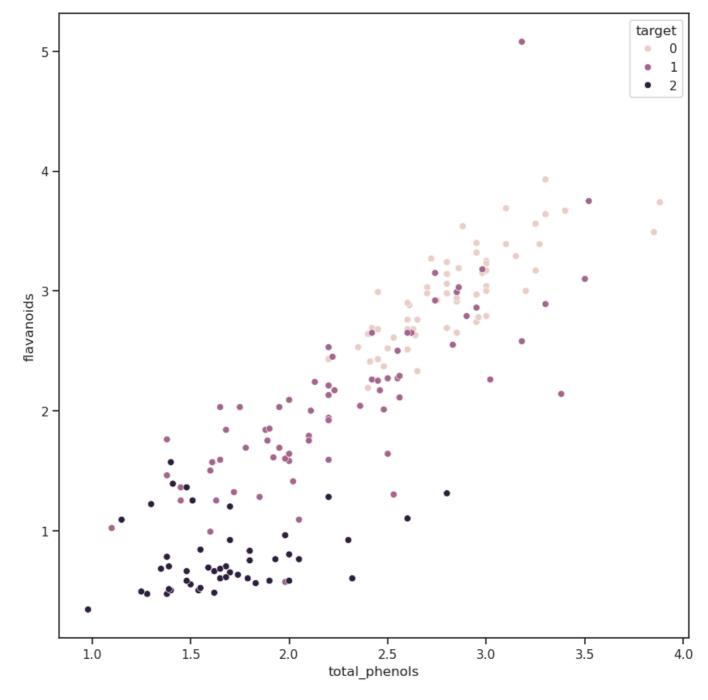
```
In [27]: import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")

In [28]: data_with_target = data.copy()
data_with_target['class'] = target.copy()
```

Диаграмма рассеяния

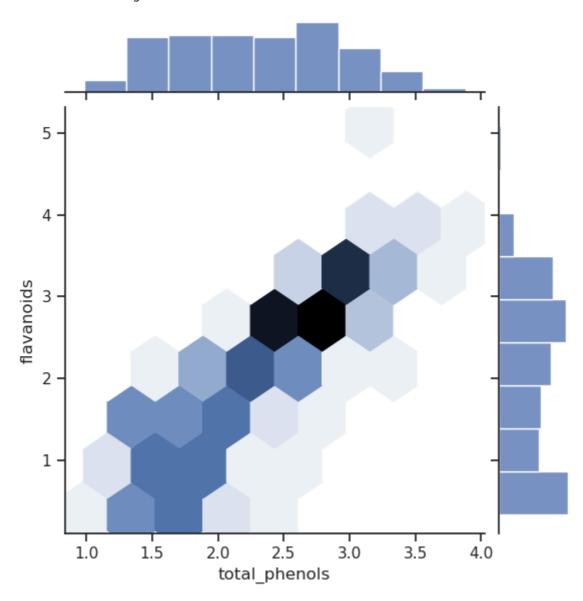
```
In [29]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.scatterplot(ax=ax, x='total_phenols', y='flavanoids', data=data, hue=target)
```

Out[29]: <AxesSubplot:xlabel='total_phenols', ylabel='flavanoids'>



Гистограмма и диаграмма рассеивания

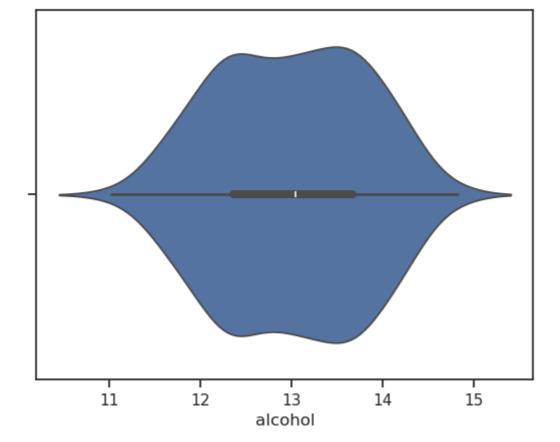
```
In [30]: sns.jointplot(x='total_phenols', y='flavanoids', data=data, kind='hex')
```



