

МГТУ им. Н. Э. Баумана, кафедра ИУ5
курс “Методы машинного обучения”

Рубежный контроль №1
«Методы обработки данных»

ВЫПОЛНИЛ:

Фонканц Р.В.

Группа: ИУ5-21М

Вариант: 14

ПРОВЕРИЛ:

Гапанюк Ю.Е.

Москва 2022

РК1

Студент: Фонканц Роман Викторович

Группа: ИУ5-21М

Номер по списку группы (вариант): 14

Вариант задачи №1 - 14

Для набора данных проведите нормализацию для одного (произвольного) числового признака с использованием функции "квадратный корень".

Вариант задачи №2 - 34

Для набора данных проведите процедуру отбора признаков (feature selection). Используйте метод вложений (embedded method). Используйте подход на основе линейной или логистической регрессии (в зависимости от того, на решение какой задачи ориентирован выбранный Вами набор данных - задачи регрессии или задачи классификации).

Дополнительное задание (по группам)

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

Импортирование необходимых библиотек

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import scipy.stats as stats
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.datasets import load_wine
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.feature_selection import SelectFromModel
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call drive.mount("/content/drive", force_remount=True).

▼ Задача 1 (№14)

Для набора данных проведите нормализацию для одного (произвольного) числового признака с использованием функции "квадратный корень".

Произведем загрузку данных и выведем распределения признаков

```
[166] def diagnostic_plots(df, variable):
[167] data = pd.read_csv("/content/drive/MyDrive/data/wineQT.csv", sep=",")
[168] data.head()
```

