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 Системы обработки информации и управления (ИУ5)

Отчет
Лабораторная работа №1

«Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных»

По курсу: «Технологии машинного обучения»

Выполнил: студент группы ИУ5-64Б _____ Корыткина А.Н.
(Подпись, дата) (Ф.И.О.)

Проверил: _____ Гапанюк Ю.Е.
(Подпись, дата) (Ф.И.О.)

2020 г.

Цель лабораторной работы: изучение различных методов визуализация данных.

Описание: построение основных графиков, входящих в этап разведочного анализа данных. создание ноутбука, который содержит следующие разделы: текстовое описание выбранного набора данных, основные характеристики датасета, визуальное исследование датасета, информация о корелляции признаков.

Текст программы и экранные формы с примерами выполнения программы:

Набор данных вина.Классический и простой мультиклассовый классификационный набор данных. Данные представляют собой результаты химического анализа вин, выращенных в одном регионе Италии Существует тринадцать различных измерений, проведенных для разных компонентов, найденных в трех типах вина.

```
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 load_wine

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)
    data.head()
```

f_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanoid_phenols	proanthocyanins	color_intensity	hue	od280/od315_of_diluted_wines	proline	target
15.6	127.0	2.80	3.06	0.28	2.29	5.64	1.04	3.92	1065.0	0.0
11.2	100.0	2.65	2.76	0.26	1.28	4.38	1.05	3.40	1050.0	0.0
18.6	101.0	2.80	3.24	0.30	2.81	5.68	1.03	3.17	1185.0	0.0
16.8	113.0	3.85	3.49	0.24	2.18	7.80	0.86	3.45	1480.0	0.0
21.0	118.0	2.80	2.69	0.39	1.82	4.32	1.04	2.93	735.0	0.0

```
[ ] # Размер датасета
    data.shape
```

```
(178, 14)
```

```
[ ] # Список колонок
    data.columns
```

```
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')
```

```
[ ] # Список колонок с типами данных
    data.dtypes
```

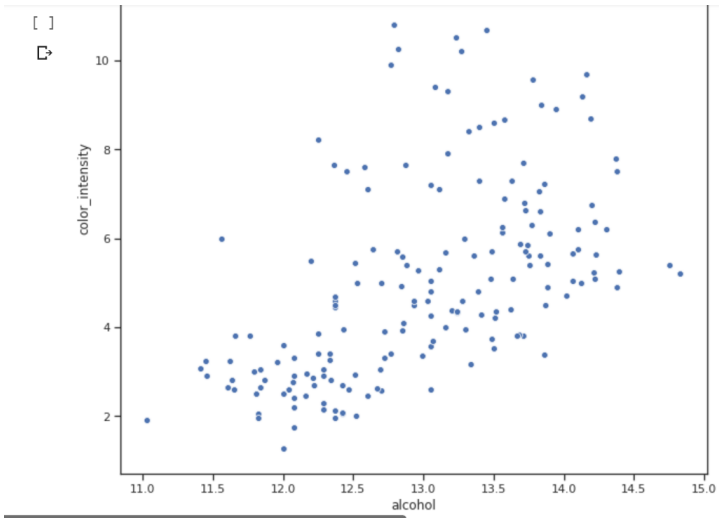
```
alcohol                         float64
malic_acid                      float64
ash                             float64
alcalinity_of_ash               float64
magnesium                       float64
total_phenols                   float64
flavanoids                      float64
nonflavanoid_phenols            float64
proanthocyanins                 float64
color_intensity                 float64
hue                             float64
od280/od315_of_diluted_wines    float64
proline                         float64
target                          float64
dtype: object
```

```
[ ] # Основные статистические характеристки набора данных
    data.describe()
```