Violin plot (распределение)

```
In [33]: sns.violinplot(x=data['alcohol'])
```

Out[33]: <AxesSubplot:xlabel='alcohol'>

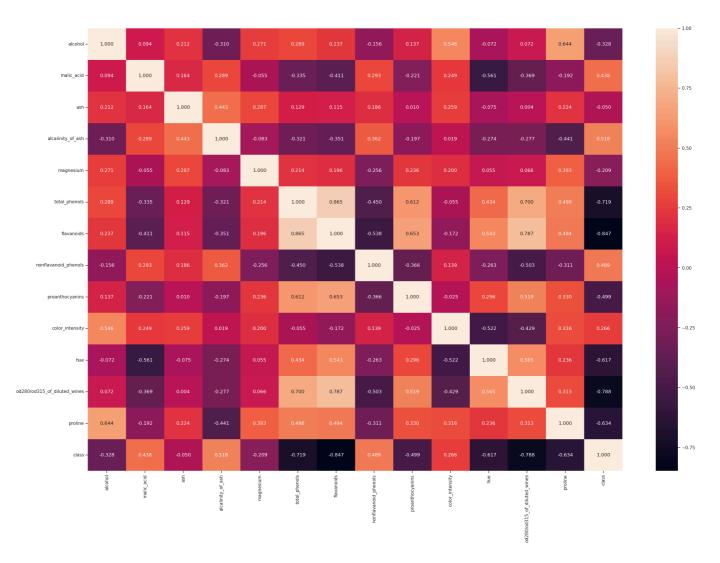


По плотности распределения алкоголя видно, что его распределение близко к нормальному.

Тепловая карта

```
In [32]: fig, ax = plt.subplots(1, 1, sharex='col', sharey='row', figsize=(30,20))
    fig.suptitle('Корреляционная матрица')
    sns.heatmap(data_with_target.corr(), ax=ax, annot=True, fmt='.3f')
```

Out[32]: <AxesSubplot:>



Можно заметить, что с целевым признаком (классом вина) больше всего коррелируют:

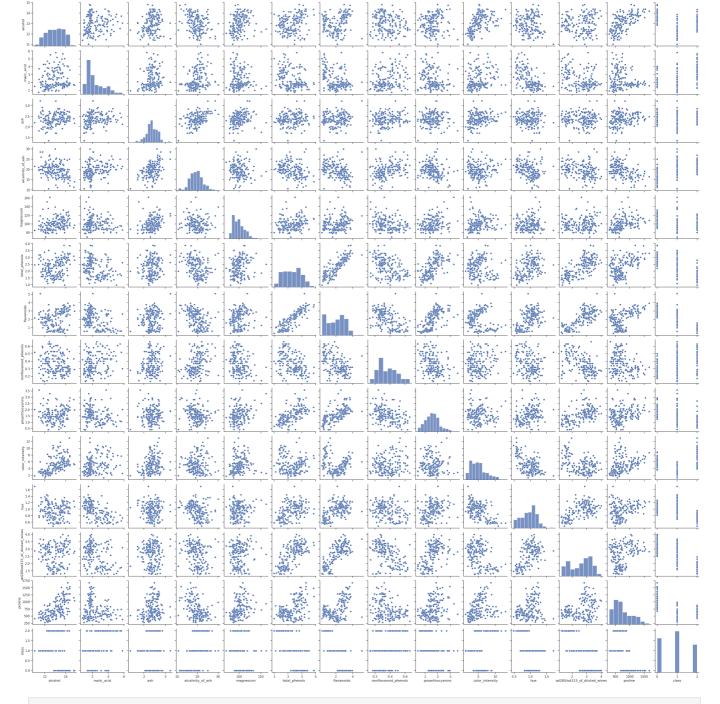
- flavanoid (обратная зависимость)
- total_phenols (обратная зависимость)
- od280/od315 (обратная зависимость)

Корреляция между total_phenols и flavanoids была видна на диаграмме рассеивания. Так как эти признаки имеют сильную зависимость друг от друга, и коррелируют с целевым признаком, один из них можно исключить.

Попарная диаграмма рассеивания

In [20]: sns.pairplot(data_with_target)

Out[20]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7ff28e338ac0>



In []: