# Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

Факультет «Информатика и системы управления» Кафедра «Системы обработки информации и управления»



## Отчет по лабораторной работе № 1

# «Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных»

По курсу " Методы машинного обучения"

Выполнил: Житенев В.Г. Студент группы ИУ5-22М Цель лабораторной работы: изучение различных методов визуализация данных.

• Импорты библиотек

```
    [ ] from plotly.subplots import make_subplots import plotly.graph_objects as go import plotly.express as pltl
    [ ] import numpy as np import pandas as pd import matplotlib.pyplot as plt import seaborn as sbrn from sklearn import datasets
```

#### Подготовка датасета

• Импорт wine датасета из библиотеки sklearn

```
[ ] wine = datasets.load_wine()
     type(wine)

    sklearn.utils.Bunch

[ ] # Поля объекта датасета
     for x in wine:
      print(x)
C→ data
     target
     target_names
     DESCR
    feature_names
[ ] # Наименование целевых признаков
    wine['target_names']
array(['class_0', 'class_1', 'class_2'], dtype='<U7')</pre>
[ ] # Наименование переменных датасета
    wine['feature_names']
['alcohol',
      'malic_acid',
     'ash',
     'alcalinity_of_ash',
     'magnesium',
      'total_phenols',
      'flavanoids',
      'nonflavanoid phenols',
      'proanthocyanins',
     'color_intensity',
     'hue',
     'od280/od315_of_diluted_wines',
     'proline']
```

```
[] # Размерность выборки
wine['data'].shape

[→ (178, 13)

[] # Размерность целевой выборки
wine['target'].shape

[→ (178,)
```

• "Склейка" таблицы данных и целевой выборки с помощью питру

```
[ ] np.c_[wine['data'], wine['target']]
array([[ 14.23,
                                2.43, ...,
                                             3.92, 1065.
                       1.71,
                                                              0.
                                            3.4 , 1050. ,
             13.2 ,
                       1.78,
                                2.14, ...,
                                            3.17, 1185. ,
                               2.67, ...,
             13.16,
                     2.36,
                                2.26, ...,
           [ 13.27,
                       4.28,
                                             1.56, 835. ,
                                                              2. ],
              13.17,
                       2.59,
                                2.37, ...,
                                             1.62, 840.
                                                              2.
                                            1.62, 840. ,
1.6 , 560. ,
                                                              2. ]])
           [ 14.13,
                       4.1 ,
                                2.74, ...,
```

Подготовка датафрейма с помощью pandas

```
[ ] data1 = pd.DataFrame(data = np.c_[wine['data'], wine['target']], columns= wine['feature_names'] + ['target_names'] )
[ ] data1
     alcohol \ \ malic\_acid \ \ \ ash \ \ alcalinity\_of\_ash \ \ magnesium \ \ \ total\_phenols \ \ flavanoids \ \ nonflavanoid\_phenols \ \ proanthocyanins \ \ color\_intensity \ \ hue
 0 14.23
             1.71 2.43
                                15.6
                                              127.0
                                                                2.80
                                                                      3.06
                                                                                               0.28
                                                                                                                              5.64 1.04
 1
       13.20
                  1.78 2.14
                                         11.2
                                                  100.0
                                                                2.65
                                                                                               0.26
                                                                                                              1.28
                                                                                                                              4.38 1.05
             2.36 2.67
                                     18.6 101.0
                                                             2.80
                                                                      3.24
                                                                                              0.30
                                                                                                              2.81
 2 13.16
                                                                                                                             5.68 1.03
 3
       14.37
                 1.95 2.50
                                       16.8
                                                  113.0
                                                                3.85
                                                                                               0.24
                                                                                                              2.18
                                                                                                                              7.80 0.86
             2.59 2.87
                                 21.0
                                                 118.0
 4 13.24
                                                                2.80
                                                                          2.69
                                                                                               0.39
                                                                                                               1.82
                                                                                                                             4.32 1.04
                5.65 2.45
      13.71
                                       20.5
                                                  95.0
                                                                1.68
                                                                          0.61
                                                                                               0.52
                                                                                                                              7.70 0.64
173
                                                                                                              1.06
174
      13.40
                  3.91 2.48
                                         23.0
                                                  102.0
                                                                1.80
                                                                                               0.43
                                                                                                               1 41
                                                                                                                              7.30 0.70
175 13.27
                4.28 2.26
                                                                                               0.43
                                        20.0
                                                  120.0
                                                                1.59
                                                                           0.69
                                                                                                              1.35
                                                                                                                             10.20 0.59
176
       13.17
                  2.59 2.37
                                         20.0
                                                  120.0
                                                                1.65
                                                                           0.68
                                                                                               0.53
                                                                                                               1.46
                                                                                                                              9.30 0.60
      14.13
                  4.10 2.74
                                         24.5
                                                  96.0
                                                                2.05
                                                                                               0.56
                                                                                                               1.35
                                                                                                                              9.20 0.61
177
178 rows x 14 columns
```

Также разделим наблюдения по целевым признакам - по классам

```
[ ] dataByClasses = {}
  for className in wine['target_names']:
    dataByClasses[className] = data1[data1['target_names']==int(className[-1])]
```

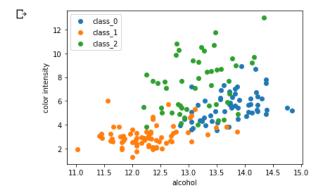
#### Использование MatplotLib

• Распределение alcohol и color\_intensity по классам

```
[ ] ax = plt.subplot()
   ax.set_ylabel('color intensity')
   ax.set_xlabel('alcohol')

for key in dataByClasses:
   ax.scatter(dataByClasses[key]['alcohol'], dataByClasses[key]['color_intensity'], label = key)

ax.legend()
   plt.show()
```



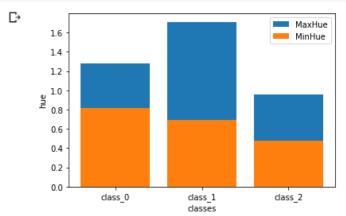
- BarChart с распределением максимальных и минимальных значений параметра hue по классам
- BarChart с распределением максимальных и минимальных значений параметра hue по классам

```
[ ] ax0 = plt.subplot()
    ax0.set_ylabel('hue')
    ax0.set_xlabel('classes')

maxData = []
  minData = []
  keys = []

for key in dataByClasses:
    keys.append(key)
    maxData.append(max(dataByClasses[key]['hue']))
    minData.append(min(dataByClasses[key]['hue']))

ax0.bar(keys, maxData, label='MaxHue')
  ax0.bar(keys, minData, label='MinHue')
  ax0.legend()
  plt.show()
```



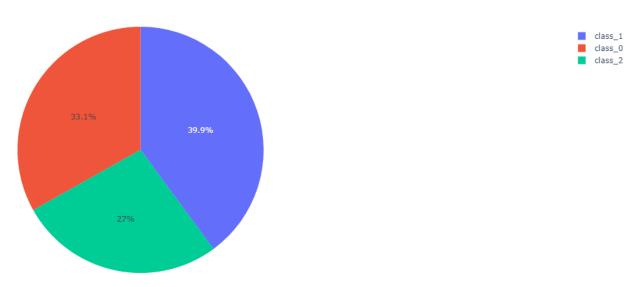
### Использование Plotly

• PieChart с распределением данных по классам

```
[] names = []
  values= []

for key in dataByClasses:
   values.append(len(dataByClasses[key]))
   names.append(key)

dataForPie = pd.DataFrame(data = np.c_[names, values], columns= ['Class Name', 'Count of observations'])
pltl.pie(dataForPie, names='Class Name', values='Count of observations')
```

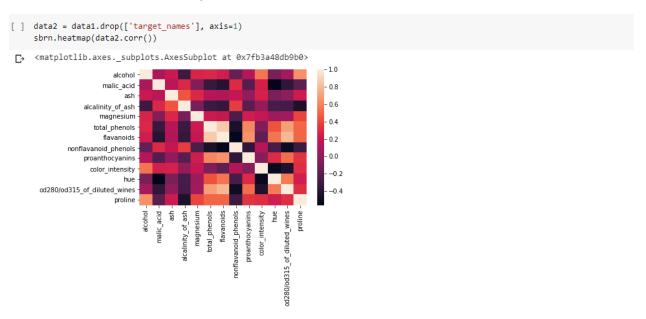


• Распределение переменных flavanoids и total\_phenols по классам

```
[ ] fig = make_subplots(rows=3, cols=1)
      counter = 1
      for key in dataByClasses:
        fig.add_trace(go.Scatter(x=dataByClasses[key]['flavanoids'] ,y=dataByClasses[key]['total_phenols'], mode='markers', name=key),
                       row=counter,
                       col=1)
        counter+=1
      fig.update_layout(
          autosize=True,
          height=600
      fig.show()
                                                                                                                                                      class_cclass_1class_2
3.5
2.5
2.5
1.5
```

#### Матрица корреляции с использованием Seaborn

В датафрейме data1 содержится колонка *target\_names*, которую необходимо отбросить для корреляционного анализа (она содержит численное значение класса наблюдения)



По результатам корреляционного анализа можно обратить внимание на то, что переменне flavanoids и total\_phenols имеют один из наибольших коэффициентов корреляции. Их распределение было продемонстрировано раннее