	alcohol	malic_acid	ash	alcalinity_of_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanoid_phenols	proanthocyanins	color_intens
count	178.000000	178.000000	178.000000	178.000000	178.000000	178.000000	178.000000	178.000000	178.000000	178.000
mean	13.000618	2.336348	2.366517	19.494944	99.741573	2.295112	2.029270	0.361854	1.590899	5.058
std	0.811827	1.117146	0.274344	3.339564	14.282484	0.625851	0.998859	0.124453	0.572359	2.318
min	11.030000	0.740000	1.360000	10.600000	70.000000	0.980000	0.340000	0.130000	0.410000	1.280
25%	12.362500	1.602500	2.210000	17.200000	88.000000	1.742500	1.205000	0.270000	1.250000	3.220
50%	13.050000	1.865000	2.360000	19.500000	98.000000	2.355000	2.135000	0.340000	1.555000	4.690
75%	13.677500	3.082500	2.557500	21.500000	107.000000	2.800000	2.875000	0.437500	1.950000	6.200
max	14.830000	5.800000	3.230000	30.000000	162.000000	3.880000	5.080000	0.660000	3.580000	13.000

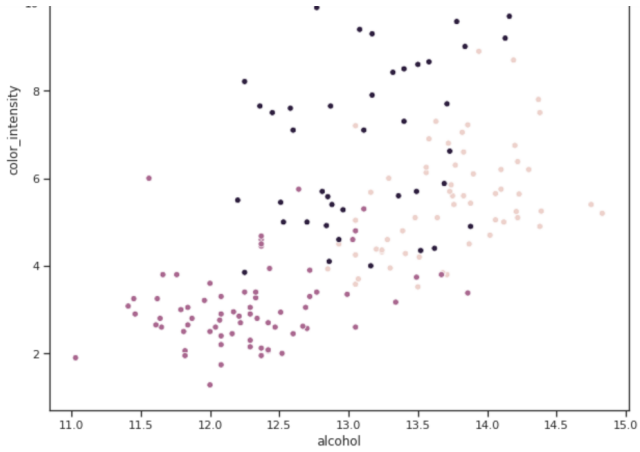
```
[ ] #Диаграмма рассеяния
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
    sns.scatterplot(ax=ax, x='alcohol', y='color_intensity', data=data)
```

```
[ ]
```

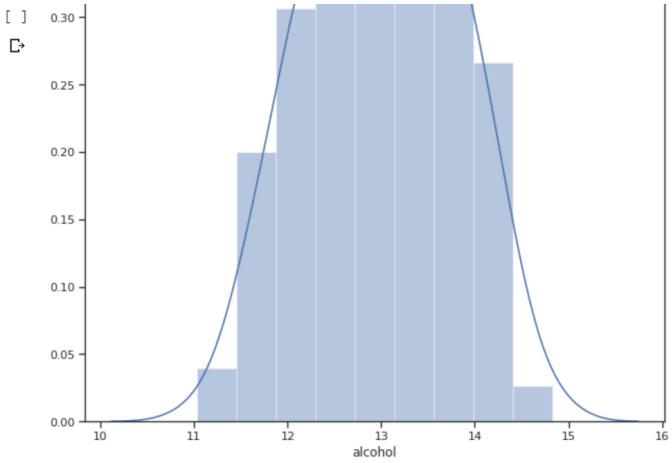


Зависимости между алкоголем и интенсивностью цвета не наблюдается.

```
[ ] fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
    sns.scatterplot(ax=ax, x='alcohol', y='color_intensity', data=data, hue='target')
```

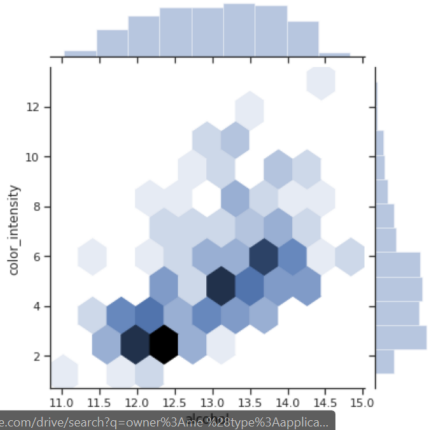



```
[ ] #Гистограмма
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
    sns.distplot(data['alcohol'])
```



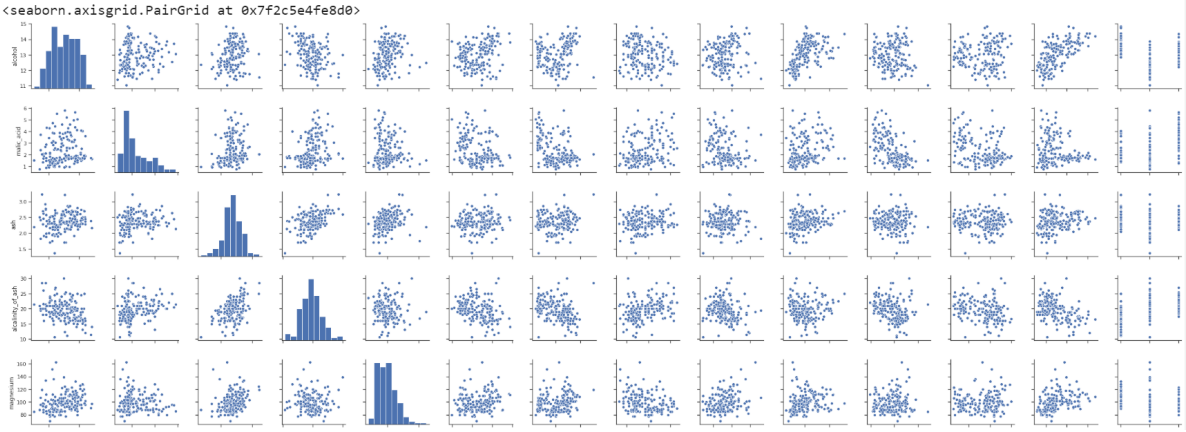

```
#Комбинация гистограмм и диаграмм рассеивания
sns.jointplot(x='alcohol', y='color_intensity', data=data, kind="hex")
```

```
<seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x7f2c5e42ae80>
```



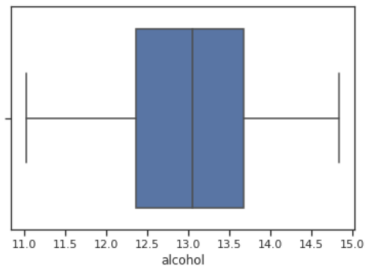
```
[ ] #Парные диаграммы
    sns.pairplot(data)
```

```
<seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x7f2c5e4fe8d0>
```



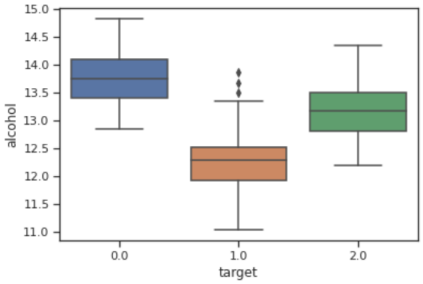
```
[ ] #Ящик с усами
    sns.boxplot(x=data['alcohol'])
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f2c5a261550>
```



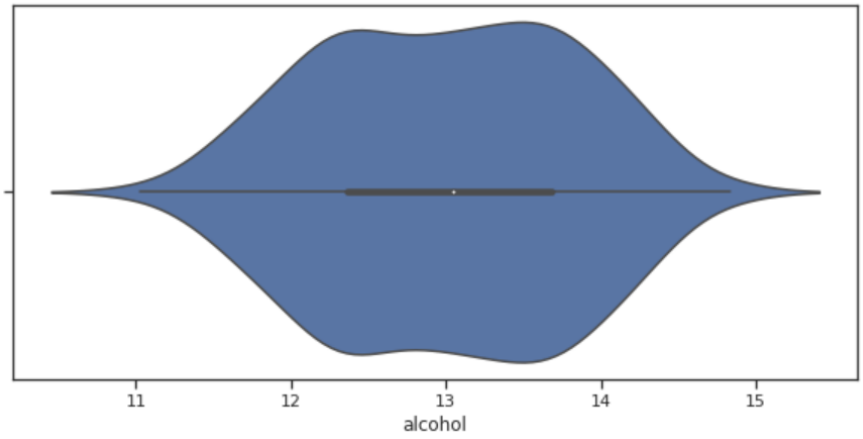

```
[ ] # Распределение параметра alcohol сгруппированные по target.
    sns.boxplot(x='target', y='alcohol', data=data)
```