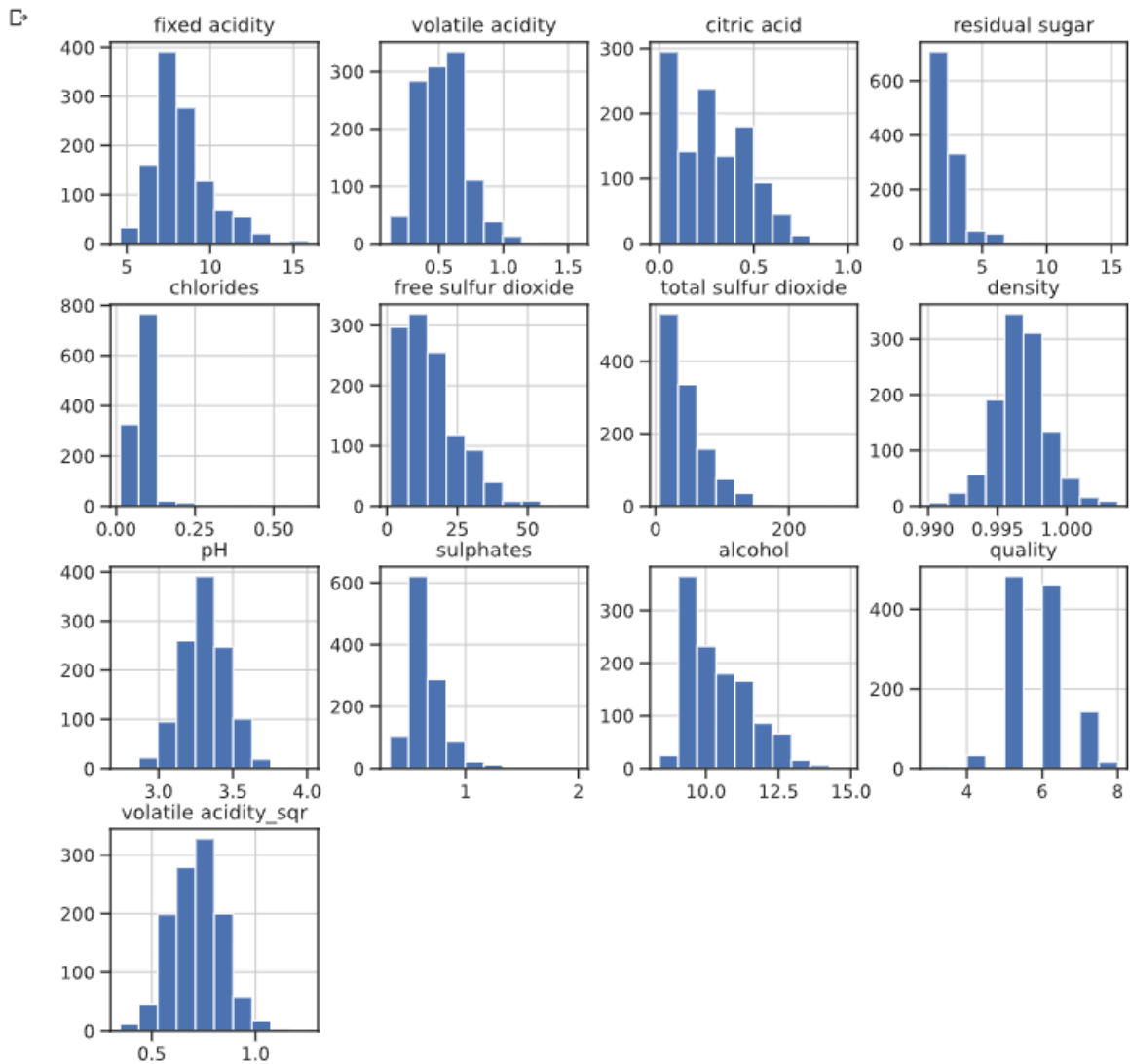
	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH	sulphates	alcohol	quality	Id
0	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5	0
1	7.8	0.88	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.9968	3.20	0.68	9.8	5	1
2	7.8	0.76	0.04	2.3	0.092	15.0	54.0	0.9970	3.26	0.65	9.8	5	2
3	11.2	0.28	0.56	1.9	0.075	17.0	60.0	0.9980	3.16	0.58	9.8	6	3
4	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5	4

```
[169] data = data.drop('Id', 1)
data.head()
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/ipykernel_launcher.py:1: FutureWarning: In a future version of pandas all arguments of DataFrame.drop except for the argument 'labels' will be interpreted as columns to be dropped. Please specify 'labels' for backward compatibility.

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	pH	sulphates	alcohol	quality
0	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5
1	7.8	0.88	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.9968	3.20	0.68	9.8	5
2	7.8	0.76	0.04	2.3	0.092	15.0	54.0	0.9970	3.26	0.65	9.8	5
3	11.2	0.28	0.56	1.9	0.075	17.0	60.0	0.9980	3.16	0.58	9.8	6
4	7.4	0.70	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5

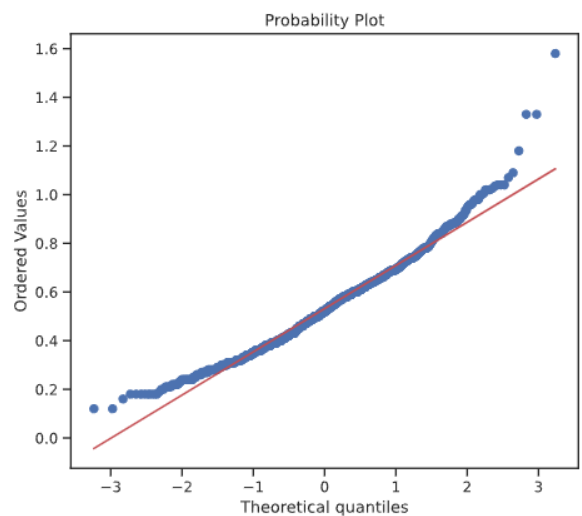
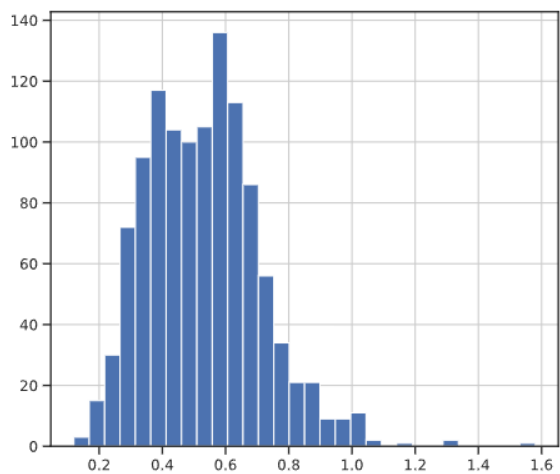
```
data.hist(figsize=(11,11))
plt.show()
```



▼ Исходное распределение

Как видно, оно несколько отличается от нормального распределения

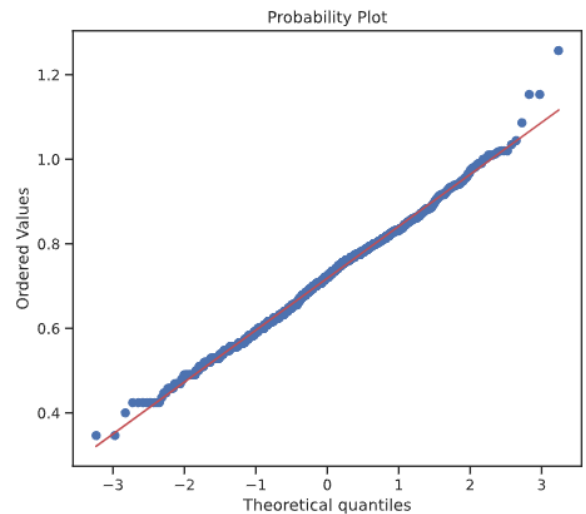
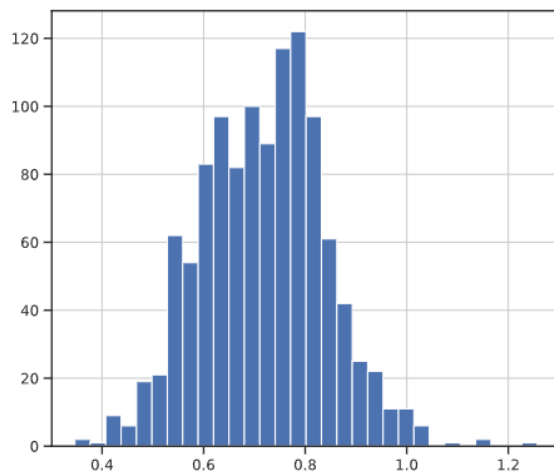
```
[171] diagnostic_plots(data, 'volatile acidity')
```



Поброуем провести нормализацию с помощью функции "квадратный корень"

```
data['volatile_acidity_sqr'] = data['volatile_acidity']**(1/2)
diagnostic_plots(data, 'volatile_acidity_sqr')
```

C



Исходя из полученного графика, видно, что с помощью функции "квадратный корень" удалось успешно нормализовать признак "volatile acidity" (летучая кислотность)

Задача 2 (№34)

Для набора данных проведите процедуру отбора признаков (feature selection). Используйте метод вложений (embedded method). Используйте подход на основе линейной или логистической регрессии (в зависимости от того, на решение какой задачи ориентирован выбранный Вами набор данных - задачи регрессии или задачи классификации).

Подготовим DataFrame на основе нашего набора данных из "Задания №1"

```
[173] #wine = load_wine()
#wine_X = wine.data
#wine_y = wine.target
#wine_feature_names = wine['feature_names']
#wine_X_df = pd.DataFrame(data=wine['data'], columns=wine['feature_names'])

wine_X = data.drop('quality', 1).values
wine_y = data['quality'].values
wine_feature_names = list(data.drop('quality', 1).keys())
wine_X_df = pd.DataFrame(data=wine_X, columns=wine_feature_names)
```

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/ipykernel_launcher.py:7: FutureWarning: In a future version of pandas all arguments of DataFrame.drop except for the
import sys
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/ipykernel_launcher.py:9: FutureWarning: In a future version of pandas all arguments of DataFrame.drop except for the
if __name__ == '__main__':
```

Используем логистическую регрессию и выведем коэффициенты регрессии

```
# Используем L1-регуляризацию
e_lr1 = LogisticRegression(C=1000, solver='liblinear', penalty='l1', max_iter=500, random_state=1)
e_lr1.fit(wine_X, wine_y)
# Коэффициенты регрессии
e_lr1.coef_
```

```
array([[ -1.68336005e-01,  -9.97504323e-01,   1.10922222e+01,
         4.32510517e-01,   2.85069892e-01,  -2.72426800e-02,
        -6.39291915e-02,  -1.00446565e+01,   8.71090569e+00,
        -1.38157830e+00,  -2.71893802e+00,   2.17939592e+01],
       [ 1.39462786e-01,  -9.60281003e-01,  -4.29711094e-02,
         7.80777304e-02,   3.76835386e+00,   1.26913489e-02,
        -1.19025220e-02,  -1.10526085e+01,   3.76393183e+00,
         9.95397645e-01,  -2.82275449e-01,   8.28756539e+00],
       [-1.71066737e-01,  -4.31562156e+00,   1.56254300e+00,
        -1.79225066e-02,   1.85616655e+00,  -1.37748536e-02,
         1.38559950e-02,   4.36423077e+00,  -5.09352869e-01,
        -2.95334751e+00,  -9.15522317e-01,   1.01296897e+01],
       [ 1.74738461e-01,  -8.97086134e+00,  -1.98059196e+00,
        -6.31169279e-02,   1.53640184e+00,   1.79484374e-02,
        -1.12675162e-02,  -4.76022406e+00,   1.04328164e+00,
         1.05110919e+00,   2.47841515e-01,   1.04425003e+01],
       [ 2.06114989e-02,  -2.21625700e+00,   7.79864688e-01,
         1.23132037e-01,  -9.48563810e+00,   1.09568609e-02,
```

Получили, что все признаки являются "хорошими" и важными

```
[175] # Все признаки являются "хорошими"
sel_e_lr1 = SelectFromModel(e_lr1)
sel_e_lr1.fit(wine_X, wine_y)
for feature, flag in zip(wine_feature_names, sel_e_lr1.get_support()):
    print(feature, ': ', flag)
```

```
fixed acidity : True
volatile acidity : True
citric acid : True
residual sugar : True
chlorides : True
free sulfur dioxide : True
total sulfur dioxide : True
density : True
pH : True
sulphates : True
alcohol : True
volatile acidity_sqr : True
```

Используем линейный классификатор на основе SVM и выведем коэффициенты регрессии

```
[176] e_lr2 = LinearSVC(C=0.01, penalty="l1", max_iter=2000, dual=False)
e_lr2.fit(wine_X, wine_y)
# Коэффициенты регрессии
e_lr2.coef_
```

```
array([[ 0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
         0.          , -0.00383004,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
        -0.08806074,  0.          ],
       [-0.02742299,  0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
         0.          , -0.00133594,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
        -0.06325883,  0.          ],
       [ 0.01143846,  0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
        -0.00933778,  0.00893415,  0.          ,  0.42945338,  0.          ,
        -0.18683808,  0.          ],
       [-0.00757633,  0.          ,  0.          , -0.00708953,  0.          ,
         0.01006724, -0.00706448,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
         0.00600374,  0.          ],
       [-0.00282314,  0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
         0.00072605, -0.00236062,  0.          , -0.39783713,  0.          ,
         0.06713358,  0.          ],
       [-0.02900044,  0.          ,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
         0.          , -0.00363658,  0.          ,  0.          ,  0.          ,
        -0.05837032,  0.          ]])
```

"Хорошими" и важными признаками являются только признаки с флагом *True*. Остальные можно отбросить для дальнейшей работы

```
[177] # Признаки с флагом False можно отбросить для дальнейшей работы
sel_e_lr2 = SelectFromModel(e_lr2)
sel_e_lr2.fit(wine_X, wine_y)
for feature, flag in zip(wine_feature_names, sel_e_lr2.get_support()):
    print(feature, ': ', flag)
```

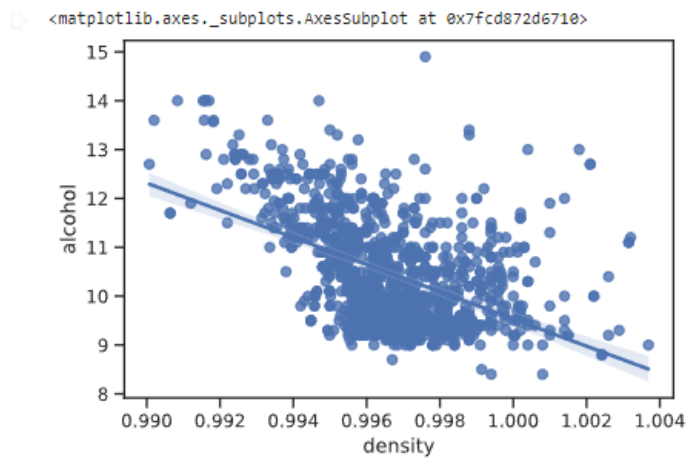
```
fixed acidity : True
volatile acidity : False
citric acid : False
residual sugar : True
chlorides : False
free sulfur dioxide : True
total sulfur dioxide : True
density : False
pH : True
sulphates : False
alcohol : True
volatile acidity_sqr : False
```

▼ Дополнительное задание

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

```
✓ [178] sns.regplot(x=data['density'], y=data['alcohol'])
```

0
38K



Построили график рассеяния, показывающий зависимость между двумя признаками: *alcohol* (крепость вина) и *density* (плотность напитка)

Данный отчет размещен в репозитории: https://github.com/Rauger474/MMO_2022