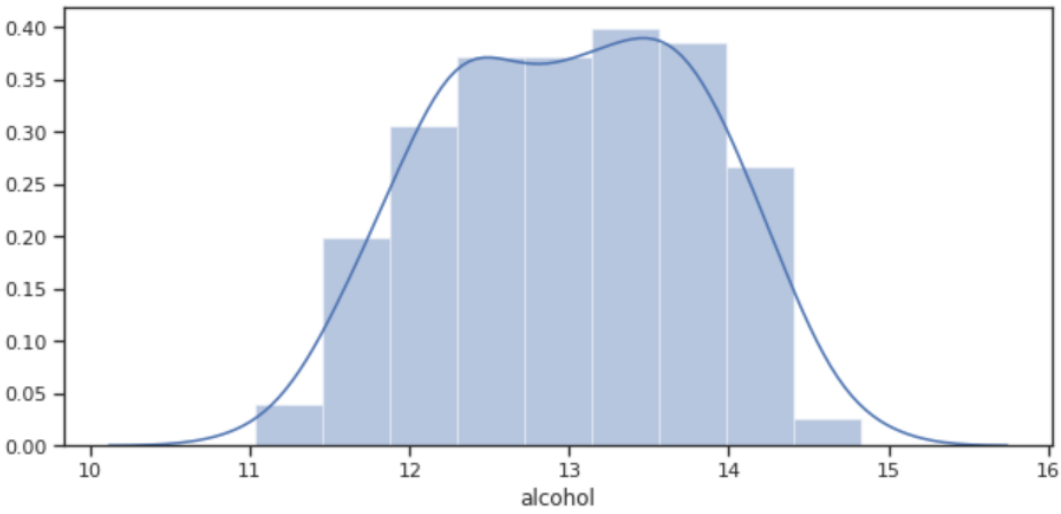
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f2c5a289f98>
```



```
fig, ax = plt.subplots(2, 1, figsize=(10,10))
sns.violinplot(ax=ax[0], x=data['alcohol'])
sns.distplot(data['alcohol'], ax=ax[1])
```

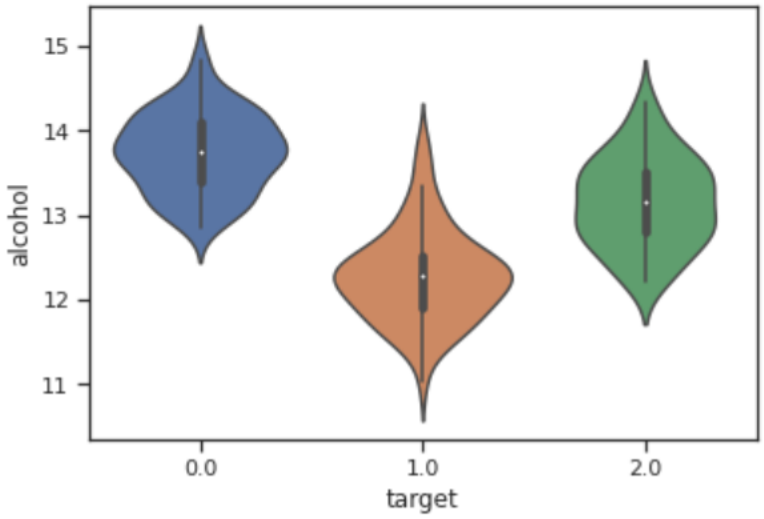
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f2c58912978>
```





```
[ ]  # Распределение параметра alcohol сгруппированные по target.
     sns.violinplot(x='target', y='alcohol', data=data)
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f2c5889b898>
```




```
[ ]  #Проверка корреляции
     data.corr()
```

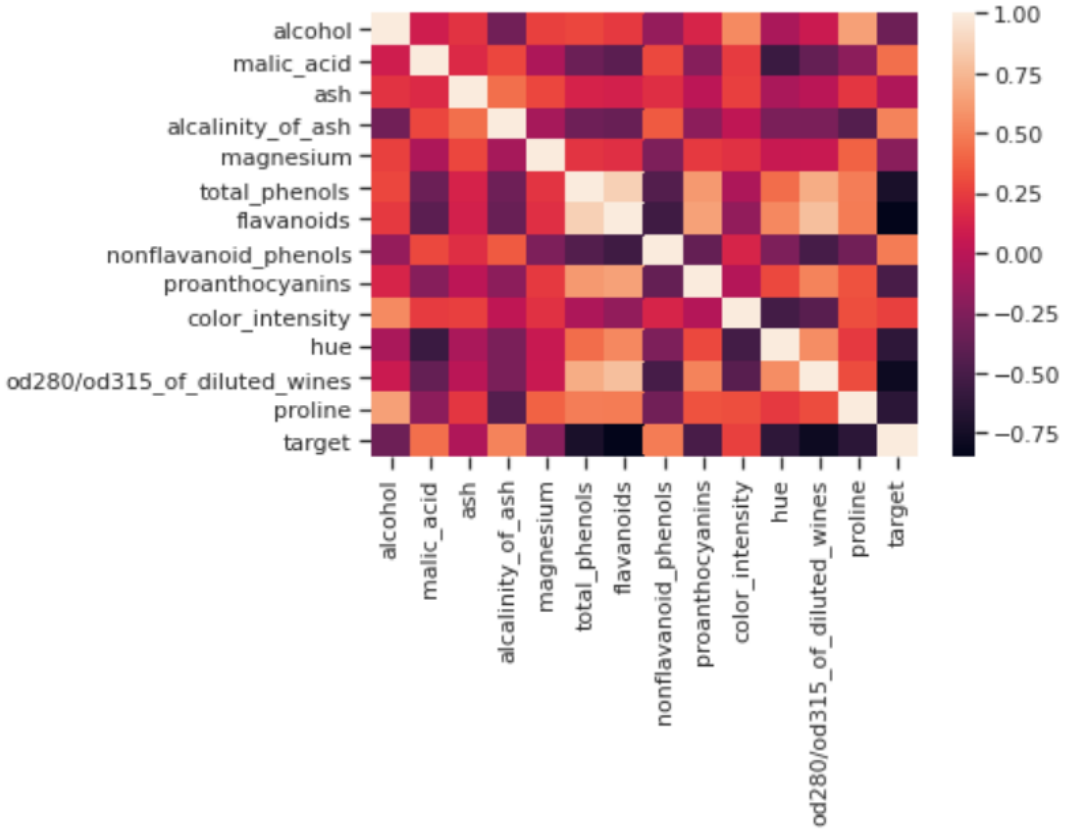
	alcohol	malic_acid	ash	alcalinity_of_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanoid_phenols	proanthoc
alcohol	1.000000	0.094397	0.211545	-0.310235	0.270798	0.289101	0.236815	-0.155929	0.
malic_acid	0.094397	1.000000	0.164045	0.288500	-0.054575	-0.335167	-0.411007	0.292977	-0.
ash	0.211545	0.164045	1.000000	0.443367	0.286587	0.128980	0.115077	0.186230	0.
alcalinity_of_ash	-0.310235	0.288500	0.443367	1.000000	-0.083333	-0.321113	-0.351370	0.361922	-0.
magnesium	0.270798	-0.054575	0.286587	-0.083333	1.000000	0.214401	0.195784	-0.256294	0.
total_phenols	0.289101	-0.335167	0.128980	-0.321113	0.214401	1.000000	0.864564	-0.449935	0.
flavanoids	0.236815	-0.411007	0.115077	-0.351370	0.195784	0.864564	1.000000	-0.537900	0.
nonflavanoid_phenols	-0.155929	0.292977	0.186230	0.361922	-0.256294	-0.449935	-0.537900	1.000000	-0.
proanthocyanins	0.136698	-0.220746	0.009652	-0.197327	0.236441	0.612413	0.652692	-0.365845	1.
color_intensity	0.546364	0.248985	0.258887	0.018732	0.199950	-0.055136	-0.172379	0.139057	-0.
hue	-0.071747	-0.561296	-0.074667	-0.273955	0.055398	0.433681	0.543479	-0.262640	0.
od280/od315_of_diluted_wines	0.072343	-0.368710	0.003911	-0.276769	0.066004	0.699949	0.787194	-0.503270	0.
proline	0.643720	-0.192011	0.223626	-0.440597	0.393351	0.498115	0.494193	-0.311385	0.
target	-0.328222	0.437776	-0.049643	0.517859	-0.209179	-0.719163	-0.847498	0.489109	-0.

```
[ ]  data.corr(method='pearson')
```

	alcohol	malic_acid	ash	alcalinity_of_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanoid_phenols	proanthocya
alcohol	1.000000	0.094397	0.211545	-0.310235	0.270798	0.289101	0.236815	-0.155929	0.13
malic_acid	0.094397	1.000000	0.164045	0.288500	-0.054575	-0.335167	-0.411007	0.292977	-0.22
ash	0.211545	0.164045	1.000000	0.443367	0.286587	0.128980	0.115077	0.186230	0.00
alcalinity_of_ash	-0.310235	0.288500	0.443367	1.000000	-0.083333	-0.321113	-0.351370	0.361922	-0.19
magnesium	0.270798	-0.054575	0.286587	-0.083333	1.000000	0.214401	0.195784	-0.256294	0.23
total_phenols	0.289101	-0.335167	0.128980	-0.321113	0.214401	1.000000	0.864564	-0.449935	0.61
flavanoids	0.236815	-0.411007	0.115077	-0.351370	0.195784	0.864564	1.000000	-0.537900	0.65
nonflavanoid_phenols	-0.155929	0.292977	0.186230	0.361922	-0.256294	-0.449935	-0.537900	1.000000	-0.36
proanthocyanins	0.136698	-0.220746	0.009652	-0.197327	0.236441	0.612413	0.652692	-0.365845	1.00
color_intensity	0.546364	0.248985	0.258887	0.018732	0.199950	-0.055136	-0.172379	0.139057	-0.02
hue	-0.071747	-0.561296	-0.074667	-0.273955	0.055398	0.433681	0.543479	-0.262640	0.29
od280/od315_of_diluted_wines	0.072343	-0.368710	0.003911	-0.276769	0.066004	0.699949	0.787194	-0.503270	0.51
proline	0.643720	-0.192011	0.223626	-0.440597	0.393351	0.498115	0.494193	-0.311385	0.33
target	-0.328222	0.437776	-0.049643	0.517859	-0.209179	-0.719163	-0.847498	0.489109	-0.49

```
[ ]  #тепловая карта
     sns.heatmap(data.corr())
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f2c5727f2b0>
```



```
[ ]  # Треугольный вариант матрицы
     mask = np.zeros_like(data.corr(), dtype=np.bool)
     mask[np.triu_indices_from(mask)] = True
     sns.heatmap(data.corr(), mask=mask)
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f2c5710acc0>
```